

基于灰度-梯度特征的改进 FCM 土壤孔隙辨识方法

赵 玥^{1,2} 韩巧玲^{1,2} 赵燕东^{1,2}

(1. 北京林业大学工学院, 北京 100083; 2. 北京林业大学城乡生态环境北京实验室, 北京 100083)

摘要: 土壤孔隙的拓扑结构决定了土壤水分保持和传导能力,对土壤生态过程与功能具有重要影响,但现有土壤孔隙辨识方法存在孔隙边界判别不准确和运行效率较低的问题。为解决这一问题,提出一种基于土壤 CT 图像灰度-梯度特征的改进模糊 C 均值(GFFCM)孔隙辨识方法。该方法利用拉普拉斯算子建立灰度-梯度二维特征矩阵,并结合土壤相关先验知识分区构造初始隶属度矩阵和确定聚类数目;然后,基于初始条件实现土壤结构的模糊划分;最后,运用孔隙辨识准则对模糊聚类结果进行优化,完成土壤孔隙结构的精准辨识。以非饱和土壤 CT 图像为应用对象验证孔隙辨识方法的性能,通过与传统 FCM 法、快速 FCM 法(FFCM)的比较,表明 GFFCM 法有效克服了传统 FCM 法在隶属度矩阵和聚类数目初始化的不足,解决了初始值制约辨识精确度的问题,在保证孔隙辨识精度的前提下具有较高的执行效率。

关键词: 土壤孔隙; 灰度-梯度; 隶属度矩阵; 模糊 C 均值方法; 孔隙辨识准则

中图分类号: S152 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)03-0279-08

Improved FCM Method for Pore Identification Based on Grayscale – Gradient Features

ZHAO Yue^{1,2} HAN Qiaoling^{1,2} ZHAO Yandong^{1,2}

(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. Beijing Laboratory of Urban and Rural Ecological Environment, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: The topological structure of soil pores determined the ability of soil moisture retention and conductivity, which had a significant impact on soil ecological processes. However, the existing pore identification methods had the problems of low pore identification accuracy and low operational efficiency. In order to solve the problems, a fast fuzzy C-means (GFFCM) method based on the grayscale – gradient features of soil CT images for pore identification was proposed. The grayscale – gradient two-dimensional feature matrix was established by Laplace operator to describe the characteristics of pore boundary. Combined with soil prior knowledge, the initial membership matrix was constructed and the number of clusters was estimated. Then, based on the determined initial conditions, the traditional fuzzy C-means was used to realize the fuzzy division of soil structure. Finally, the fuzzy clustering result was optimized with the GFFCM method by pore identification standard to accurately identify the soil pore structure. The methods were applied to the soil CT images with unsaturated state and compared with the traditional FCM method and the fast FCM method (FFCM), the GFFCM method had the lowest identification error rate and the smallest number of iterations, which indicated that the GFFCM method had the highest recognition accuracy. Besides, the method could overcome the shortcomings of the traditional FCM method in initializing the membership matrix and number of clusters, so it solved the problem that the initial value influenced the identification accuracy and had the advantage of high computational efficiency.

Key words: soil pore; grayscale – gradient; membership matrix; fuzzy C-means method; pore identification standard

收稿日期: 2017-12-08 修回日期: 2017-12-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(41501283)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2015ZCQ-GX-04)

作者简介: 赵玥(1986—),女,讲师,博士,主要从事图像处理 and 模式识别研究,E-mail: zhaoyue0609@126.com

通信作者: 赵燕东(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事生态信息智能检测与控制研究,E-mail: yandongzh@bjfu.edu.cn

0 引言

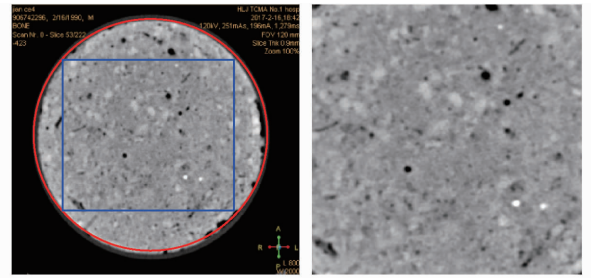
土壤孔隙的几何特征决定着土壤的透气性、持水性,进而影响土壤肥力和作物产量,是衡量土壤质量的重要指标^[1-4],因此,土壤孔隙结构的定性识别与定量表达,是从根本上认识土壤结构的必要前提。计算机断层扫描(CT)为土壤孔隙结构的辨识提供了有效的技术手段^[5-6];目前,基于土壤CT图像的研究大多采用固定阈值法、自适应阈值法来辨识孔隙结构^[7-11]。但由于CT机器的部分容积效应会引起孔隙边界的模糊性,使以上方法导致孔隙过分割和欠分割现象。模糊聚类方法可以避免或减少这类问题的出现,其优势是处理不确定的数据时通过求取优化问题的最优解来实现像素的分类,能够更加真实地反映不规则的孔隙结构。

模糊C均值算法(Fuzzy C-means, FCM)是最常用的模糊聚类方法^[12-13]。它通过对目标函数的迭代优化计算像素点属于各类的概率,以实现像素点的模糊划分,具有较强的鲁棒性。但是,由于所有像素点均参与计算,每次迭代需消耗大量时间;而且其稳定效果和速度极易受初始条件的影响,降低了方法的运算效率^[14-16]。快速FCM法(Fast fuzzy C-means, FFCM)采用灰度级参与迭代运算,可极大地提高运算速度,但忽略了细节信息,仍无法准确描述较为复杂的孔隙模糊边界图像(土壤CT图像)的特征^[17]。

本文针对土壤CT图像孔隙结构微小、灰度均一化的特点,提出一种基于土壤灰度-梯度特征的改进模糊C均值聚类方法(Fuzzy C-means based on grayscale-gradient features, GFFCM)。该方法基于土壤图像灰度-梯度二维信息,构造出合适的孔隙辨识条件,可解决传统FCM法中初始值制约辨识精确度的问题,提高辨识方法的运算速度。

1 基于土壤CT图像的孔隙辨识问题

本文研究所用的土壤CT图像由Philips Brilliance 64排64层螺旋CT机扫描土壤样本所得。扫描参数为:电压120 kV,电流196 mA,扫描间隔1.279 ms,扫描层厚0.9 mm,窗宽和窗位分别为2 000和800。扫描获得的原始土壤CT图像如图1a所示,其中,黑色区域孔隙识别中会影响实验结果和增加运算量,因此,本文采用最大内切法,将其剪裁为如图1b所示的图像。另外,原始土壤CT图像含有 2^{16} 个灰度级且以医疗图像的格式存储,因此,为保证剪裁后的土壤CT图像灰度级不发生变化且便于计算机的后续处理,将其保存为bmp格式。



(a) 原始土壤CT图像

(b) 土壤CT图像

图1 土壤CT图像

Fig. 1 Soil CT images

由于CT机器电路板、探测器等硬件的限制以及层厚、扫描时间等参数的约束,会导致土壤CT图像在成像、传输等过程中存在噪声。噪声在图像中属于高梯度信息,而孔隙边缘也属于高梯度信息,噪声的存在会影响孔隙边界的精确辨识,因此,采用自适应中值滤波算法对土壤CT图像进行去噪处理,以获取理想的土壤CT图像^[19]。

由于CT机器灰度分辨率的限制,土壤CT图像会受到部分容积效应(Partial volume effect, PVE)的影响,导致图像中不同物质的边缘以均值状态存在,从而呈现孔隙边缘模糊的特性。如图1b所示,黑色区域表示孔隙结构,其边缘颜色随着与孔隙质心距离增大而逐渐变浅,因此,孔隙的边界就很难被准确界定和辨识。

为消除PVE对孔隙边缘判别的影响,可采用模糊聚类分析对孔隙边界进行判断,以实现孔隙边界的精确辨识。为获取合适的孔隙辨识方法,有必要基于土壤CT图像对模糊聚类方法进行深入研究。

2 孔隙辨识方法

2.1 传统FCM法

传统FCM法遵循像素点以不同概率值属于不同集群的原则,通过迭代优化完成像素点的模糊划分。它假定聚类数目和隶属度矩阵是已知的,并设定目标函数为

$$J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 \quad (1 \leq m < \infty) \quad (1)$$

式中 x_i ——像素点灰度

v_j ——聚类中心灰度

$\|\cdot\|$ ——距离向量

c ——聚类中心数目 u_{ij} ——概率向量

m ——常数 n ——像素点个数

m 是控制模糊度的常量,其范围一般为 $[1.5, 2.5]$ ^[20],本文 m 取2。对于每个像素点 x_i ,其隶属于不同聚类中心的概率和为

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} = 1 \quad (2)$$

当目标函数通过迭代优化趋于极小值时,则认为所有像素点都趋于某个聚类中心并远离其他聚类中心,聚类结果达到理想状态。在式(2)的条件下计算式(1)的极小值,由拉格朗日乘法推导出其必要条件为

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_j\|}{\|x_i - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq c) \quad (3)$$

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

式中 v_k ——聚类中心

式(3)、(4)分别为隶属度矩阵方程与聚类中心方程。在迭代优化过程中,聚类中心和隶属度矩阵不断更新,目标函数逐渐趋于收敛。当目标函数变化量小于设定值时,则认为其处于稳定状态,即

$$\|J^{r+1} - J^r\| \leq \varepsilon \quad (5)$$

式中 ε ——设定误差

另外,考虑到方法的运算效率,可设定最大迭代数目 r ,当目标函数变化量无法满足式(5)时,以最大迭代数目作为收敛条件。当目标函数收敛时,聚类中心和隶属度矩阵作为最终的聚类参数完成土壤各相物质的辨识。

2.2 快速 FCM 法

由 2.1 节可知,传统 FCM 法需反复计算图像的聚类中心和隶属度矩阵,会涉及大量像素点的运算,极为耗时。为克服这一问题,FFCM 法在传统 FCM 法基础上进行了相应改进。

FFCM 法用灰度直方图特征空间代替像素空间参与迭代计算,计算图像中灰度相同的像素点数量和灰度等级,在优化过程中,由灰度等级与相应数量的乘积代替像素灰度,其目标函数、聚类中心和隶属度矩阵的迭代公式为

$$J = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^c u_{ij}^m H(g_i) \|g_i - v_j\|^2 \quad (1 \leq m < \infty) \quad (6)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|g_i - v_j\|}{\|g_i - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (1 \leq i \leq L, 1 \leq j \leq c) \quad (7)$$

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^L (H(g_i) u_{ij}^m g_i)}{\sum_{i=1}^L u_{ij}^m} \quad (8)$$

式中 L ——灰度级数目

g_i ——灰度级对应的灰度

$H(g_i)$ ——灰度为 g_i 的像素点数量

在此基础上,通过不同等级灰度对应的隶属度向量,可以反求出原始图像中所有像素点的隶属度。由式(6)~(8)可看出,灰度直方图特征空间的加入降低了迭代运算的数据量,例如,尺寸为 256 像素 \times 256 像素且灰度级为 0~255 的土壤 CT 图像,共有 65 536 个元素,优化后的数据集最多有 256 个元素,缩减至原始数据的 0.39%。这一数据优化,极大地提高了方法的运算速度。

2.3 GFFCM 孔隙辨识法

传统 FCM 法基于图像像素点的迭代优化实现模糊划分,其大量的数据集和迭代次数使其执行效率偏低,不适用于大批量的土壤 CT 图像;FFCM 法采用 256 个灰度级代替像素数据集,提高了执行效率,但丢失了像素的细节信息,降低了孔隙辨识精度。而 GFFCM 法通过初始化聚类数目和隶属度矩阵,可实现像素数据集迭代计算的快速收敛,在保证孔隙辨识精度的同时降低了迭代次数,对于土壤 CT 图像的处理具有实时性和高效性。该方法由 4 部分组成:①建立灰度-梯度二维矩阵,旨在融合土壤图像的梯度和灰度双重信息。②分区初始化隶属度矩阵,旨在基于灰度-梯度二维矩阵建立更接近孔隙辨识理想条件的初始值。③基于确定的初始化条件,采用传统 FCM 法完成对土壤多重物质的模糊判别。④运用孔隙辨识准则,旨在完成模糊聚类结果的优化,实现土壤孔隙的精准辨识。GFFCM 法基于灰度-梯度矩阵确定初始隶属度矩阵和聚类数目,并结合孔隙辨识准则完成土壤孔隙的辨识。

2.3.1 建立灰度-梯度二维矩阵

在土壤 CT 图像中,孔隙边界处的灰度受 PVE 效应的影响,呈现出模糊的特性,仅用灰度已经无法准确地判别和定位边界,需通过相关技术扩大孔隙边界与土壤固相物质和孔隙内部结构间的差异,因此,引入灰度-梯度二维矩阵来表征土壤 CT 图像的综合信息。首先,本文采用拉普拉斯算子计算土壤图像的梯度矩阵,其运算模板为

$$\nabla^2 f(i, j) = 4f(i, j) - f(i+1, j) + f(i-1, j) + f(i, j+1) + f(i, j-1) \quad (0 < i < w, 0 < j < l) \quad (9)$$

式中 w ——图像宽度,像素

l ——图像长度,像素 f ——灰度

在式(9)中,拉普拉斯算子模板中的系数之和为零。这意味着当模板覆盖图像中的像素是相同或相似的,响应输出应是零或极小值,相反,则应是一

个较大的数值。通过滤波模板和原始土壤 CT 图像得到一维梯度矩阵。

综合土壤图像的灰度信息和梯度信息,建立其灰度-梯度二维直方图,如图 2 所示。在二维直方图中,孔隙边界信息除了灰度差异外,还比其他区域具有更高的梯度,如图 2 中散落在梯度轴两端的像素点均是边界点。通过灰度-梯度二维直方图,可以初步判断各类像素点的分布情况,对 FCM 法预设初始化条件具有指导意义。

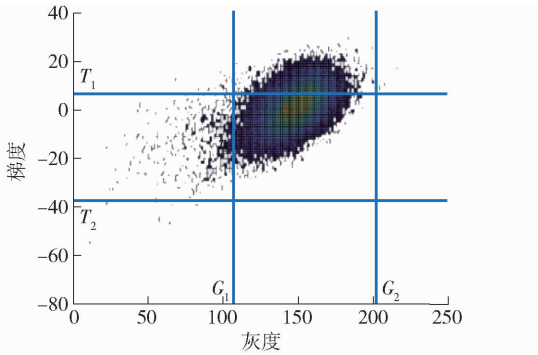


图 2 土壤 CT 图像的俯视灰度-梯度直方图

Fig. 2 Grayscale-gradient histogram of soil CT image

2.3.2 初始化合隶属度矩阵

由 2.1 节可知,传统 FCM 法的迭代优化需要有启动条件,即聚类数目和隶属度矩阵需预先赋值,且其值对于迭代次数、运行时间和辨识精度都有较大影响。因此,参数初始化是 GFFCM 法中的一个重要步骤。本节基于 2.3.1 节中的灰度-梯度二维矩阵,结合土壤图像的先验知识确定了相对应的聚类数目,并分区完成了隶属度矩阵的初始化。

灰度矩阵表征像素点的灰度信息。土壤中主要包含孔隙、固相物质和石砾杂质 3 类物质,且其分别以黑色、灰色和白色呈现在图像中(图 1b)。梯度矩阵表征像素点与邻域的差异程度,由式(9)可知,孔隙边界、均匀固相物质、石砾杂质边界的梯度应分别为正数、零、负数。因此,基于灰度分布和梯度分布,土壤物质均可分为 3 大类。

由图 2 可得,4 条蓝线将灰度-梯度直方图划分为 9 个区域, T_1 、 T_2 、 G_1 和 G_2 分别为梯度和灰度的临界值。灰度处于 $0 \sim G_1$ 范围的多为孔隙结构,处于 $G_1 \sim G_2$ 范围的多为固相物质,大于 G_2 的多为石砾杂质。在相同灰度下,不同梯度的像素点有不同的空间位置。因此,土壤图像按照 H_i 表示的映射规则进行分区为

$$\begin{cases} H_1(T_{\min}, T_2) = C_1 \\ H_1(T_2, T_1) = C_2 \\ H_1(T_1, T_{\max}) = C_3 \end{cases} \quad (G_{\min} < x_i < G_1) \quad (10)$$

$$\begin{cases} H_2(T_{\min}, T_2) = C_4 \\ H_2(T_2, T_1) = C_5 \\ H_2(T_1, T_{\max}) = C_6 \end{cases} \quad (G_1 < x_i < G_2) \quad (11)$$

$$\begin{cases} H_3(T_{\min}, T_2) = C_7 \\ H_3(T_2, T_1) = C_8 \\ H_3(T_1, T_{\max}) = C_9 \end{cases} \quad (G_2 < x_i < G_{\max}) \quad (12)$$

式中 C_j ——类别数目, $j = 1, 2, \dots, 9$

x_i ——像素灰度, $i = 1, 2, \dots, n$

T_{\max} ——梯度最大值

T_{\min} ——梯度最小值

G_{\max} ——灰度最大值

G_{\min} ——灰度最小值

由式(10)~(12)可知,第 1 类灰度多为孔隙, C_1 和 C_3 类表示孔隙过渡边界点, C_2 类表示孔隙内部像素点;第 2 类灰度多为固相物质, C_4 和 C_6 类分别表示土壤固相物质与孔隙和石砾杂质的边界点, C_5 类表示均匀的固相物质;第 3 类灰度多为石砾杂质, C_7 和 C_9 类表示石砾杂质的边界, C_8 类表示石砾和固相物质的混合物。值得注意的是,临界点的不当选取可能会导致没有像素点属于 C_3 和 C_7 类。临界点选取规则为

$$\begin{cases} T_1 = \frac{1}{3} T_{\max} & (T_{\max} > 0) \\ T_2 = \frac{1}{3} T_{\min} & (T_{\min} < 0) \\ G_1 = G_{\min} + \frac{1}{3}(G_{\max} - G_{\min}) & (G_{\max} > G_{\min} > 0) \\ G_2 = G_{\min} + \frac{2}{3}(G_{\max} - G_{\min}) & (G_{\max} > G_{\min} > 0) \end{cases} \quad (13)$$

基于上述梯度-灰度矩阵的分区, GFFCM 法中的初始聚类参数确定为 9,即认为土壤像素点共分为 9 类。其初始隶属度矩阵可表示为

$$u_j = \begin{cases} 0.7 & (x_i \in C_j, j \in (1, 2, \dots, 9)) \\ 0.0375 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)可得出 GFFCM 法的初始隶属度矩阵和聚类数目。而基于梯度-灰度综合信息赋值的初始条件与理想条件较为接近,因此, GFFCM 法可以较快地达到收敛状态,以自适应完成孔隙结构的辨识。

2.3.3 设定孔隙辨识准则

在完成土壤各相物质的初步辨识后,实现精准孔隙辨识的关键是从模糊聚类结果中提取孔隙结构。如 2.3.2 节所述,土壤中含有孔隙、固相基质和石砾杂质 3 类物质,但除此之外,孔隙结构与固相基质间往往存在过渡状态,其在土壤 CT 图像上分别

表现为黑色、中灰、白色和深灰。因此, GFFCM 法设定孔隙辨识准则对聚类结果进行优化, 以将模糊聚类结果转化为确定性分类, 完成孔隙结果的辨识。其孔隙辨识准则为

$$\eta \approx 0.1429 \frac{c}{k} \quad (15)$$

式中 k ——土壤物质的种类, 本方法中 k 取 4

综上所述, GFFCM 法引入梯度-灰度二维矩阵表征土壤不同物质间的差异。然后, 通过矩阵分区确定聚类数目和初始化隶属度函数, 指导传统 FCM 法进行迭代优化, 以确保目标函数较快趋于稳定状态。最后, 通过建立孔隙辨识准则保证孔隙结构辨识的精确性。GFFCM 法解决了初始值制约辨识精确度的问题, 对于孔隙结构的定量研究具有重要意义。

3 实例应用与验证

为测试本文 GFFCM 法在土壤孔隙结构辨识的有效性, 采用土壤 CT 图像作为研究对象进行应用分析, 并通过与 FCM 法和 FFCM 法的对比实验, 证明 GFFCM 方法的优越性。受试土壤类型为黏化湿润均腐土^[20], 是采自黑龙江省克山农场 40~80 cm 深, 高 10 cm、底面直径 10 cm 的圆柱形的原状土, 共 3 个重复土壤样本。该样本为非饱和土壤样本(体积含水率约为 23.77%), 扫描单个样本可得 302 幅土壤图像, 因此, 本实验的土壤图像数据库共包含 906 幅土壤 CT 图像。

根据图像中土壤有效面积的位置, 采用内切正方的方法, 将原始土壤 CT 图像剪切为如图 1b 所示尺寸为 191 像素 × 191 像素的图像后进行实验。本文所有实验均在同一台计算机上采用 Matlab R2014b 实现, 所用计算机处理器为 4.00 GHz Intel Core i7-4790, 内存为 16 GB, 操作系统为 Windows 7。

3.1 实验结果

为保证实验结果的可比性, 本文 3 种孔隙辨识方法采用相同的初始条件, 即模糊度 $m = 2$, 聚类数目 $c = 9$ 。由于篇幅有限, 仅举一例展示 3 种方法在不同迭代次数下的孔隙辨识结果。图 3 所示为从 906 幅土壤 CT 图像随机选取的图像。

由图 1b 所示的原始土壤 CT 图像可知, 图 3 中的红色方框所示结构为土壤固相物质, 展现在孔隙辨识结果中(图 3)应该为非孔隙结构(白色)。由图 3a~3c 可知, 当迭代次数为 10 时, 3 种方法的红色方框中均有黑色结构, 说明其均将固相物质误判为孔隙结构。其中, FCM 法误判的结构最大, GFFCM 法误判结构最小。比较图 3d~3f, 当迭代次

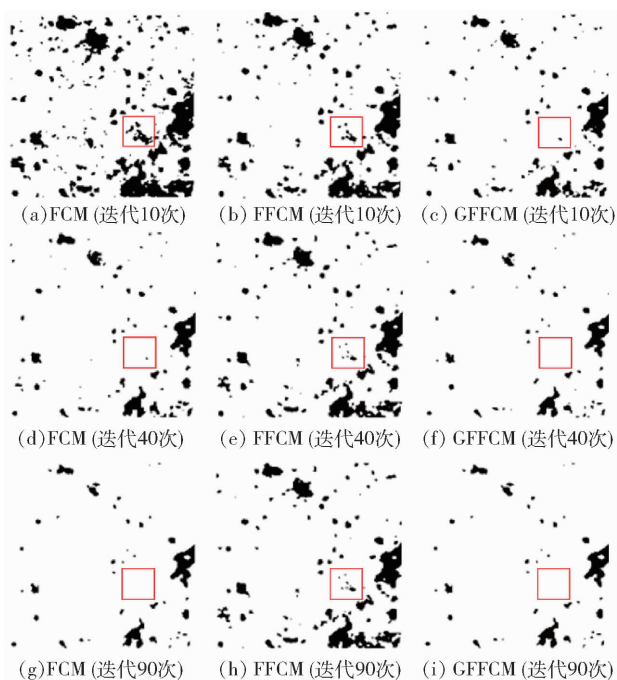


图 3 不同迭代次数下 3 种方法的孔隙辨识结果

Fig. 3 Pore identification results of three methods under different iteration times

数为 40 时, FFCM 法仍会将一部分土壤固相物质辨识为孔隙结构, 但其误判结构比迭代次数为 10 时已经减少; FCM 法虽然还会将小部分土壤固相物质辨识为孔隙结构, 但与迭代次数为 10 时相比, 误判结构已经极大地减小并且已经远远小于 FFCM 法的误判结构; 而 GFFCM 法此时已经能够正确将其判别为非孔隙结构。由图 3g~3i 的孔隙辨识结果可知, 当迭代次数增加为 90 时, FFCM 法仍会将一部分土壤固相物质判别为孔隙结构, 且其辨识精度与迭代次数为 40 时几乎没有变化。而 FCM 法和 GFFCM 法均不再误判孔隙结构, 具有较高的辨识精度。

综上所述, FCM 法的辨识精度随着迭代次数的增加会快速提高, 但是迭代次数较少时, 其辨识精度最低; FFCM 法的辨识精度随迭代次数的增加有小幅度提高, 且在迭代次数较少的情况下, 其辨识精度明显高于 FCM 法; 相比其他 2 种 FCM 型孔隙辨识方法, 本文 GFFCM 法的辨识精度随着迭代次数的增加会逐渐提高, 且能在最少的迭代次数条件下, 达到最高的辨识精度。

3.2 错误率分析

为了更精确评价图 3 红色方框内所示的辨识结果, 本文采用误分像素点数与总像素点数的比值作为辨识错误率, 计算公式为

$$I_F = \frac{W}{R+W} \times 100\% \quad (16)$$

式中 W ——错误分割的像素点数目

R ——正确分割的像素点数目

在图3的红色方框图中,计算3种方法的辨识错误率,实验结果见表1。由于FCM法在相同参数下的错误率会因随机生成的初始条件而变化,因此,文中所用的关于FCM法的数值均是在相同条件下多次运行结果的均值。

表1 不同迭代次数下3种方法的辨识错误率
Tab.1 Pore identification error rates of three methods under different iteration times %

辨识方法	迭代次数		
	10	40	90
FCM	12.78	0.44	0
FFCM	8.33	3.89	3.89
GFFCM	0.78	0	0

由表1可知,FCM法在迭代次数为10时,辨识错误率高达12.78%;在迭代次数为40时,辨识错误率快速下降为0.44%,直到最终达到零。FFCM法在迭代次数为10时,错误辨识率为8.33%,小于FCM方法;而随着迭代次数增加,在迭代次数为40时,辨识错误率达到3.89%,不再变化。而GFFCM法的初始辨识错误率为0.78%,远远低于其他2种方法,且在迭代次数为40时达到零。因此,3种方法在迭代次数不超过40时,迭代辨识错误率变化最大,为详细讨论前40次迭代辨识错误率的变化,图4为孔隙辨识错误率的曲线。

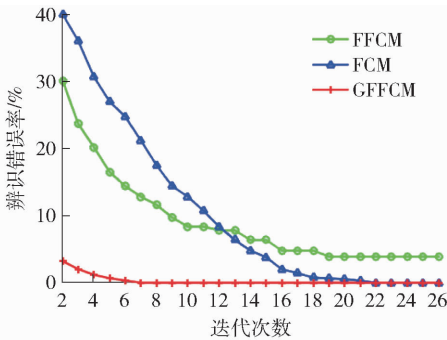


图4 3种方法的孔隙辨识错误率

Fig.4 Pore identification error rate of three methods

由图4可知,当迭代次数小于12时,FCM法的错误率明显高于FFCM法,但是随着迭代次数的增加,FCM法的错误率快速下降,直到在第22次迭代

时,达到很小的错误率。FCM法中初始隶属度矩阵是随机生成的,与收敛状态的理想条件差距较大,因此该方法的初始错误率较大,但由于图像所有像素点均参与迭代优化,FCM法最终拥有较高的辨识精度。FFCM法的辨识错误率由初始的30%到最终的3.89%,在第19次迭代后达到稳定状态。这主要是因为FFCM法采用256个灰度级代替图像像素进行聚类运算,减少运算时间的同时也降低了辨识精度,因此,其辨识错误率最终高于FCM法。而本文的GFFCM法的错误率则随着迭代次数由2.22%变为零,在这一过程中,GFFCM法错误辨识精度的变化幅度最小,且第6次迭代时达到稳定状态。因此,GFFCM法可在最少的迭代次数下达到最高的辨识精度。

由此可知,GFFCM法具有最低的辨识错误率,这主要是因为GFFCM法中分区确定的隶属度矩阵更接近理想条件,而且图像所有像素点都参与了迭代过程,保留了所有信息,使得GFFCM法具有最低的辨识错误率。由图4可知,FFCM法始终具有高辨识错误率,无法达到稳定状态,不适用于孔隙结构的辨识。虽然FCM法和GFFCM法的辨识错误率最终都达到零,但是其辨识精确度和执行效率也存在差异,仍需进一步分析。

3.3 精确度分析

为了进一步精确评价FCM法和GFFCM法对于孔隙辨识的精确度,采用了目标函数误差 ε 作为评价标准,目标函数误差表示当前迭代条件下的目标函数与上次迭代时目标函数的差值,计算公式为

$$\varepsilon = J_l - J_{l-1} \quad (17)$$

式中 l ——迭代次数

目标函数误差表征方法精确度,其值越小,方法的孔隙辨识精度越高,而目标函数误差下降的速率表征方法的执行效率,下降越快则孔隙辨识的效率越高。为讨论2种方法的精确度,将其目标函数误差列于表2中,其中目标函数的误差是多幅土壤CT图像的均值。

由表2可知,在第3次迭代时,GFFCM法的目

表2 不同迭代次数下2种方法的辨识精确度

Tab.2 Pore identification accuracy of two methods under different iteration times

迭代次数/次	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	
目标函数误差	FCM	237 850	198 480	185 620	160 260	146 140	113 850	90 378	72 872	59 994	49 977	40 774
	GFFCM	149 630	89 012	45 840	25 359	16 180	11 724	9 252	6 527	5 640	4 920	4 323
迭代次数/次	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	
目标函数误差	FCM	33 877	25 086	19 926	15 996	11 263	10 852	8 369	5 932	3 154	1 268	1 086
	GFFCM	3 825	3 406	3 053	2 753	2 496	2 273	2 076	1 901	1 460	605	537

标函数误差是 149 630, FCM 法的目标函数误差是 237 850, 2 种方法误差均很大; 直到第 23 次迭代时, GFFCM 法和 FCM 法的目标函数误差降至初始误差的 0.5%, 但此时 FCM 法的误差仍为 GFFCM 法的 2 倍。为比较 2 种方法的目标函数误差在不同迭代次数下的变化, 图 5 为不同迭代次数下 2 种方法的目标函数误差曲线。

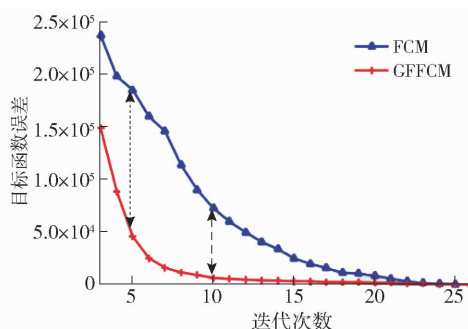


图 5 2 种方法的目标函数误差

Fig. 5 Objective function error of two methods

比较图 5 中 2 条曲线可知, GFFCM 法的目标函数误差明显小于 FCM 法。2 种方法的误差在第 5 次迭代时达到最大, 2 种方法误差相差 139 780, 此时 GFFCM 法的精度是 FCM 法的 4 倍。随后, FCM 法的误差快速减小, 到第 10 次迭代时, FCM 法的目标函数误差降为初始误差的 30.64%, 而 GFFCM 法的误差降至初始误差的 4.36%, 此时 2 种方法误差的差距为 66 345, 比第 5 次减小一半, 但 GFFCM 法的精度却是 FCM 法的 11 倍。这主要是因为 GFFCM 法的误差大量下降, 使得其精度极大提高。直到第 23 次迭代时, GFFCM 法和 FCM 法的目标函数误差降至初始误差的 0.5%, 但 GFFCM 法目标函

数的误差仍为 FCM 法的一半。这说明, 即使误差相似时, GFFCM 方法的精度仍然较高。综上所述, GFFCM 法具有较高的精确度, 且随着迭代次数的增加, 其趋于稳定的速度明显优于 FCM 法。

比较 3 种 FCM 型聚类方法可知, 理想的初始条件能够促使目标函数快速趋于稳定。本文的 GFFCM 法通过对初始隶属度矩阵和聚类中心的引导赋值, 使其能在数次迭代之后, 快速趋于收敛状态。低辨识错误率、高辨识精确度和执行效率保证了 GFFCM 法较快地完成孔隙的精确辨识。

4 结束语

提出了一种基于灰度-梯度特征的模糊 C 均值方法 (GFFCM 法), 以更快速、更精确地完成孔隙结构的辨识。该方法利用图像灰度和梯度的综合信息分区完成了聚类数目和隶属度矩阵的初始化, 建立了更接近孔隙辨识理想条件的初始值; 并运用孔隙辨识准则对土壤多重物质的模糊聚类结果进行了优化。通过与传统 FCM 法和 FFCM 法的孔隙辨识结果作比较表明, FFCM 法极易将固相物质辨识为孔隙结构, 无法实现零错误率; FCM 法虽然迭代初期误差较大, 但可在 90 次迭代时达零错误率; 而 GFFCM 法在第 6 次迭代时即可达到零错误率, 在第 10 次迭代时即可将辨识误差控制在 0.5% 范围内。综上所述, GFFCM 法具有最低的辨识错误率和最小的迭代次数, 这也意味着 GFFCM 法具有最高的辨识精确度和运算效率, 可准确完成土壤孔隙的辨识, 为土壤孔隙的量化研究提供一种较为先进的技术。

参 考 文 献

- HILL R L, HORTON R, CRUSE R M. Tillage effects on soil water retention and pore size distribution of two mollisols[J]. Soil Science Society of America Journal, 1984, 49(5): 1264 - 1270.
- FALCONER R, HOUSTON A, OTTEN W, et al. Emergent behavior of fungal dynamics: influence of soil architecture and water distribution[J]. Soil Science, 2012, 177(2): 111 - 119.
- 张小娜, 冯杰, 邵伟, 等. 土壤大孔隙对坡面溶质流失的影响[J/OL]. 农业机械学报, 2013, 44(6): 117 - 121, 147. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20130621&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.06.021.
- ZHANG Xiaona, FENG Jie, SHAO Wei, et al. Effects of soil macropore on slope solute loss[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(6): 117 - 121, 147. (in Chinese)
- YU X, FU Y, LU S. Characterization of the pore structure and cementing substances of soil aggregates by a combination of synchrotron radiation X-ray micro-computed tomography and scanning electron microscopy[J]. European Journal of Soil Science, 2017, 68: 66 - 79.
- PETROVIC A M, SIEBERT J E, RIEKE P E. Soil bulk density analysis in three dimensions by computed tomographic scanning[J]. Soil Science Society of America Journal, 1982, 46(3): 445 - 450.
- MUNKHOLM L J, RICHARD H J, DEEN B. Soil pore characteristics assessed from X-ray micro-CT derived images and correlations to soil friability[J]. Geoderma, 2012, 181 - 182: 22 - 29.
- NICHOLAS J, MATS L, JOHN K. Connectivity and percolation of structural pore networks in a cultivated silt loam soil quantified by X-ray tomography[J]. Geoderma, 2017, 287: 71 - 79.
- YU X, WU C, FU Y. Three-dimensional pore structure and carbon distribution of macroaggregates in biochar-amended soil[J].

- European Journal of Soil Science, 2016, 67: 109 – 120.
- 9 HU Y B, FENG J, YANG T. A new method to characterize the spatial structure of soil macropore networks in effects of cultivation using computed tomography[J]. Hydrological Processes, 2014, 28: 3419 – 3431.
- 10 赵玥, 韩巧玲, 赵燕东. 基于 CT 扫描技术的土壤孔隙定量表达优化[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(10): 252 – 259. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20171031&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.10.031.
ZHAO Yue, HAN Qiaoling, ZHAO Yandong. Optimization of soil pore quantitative expression based on computed tomography scanning technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(10): 252 – 259. (in Chinese)
- 11 SARAH S, ERWAN P, ANGÉLIQUE L, et al. X-ray Micro-CT: how soil pore space description can be altered by image processing[J]. Soil Science Society of America Journal, 2017. DOI: 10.2136/vzj2016.06.0049.
- 12 DUNN J C. A fuzzy relative of the isodata process and its use in detecting compact well-separated clusters[J]. Journal of Cybernetics, 1973, 3(3): 32 – 57.
- 13 BEZDEK J C, EHRlich R, FULL W. FCM: the fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Computers and Geosciences, 1984, 10(2–3): 191 – 203.
- 14 SEYED H D, ALAN W C L. Spatial possibilistic fuzzy C-means segmentation algorithm integrated with brain mid-sagittal surface information[J]. International Journal of Fuzzy Systems, 2017, 19(2): 591 – 601.
- 15 MAHESH Y, HITESH G. Image segmentation using fuzzy C-means clustering: a survey[J]. International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2013, 2(7): 2927 – 2929.
- 16 LUN H, KEITH C C. Fuzzy clustering in a complex network based on content relevance and link structures[J]. IEEE Transactions Fuzzy System, 2016, 24(2): 456 – 470.
- 17 CAI W L, CHEN S K, ZHANG D Q. Fast and robust fuzzy C-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825 – 838.
- 18 HAIDI I, NICHOLAS S P K, THEAM F N. Simple adaptive median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2008, 54(4): 1920 – 1927.
- 19 KRINIDIS S, CHATZIS V A. Robust fuzzy local information C-means clustering algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5): 1328 – 1337.
- 20 王恩姮, 卢倩倩, 陈祥伟. 模拟冻融循环对黑土剖面大孔隙特征的影响[J]. 土壤学报, 2014, 51(3): 490 – 496.
WANG Enheng, LU Qianqian, CHEN Xiangwei. Characterization of macro-pores in mollisol profile subjected to simulated freezing-thawing alternation[J]. Acta Pedologica Sinica, 2014, 51(3): 490 – 496. (in Chinese)