

# DCT 子空间的邻域加权模糊 C 均值聚类算法<sup>①</sup>

彭 婷, 王福龙

(广东工业大学 应用数学学院, 广州 510520)

**摘 要:** 模糊 C 均值聚类是一种有效的图像分割方法, 但存在因忽略空间上下文信息和结构信息而易为噪声所干扰的现象. 为此提出了 DCT 子空间的邻域加权模糊 C 均值聚类方法. 该方法首先结合分块的思想, 对图像块进行离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT), 建立了一个基于图像块局部信息的相似性度量模型; 然后定义目标函数中的欧式距离为邻域加权距离; 最后将该方法应用于加噪的人工合成图像、自然图像和 MR 图像. 实验结果表明, 该方法能够获得较好的分割效果, 同时具有较强的抗噪性.

**关键词:** 模糊 C 均值聚类; 图像分割; 离散余弦变换; 图像块

## Neighbourhood Weighted Fuzzy C-means Clustering Algorithm Based on DCT Subspace

PENG Ting, WANG Fu-Long

(Applied Mathematics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China)

**Abstract:** Fuzzy c-means clustering is an effective method used in image segmentation, but it is corrupted by noise easily because of ignoring spatial contextual information and structure information. A neighbourhood weighted fuzzy c-means clustering method based on DCT subspace is proposed. This paper first applies the discrete cosine transform (DCT) on image patches combined with the idea of partitioning, it establishes a similarity measure model based on image patches and local information. Then defines the neighbourhood-weighted distance to replace the Euclidean distance in the objective function. Finally, applied this method to synthetic image with different noises, real-world images, as well as magnetic resonance images. The experimental results show that the proposed algorithm can obtain more precise segmentation results and has the stronger anti-noise property.

**Key words:** fuzzy c-means clustering; image segmentation; discrete cosine transform; image patches

图像分割是计算机视觉及模式识别中一个重要的研究内容, 是目标检测、特征提取、目标识别等操作的基础. 它是由图像处理到图像分析的关键步骤<sup>[1]</sup>. 模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)聚类算法<sup>[2]</sup>是一种无监督聚类算法, 现已经成功地应用在数据分类和图像分割等领域. 该算法将模糊概念引入到图像像素的隶属度, 使得 FCM 算法比传统的 k 均值算法保留了更多的原始图像信息, 因此受到了广泛的关注. 它最早由 Dunn 提出, 并由 Bezdek 将之推广. 然而由于传统的 FCM 聚类算法在进行图像分割时未考虑空间上下文信息和结构特征, 导致该算法对噪声十分敏感.

图像中相邻的像素往往具有相似的特征, 因此邻域像素的空间相关性构成了图像分割中的一个重要特征. 为了使 FCM 算法达到较好的图像分割效果, 很多学者引入了局部空间信息改进传统的 FCM 算法. 如 Ahmed 等<sup>[3]</sup>人通过引入一种空间约束关系改进传统的 FCM 算法(FCM-S), 虽然具有一定的抗噪性, 但是算法在每次迭代中都需要对邻域信息进行一系列计算, 因此计算复杂度很高. 为了改进 FCM-S 算法在计算复杂度和精确性上的不足, Chen 和 Zhang<sup>[4]</sup>提出了两种变式 FCM-S1 和 FCM-S2, 分别利用了均值滤波思想和中值滤波思想, 有效的减少了计算的时间. 由于图像中

<sup>①</sup> 基金项目: 广东省自然科学基金(S2011040004273)

收稿时间: 2015-01-04; 收到修改稿时间: 2015-03-09

灰度级的数量远远小于图像像素点的个数,为了加快FCM算法的运行速度,Szilayi等<sup>[5]</sup>提出了增强型模糊C均值(enhanced FCM,EnFCM)算法,该方法首先对图像进行均值滤波,而后在其灰度直方图上进行模糊C均值聚类.但是由于使用均值或中值滤波模糊了图像边缘,会降低图像分割的精度,为了克服这些缺陷,Cai等<sup>[6]</sup>结合局部空间和灰度信息,提出快速通用FCM聚类算法(fast generalized FCM,FGFCM),用一个新因子 $S_{ij}$ 作局部(空间和灰度)相似性度量,在一定程度上减弱了图像边缘的模糊,但其中引入的控制参数无法通过实验自动获取,且分割精度也并不理想.上述几种算法都引入了一个控制空间约束项的变量 $\alpha$ ,参数 $\alpha$ 的选择对最后聚类的结果影响很大,在缺乏噪声先验知识的前提下,确定参数 $\alpha$ 较为困难.Stelios等<sup>[7]</sup>人提出了基于局部信息的模糊C均值聚类算法(fuzzy local information C-Means,FLICM),结合局部空间信息和灰度级信息的构造新的局部邻域模糊因子 $G_{ki}$ ,该模糊因子具有较高的自由度.同时该算法在迭代过程中使用原始图像,避免了预处理可能导致的细节丢失,但是由于其构造的局部空间的局限性,导致图像分割过程中部分细节的丢失.

目前,FCM的改进方法普遍采用基于局部或非局部的信息去提高分割的精确度和基于像素的方法的方法度量不同像素之间的相似性.但是如果一个像素点被较强的噪声污染,这些方法不能给出一个合理的相似性度量,导致这些像素被误分类,同时也不能保留图像精确的结构信息.近年来,基于块的图像处理方法已经被成功地用于度量像素之间的相似性,如非局部去噪<sup>[8]</sup>和纹理特征提取.Zhao等<sup>[9]</sup>结合了图像块和局部空间信息引入一个新的权重函数,在传统FCM目标函数中,用加权距离取代欧氏距离作为相似度量,提出了邻域加权的FCM算法(neighbourhood weighted FCM,NWFCM),该方法能有效地保留图像结构信息,对低强度噪声的干扰具有较强的鲁棒性,但是当噪声强度较大时,分割效果不大理想,其像素间的相似性度量计算复杂度高.

针对以上问题,本文在NWFCM算法的基础上,利用离散余弦变换(DCT)的低数据相关性和高能量紧致性,结合分块的思想对图像块进行DCT,然后在DCT低频系数子空间内度量像素间的相似性,从而提出了一种结合DCT的邻域加权的FCM算法

(DCT-neighbourhood weighted FCM, DNWFCM),该方法能够较准确的计算出像素间的相似性权重值,较好的保留图像的空间结构信息,对较强噪声的干扰具有鲁棒性,同时计算复杂度有所降低.

## 1 模糊C均值算法和它的改进算法

### 1.1 模糊C均值(FCM)算法<sup>[2]</sup>

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 表示图像中 $n$ 个像素的集合, $x_j$ 代表像素的特征值,那么图像分割问题就转化为将这 $n$ 个样本分成 $c$ 类的聚类问题.模糊C均值算法根据图像中像素和聚类中心之间的加权相似度测度,对目标函数进行迭代优化以确定最佳聚类,FCM的目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d^2(x_i, v_j) \quad (1)$$

满足约束条件:

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1, u_{ij} \in [0, 1], \forall i \text{ 和 } 0 < \sum_{i=1}^n u_{ij} < n, \forall j \quad (2)$$

其中, $m \in [1, \infty)$ 是加权指数;当 $m=1$ 时,模糊C均值聚类就退化为经典的C均值聚类,大量研究表明, $m$ 的最佳选择范围为 $[1.5, 2.5]$ ,通常取 $m=2$ 较为理想; $u_{ij}$ 是第 $j$ 类中样本 $x_i$ 的隶属度,第 $i$ 个样本 $x_i$ 到第 $j$ 类中心 $v_j$ 的距离定义为 $d(x_i, v_j) = \|x_i - v_j\|_A$ , $\|\bullet\|_A$ 表示 $A$ 范数,一般定义为欧氏距离.

利用约束条件(2),采用拉格朗日乘子法,可推导出目标函数的两个优化迭代公式:

$$u_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{ij}^2}{d_{ik}^2} \right)^{\frac{1}{m-1}} \right]^{-1} \quad (3)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (4)$$

通过迭代不断更新式(3)、式(4),直到目标函数 $J_m$ 取最小值时,FCM算法收敛.

### 1.2 模糊C均值的改进算法NWFCM算法<sup>[9]</sup>

Zhao等提出了基于邻域加权的FCM算法(NWFCM),将去噪和聚类同时进行,避免了在图像预处理过程中精细纹理结构信息的丢失,进一步提高了分割精度.

该算法通过引入加权距离来度量邻域权重, 定义如下:

$$d_N(x_i, v) = \sum_{r \in N_i} \omega_{ir} d_{x_r, v} \quad (5)$$

$d_{x_r, v}$  是  $x_r$  和  $v$  的  $l_1$  距离, 即  $d_{x_r, v} = \sum \left| \{x_r\}_q - v_q \right|$ ,  $\{x_r\}_q$  和  $v_q$  分别代表向量  $x_r$  和  $v$  的第  $q$  个元素,  $N_i$  表示以像素  $i$  为中心的搜索窗口, 权重  $\omega_{ir}$  度量中心像素  $i$  与其邻域像素  $r$  的相似度, 且满足约束条件  $\sum_{r \in N_i} \omega_{ir} = 1$ , 定义如下:

$$\omega_{ir} = \frac{1}{Z_i} \exp\left(-\frac{\|G_\sigma * (X(S_i) - X(S_r))\|^2}{\lambda_g \sigma_i^2}\right), r \in N_i \quad (6)$$

$S_i$  表示以  $i$  为中心的图像块,  $X(S_i) = (x_j, j \in S_i)$  表示图像块  $S_i$  中所有像素灰度值构成的向量;  $\|G_\sigma * (X(S_i) - X(S_r))\|^2$  表示两个图像块的高斯加权欧氏距离, 图像块大小为  $(2p+1) \times (2p+1)$ ,  $p$  为正整数,  $\sigma$  为高斯方差, 取  $\sigma = p/2$ ,  $\lambda_g$  为权值的全局衰减参数,  $\sigma_i$  定义为

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{r \in N_i} \|x_i - x_r\|^2}{N_R}} \quad (7)$$

能够自适应的控制权值从而控制局部空间信息的影响,  $N_R$  代表像素点  $x_i$  的邻域像素个数,  $Z_i$  为归一化因子

$$Z(i) = \sum_{r \in N_i} \exp\left(-\frac{\|X(S_i) - X(S_r)\|^2}{\lambda_g \sigma_i^2}\right)$$

NWFCM 算法的目标函数定义为:

$$J_{NWFCM} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_N^2(x_i, v_j) \quad (8)$$

## 2 DCT子空间邻域加权的FCM算法

NWFCM 算法的一个显著特点就是结合了图像块的思想, 用图像块之间的相似性度量像素点间的相似性, 能有效地保留精细纹理信息, 得到较好的分割效果. 但是像素间的相似性是通过计算图像块之间的高斯加权欧氏距离得到, 在无噪或者低噪声图像中, 能得到较为准确的相似性度量, 然而在噪声强度比较大的图像中, 这种基于图像块内像素灰度值的加权欧氏距离会得到较大误差, 不能很好地度量像素点间的相似性, 因此分割精确度不大理想. 此外, NWFCM 算法在计算邻域权重时, 以参考像素点为中心的图像块要

与以搜索窗口中所有像素点为中心的图像块一一计算衡量, 计算量非常大.

为了改进 NWFCM 算法, 本文利用 DCT 的能量紧致性, 计算 DCT 子空间下的加权距离, 得到更准确的相似性度量, 也降低了计算复杂度.

### 2.1 DCT 子空间内的相似度量<sup>[10]</sup>

DCT 是 Ahmed 等<sup>[11]</sup> 在 1974 年提出的一种正交变换, 可将空间域或时域信号变换到另一个正交矢量空间, 不仅其维数在变换前后能够保持不变, 而且在变换域内各个信号分量互不相关.

给定信号  $p(x, y)$  的二维 DCT 定义为

$$C(U, Y) = a(u)a(v) \sum_{x=1}^{r-1} \sum_{y=0}^{r-1} p(x, y) \cdot \cos\left[\frac{\pi(2x+1)u}{2r}\right] \cos\left[\frac{\pi(2y+1)v}{2r}\right] \quad (9)$$

其中,  $x, y = 0, 1, 2, \dots, r-1$ ,  $r$  为信号的长度;  $u, v = 0, 1, 2, \dots, r-1$ ;  $\alpha(u)$  和  $\alpha(v)$  的定义分别为

$$\alpha(u) = \begin{cases} \sqrt{1/r}, u = 0 \\ \sqrt{2/r}, u \neq 0 \end{cases} \quad \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{1/r}, v = 0 \\ \sqrt{2/r}, v \neq 0 \end{cases}$$

对一幅图像进行离散余弦变换后, 有关图像的基本结构信息都集中在 DCT 变换后的小部分低频系数中. 由于 DCT 具有良好的能量紧致性, 故图像中主要能量成分可用少数 DCT 系数来表示. 选取图像 DCT 变换后的低频系数, 构成与图像块灰度值向量空间相对应的低维子空间. 低维子空间由低维 DCT 系数构成, 在该子空间中计算图像块的相似性权重值, 能够在尽可能保留图像块的基本结构信息的同时去除噪声的干扰, 从而大大减小了相似性权重值的计算量. 所得到的邻域加权距离更精确地反映了真实图像块之间的相似性, 使得改进的算法在保留图像块的结构信息的同时对较强噪声的干扰具有较好的鲁棒性.

DCT 子空间内邻域加权距离  $d_D(x_i, v)$  定义为:

$$d_D(x_i, v) = \sum_{r \in N_i} \omega'_{ir} d_{x_r, v} \quad (10)$$

其中

$$\omega'_{ir} = \frac{1}{Z_d(i)} \exp\left(-\sum_{k=1}^d (c_k(S_i) - c_k(S_r))^2 / h^2\right) \quad (11)$$

$Z_d(i) = \sum_{r \in N_i} \exp\left(-\sum_{k=1}^d (c_k(S_i) - c_k(S_r))^2 / h^2\right)$  是所构建的归

一化因子,  $d \in [1, N]$  为与图像灰度值向量空间对应的低维子空间的维数,  $N$  是图像块内像素的个数,  $h$  控制指数函数的衰减程度,

$\sum_{k=1}^d (c_k(S_i) - c_k(S_r))^2 = \|c[d(S_i)] - c[d(S_r)]\|^2$ ;  $c[d(S_i)]$  定义为

$$C[d(S_i)] = \{C(U, v) = a(u)a(v) \sum_{x=1}^{r-1} \sum_{y=0}^{r-1} X(S_i) \cdot \cos[\frac{\pi(2x+1)u}{2r}] \cos[\frac{\pi(2y+1)v}{2r}]\}_{Zigzag} \quad (12)$$

### 2.2 DNWFCM 算法

本文提出了 DCT 子空间内的邻域加权 FCM 算法 (DNWFCM), 用 DCT 子空间内的相似度量取代传统 FCM 算法的度量公式, 该算法的目标函数定义为

$$J_{DNWFCM} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d_D^2(x_i, v_j) \quad (13)$$

运用拉格朗日乘法, 可得到模糊隶属度  $U$  和聚类中心  $V$  的迭代函数为

$$u_{ij} = \frac{(\sum_{r \in N_i} \omega'_{ir} \|x_r - v_j\|)^{-2/(m-1)}}{\sum_{k=1}^c (\sum_{r \in N_i} \omega'_{ir} \|x_r - v_k\|)^{-2/(m-1)}} \quad (14)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n \xi_i u_{ij}^m}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m} \quad (15)$$

其中  $\xi_i = \sum_{r \in N_i} \omega'_{ir} x_r$  是一个线性加权和图像, 可以预先计算出来, 在该预处理图像中, 利用快速 FCM 算法得到初始分类, 以此减少运行时间.

DNWFCM 算法的实现步骤如下:

Step1. 设置聚类类数  $c$  和模糊指数  $m$ .

Step2. 根据式(11)计算出权重, 得到加权图像  $\xi$ .

Step3. 初始化: 在加权图像  $\xi$  利用快速 FCM 算法<sup>[5]</sup> 得到初始隶属度  $U^{(0)}$  和聚类中心  $V^{(0)}$ .

Step4. 分别利用式(14)和式(15)更新隶属度  $U$  和聚类中心  $V$ .

Step5. 判断算法是否收敛, 若不收敛, 则将所得到

的隶属度和聚类中心转到步骤4继续更新迭代, 否则算法结束.

当算法收敛时, 用隶属度最大准则去模糊化, 即将像素点归为隶属度最大的那一类中, 用  $C_i$  表示像素点  $i$  所属的类别, 则有

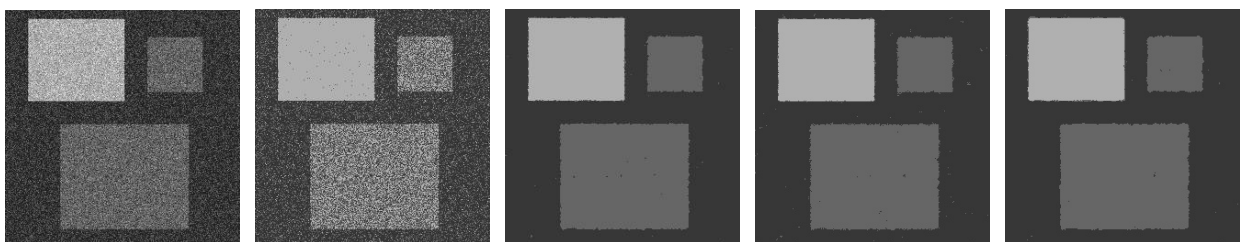
$$C_i = \arg \{ \max \{ u_{ij} \} \}, j = 1, 2, \dots, c \quad (16)$$

### 3 实验与结果分析

为验证本文算法的可行性和有效性, 分别对人工合成图像、自然图像及医学图像做了大量的实验, 并将本文算法与传统 FCM 算法<sup>[2]</sup>、FLICM 算法<sup>[7]</sup> 及 NWFCM 算法<sup>[9]</sup> 进行分割比较, 通过实验结果及相应的数据分析来说明本文方法的鲁棒性和优越性. 本文将所有算法中的参数设置为  $m = 2$ , 将 FLICM 算法中的邻域大小设置为  $3 \times 3$ , NWFCM 算法和本文算法的搜索窗口和邻域相似窗口大小分别设置为  $9 \times 9$  和  $5 \times 5$ ; 在加噪图像中采用 Zigzag 扫描选取 10% 的低频 DCT 系数构成低维子空间, 无噪图像中则选取 20% 或 50%, 采用尝试错误法调节算法中的参数  $\lambda_g$  和  $h$ , 使其达到最好的效果.

#### 3.1 合成图像实验结果

图 1 所示为各种聚类算法的分割结果比较, 类别数  $c=3$ , 图 1(a) 分别是添加 1% 高斯噪声和添加 20% 椒盐噪声的合成图像, 图 1(b)~(e) 依次为 FCM 算法、FLICM 算法、NWFCM 算法以及本文算法的分割实验结果. 从图 1 可以看出, 传统 FCM 算法在分割图像时, 由于没有考虑邻域像素信息的影响, 对噪声比较敏感, 分割效果不理想; 在 1% 高斯噪声图像的分割结果中, FLICM 算法、NWFCM 和 DNWFCM 算法的分割效果明显好于 FCM 算法, 但 FLICM 算法和 NWFCM 算法仍存在较为明显的误分类现象; 而从 20% 椒盐噪声图像的分割结果来看, NWFCM 算法和 DNWFCM 算法的抗噪性能较好, 但 DNWFCM 算法在视觉效果上要明显优于 NWFCM 算法.



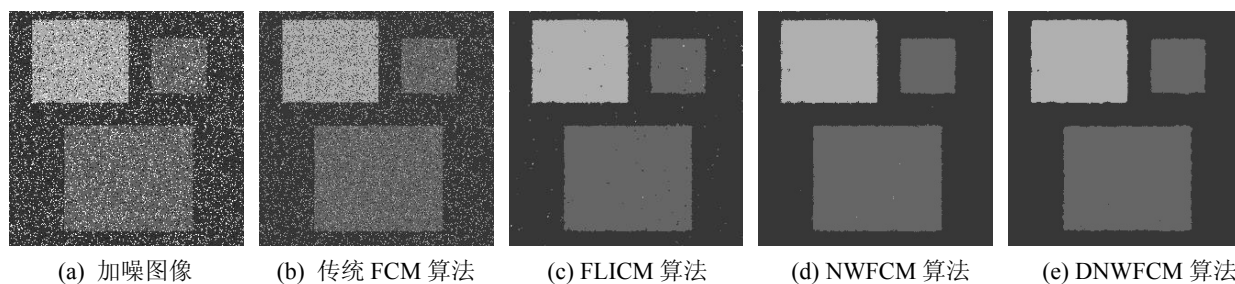


图 1 合成图像分割效果比较

为了量化地评估各种算法的分割结果, 本文定义合成图像的分割精度为

$$I = \frac{\text{正确分类的像素点数}}{\text{图像中像素点总数}} \times 100\%$$

表 1 直观地表示了使用传统 FCM 算法、FLICM 算法、NWFCM 算法、DNWFCM 算法对添加 0.2%、0.5%、1%、2% 高斯噪声以及 5%、10%、20% 椒盐噪声的合成图像进行分割所得的分割精度值, 从表 1 中可以看出, 在相同噪声的情况下, NWFCM 和 DNWFCM 算法的分割精度最高. 这两种算法大多情况下都能达到较高的分割精度, 数值上较为接近. 其中, 在含有高斯噪声的合成图像中, 当噪声强度较小(如含有 0.2% 和 0.5%) 时, DNWFCM 算法的分割精度略低于 NWFCM 算法; 当图像含噪 1% 和 2% 时, DNWFCM 算法的分割精度明显超过了 NWFCM 算法.

这是由于当噪声强度较小时, 即图像灰度值受到的干扰较小时, 由于 DNWFCM 算法在去除图像块高频噪声信息的同时也去除了高频纹理信息, 因此相比 NWFCM 算法, DNWFCM 算法在计算整个图像块灰度值向量空间中像素间的相似性时, 其准确度要相对低些, 分割精度略低于 NWFCM 算法. 而当噪声强度越大时, 噪声对图像灰度值的干扰越大, 像素间的相似性度量则不能由整个图像块的灰度值向量空间内的欧氏距离准确计算得到, DNWFCM 算法在去除噪声的同时能够保留较多的基本纹理结构信息, 因而在噪声强度较大时, DNWFCM 算法能取到比 NWFCM 算法更好的分割效果. 而含有椒盐噪声的合成图像的分割精度来看, 对比传统 FCM 和 FLICM 算法, 虽然 NWFCM 和 DNWFCM 算法对椒盐噪声的干扰都具有较强的鲁棒性, 但 DNWFCM 算法分割精度却略低于 NWFCM 算法.

表 1 不同噪声水平下各算法分割精度的定量分析 (%)

| 噪声类型            | 聚类算法  |       |       |        |
|-----------------|-------|-------|-------|--------|
|                 | FCM   | FLICM | NWFCM | DNWFCM |
| Gaussian 0.2%   | 96.34 | 97.80 | 99.22 | 99.05  |
| Gaussian 0.5%   | 96.54 | 96.82 | 99.25 | 99.05  |
| Gaussian 1%     | 71.46 | 95.64 | 97.81 | 98.37  |
| Gaussian 2%     | 68.66 | 90.43 | 93.95 | 96.42  |
| Salt&pepper 5%  | 67.74 | 94.74 | 99.18 | 99.03  |
| Salt&pepper 10% | 62.33 | 93.66 | 99.03 | 98.48  |
| Salt&pepper 20% | 59.62 | 88.44 | 98.29 | 97.85  |

### 3.2 自然图像实验结果

本文选用了 coins 图片进行实验和对比, 实验结果如图 2 所示, 传统 FCM 算法的分割结果很不理想, 对比其他三种方法, 从整体来看, FLICM 和 DNWFCM 算法图像的内容更加清晰, 从细节来看, DNWFCM 算

法对图像的边界、细节纹理的保留比 FLICM 算法更好.

图 3 为 DNWFCM 算法对经典自然图像 cameraman 图、church 图、wolf 图和 lena 图的分割结果, 实验结果显示, 本文算法有效的将目标与背景分割开来, 较好的消除了相似像素和孤立点对分割的影

响, 在 lena 图中, 本文算法对基本的纹理细节信息如 眉毛、眼睛、嘴唇等保留得较好.

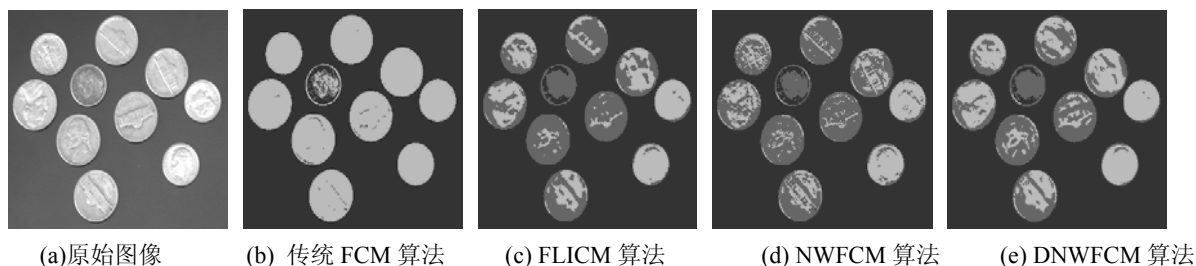


图 2 coins 图像分割结果对比

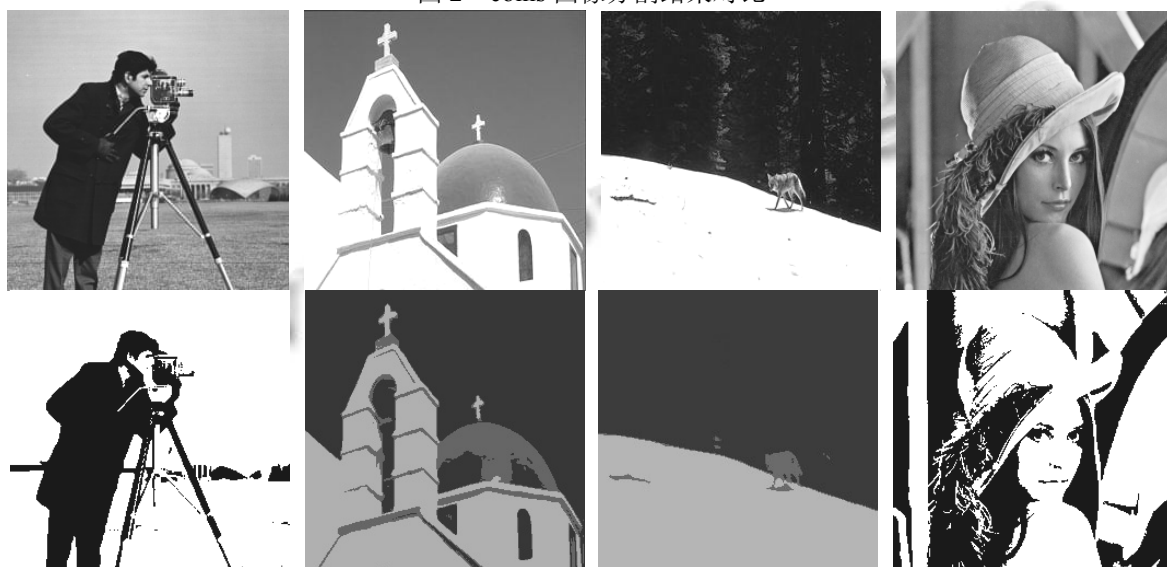


图 3 运用 DNWFCM 算法对自然图像的分割结果

### 3.3 MR 图像实验结果

目前, FCM 算法已经广泛地应用到了医学图像分割领域, DNWFCM 算法对于 MR 图像的分割也能达到很好的效果. 本文选用 T1 模态的 MR 脑图像和 T2 模态的 MR 肌肉骨骼图像, 图 4 所示为对 MR 脑图像的分割结果, 实验结果表明, NWFCM 和 DNWFCM 算法在精细结构信息的保留上明显优于 FCM 和 FLICM 算法, 对比 NWFCM 算法的分割结果, DNWFCM 算法在保留细节信息的同时, 有效地去除了图像孤立点对聚类分割的影响, 这一优越性在图 5 所示的实验结果得

到进一步验证. 图 5 是运用 NWFCM 和 DNWFCM 算法对 MR 肌肉骨骼图像进行分割所得的结果, 通过图 5a~5c 的分割结果比较可以看出, 这两种算法对肌肉骨骼图像的细节信息保留得较好, 纹理结构清晰, 但是 NWFCM 算法分割结果图仍然存在明显的异常点或者孤立点; 从图 5d~5f(图 5d~5f 是对图 5a~5c 某一区域放大后的显示效果图)也可以明显看出, 在 NWFCM 算法的分割结果中存在明显的不连续区域或者孔洞, 而 DNWFCM 算法却能够有效地保留较为完整的基本的图像纹理结构信息, 获得更好的分割效果.

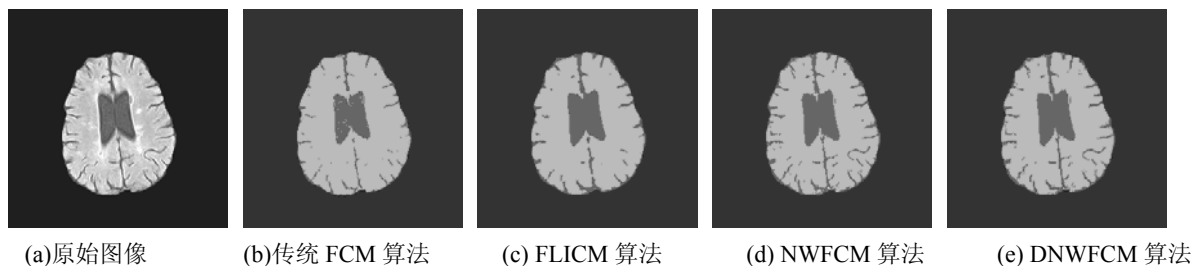


图 4 MR 脑图像分割结果

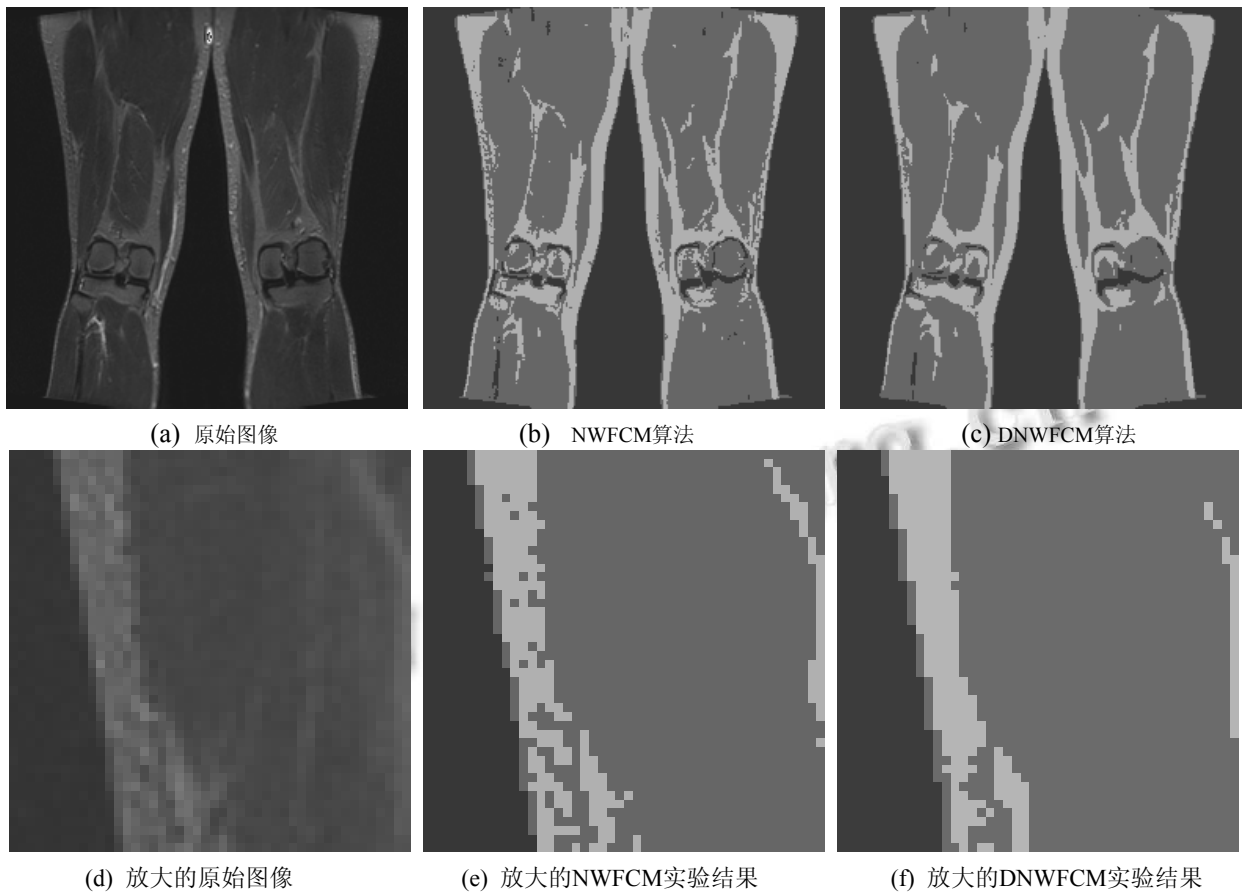


图 5 MR 肌肉骨骼图像分割结果

为了量化分割结果的精度，引入划分系数  $V_{pc}$ <sup>[12]</sup> 和划分熵  $V_{pe}$ <sup>[12]</sup>，定义为

$$V_{pc} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^2}{n}$$

$$V_{pe} = \frac{-\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c [u_{ij} \log u_{ij}]}{n}$$

其中， $0 \leq V_{pc} \leq 1$ ， $0 \leq V_{pe} \leq 1$ ， $V_{pc}$  越大分割精度越高， $V_{pe}$  越小分割精度越高。表 2 描述了 NWFCM 算法和本文算法对肌肉骨骼的 t1、t2 以及 pd 图像进行分割后的划分系数和划分熵，从表 2 可以看到运用本文算法进行图像分割的划分系数和划分熵都要优于运用 NWFCM 算法的划分系数和划分熵。

综上实验结果与分割精度均可以看出，无论是合成图像、自然图像还是 MR 图像，DNWFCM 算法较传统 FCM 算法、FLICM 算法及 NWFCM 算法都有一定的优越性。传统的 FCM 算法没有考虑到图像的空间邻域信息和结构特征，所以对噪声十分敏感，对含噪图像的

分割很不理想；FLICM 算法结合局部空间信息和灰度级信息对传统 FCM 算法进行改进，具有一定的抗噪性，但其所构造的局部空间具有局限性，导致在分割过程中纹理细节信息有一定的丢失；而 DNWFCM 算法和 NWFCM 算法结合了图像块的思想，能够有效地保留图像的结构和纹理细节信息，同时具有较强的抗噪性。另一方面，由于利用了 DCT 的低数据相关性和高能量紧致性，DNWFCM 算法较 NWFCM 算法对强噪声的干扰更具鲁棒性，且降低了其计算复杂度。

表 2 两种算法分割精度比较

| 评价       | 聚类算法     |        |        |           |        |        |
|----------|----------|--------|--------|-----------|--------|--------|
|          | NWFCM 算法 |        |        | DNWFCM 算法 |        |        |
|          | T1       | T2     | PD     | T1        | T2     | PD     |
| $V_{pc}$ | 0.8586   | 0.8539 | 0.8465 | 0.8653    | 0.8587 | 0.8528 |
| $V_{pe}$ | 0.2620   | 0.2728 | 0.2795 | 0.2513    | 0.2645 | 0.2701 |

## 4 结论

本文利用 DCT 的低数据相关性和高能量紧致性并结合分块的思想提出了 DNWFCM 算法, 该算法首先在图像块的 DCT 低频系数子空间内度量像素间的相似性, 从而计算出像素间的权重值, 然后用加权距离代替目标函数中的欧氏距离, 最后通过实验验证该算法的有效性和优越性. 实验结果表明, DNWFCM 算法对噪声的鲁棒性和分割性能明显优于传统 FCM 算法和 FLICM 算法. 对比 NWFCM 算法, 本文算法在保留细节信息的同时, 有效地去除了图像孤立噪声点对聚类分割的影响, 同时计算复杂度有所降低; 另一方面, 高斯噪声强度较大时, DNWFCM 算法的分割精度高于 NWFCM, 能够取得更好的分割效果, 但对于含有椒盐噪声的图像, 其分割精度略低于 NWFCM 算法, 针对这一缺陷的改进将是我们今后研究工作的重点.

### 参考文献

- 1 丁亮, 张永平, 张雪英. 图像分割方法及性能评价综述. 软件, 2010, 31(12): 78–83.
- 2 Dunn JC. Pattern Recognition with Fuzzy Objection Function Algorithm. New York: Plenum Press, 1981.
- 3 Ahmed MN, Yamany SM, Mohamed N, et al. A modified fuzzy C-means algorithm for Bias field estimation and segmentation of MRI data. IEEE Trans. on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193–199.
- 4 Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information

c-means clustering algorithm. IEEE Trans. on Image Processing, 2010, 19(5): 1328–1337.

- 5 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. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(10): 1451–1459.
- 6 Cai W, Chen S, Zhang DQ. Fast and robust fuzzy C-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825–838.
- 7 Gong MG, Liang Y, Shi J, et al. Fuzzy c-means with local information and kernel metric for image segmentation. IEEE Trans. on Image Processing, 2013, 22(2): 573–584.
- 8 Buades A, Coll B, Morel JM. A review of image denoising algorithm, with a new one. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 490–530.
- 9 Zhao ZX, Cheng LZ, Cheng GQ. Neighbourhood weighted fuzzy c-means clustering algorithm for image segmentation. IEEE Trans. on Image Processing, 2014, 8(3): 150–161.
- 10 胡金蓉, 蒲亦非, 张意, 等. DCT 子空间的非局部均值去噪算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(1): 89–96.
- 11 Ahmed N, Natarajan T, Rao KR. Discrete cosine transform. IEEE Trans. on Computers, 1974, C-23(1): 90–93.
- 12 Chuang KS, Tzeng HL, Chen S, et al. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30 (1): 9–15.