

基于 FCM 和随机游走的地层图像分割方法

陈圣国^{1,2}, 孙正兴¹, 周 杰¹

(1. 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 江苏南京 210093; 2. 金陵科技学院信息技术学院, 江苏南京 211169)

摘 要: 颜色特征是地层图像分割的重要依据, 但地层图像的高噪声以及地层边界颜色混合使得颜色特征空间聚类分割方法无法获得很好的结果. 本文提出了一种融合模糊 C 均值聚类与随机游走算法的图像分割算法, 该算法在聚类过程中结合像素的空间信息计算像素的隶属度, 在基于随机游走的半监督图像分割算法中像素结点构成的四连通图上插入类属结点作为已标记结点, 将随机游走者第一次游走到某个类属结点的概率作为该像素隶属于该类的隶属度. 实验结果表明, 本算法可以对地层边界颜色混合区域的像素更准确地进行分类, 噪声敏感性降低, 有效解决构造模拟地层图像的分割问题.

关键词: 图像分割; 模糊 C 均值聚类; 随机游走

中图分类号: TP391.7

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2013) 03-0526-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.018

A Segmentation Method for Stratum Image Based on FCM and Random Walks

CHEN Sheng-guo^{1,2}, SUN Zheng-xing¹, ZHOU Jie¹

(1. State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210093, China;

2. School of Information Technology, Jinling Institute of Technology, Nanjing, Jiangsu 211169, China)

Abstract: The color feature is the crucial basis for segmenting a stratum image, but traditional segmentation algorithms based on color feature clustering cannot get desirable results because of colors mixture near the layers' boundaries and heavy noisy. A new image segmentation method is proposed, it adopts an interactive image segmentation algorithm based on Random Walks to improve the computing method of the membership functions of fuzzy C-mean (FCM) incorporating spatial information. It inserts labeled cluster-nodes into the graph formed with pixels and their 4-connectedness, and takes the probabilities that a random walker starting its walk at a pixel first reaches a labeled cluster-node as the membership it belongs to this cluster. The experimental results show that pixels in the area of mixed colors near the layers' boundary are classified more accurately; the method decreases the noise sensitivity of FCM, and can effectively segment the structure physical modeling images.

Key words: image segmentation; fuzzy C-means clustering; random walks

1 引言

构造模拟实验是研究和模拟自然界地质构造现象变形特征、成因机制和动力学过程的一种物理实验方法^[1], 通常利用砂箱为实验工具, 以砂、粘土、云母等为主要实验材料, 对实验结果进行切片观察其内部的地层结构. 利用数字化技术重构地层结构的 3D 模型对充分利用构造模拟实验结果具有十分重要的作用, 其首要任务是分割地层切片图像以识别地层边界, 切片图像的分割方法是其核心技术.

迄今为止已提出的图像分割算法有上千种之多, 很

多算法都是针对具体的应用和具体类型的图像. 构造模拟实验中不同地层以不同颜色的材料表示, 颜色特征是分割地层切片图像的重要依据, 因此可以利用颜色特征空间聚类方法^[2], 将图像空间中的元素用对应的特征空间点表示, 通过将特征空间的点聚类划分, 再将它们映射回原图像空间以得到分割结果. 但是由于地层切片图像相邻地层边界附近的材料在构造模拟实验中产生一定的混合, 使得地层边界模糊, 另外在切片过程及图像获取过程中均可能产生噪声. 地层边界附近及噪声区域像素的类属不仅由其本身的颜色特征决定更取决于其邻近像素的类属, 仅利用颜色信息无法正确判断其类

属,必须结合像素的空间信息才能获得较好分割结果。

图像分割领域应用最广泛且效果较好的聚类算法是模糊 C-均值 (Fuzzy C-Means, FCM) 聚类^[3-6],但 FCM 应用于图像分割时只使用灰度或颜色特征而忽略了图像的空间信息,导致其对噪声敏感.目前已有一些研究者提出了部分结合图像空间信息的改进算法应用于自动^[7-12]及交互图像分割^[13-16],一定程度上解决了 FCM 算法的噪声敏感问题,自动图像分割算法典型的工作如:Liew 等^[7]利用 3×3 小窗口内的像素之间的关系结合 8-邻域内的连续性的计算公式修改了 FCM 的目标函数;Karmakar^[8]结合半径为 2~4 的邻域内像素之间的关系,引入了与众不同的隶属度函数,提出了一种基于模糊尺度的聚类方法;Ahmed 等人^[9]通过在 FCM 目标函数中引入局部平均约束项以提高 FCM 的抗噪性;Chen 等^[10]在聚类之前先对图像进行均值 (FCM_S1) 或中值 (FCM_S2) 滤波,在原图和滤波结果图上用 FCM 聚类得到分割结果;陈强等^[11]提出基于同质片的 HPFCM 算法,将灰度图像中每一个像素点扩展为 q^2 维 ($q = 2r + 1, r \geq 1$) 的向量再采用 FCM 算法完成聚类;冯衍秋等^[12]基于 Gibbs 随机场提出的 GFCM 图像分割算法.这些方法一般采用邻域窗口的颜色特征修改距离计算的方法或在高维特征空间中进行聚类,往往会使图像边缘模糊造成分割精度降低或者运算量巨大,而且邻域半径及空间相关性的控制参数值往往与噪声水平关系密切,过强将导致对分割图的边缘过度平滑而丢失一些重要的细节信息,过弱则不能处理图像中的噪声。

本文根据地层切片图像的特点提出一种结合 FCM 与随机游走 (Random Walks) 算法^[17]的图像分割方法,对传统的 FCM 算法的迭代过程进行改进,在 FCM 计算的隶属度基础上将原用于半监督图像分割的随机游走算法用来对像素的隶属度进行修正,降低算法对噪声的敏感性,提高对地层边界像素分类的正确性.算法不直接使用邻域内像素的颜色或灰度特征参与聚类,采用单一参数控制像素空间特征与颜色特征的相对重要性,实验结果表明较小的参数对不同水平的噪声均具有良好的抑制效果。

2 基于 FCM 与随机游走的图像分割算法

颜色是地层切片图像中区分地层的重要特征,基于颜色特征空间的 FCM 聚类可以正确分类图像中的大部分像素,但是地层切片图像在切片和图像获取过程中会产生大量噪声且相邻地层在边界附近颜色存在混合使得的地层边界模糊,噪声及模糊边界区域像素无法仅利用颜色信息正确判断其类属,必须结合像素的空间信息才能获得较好的分割结果.本文将可以充分像素空间信息的基于随机游走的半监督图像分割算法

进行改造用以改进 FCM 聚类算法迭代过程中像素隶属度的计算。

2.1 基于 FCM 算法的图像分割

FCM 算法是一种基于划分的聚类算法,是普通 C 均值聚类算法的改进,采用柔性的模糊划分,对每个给定样本用值在 $[0, 1]$ 间的隶属度来确定其属于各个类别的程度.假设 n 个样本向量 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 分为 k 个模糊类,FCM 算法要求最小化公式 (1) 所示的目标函数。

$$J(U, c_1, \dots, c_k) = \sum_{i=1}^k J_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (1)$$

其中: U 表示隶属度矩阵,其元素 u_{ij} 表示样本向量 j 属于模糊类 i 的隶属度,满足 $\sum_{i=1}^k u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n$; c_i 为模糊类 i 的聚类中心; $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$ 为第 i 个聚类中心与第 j 个样本点间的距离,一般采用欧几里德距离; $m \in [1, \infty)$ 是一个控制算法的柔性的加权指数,通常取值为 2。

目标函数分别对模糊隶属度和聚类中心最小化,可以得到聚类中心和模糊隶属度的计算公式:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (2)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left(\frac{d_{il}}{d_{jl}}\right)^{2/(m-1)}} \quad (3)$$

给定初始的隶属度矩阵或初始聚类中心后可使用公式 (2), (3) 迭代计算新的聚类中心和隶属度矩阵,直到满足算法收敛的条件。

FCM 算法用于图像分割时样本向量为像素的灰度或颜色,在灰度或颜色特征空间中聚类后再将它们映射回原图像空间得到分割结果,这种方法无法直接使用图像的空间信息,对噪声敏感,对地层图像中地层边界的颜色混合区域的像素无法正确进行分类。

2.2 基于随机游走的图像分割

Grady 将随机游走算法引入图像分割领域^[17-19],提出了一种半自动的图像分割方法,将图像分割看成是平面上的随机游过程.该算法将待分割的图像映射为带权的无向图 $G = (V, E)$, 结点集 V 由图像像素构成,边集 E 由 4 邻接关系构成,边的权值用来表示一个随机游走者沿着这条边行走的概率,首先由用户标记若干像素作为 K 个类别的种子点,然后为每个未标记像素赋予一个 K 元组的向量来表示一个随机游走者从每个非种子点第一次到达 K 类种子点的概率, K 个概率中最大者对应其最可能属于的类别,从而实现最终的分割。

Grady 给出的基本算法使用 Gaussian 函数计算边的权值:

$$w_{ij} = e^{-\beta(g_i - g_j)^2}, \forall e_{ij} \in E \quad (4)$$

其中, g_i 代表图像中像素点 i 的灰度, β 是算法中唯一的可改变的参数. 为方便处理, 在使用式(4)之前先归一化 $(g_i - g_j)^2$, 对于彩色图像采用像素颜色距离如 RGB 颜色空间中的欧氏距离代替 $(g_i - g_j)^2$.

一个随机游走者首次到达一个种子点的概率恰好等于种子点边界条件下的 Dirichlet 问题的解^[20], 即平面上的随机游走问题实质上是求边界值为 0 或者 1 的 Dirichlet 问题. 该问题求解步骤为:

(1) 定义 Laplacian 矩阵 L , 如式(5):

$$L_{ij} = \begin{cases} d_i, & \text{如果 } i = j \\ -w_{ij}, & \text{如果 } v_i \text{ 和 } v_j \text{ 是相邻的点} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $d_i = \sum_k w_{ik}$, k 为图 G 中 i 的邻接点, 即 d_i 为所有与结点 i 相连边的权值和.

(2) 将图 G 的顶点分为两个集合: V_M (已经标记的种子结点)、 V_U (未标记的结点), 满足 $V_M \cup V_U = V$, $V_M \cap V_U = \phi$, 将 Laplacian 矩阵 L 中的点按照先种子点后非种子点的顺序来排列, L 被分成已经标记及未标记的块, 如式(6)所示.

$$L = \begin{bmatrix} L_M & B \\ B^T & L_U \end{bmatrix} \quad (6)$$

(3) 令 x_i^s 表示结点 i 首次到达标签 s 的概率, 将每个种子点的标记集合定义为一个函数 $Q(v_j) = s, \forall v_j \in V_M, 0 < s \leq K$. 为每个在 $v_j \in V_M$ 的点标记 s 定义 $|V_M| \times 1$ 的矩阵:

$$m^s = \begin{cases} 1, & \text{如果 } Q(v_j) = s \\ 0, & \text{如果 } Q(v_j) \neq s \end{cases} \quad (7)$$

则对未标记点集合 x_i^s 可通过求解式(8)获得.

$$L_U x^s = -B^T m^s \quad (8)$$

(4) 通过为每个未标记点 v_i 设置相应于 $\max_s(x_i^s)$ 的标签, 获得分割结果.

从上面的算法描述可以看出, 基于随机游走的图像分割算法充分利用了图像像素的邻接关系这一空间信息, 本文提出的算法将利用随机游走算法这一特点来改进基于 FCM 的图像分割算法.

2.3 基于 FCM 与随机游走的图像分割

根据 FCM 与随机游走算法的特点, 我们提出一种融合这两种算法的图像分割算法, 利用随机游走算法在 FCM 迭代计算隶属度和聚类中心的过程中引入图像的空间信息.

图 1(a) 是一个两种颜色的地层颜色混合的简化模

型, 该图为像素结点 4 连通图. 如果仅考虑颜色信息, 则结点 1~4、6~9、14 为 1 类, 5、10~13、15~18 为 2 类, 由于所有像素点的颜色特征均位于聚类中心 1 或 2, 对 1 类结点其隶属度值为: $u_{1i} = 1, u_{2i} = 0$, 对 2 类结点其隶属度值为: $u_{1i} = 0, u_{2i} = 1$; 而考虑空间信息结点 5 应为 1 类, 14 应为 2 类.

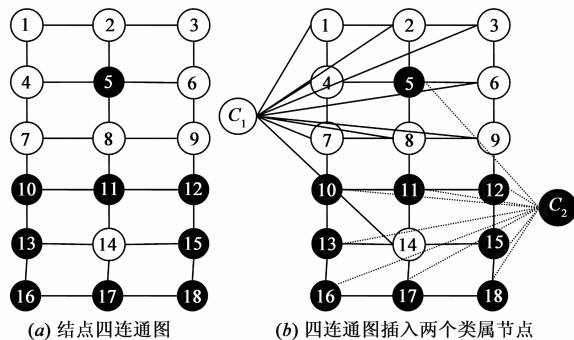


图1 简化的颜色混合示意图

如图 1(b) 所示, 在图 1(a) 的四连通图上插入两个类属结点 C_1, C_2 , 同种颜色相邻像素结点之间边的权值为 1, 不同颜色相邻像素结点之间边的权值为 ω , 像素结点与类属结点之间边的权值为 γ . 参照随机游走算法, 随机游走者从像素结点出发, 到达某类属结点后停止. 当随机游走者位于某一像素结点时, 按其连接边的权重决定位置转移的概率, 记 $p_{i,r}$ 为像素节点 r 首先游走到类属结点 C_i 的概率, 则:

$$p_{1,5} = \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{1,2} + \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{1,4} + \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{1,6} + \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{1,8}$$

$$p_{2,5} = \frac{\gamma}{4\omega + \gamma} + \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{2,2} + \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{2,4} + \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{2,6} + \frac{\omega}{4\omega + \gamma} p_{2,8} \quad (9)$$

对于像素结点 14 有类似的结果. 由概率的定义可以知道 $p_{i,r}$ 满足隶属度定义的要求, 如果以 $p_{i,r}$ 代替 u_{ir} , 则像素结点 5 隶属于类 1 的程度上升, 而隶属于类 2 的程度降低.

根据上面描述的基本思想, 在图像像素构成的 4 连通图上插入 k 个类属结点, 利用随机游走算法计算随机游走者从每个像素结点第一次到达某个类属结点的概率作为该像素结点属于对应类别的隶属度. 修改后算法的基本步骤如下: (1) 随机初始化 k 个聚类中心; (2) 按公式(3)计算隶属度矩阵 U ; (3) 利用随机游走算法计算得到新的隶属度(概率)矩阵 U_{new} ; (4) 用 U_{new} 代替 U 按公式(2)计算新的聚类中心; (5) 判断是否收敛, 如不收敛转步骤(2).

2.4 利用随机游走算法改进隶属度计算方法

与标准的 FCM 算法相比, 2.3 节描述的算法插入了步骤(3), 采用随机游走算法调整像素的隶属度. 在图像像素构成的 4 连通图上插入 k 个类属结点 $C_1, C_2,$

……、 C_k 与原 4 连通图上的所有像素结点连接,图 2 为其示意图.插入的类属结点作为已标记结点 V_M ,原图像中的像素结点为未标记结点 V_U ,本文算法采用随机游走者从每个像素结点第一次到达某个类属结点的概率作为该像素结点属于对应类别的隶属度.

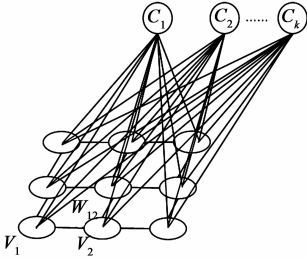


图2 插入类属结点后的图

对原图像任意一个像素结点 i 与 C_j 连接的权值设置为 $\gamma u_{ji} d_i$,其中 γ 为本算法的参数,用于调节像素结点与类属结点连接边的权值, u_{ji} 为步骤(2)计算出的隶属度, d_i 为该结点与 4 连通邻接边的权值和. Laplace 矩阵可表示为式(10)的形式.

$$L = \begin{bmatrix} L_M & B \\ B^T & L_I + \gamma D \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中 L_I 为原图像 4 连通图的 Laplace 矩阵, $D = \text{diag}(d_i)$ 为 L_I 对角线元素构成的对角矩阵. B 为 $k \times n$ 的矩阵,其元素值 $b_{ji} = -\gamma u_{ji} d_i$ 为像素结点 i 与类属结点 C_j 连接边的权值. 对应式(8),随机游走者从每个像素结点第一次到达某个类属结点 C_s ($s = 1, \dots, k$) 的概率可通过求解式(11)所示的线性方程组获得.

$$(L_I + \gamma D) x^s = -B^T m^s \quad (11)$$

对于任意一个像素结点 i ,其与邻接像素结点的边权值和为 d_i ,与所有类属结点边的权值和为 $\sum_{j=1}^k \gamma u_{ji} d_i = \gamma d_i$,当随机游走者位于像素结点 i 时,其转移到邻接像素结点的概率为 $\frac{1}{1 + \gamma}$,而转移到类属结点的概率为 $\frac{\gamma}{1 + \gamma}$.

如果 γ 的值增大,则 $\frac{\gamma}{1 + \gamma}$ 值增大, $\frac{1}{1 + \gamma}$ 减小,即随机游走者第一次改变位置转向类属结点的概率较大,此时空间信息作用减小,颜色信息在聚类中作用增大;反之则空间信息作用增加而颜色信息的作用减小.当 γ 在小范围内变化时,线性方程组(11)的解稳定,变化范围不大.

3 实验与讨论

本节对改进后的算法和原 FCM、FCM_S1、FCM_S2 算法分别采用人工合成图像及实际拍摄的构造模拟地层图像实验结果进行比较,并讨论了其参数的作用.限于篇幅这里只给出部分实验结果,其中随机游走算法中的 β 参数参照文献^[17]设置为 90.

(1)人工合成图像分割实验:首先我们采用人工合成的 2 个地层的图像并添加一定水平的高斯噪声,采用改进算法进行分割实验.合成图像如图 3(a)所示,图像大小为 160×120 ,包含两种颜色,层边界处两种颜色混合.本实验观测本文算法对图像噪声的抑制作用并与 FCM、FCM_S1、FCM_S2 的分割结果进行了比较.

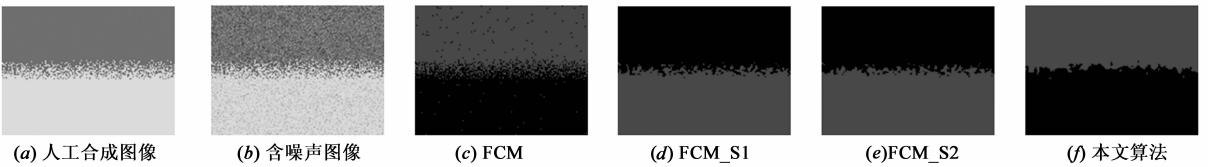


图3 人工合成图像

图 3(b) ~ (f) 为部分实验结果, (b) 为添加了高斯噪声的图像, (d) (e) (f) 分别为 FCM、FCM_S1、FCM_S2 以及本文算法的分割结果. 从图中可以看出本文算法与 FCM 算法相比, 图像中的噪声得到了很好的抑制, 层间边缘清晰, 而与 (d) (e) 相比边缘附近噪声点更少. 一般来说, 如果算法对噪声抑制较差, 则分割结果中包含的噪声区域较多, 分割结果包含的区域数也更多, 因此本实验中我们采用分割结果中包含的区域数来衡量算法对噪声的抑制性能, 表 1 给出了本文算法与 FCM、FCM_S1、FCM_S2 以及本文算法 γ 取不同值的分割含不同噪声水平图像的实验结果, 其中 FCM_S1、FCM_S2 的参数采用文献^[10]推荐的值. 从表 1 的数据可以看

出, 本文算法与 FCM_S1、FCM_S2 相比对高斯噪声具有更好的抑制能力, 参数 γ 取值较小值时对噪声的抑制能力更强.

表 1 含高斯噪声合成图像分割结果区域数

高斯噪声方差参数	0.01	0.02	0.03	0.04
FCM	241	673	947	1037
FCM_S1	28	43	35	62
FCM_S2	29	40	33	72
$\gamma = 0.01$	8	10	21	34
$\gamma = 0.05$	9	17	35	61
$\gamma = 0.10$	15	17	45	73
$\gamma = 0.15$	17	25	58	87
$\gamma = 0.20$	19	31	64	101

(2)实际地层图像分割实验:本实验观察本文算法对实际地层图像的分割作用.由于实际的构造模拟地层图像分辨率较高,这里给出的是局部的图像.图4为实验结果之一,图像大小为 320×240 ,其聚类中心数为3,本文算法参数 γ 取值0.01、0.20.从该实验结果可以看出,由于待分割图像存在大量噪声及颜色混合的情

况,FCM算法分割结果极差,本文算法对该图像分割结果明显优于FCM算法,FCM_S1、FCM_S2分割结果包含区域数分别为490、646, γ 取值0.01本文算法分割结果包含区域数为405, γ 取值0.20本文算法分割结果包含区域数为453.

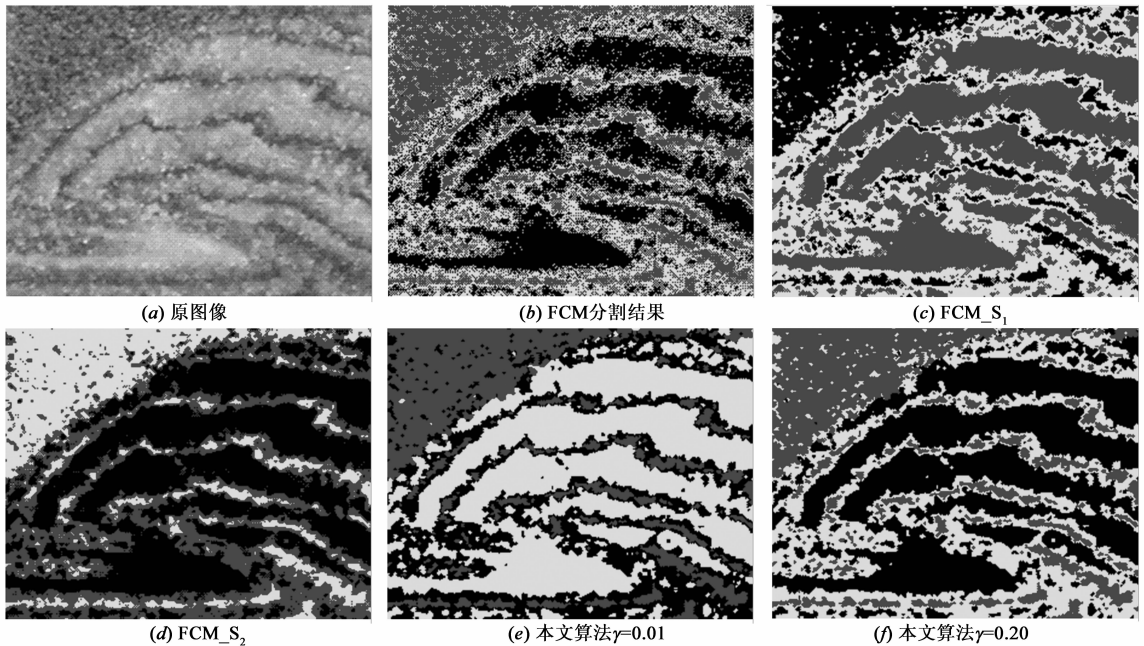


图4 实际构造模拟地层图像分割实验结果

4 结论

地层图像的分割是重建地层3D模型的关键步骤,颜色特征是地层分割的重要依据,但地层图像存在高噪声以及地层边界颜色混合的特点,使得传统的颜色特征空间聚类算法无法很好地分割地层图像.针对地层图像的这种特点,本文提出了一种融合FCM与随机游走算法的图像分割算法,在聚类过程中充分利用像素的空间信息提高噪声点及地层边界颜色混合区域像素的分类正确性.

本文算法对传统的FCM聚类算法的迭代过程进行改进,将基于随机游走的半监督图像分割的算法应用于像素隶属度的计算.在基于随机游走图像分割算法中图像像素节点构成的四连通图上插入类属节点作为已标记节点,将随机游走者第一次游走到某个类属节点的概率作为该像素隶属于该类的隶属度.

实验结果表明本文提出的算法对不同水平的噪声均具有良好的抑制能力,能够较好地处理地层边界颜色混合而产生的边界模糊,有效解决构造模拟地层图像的分割问题.

参考文献

- [1] 时秀朋,李理,龚道好,等.构造物理模拟实验方法的发展与应用[J].地球物理学进展,2007,22(6):1728-1735.
Shi Xiu-Peng, Li Li, Gong Dao-hao, et al. The development and application of structure physical modeling[J]. Progress in Geophysics, 2007, 22(6): 1728-1735. (in Chinese)
- [2] 黄宇,付琨,吴一戎.基于Markov随机场K-Means图像分割算法[J].电子学报,2009,37(12):2700-2704.
Huang Yu, Fu Kun, Wu Yi-rong. Image segmentation method using K-means based on Markov random field[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(12): 2700-2704. (in Chinese)
- [3] 丁震,胡钟山,杨靖宇,等.FCM算法用于灰度图像分割的研究[J].电子学报,1997,25(5):39-43.
Ding Zhen, Hu Zhong-shan, Yang Jing-yu, et al. FCM algorithm for the research of intensity image segmentation[J]. Acta Electronica Sinica, 1997, 25(5): 39-43. (in Chinese)
- [4] Dunn J C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters [J]. Cybernetics and Systems, 1973, 3(3): 32-57.
- [5] Bezdek J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms [M]. Kluwer Academic Publishers, 1981.

- [6] Bezdek J C. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(1): 1 - 8.
- [7] Liew A, Leung S, Lau W. Fuzzy image clustering incorporating spatial continuity [J]. IEE Proceedings Vision, Image & Signal Processing, 2000, 147(2): 185 - 192.
- [8] Karmakar G C, Dooley L S. A generic fuzzy rule based image segmentation algorithm [J]. Pattern recognition letters, 2002, 23(10): 1215 - 1227.
- [9] Ahmed M N, Yamany S M, Mohamed N, et al. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(3): 193 - 199.
- [10] Chen S C, Zhang D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2004, 34(4): 1907 - 1916.
- [11] Chen Q, Ji Z X, Sun Q S, et al. Homogeneous patch based FCM algorithm for brain MR Image segmentation [A]. Proceedings of the Chinese Conference on Pattern Recognition, 2009 [C]. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009. 1 - 5.
- [12] 冯衍秋, 陈武凡, 梁斌, 等. 基于 Gibbs 随机场与模糊 C 均值聚类的图像分割新算法 [J]. 电子学报, 2004, 32(4): 645 - 647.
Feng Yan-qiu, Chen Wu-fan, Liang Bin, et al. A new algorithm for image segmentation based on gibbs random field and fuzzy C-means clustering [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(4): 645 - 647. (in Chinese)
- [13] Udupa J K, Samarasekera S. Fuzzy connectedness and object definition: theory, algorithms, and applications in image segmentation [J]. Graphical Models and Image Processing, 1996, 58(3): 246 - 261.
- [14] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Fuzzy connected object definition in images with respect to co-objects [A]. Proceedings of the SPIE: Medical Imaging 3661 [C]. San Diego: SPIE, 1999. 236 - 245.
- [15] Udupa J 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, 2002, 24(11): 1485 - 1500.
- [16] 依玉峰, 高立群, 郭丽. 改进 FCM 在交互式图像分割中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(3): 342 - 348.
Yi Yu-Feng, Gao Li-Qun, Guo Li. Application of improved FCM for interactive image segmentation [J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2012, 17(3): 342 - 348. (in Chinese)
- [17] Grady L. Random walks for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(11): 1768 - 1783.
- [18] Grady L, Funka-lea G. Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials [A]. Lecture Notes in Computer Science, Computer Vision and Mathematical Methods in Medical and Biomedical Image Analysis [C]. Berlin: Springer Berlin / Heidelberg, 2004. 230 - 245.
- [19] Grady L, Schiwietz T, et al. Random walks for interactive organ segmentation in two and three dimensions: Implementation and validation [A]. Proceedings of the Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention [C]. Berlin: Springer Berlin / Heidelberg, 2005. 773 - 780.
- [20] Doyle P, Snell J. Random Walks and Electric Networks [M]. Ann Arbor: The Mathematical Association of America, 1984.

作者简介



陈圣国 男, 1969 年出生, 江苏如皋人, 副教授, 博士研究生, 主要研究领域为图像理解与计算机视觉技术。

E-mail: chenshengguo@gmail.com



孙正兴 (通讯作者) 男, 1964 年出生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为多媒体计算, 计算机视觉和智能人机交互。

E-mail: szx@nju.edu.cn