**中图法分类号**:TP391.4  **文献标识码**:A **文章编号**:1006-8961(2019) –

基于马尔可夫随机场和模糊C-均值聚类

的DTI图像分割算法

陈康，张相芬,袁非牛

上海师范大学信息与机电工程学院,上海 201418

**摘 要 ：目的** 传统的模糊C-均值聚类(Fuzzy C-means clustering, FCM)擅长解决图像中存在的模糊性和不确定性问题，是常用的医学图像分割技术之一。但FCM算法未考虑图像的邻域信息，只考虑了图像灰度信息，导致其抗噪性能不够理想。为了充分利用图像空间信息，改善FCM的缺点，将马尔科夫随机场(Markov random fields, MRF)和FCM进行结合。**方法** 针对传统的FCM算法以及现有的FCM和MRF融合算法抗噪性能和稳定性不理想的缺点，本文提出一种结合MRF的自适应加权FCM改进算法。该算法在迭代过程中，首先计算DTI图像中每个像素的隶属度值和MRF先验概率，再根据局部密度判断像素在其窗口邻域范围内的离散种类，最后将MRF空间约束场和隶属度场的权重根据像素离散种类进行自适应变化得到改进后的隶属度场，即通过在平缓区域增加MRF空间约束场的权重，在边界离散附近增加隶属度权重，以实现在消除噪声影响的同时尽可能保留DTI的图像细节信息。**结果** 把本文提出的图像分割算法用于DTI图像分割实验。结果表明，本文算法与FCM算法以及现存的MRF和FCM融合算法相比，其分割系数提高了至少3%，分割熵降低至少2%，分割聚类效果都得到提高，且分割系数和分割熵都不易受噪声幅度的影响。**结论** 本文提出的算法更加充分地利用了FCM和MRF的优点，可以准确分割DTI图像，得到边缘清晰且细节信息保留良好的分割结果，相比于传统FCM算法以及现有的MRF和FCM结合算法具有更好的抗噪性能以及更高的分割准确度。

**关键词**：模糊C-均值聚类(FCM);医学图像分割;马尔科夫随机场(MRF);DTI图像;离群点检测；自适应权重

**DTI image segmentation algorithm based on Markov**

**random field and fuzzy c-means clustering**

Chen Kang，Zhang Xiangfen，Yuan Feiniu

*College of Information, Mechanical and Electrical Engineering, Shanghai Normal University, Shanghai 201418*

**Abstract:** **Objective** Image segmentation is an important part of medical image processing. It is the premise of image analysis, understanding, description and three-dimensional reconstruction. It is also a research hotspot and a difficult problem in the field of image processing. Diffusion Tensor imaging (DTI) is a novel imaging modality developed by Diffusion weighted technology. DTI can provide unique information that cannot be provided by other imaging methods. It has many advantages that other imaging technologies do not have. The segmentation of DTI images is to use tensor characteristics differences between different tissues to segment pathological parts in biological tissues in a certain way, so as to assist the early diagnosis of primary alzheimer's disease, cerebral ischemia, stroke, schizophrenia and other brain diseases. The essence of medical image segmentation is to extract the desired target from a more complex background for the subsequent clinical treatment and diagnostic analysis. Due to the particularity of medical images, the ambiguity and uncertainty of images will lead to partial alias between images, making it difficult to find clear boundaries of different individual tissues in medical images, and cannot segment images well. Fuzzy theory can deal with the fuzzy boundary problems well, so the fuzzy clustering algorithm becomes an effective medical image segmentation method. Traditional fuzzy c-means clustering (FCM) is good at solving fuzzy and uncertain problems of images and is one of the commonly used medical image segmentation techniques. However, the FCM algorithm does not consider the neighborhood information about the image, and only considers the gray information of the image, so its anti-noise performance is not ideal. In order to make full use of image space information and improve the shortcomings of FCM, Markov random fields (MRF) and FCM are combined. **Method** Aiming at the shortcomings of traditional FCM algorithm and existing FCM and MRF fusion algorithms, this paper proposes an improved adaptive weighted FCM algorithm combined with MRF. In the iterative process, the MRF of each pixel in the DTI image is calculated first. The probabilities and membership values are determined, and then the discrete types of the pixels in the neighborhood of the window are determined according to the local density. Finally, the weights of the MRF space constrained field and the membership field is adaptively changed according to the discrete types of pixels. That is, in the gentle region, the weight of the MRF spaces constraint field is increased, and the membership weight is increased near the boundary discrete to retain the DTI image detail information as much as possible while eliminating the influence of noise. **Result** The image segmentation algorithm proposed in this paper is applied to DTI image segmentation experiments. The results show that, compared with the traditional FCM algorithm and the existing MRF and FCM fusion algorithms, the segmentation coefficient is improved by at least 3%, the segmentation entropy is reduced by at least 2%, the segmentation clustering effect is improved, and the segmentation coefficient and the segmentation entropy are not easily affected by the change of noise amplitude. **Conclusion** The algorithm proposed in this paper makes full use of the advantages of FCM and MRF, can accurately segment DTI images, obtain clear edges and retain good segmentation results with detailed information. Compared with the traditional FCM algorithm and the improved MRF and FCM algorithm, it has superior anti-noise performance and better segmentation accuracy.

**Key words：** Fuzzy c-means clustering (FCM); Medical image segmentation; Markov random airport (MRF); DTI images; Outlier detection; Adaptive weight

**0 引 言**

弥散张量成像(Diffusion Tensor imaging, DTI（Zhang X F, 2008）是基于弥散加权技术发展起来的新型成像模态。DTI可以提供其他成像方式不能提供的独特信息，具有很多其他成像技术所没有的优点，例如非侵入性和不需要造影剂等。DTI也是无创辨识活体脑白质微细结构的唯一技术，DTI可以在脑组织的分子水平上进行病变检测，并配合临床诊断，对某些疾病(脑缺血、中风、老年痴呆及精神分裂等)的发病早期进行水分子扩散异常检测，而常规核磁共振成像(Markov random fields，MRI)等设备难以检测到这种变化(Liao L等，2009)。

图像分割是医学图像处理的重要环节，是图像分析、理解、描述和三维重构等的前提，也是图像处理领域的研究热点和难点问题。医学图像分割的本质是将所需要的目标从比较复杂的背景中提取出来，以为后续临床治疗和诊断分析提供参考(Jie L等，2017)。由于医学图像的特殊性，图像之间的模糊性和不确定性会导致图像之间存在部分混叠，使得医学图像中不同个体组织之间很难找到清楚的边界，不能很好地分割图像。模糊理论可以很好地处理边界模糊问题，因此模糊聚类算法成为一种有效的医学图像分割方法。

模糊C均值聚类算法是现代应用最为广泛的模糊聚类算法，具有简单、无监督、稳健性好等特点(Lao L等，2006)。FCM算法最早由Bezedek等提出，基本原理是：通过迭代寻找聚类中心和隶属度函数，使得目标函数达到最小，从而实现图像的优化分割。当图像中存在模糊性和不确定性等不稳定因素时，就能充分体现出模糊理论的优势(Ding Y等，2016)。传统的FCM聚类算法仅仅利用了灰度之间的相关性，忽略了图像的空间信息，无法达到令人满意的准确分割结果。尤其在信噪比较低的情况下，分割结果可能产生较大的偏差(Wang Z K等，2017)。Ali等人利用FCM算法对人脑图像进行分割，首先利用形态学金字塔对预处理的多分辨图像和原始图像进行融合，再通过FCM算法对人脑图像进行分割，实验结果的准确率得到了较好提高(Ali H等，2015)。周晓明等人提出了子图分割再合并的FCM方法(Zhou X M等，2014)，该方法比传统FCM方法取得了更好的效果，但忽略了邻域对于图像分割的影响。

基于MRF进行图像分割可以充分利用图像的空间相关信息(Feng Y等，2017)，运用Gibbs场和最大后验概率(Maximum a posteriori estimation, MAP)实现图像分割，可以有效地提高抗噪性，但其缺点在于易出现过分割现象(Zhang X等，2017)。

Liu等人结合FCM和MRF(Liu S Y等，2005)，潘伟等人结合Gibbs随机场和加权FCM(Pan W等，2007)对人脑MRI图像进行分割处理。这两种融合算法的权值都是固定的，未能充分发挥FCM与MRF的优势。Chatzis等人结合隐马尔可夫随机场(HMRF)和FCM(Chatzis S P等，2008)，廖亮等人结合FCM和Gibbs场(Liao L等，2008)进行了图像分割，这些算法是将改进的FCM、MRF或不同形式的FCM、MRF进行融合，效果可以得到一定的提高，但在图像信噪比低的情况下分割效果依然不是很理想。

从图像分割的角度来讲，图像中的像素点大致分为噪声点、边缘点和区域内部像素点。根据图像邻域像素的相关性(Tam S C F等，2009)，结合基于邻域密度的离散点检测，本文提出一种新型的FCM和MRF融合算法，可以更加充分地发挥FCM和MRF算法的优点，提高分割准确性和抗噪性。

1. 结合MRF与FCM的聚类分割
   1. 模糊理论基础

生活中会存在很多模糊事物，这些事物多少都会存在一些不确定的因素。生活中的模糊是常见的且不可琢磨的。但它在数学上却有着很明确的定义，模糊数学是研究和处理模糊现象的数学方法和理论。

1965年，美国扎德L.A.Zadeh在《信息与控制》的学术期刊上发表了一篇“Fuzzy Set”

的论文。他在论文中将模糊性的定义很精确的表示出来，并且提出了集合理论，“模糊”这个词引起了很多研究者学者的关注。

1.1.1模糊集合理论

模糊集合可以作为普通集合的扩展部分。对于普通结合来说元素x和集合A的关系是包含于不包含，元素的分类划分非常明确。对于集合A的特征函数来说，应该是:

模糊集合主要针对的是边界区分界限不是很明确的集合。它的取值是从集合中的0或者1扩展至0到1之间的所有值。特征函数被隶属函数所取代，从普通集合转换为模糊集合。

定义:令U是邻域， 将任意uU映射到[0,1]上某个值的函数，即

:U→[0,1]

→

那么论域U上的一个隶属函数被定义为，U上的模糊集由集合A表示，集合A由组成，称为对A的隶属度。

根据之前的定义可知，隶属函数表示的是元素u对集合A的模糊程度。当与1距离越小时，元素u相对于集合A的程度越高，表示该元素隶属于集合A的可能性越大；值越小，与0距离越来越小时，表示该元素不隶属于集合A。当=0或=1时，集合A为普通集合，隶属函数成为特征函数。

一般情况来说，如果是离散的有限集U={u1,u2,…,un}的论域，它的模糊集可以表示成:

为了可以将元素与隶属度的关系更加具体的表述，Zadeh使用以下形式表示:

如果是连续论域，则可以表示成如下形式:

公式 和的∑和∫符号表示的是元素与隶属度之间的对应关系，

1.1.2模糊聚类分析

样本在分为不同类别时，必须利用相似性度量去判断相同类别之间的相似性和不同类别之间的差异性。

将相同类别中的元素之间的差异性减小，并且扩大不同类元素之间的差异性是聚类的最终目的。聚类的过程如下所示:

数据预处理

特征选择

定义相似度量函数

聚类或分组

聚类结果评估

结束输出

**图 聚类过程图**

统计学中，聚类分析也可以称为聚类分析。根据事物之间的模糊性，根据需求来划分事物的不同分类。聚类在数据分析、模式识别、医学诊断以及图像分割等不同领域的科学与工程中发挥着关键作用。

**1.2模糊C均值聚类算法**

**1.2.1**.算法原理及算法步骤

传统FCM聚类算法是将具有N个元素的有限集X划分为C个模糊类，有限集X表示为，通过不断更新像素隶属度和聚类中心，使得目标函数达到最小，从而完成聚类。其目标函数为:



其中，*J*代表目标函数；表示第*i*个元素与第*c*个聚类中心的欧式距离； *m*为相对于模糊隶属度的加权指数，一般为一个常数，通过加权指数m可以控制数据聚类结果的模糊程度。且；U= []来表示隶属度矩阵， 矩阵中的元素表示元素*xi*属于类别*c*的模糊隶属度，的取值范围是[0,1]。隶属度矩阵需满足以下约束条件：

(2)

结合目标函数和隶属度性质，运用拉格朗日乘子法，引入拉格朗日乘子。对公式(1)的目标函数进行更新如下：

 (3)

将上式分别对、和求偏导:

根据拉格朗日乘子法，可以求得当目标函数取得最小值时，隶属度和聚类中心的求解公式分别为：

 (4)

 (5)

其中，。

将每次迭代得到的各个类聚类中心和每个元素对每个类的隶属度值，代入公式(3)通过不断迭代求得目标函数的最小值，从而完成最终聚类，得到模糊聚类的结果*U*：



1.3马尔科夫随机场算法

1.4基于空间离散关系的结合算法

(6)

**1.2 模糊MRF算法**

DTI图像具有边界模糊性以及多噪声等特点，对DTI图像进行分割，不仅需要考虑DTI图像的灰度信息，还需要考虑DTI图像的空间信息。基于MRF模型的图像分割算法不仅能够充分利用图像的空间信息，而且具有很强的抗噪性能(Qian P等，2017)。

模糊MRF算法描述为：假设一个大小为的DTI图像，其马尔科夫随机场为 (其中)，是离散的随机变量且有为分类数目。表示图像中在处的像素点归于第类。其中，是马尔可夫模型。由Hammersley-Clifford定理可知，马尔可夫随机场可以等价描述为Gibbs分布。因此，*Y*的联合概率分布(Gibbs分布)表示为：

 (7)

在式(7)中，表示能量函数，称为拆分函数，是归一化常量，是仅与子团*c*内各项元值有关的子团势函数，即：



 (8)

其中，*β*为耦合系数，表示邻域内相邻像素的惩罚程度。*s*，*r*表示图像中的任意两个不相同的像素。

MRF关于空间的约束可以简单地描述为：图中每个像素的分类都只会被像素的邻域像素类别属性影响，和其邻域外的像素类别无关，即：



 (9)

式中，, *ηij*代表原图像中位置为的点的邻域。其中，*n*表示的邻域范围包含的像素数量。由式(7)-(9)可得：



 (10)

最后得到MRF空间约束场公式为：

 (11)

**1.3 结合MRF的自适应加权FCM改进算法**

采用传统FCM算法对DTI图像分割时，只考虑了DTI图像的灰度信息，未考虑DTI图像的空间信息，导致分割精度受噪声影响而下降。将FCM算法和MRF算法进行融合，可以充分利用DTI图像灰度信息和空间信息，提高图像分割的抗噪性能，进而提高DTI图像分割精度。本文基于像素局部密度信息判定像素在其窗口邻域内的离散型，从而确定每个像素在其窗口邻域范围内属于离群点或是内部点，进而确定加权函数，即当像素点*t*在其窗口邻域范围*η*(*t*)内是一个孤立的噪声点时，趋近于0;当像素点*t*是其邻域内部的点时，趋近于1。使用该方法对图像进行遍历，得到DTI图像的加权函数，再基于加权函数对FCM隶属度和MRF空间约束场进行融合，使二者的结合更加合理。

局部离散点检测基于像素窗口邻域密度的离群度进行(M.M. Breunig等，2000)。窗口邻域用于确定像素点的密度特征比较范围，即每个像素点的密度特征与该像素点窗口邻域内的各个像素点密度特征进行比较。表示在窗口长度为的情况下，与像素点*t*的欧氏距离最近的*k*个像素点的集合。根据像素*t*与其*K*-近邻内像素点*o*之间的欧氏距离可以得到像素*t*在窗口邻域内的密度，即：

 (12)

令为像素点*t*到窗口邻域内像素点*o*的可到达距离，则：

 (13)

对于像素点*t*来说，其窗口邻域密度为，如式(14)，反映了像素点*t*与整个窗口邻域内其他像素点的欧式距离关系，可达密度越小，该点是离群点的可能性越大。

 (14)

根据像素点的窗口邻域密度，定义其离群因子系数为：

 (15)

通过式(15)可知，如果像素点的离群因子系数接近1，则说明该像素点与ɛ窗口邻域内像素点同属一个类别；如果该像素点离群因子系数小于1,说明像素点的密度高于其窗口邻域内其他像素点密度，属于窗口邻域内的密集点；如果该像素点离群因子系数大于1，说明的密度小于其邻域点密度，像素点可能是异常点。

令为关于像素点的离群因子判别系数，即：

 (16)

越接近0，则该像素为奇异点可能性越大；越接近1则代表该像素为区域内部点的可能性越大。

本文根据像素在窗口邻域范围内的离散因子判别系数来判断当前像素的所属类别。通过在均匀区域内增加MRF先验概率的权值，实现噪声平滑，在边界离散附近，增加FCM隶属度场的权重，可以最大程度地保留边界细节。

算法在每次迭代过程中，首先通过式(6)、(11)来计算每个像素的MRF先验概率和FCM隶属度矩阵，然后根据式(16)得到像素的加权函数，最后确定像素的改进隶属度值*:*

 (17)

综上所述，本文算法步骤描述如下:

1. 根据式(6)，通过标准FCM算法得到像素的隶属度场；
2. 根据式(11)，计算得到每个像素的MRF空间约束场先验概率；
3. 根据式(16)对原始图像进行计算，求得像素的自适应加权函数；
4. 根据式(17)，将隶属度场和MRF空间约束场进行融合得到改进的隶属度矩阵，并进行归一化；
5. 利用改进隶属度矩阵更新聚类中心，并最终输出分割结果。

**1.4 实验结果**

**1.4.1 实验数据**

本文采用明尼苏达大学生物医学功能成像与神经工程实验室提供的58层DTI数据进行图像分割实验。该DTI数据由德国西门子的3Tesla Trio核磁共振仪采集，采集轴向为58层的DTI数据，体元大小为2mm×2mm×2mm，TE=95ms，TR=8.7s。所采用的DTI数据集具有完备、清晰的人脑组织信息，是DTI 研究常用的数据集。

本实验选取脑组织区域较为明显的第26层DTI图像数据进行分割实验，并对第26层图像数据手动叠加噪声干扰验证算法的抗噪性。如图1 (a)-(e)为分别叠加了噪声级别为0%，3%，5%，7%，9%，15%的第26层人脑DTI图像。实验主机配置为2.60GHZ CPU，8G内存的Intel(R) Core(TM)i7处理器，Windows10操作系统。在Matlab R2014a仿真平台上进行编程实现。



图1. 不同噪声下的DTI图像

Fig1.DTI images under different noise

为了定量地评价算法的聚类结果，本文采用分割系数和分割熵两个评价指标：

 (18)

 (19)

其中，*N*为样本总量，*c*表示类别数，为模糊聚类中的隶属度函数。对于模糊聚类的样本集，每个样本点都有唯一的分类。分割系数取值范围为[1/*c*,1]，该指标值越大，即值越接近1，表明聚类效果越好，聚类结果就越明确；值越接近1/c，聚类结果就越模糊。为分割熵，该指标值越小表明聚类效果越好，当其达到最小值时聚类效果最佳。

**1.4.2实验结果分析**

为验证本文算法的分割效果，对图1所示的人

脑第26层DTI图像，分别使用传统FCM、KFCM、AGWRFCM(LU H Q等，2018)、多层马尔科夫随机场与模糊C均值聚类融合(Jin Y N等，2016)、FCM-MRF(SHE L H等，2012)以及本文算法进行分割实验对比。噪声级别为0%、5%、15%的人脑第26层DTI图像分割结果分别如图2、图3、图4所示。其中，图（a）、图（b）、图（c）、图（d）、图（e）、图（f）分别为传统FCM、KFCM、AGWRFCM、多层马尔科夫随机场与模糊C均值聚类融合、FCM-MRF以及本文算法的分割结果。

由实验结果来看，在DTI图像存在大量噪声的情况下，FCM算法与KFCM算法的抗噪能力较差，分割结果出现了大量的噪声点。AGWRFCM算法抗噪能力较强，但是图像分割边缘细节不清晰。多层马尔科夫随机场与模糊C均值聚类融合算法可以降低噪声干扰，但是其边缘细节丢失较为严重，分割结果边界不够清晰，体素归属不清晰。FCM-MRF算法具有很好的抗噪能力，但是在其分割结果中，丢失了大量的细节信息，效果并不理想。本文算法分割得到的胼胝体对组织边缘的细小区域划分得更加准确，且周围错误分割的区域较少，说明分割准确性得到了提高。



图2 6种不同算法对噪声级别为0%的DTI分割效果

Fig.2 6 different algorithms for DTI segmentation with noise level of 0%



图3 6种不同算法对噪声级别为5%的DTI分割效果

Fig.3 6 different algorithms for DTI segmentation with noise level of 5%



图4 6种不同算法对噪声级别为15%的DTI分割效果

Fig.4 6 different algorithms for DTI segmentation with noise level of 15%

本文通过计算迭加了不同级别噪声的第26层脑部DTI图像的分割系数和分割熵来定量分析评价分割算法的效果。表1表示不同噪声级别情况下各个算法的分割系数比较。由表1可知，本文算法的分割系数要高于其他5种分割算法，且在噪声强度增大的情况下也基本保持稳定，而其他分割算法的分割系数则随着噪声强度的变化而有所波动。

**表1 各个算法的分割系数比较**

**Table 1 Segmentation coefficient representation of each algorithm**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Vc | 0% | 3% | 5% | 7% | 9% | 15% |
| FCM算法 | 0.8727 | 0.8625 | 0.8432 | 0.8375 | 0.8296 | 0.8217 |
| FCM\_MRF算法 | 0.8225 | 0.8218 | 0.8216 | 0.8198 | 0.8189 | 0.8181 |
| AGWRFCM算法 | 0.9172 | 0.9169 | 0.9170 | 0.9168 | 0.9166 | 0.9167 |
| 多层MRF算法 | 0.9278 | 0.9275 | 0.9274 | 0.9276 | 0.9275 | 0.9272 |
| KFCM算法 | 0.8926 | 0.8817 | 0.8689 | 0.8621 | 0.8579 | 0.8471 |
| 本文算法 | 0.9437 | 0.9431 | 0.9428 | 0.9421 | 0.9425 | 0.9423 |

表2为各个算法的分割熵，由表可知本文算法的分割熵要略低于其他分割算法，且随着噪声强度的变化保持了较好的稳定性。

综合多个评定指标及DTI图像分割结果可知，本文提出的融合算法在分割精度及抗噪性能方面均优于FCM算法及其改进FCM算法。

**表2 各个算法的分割熵**

**Table 2 Segmentation entropy of each algorithm**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Ve | 0% | 3% | 5% | 7% | 9% | 15% |
| FCM算法 | 0.1478 | 0.1508 | 0.1452 | 0.1674 | 0.1755 | 0.1821 |
| FCM\_MRF算法 | 0.1520 | 0.1598 | 0.1689 | 0.1802 | 0.1876 | 0.1945 |
| AGWRFCM算法 | 0.0894 | 0.0895 | 0.0898 | 0.0901 | 0.0898 | 0.899 |
| 多层MRF算法 | 0.0791 | 0.0804 | 0.0825 | 0.0841 | 0.0867 | 0.0874 |
| KFCM算法 | 0.1382 | 0.1398 | 0.1459 | 0.1502 | 0.1576 | 0.1602 |
| 本文算法 | 0.0726 | 0.0731 | 0.0733 | 0.0737 | 0.0738 | 0.0742 |

**1.5 结论**

本文基于离群点类型提出一种自适应权值的FCM和MRF融合算法应用在DTI图像分割中。通过遍历DTI图像得到每一个像素的自适应权值，并将加权函数用于控制隶属度和MRF空间约束场在改进隶属度方程中的比例。实验结果表明，本文算法改进了FCM算法只利用图像的灰度信息，而未考虑其空间相关性所导致的图像抗噪性能差的缺点。本文通过对DTI图像进行分割实验并定量分析，结果表明本文算法在聚类划分指标上均优于现有算法，是一种切实可行的DTI图像分割算法。

2、基于改进区域生长算法的模糊连接度分割算法

2.1概述

本章介绍了基于区域生长算法和多种子点输入的模糊连接度的医学图像分割技术。在传统的基于模糊连接度的医学图像分割过程中，种子点的选取是一个比较敏感的问题，尤其是当目标为多块区域且不相联通的情况，本文会采用一种利用灰度邻近的方法选取候选种子点的方法来解决这一问题。

在本章中，首先介绍了本次所用到的预处理技术;然后，介绍区域生长算法，并说明该算法如何与模糊连接度算法进行相结合；接着，由单种子点的局限性，引出了基于灰度邻近的模糊连接度算法；最后，测试了不同算法的结果，并给出了结论和评价。

2.2预处理

图像预处理部分

在对图像进行分割处理的过程中，图像质量的优劣会影响到分割算法的分割精度以及分割效果，除了对分割算法本身的优化之外，预处理技术在整个图像分割计算流程中也有着举足轻重的地位，因此，图像的预处理也是不能忽视的一个环节。与传统的图像增强方法不同的是，图像模糊增强方法用模糊理论理解、表示和处理图像的块或者特征。根据处理空间的不同可以将模糊理论为基础的图像增强方法分为：基于模糊理论的空域增强方法和变换域增强方法两大类。空域增强方法可以具体分为利用模糊集合进行灰度变换和空域滤波等等，空域法主要包括直方图均衡化、反锐化掩模算法等；变换域增强方法和频域增强方法类似，首先将图像从空间域映射到模糊域，在模糊域中采用合适的方法对图像进行增强处理，再将图像逆映射回空间域。

1.1图像模糊增强理论

模糊域图像增强处理的主要步骤如图所示。

频域逆变换

隶属度函数修正

输出图像

频域变换

输入图像

模糊逻辑模糊集理论

图

(1)、图像模糊化:定义适合输入图像的隶属度函数即映射函数，通过映射函数将输入图像从空间域映射到模糊特征平面；

(2)、隶属度函数修正:在模糊域中，利用合理的模糊增强技术修正隶属度值；

(3)、图像去模糊化:通过隶属度函数的逆变换，将修改后的隶属度映射回空间域。

其中，模糊增强算法的重心是隶属度值的修正，通过一系列的模糊增强技术来修改隶属度值，从而达到对输入图像增强的目的。

对于一幅数字图像X来说，假设其大小为M×N，根据模糊集的概念，将数字图像X等效为一个模糊集合，矩阵表达式如下：

或者可以将X表示成:

表示X中位于(i，j)处的像素灰度值，所有像素的隶属度表示了图像X的模糊域，隶属度值表示像素对某一个特征的从属关系，或者对某些自己的从属关系。可以通过隶属度函数映射到，但不同的隶属度函数将生成不同的模糊特征矩阵。

1.2经典的模糊增强算法

Pal等人最先将模糊集理论运用于图像增强处理中，并且呈现除了比较好的效果。Pal算法首先确定一个隶属度函数，将图像从灰度域映射到模糊域中，其中隶属度函数表达式为：

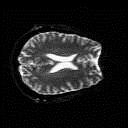
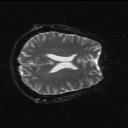
其中，表示像素(i，j)的灰度值相对于图像X的最大灰度级的隶属程度，、都是模糊影响因子，一般取值为2，可由渡越点所得出，=0.5时对应的灰度值称为渡越点，通常可以使用Ostu等方法来确定渡越点的取值，即为:

然后在模糊域对隶属度值做非线性变换以对图像进行增强处理

将隶属度值进行非变换的作用就是将隶属度值小于0.5的值持续减小，持续增大大于0.5的隶属度值，从而可以达到增加图像对比度的作用。

最后将模糊隶属度进行逆变换，将图像从模糊域重新变换到空间域。

效果如下图所示



图

经过图中我们可以看出，经过式()变换之后，会出现模糊隶属度值 低于 隶属度的最小值情况，因此 可能出现小于0的情况，显然对于图像的灰度级来说，不可能出现小于0的情况，因此在PAL算法中会将小于0的那些像素灰度值全部设置成0，

1.2改进Pal算法

在处理图像增强问题时，传统Pal算法存在很多缺陷。Pal算法中，的取值范围为，经过非线性变换后，原图像中很多低灰度值会被硬性设置成0，所以会造成0灰度附近信息不能很好的呈现。即会很容易将原图像中一些灰度值靠近0的像素经增强操作后灰度值被压缩为0，从而不能很好的辨别这些特征；处理速度慢。Pal算法中，空间域转模糊域以及模糊域转空间域变换计算公式较为复杂，计算量大，使算法耗时过多；Pal算法中，存在容易陷入局部最优和收敛速度慢等问题。

为了减少计算量，避免灰度值的丢失，使用了新的隶属度函数，即:

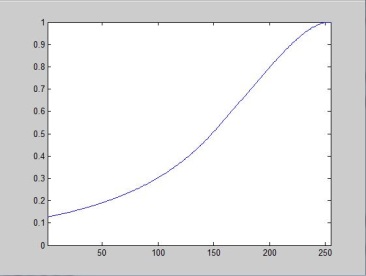
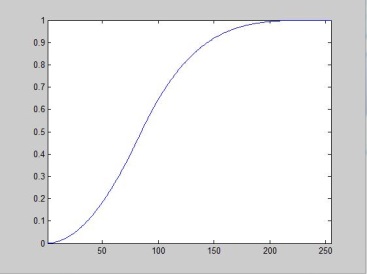
式中，是最小灰度值，是最大灰度值。

利用幂律变换对Pal算法中的非线性变换进行改进优化:

式中，为点(i，j)处灰度值的隶属度函数，当=2时效果最好。

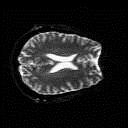
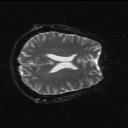
通过模糊域的逆变换将图像重新变换到空间域中，逆变换为：

为了对改进算法进行检验，选择标准的实验图像进行仿真。如图所示，图(a)为原始Pal算法的隶属曲线，图(b)为改进的Pal算法的隶属曲线。可以看出，经过改进后，它们起始点不一样，不会丢失低灰度值，保留了更多细节信息，改进后的隶属函数更加接近线性曲线，所需时间减少，提高了算法效率。

1.3实验结果对比

为了检验本文算法在DTI图像上的处理效果。本文采取主观评价和客观评价两种方法对图像的增强效果进行评价。



从客观方面评价，选择了平均梯度(AG)、边缘强度(EINT)、图像清晰度(C)、标准差(STD)和信息熵(E)等5个参量作为评价标准。AG反映了细节的表达力，表示模糊程度，数值越大则图像变换越明显。设一幅大小为M×N的图像

EINT实质上表示边缘点梯度幅值，边缘数值越大，则边缘越清晰。

C指图像细节和边界的清晰度，数值越大则图像越清晰。

STD代表图像的额对比度，数值越大则可以显示出更多的细节信息，图像的质量越好

，

其中，是的均值

E表明图像所含信息的程度，值越大则图像细节信息越丰富。

,

其中，为图像中像素值为出现的概率。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | AG | EINT | C | STD |
| Pal | 7.8006 | 0.7171 | 6.5468 | 38.9440 |
| 本文 | 8.9133 | 0.6733 | 7.4962 | 68.1881 |

2.3模糊连接度

2.3.1种子点集的区域生长

区域生长算法本质上是将相似像素进行结合的过程，从而形成一个属性尽可能大的相似区域。第一步，需要将每个区域的种子像素作为一个生长的起点，计算种子像素的邻域像素集合，通过特定的规则获取它们的属性差异，将该邻域像素集合附近具有与该像素集合相同或相似的像素进行合并到种子像素集合所在的区域，并将新的像素集合作为一组新的种子像素，不断重复上述过程，直至无法再往像素集合内添加像素为止，到这一个区域的生长过程便完成了。

经典区域生长算法的步骤:

1. 创建矩阵F，将其记录一个像素点是否被使用处理过；
2. 将种子点依次加入集合Q中，其中集合Q储存了待生长处理的种子点；
3. 根据特定规则将种子集合Q中种子点弹出，判断种子点8邻域范围内的关系，若与种子点相似，则加入集合中，并作为下次执行生长算法的种子点；
4. 当集合为空后便停止生长过程。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  | A |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

图 、执行区域生长算法之前

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  | A |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |

图 、执行区域生长算法之前

在图中，图像的三种不同属性的区域用三种不同深浅的颜色来表示，现在设置起始点A如图所示，在执行区域生长算法之后，所获得目标区域如图斜线区所示。

在应用区域生长算法到获取种子点集的过程中，需要注意:

1. 种子点选取方法:

种子点的选取方法有很多，在大多数时候都是采用与人工交互的方式实现，也可以使用其他方式来实现的。比如来说，可以将物体的中心，重心或者其他算法所得到的特征点进行初始特征点，但一般情况来说，完全自动选取种子点的方式不是值得推荐的，对于医学图像来说，因为对于目标的准确率要求比较高，所以不能采用完全自动获取种子点的方法。另外一种比较好的方法是采用半自动获取，例如在绪论中介绍的基于多切片位置规律的半自动种子点的获取方法。

1. 确定在生长算法执行的过程中能将邻近像素添加进来的准则：

将邻近像素添加的准则是非常重要的，比如，灰度值之间的差值、彩色图像的颜色之间的差值、梯度值的大小和方向之间的差异，或者是添加该像素与否所导致的区域灰度和梯度特征的变化量等。

1. DTI图像三维重建

DTI 图像的三维重建[50]是通过将二维图像中提取得到的感兴趣区域进行三维显示的过程。当医生需要从组织的整体去直观地分析某一组织时，往往是通过二维信息的空间想象建模，这样立体化的效果往往不佳，并且容易丢失相关信息。为了解决这一问题，本章通过基于 VTK[51]的三维重建解决了这一个题。本章由于是基于 VTK 去实现三维重建，所以首先对 VTK进行了介绍，详细分析了VTK的结构层次和类库含义，同时在对 VTK类库进行编译时，用到了 Cmake平台，所以又详细介绍了如何在 Cmake配置 VTK环境，之后研究并详细说明了本章所用的面绘制算法：移动立方体算法。由于大部分学者在心脏和肺部的三维重建所做的工作较多，所以本文结合实际的条件，利用人脑的胼胝体数据，通过编写相应代码，在VS 2010 的开发平台上实现了三维重建的过程。

5.1 三维重建的基本过程

本章图像三维重建的基本过程如图 5-1 所示，首先将图像转化为计算机可以

直接处理的格式并存储。在开始下一步的处理之前对图像做预处理，通过对图像

做滤波操作，去除图像中的噪声，以便使显示效果最佳。去除噪声的影响之后，

对图像进行分割处理，将我们感兴趣的区域提取出来，对提取出的感兴趣区域构

造体数据，作为我们三维重建的源数据。最后，利用三维可视化平台 VTK 的重

建算法[52][53]对输入的体数据进行处理，最终显示重建后的三维立体数据。

#### 参考文献(References)

Ali H, Elmogy M, El-Daydamony E, et al. Multi-resolution mri brain image segmentation based on morphological pyramid and fuzzy c-mean clustering[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2015, 40(11):3173-3185.

Chatzis S P and 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.

Ding Y and Fu X. Kernel-based fuzzy c-means clustering algorithm based on genetic algorithm[J].Neurocomputing, 2016,188:233-238.

Feng Y，Dong F，Xia X，et al. An adaptive fuzzy C-meansmethod utilizing neighboring information for breast tumor segmentation in ultrasound images[J]. Medical Physics，2017，44(7): 3752-3760.

Jin Y N, CAO G, SHANG Y F. Image segmentation based on multilayer Markov random field fusion [J].Computer Applications and Software,2016,(4):169-172.[金永男, 曹国, 尚岩峰. 基于多层马尔科夫随机场融合的图像分割[J]. 计算机应用与软件, 2016, (4):169-172.]

Jie L, Liu W, Sun Z, et al. Hybrid fuzzy clustering methods based on improved self-adaptive cellular genetic algorithm and optimal-selection-based fuzzy c-means [J].Neurocomputing,2017, 249:140-156.

LU H Q, GE H W. Adaptive gray-weighted robust fuzzy C-means algorithm for image segmentation[J].CAAI transactions on intelligent systems, 2018, 13(4): 584-593. [陆海青, 葛洪伟. 自适应灰度加权的鲁棒模糊C均值图像分割[J].智能系统学报, 2018, 13(4):584-593.]

Liao L and Lin T S. A kermelized fuzzy c-means clustering using fuzzy Markov random field model for brain MR image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2009 , 14(9):1732-1738. [廖亮, 林士胜. 基于核聚类算法和模糊Markov随机场模型的脑部MR图像的分割[J]. 中国图像图形学报, 2009, 14(9) : 1732-1738. ]

Liao L, Lin T S, Li B, et al. MR brain image segmentation based on modified fuzzy c-means clustering using fuzzy Gibbs random field[J]. Journalof Biomedical Engineering, 2008, 25(6):1264-1270.

Lao L, Wu X M and Zhu X F. Survey on application of fuzzy set theory for image segmentation [J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis ,2006, 11(3):200-205. [劳丽，吴效明，朱学峰. 模糊集理论在图像分割中的应用综[J]. 中国体视学与图像分析, 2006, 11(3):200-205.]

Liu s Y , Li x F, and Liz M. A new image segmentation algorithm based on the fusion of Markov random field and fuzzy c –means clustering [C] // Proceedings of International Symposium on Communications and Information Technologies. Piscataway, NJ, USA : IEEE. 2005:144-147

M. M. Breunig, H. P.Kriegel, R.T.Ng, J.Sander.LOF:Identifying Density-based Local Outliers. SIGMOD,2000,29(2):93-104.

Pan W, Fu J, Wei J, et81. Weighed—FCM image segmentation algorithm combined with Gibbs random field [J] . Electronic Measurment Technology, 2007, 30(11) : 190-192. [潘伟, 付佳, 位军, 等. 结合 Gibbs 随机场的加权模糊c均值图像分割算法[J]. 电子测量技术, 2007, 30(11): 190-192.]

Qian P, Zhao K, Jiang Y ,et al. Knowledge-Leveraged Transfer Fuzzy C-Means for Texture Image Segmentation with Self-Adaptive Cluster Prototype Matching [J].Knowledge-Based Systems, 2017.

SHE L H, ZHONG H, ZHANG SH.Fuzzy C-means clustering algorithm combined with markov random field for brain MR image segmentation [J].Journal of Image and Graphics, 2012, 17(12): 1554-1560.[佘黎煌,钟华,张石.结合马尔可夫随机场与模糊C-均值聚类的脑MRI图像分割[J].中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1554-1560.]

Tam S C F, Leung C C, and sui W K. A robust segmentation method for the AFCM-MRF model in noisu image[C] //Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. Piscataway, NJ,USA:IEEE, 2009, 379-383.

Wang Z K, Chen Y J and Li J. Fuzzy clustering brain MR image segmentation combined with non-local information [J].Computer Engineering and Design,2017 ,38(3):671-676(in Chinese).[王正楷，陈允杰，李剑.结合非局部信息的模糊聚类脑MR图像分割[J]. 计算机工程与设计，2017,38(3):671-676.]

Zhou X M, Li Z, Liu X Y.An Automatic Image Segmentation Algorithm Based on Improved FCM[J].Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition),2014(3).[周晓明,李钊,刘雄英.一种基于改进 FCM 的自动图像分割算法[J].华南理工大学学报(自然科学版),2014,42(3): 1－7.]

Zhang X, Wang G, Su Q ,et al. An improved fuzzy algorithm for image segmentation using peak detection, spatial information and reallocation[J].Soft Computing, 2017, 21(8):2165-2173.

Zhang X F. Research on DTI Image Denoising Method [D]. Shanghai: School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University,2008.[张相芬. DTI图像去噪方法研究[D]. 上海: 上海交通大学电子信息与电气工程学院, 2008.]