

8-17-2020

## DEM Clustering Simplification Algorithm Based on Fractal Dimension

Zhang Fan

*College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;*

Xiaoyang Li

*College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;*

Liu Huan

*College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;*

Hu Wei

*College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## DEM Clustering Simplification Algorithm Based on Fractal Dimension

### Abstract

**Abstract:** Fractal is the essential characteristic of natural scenes. It can describe the irregular extent of surface topography, so it is used for digital terrain generation. As the inverse process of terrain generation, digital terrain simplification usually uses geometric properties such as curvature index as a measure to reduce the grid to improve the efficiency of electromagnetic solver calculations, flood modeling, visual simulation and other issues, while ignoring the fractal nature of the terrain features. Since a traditional simplification algorithm of DEM is difficult to identify the characteristics of complex topography, a new *clustering simplification* algorithm based on *fractal dimension* is proposed. The fractal characteristics are introduced in simplified process of digital elevation model, using the fractal dimension for data simplifying and merging in different subclasses. The experiment results show that compared with classical algorithms : this algorithm has the characteristics of *higher precision*, *smaller voids* and *higher terrain retention*, more suitable for the diversified and complex DEM.

### Keywords

digital elevation model, fractal dimension, clustering algorithm, simplification of grids

### Authors

Zhang Fan, Xiaoyang Li, Liu Huan, Hu Wei, and Li Wei

### Recommended Citation

Zhang Fan, Li Xiaoyang, Liu Huan, Hu Wei, Li Wei. DEM Clustering Simplification Algorithm Based on Fractal Dimension[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(2): 261-267.

# 基于分形维数的 DEM 聚类简化方法研究

张帆, 李晓阳, 刘欢, 胡伟, 李伟

(北京化工大学信息科学与技术学院, 北京 100029)

**摘要:** 分形是自然场景的本质特征, 可以描述地形表面的不规则程度, 多用于数字地形生成。作为地形生成逆过程的数字地形简化, 通常以曲率等几何特征作为衡量指标进行网格缩减, 提高电磁计算、洪水模拟、视景仿真等问题的解算效率, 而忽略了分形这个地形本质特征。针对现有 DEM (Digital Elevation Model) 简化算法难以识别地形变化复杂区域特征的问题, 提出了一种新的基于分形维数的地形聚类简化算法, 将分形特征应用于数字高程模型的简化过程, 依据分形维数对不同子类区域数据进行简化合并。结果表明: 相比传统简化算法, 该算法具有高精度、数据空洞小、地形保持度高的特点, 更加适合结构复杂、变化多样的地形。

**关键词:** 数字高程模型; 分形维数; 聚类算法; 网格简化

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2016) 02-0261-07

## DEM Clustering Simplification Algorithm Based on Fractal Dimension

Zhang Fan, Li Xiaoyang, Liu Huan, Hu Wei, Li Wei

(College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

**Abstract:** Fractal is the essential characteristic of natural scenes. It can describe the irregular extent of surface topography, so it is used for digital terrain generation. As the inverse process of terrain generation, digital terrain simplification usually uses geometric properties such as curvature index as a measure to reduce the grid to improve the efficiency of electromagnetic solver calculations, flood modeling, visual simulation and other issues, while ignoring the fractal nature of the terrain features. Since a traditional simplification algorithm of DEM is difficult to identify the characteristics of complex topography, a new *clustering simplification* algorithm based on *fractal dimension* is proposed. The fractal characteristics are introduced in simplified process of digital elevation model, using the fractal dimension for data simplifying and merging in different subclasses. The experiment results show that compared with classical algorithms: this algorithm has the characteristics of *higher precision*, *smaller voids* and *higher terrain retention*, more suitable for the diversified and complex DEM.

**Keywords:** digital elevation model; fractal dimension; clustering algorithm; simplification of grids

## 引言

DEM (Digital Elevation Model) 是用一组有序



收稿日期: 2014-09-22 修回日期: 2015-01-15;  
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61501018);  
北京高等学校青年英才计划(YETP0500);  
作者简介: 张帆(1981-), 男, 河南许昌, 博士, 副教授, 研究方向为 SAR 成像仿真、高性能计算、科学可视化。

数值阵列形式表示地面高程的一种实体地面模型, 广泛应用于测绘、地貌、水文、土壤、地质、通讯、工程建设、军事等国民经济和国防建设以及人文和自然科学领域。近年来, 随着遥感测绘分辨率的提高, DEM 的数据量显著上升。海量的地形网格不仅占用大量的存储资源, 同时也显著降低了依赖网格数据的科学计算、科学可视化等问题的处理效率。

<http://www.china-simulation.com>

• 261 •

面对这个问题,国内外学者提出了 2 类解决办法,包括网格简化和多尺度模型算法,前者用于科学计算,如电磁计算、洪水分析等,后者用于视景仿真可视化。比较经典的网格简化算法有均匀采样算法、包围盒算法等,但这些算法对特征的捕捉不敏感。近年来,国内外涌现了许多相关算法,其中研究较多的是通过几何元素删除法来实现模型的简化,包括顶点删除法、边折叠法、三角形折叠法等<sup>[1-3]</sup>,其中还包括应用比较广泛的 Garland 算法<sup>[2]</sup>,但 Garland 算法的地形模型简化分布比较平均,细节保持能力有限;此外,许多学者提出了基于顶点特征度的简化算法<sup>[4-6]</sup>,其中很多是关于曲率的简化算法<sup>[5-6]</sup>。然而对于曲率简化算法,其缺点是曲率只代表小区域内邻域的变化情况,无法顾及较大邻域的影响,并且对于曲率变化复杂,几何特征多的地形表面难以得到较好的效果。多尺度模型本质是对网格进行多层级管理,根据物体模型的节点在显示环境中所处的位置和重要度,动态加载不同层级的网格数据,降低非重要物体的细节度,从而获得高效率的渲染运算<sup>[7-9]</sup>。对于模型精度需求较高的科学计算问题来说,多尺度模型并不适用,常采用网格简化算法进行处理,以取得效率和精度的折衷。

分形特性代表了地形表面的复杂程度,传统算法将其用于地形的生成<sup>[7,11-12]</sup>,来保留地形的几何特性,均取得良好的精度、可视效果。但是作为地形生成逆问题的地形网格简化领域,尚未有学者利用分形特征进行简化处理。此外,分形维数作为分形的数值表征,在图形处理、几何建模等领域得到广泛应用<sup>[13-14]</sup>。因此,针对传统网格简化方法的不足,本文将分形维数与聚类算法相结合用于地形网格精简,提出一种新的基于分形特征的 DEM 聚类简化算法。

## 1 基于顶点特征度的 DEM 简化原理

DEM 通常使用规则网格来表示,它在各个区域的网格密度统一,容易造成数据冗余。因此,通

过某种顶点特征对 DEM 模型进行全面分析,对于特征度较小的数据,如地形起伏比较小的地区,依据简化策略进行数据简化处理,减小数据量,提高面元的存储以及显示效率。这种基于顶点特征度的方法在 DEM 简化领域得到了广泛的应用,其流程如图 1 所示。

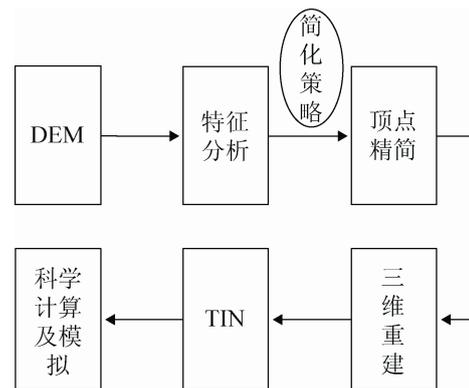


图 1 基于顶点特征度的简化原理

首先,需要进行特征选择,如坡度、曲率等能够反映地形模型信息量的几何特征。

接着,对 DEM 进行特征计算和分析,得到各个网格点的特征度量权重。

然后,选定简化策略进行顶点精简,对于特征度较小的顶点进行剔除。

最后,对保留下的点进行三维重建,生成 TIN(Triangulated Irregular Network, 不规则三角网)模型,进而进行显示或科学计算。

DEM 地形特征选择和简化策略是简化过程的重要内容以及难点,是决定简化效果的重要因素。特征选择需要根据模型特点、应用问题进行综合考量,比如电磁计算问题主要依据网格面元的法向量进行解算,因此可以选择曲率作为顶点特征度;对于洪水模拟问题,可以选择数字地形模型的坡度等等。其次,简化策略根据地形特征分析结果进行制定,具体方法包括迭代法、阈值法、区域分割法、聚类算法等。

随着 DEM 分辨率提高、数据量增大,地形几何的细节特征更加多样、复杂,基于曲率、坡度等传统特征的模型简化难以取得精度和效率的最佳

平衡, 因此有必要引入一种新的特征度指标。分形特性是自然地形的基本属性, 在地形生成和特征分析中广泛应用, 但尚未有学者将分形特性用于 DEM 简化, 本文尝试将其应用于 DEM 简化过程, 并和聚类算法相结合, 以期在地形复杂、细节丰富的数字地形模型简化中取得较好效果。

## 2 基于分形维数的聚类简化方法

实际自然界地形表面的分形是各向异性的, 通过分形理论和布朗随机运动相结合能够很好地描述自然界的不规则表面。本方法选择能够表征分形布朗运动的分形维数作为数字地形模型的顶点特征度, 通过特征计算、聚类简化均衡地保留分形维数较大的数据点, 完成顶点精简过程。分形维数较大的网格点周围地形变化复杂, 如果缺失, 对地形表征信息量损失较大。保留地形特征信息量的同时, 为避免同一区域删除点过多而造成面片过大, 与原始模型匹配精度差的情况, 使用 K-means 聚类算法对地形进行聚类, 在不同的子类中使用不同的阈值进行简化, 以达到不同高程不同区域的 DEM 数据都有一定的地形特征保留。分形特性和 K-means 聚类原理及算法描述分别在 2.1, 2.2 和 2.3 节介绍。

### 2.1 分形特征提取

分形布朗运动(Fractional Brownian Motion, FBM)<sup>[14-15]</sup>是被广泛采用的一种描述自然界复杂随机运动的数学模型, 常用于描述自然界的不规则表面。当考察某一邻域时, 通常总能找到一个满足 FBM 的曲面来拟合邻域内的空间曲面, 据此可计算得到该区域的分形布朗运动维数, 并利用其分形维数来刻画地形的结构特征。而 DEM 是自然界地表信息的载体, 信息以离散的高程值存储。因此, 可通过分析 DEM 的分形特性, 对其进行冗余几何信息统计及分析, 为数据精简提供判定依据。

在 DEM 数据中, 任一点的高程值为  $I$ , 在 DEM 的位置为  $(x, y)$ , 高程值曲面满足离散分形布朗随机场用  $I(x, y)$  表示, 则有:

$$E(|I(x_2, y_2) - I(x_1, y_1)|) = K(\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2})^H \quad (1)$$

其中:  $I(x_1, y_1), I(x_2, y_2)$  分别表示坐标为  $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$  处的高程值;  $H$  表示 Hurst 指数, 用以表征分形布朗运动的标度特性;  $K$  为常数。

$$\text{令} \begin{cases} \Delta I_{\Delta r} = |I(x_2, y_2) - I(x_1, y_1)| \\ \Delta r = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{则 } E(\Delta I_{\Delta r}) = K \times \Delta r^H, \text{ 对公式两边取对数得: } \ln E(\Delta I_{\Delta r}) = H \ln(\Delta r) + K' \quad (3)$$

其中,  $K'$  为常数。

通过最小二乘法拟合数据点对  $\{\ln E(\Delta I_{\Delta r}), \ln(\Delta r)\}$ , 拟合直线的斜率即为  $H$  值。对于 DEM 来说, 其分形维数为  $D=n+1-H$  ( $n$  为其拓扑维数<sup>[14-15]</sup>)。由于此处分形拓扑的对象为三角平面网格, 所以拓扑维数取 2, 则  $D=3-H$ 。

本文综合考虑各个方向高程的综合影响, 以任一高程为中心, 作东西向、南北向、西北-东南向、西南-东北向 4 个方向轴模式。以这 4 个方向分形维数的平均值, 作为该高程点的综合分形维数<sup>[14]</sup>, 其计算过程如下:

取 DEM 中任一点  $(i, j)$  处, 其高程值为  $I(i, j)$ 。以该高程点为中心设置一个尺寸为  $r \times r$  大小的矩形窗口。分形维数计算方法的具体步骤如下:

1) 建立分形维数满足离散分形布朗随机场模型:

$$E_r(\Delta t) = K(\Delta t + 1)^H \quad (4)$$

其中:  $1 \leq \Delta t \leq r/2(r/2 \text{ 取整数})$ ;

$$\text{2) 对(4)式两边取对数可得: } \ln E_r(\Delta t) - H \ln(\Delta t + 1) = K' \quad (5)$$

3) 由最小二乘法拟合出  $\ln E_r(\Delta t)$  与  $\ln(\Delta t + 1)$  之间的斜率  $H$ , 则该方向的分形维数为  $D1=3-H$ ;

4) 求解其他 3 个方向的分形维数  $D2, D3$  和  $D4$ ;

5) 得到综合分形维数  $D=(D1+D2+D3+D4)/4$ ; 综合分形维数代表了邻域内 4 个方向高程变化的综合复杂程度, 数值越大代表地形变化越复杂; 反之, 代表地形简单。然而, 在 DEM 进行简

化的过程中, 由于数据分布的多样性, 单纯的使用分形特性进行简化, 很难确定合适的分形维数门限进行数据简化, 并可能导致出现大的数据空洞, 影响科学计算、可视化的精度。因此, 可以通过高程、坡度、曲率等传统几何表征对地形进行分类, 在此基础上进行分形简化, 以保证地形的连续性和多样性。

## 2.2 K-means 聚类

本文采用 K-means 聚类算法, 根据 DEM 数据的高程值进行聚类, 结合地形分形特征, 根据不同子类分别进行简化处理, 以期在保持地形多样性的同时, 最大程度简化几何冗余信息。

K-means 聚类算法是聚类分析中使用最为广泛的算法之一, 由 Mac Queen<sup>[16]</sup>在 1967 年提出, 是一种非监督实时聚类算法, 其核心思想是把  $n$  个数据对象划分为  $k$  个聚类, 使每个数据点到该聚类中心的平方和最小, 以获取若干个同类记录集。该算法简单易行, 并且适用于处理大规模数据, 经常运用于数据挖掘和模式识别中<sup>[17]</sup>。

对于包含  $n$  个数据对象的数据集, 划分  $k$  个子类的 K-means 聚类过程如下:

首先, 从  $n$  个数据中任意选择  $k$  个对象作为初始聚类中心, 对于剩下的其他对象, 根据他们与  $k$  个聚类中心的距离, 分别将他们赋给与其最相似的聚类。

然后, 重新计算每个新聚类的聚类中心, 不断重复这一过程直到标准测度函数开始收敛为止。

一般都采用均方差作为标准测度函数, 其定义如下:

$$E = \sum_{l=1}^k \sum_{p \in A_l} |p - m_l|^2 \quad (6)$$

其中:  $E$  是数据库中所有对象的平方误差总和;  $p$  是空间中的点, 表示给定的数据对象;  $m_l$  是簇  $A_l$  的平均值( $p$  和  $m_l$  都是多维的)。这个准则使生成的结果簇尽可能地紧凑和独立。

K-means 算法的时间复杂度是  $O(n \times k \times t)$ , 其中:

$n$  表示所有样本点的个数;  $k$  是簇的数目;  $t$  是迭代次数, 通常  $k \ll n$ , 且  $t \ll n$ 。由于其时间复杂度较低, 可以用来处理大数据集, 特别是大规模数据的处理, 比如海量 DEM 数据的聚类处理。

## 2.3 算法描述

根据基于顶点特征度的 DEM 简化原理, 选择分形维数作为顶点特征度, 采取基于高程的聚类简化策略, 完成对于复杂数字地形的简化处理。

首先, 根据 DEM 高程值对整个模型进行 K-means 聚类, 得到若干子类区域。聚类后的各个子类数据在空间上可能不是连续分布的, 但是其高程值必然围绕着聚类中心连续分布。基于相似高程区域地形特征类似的考虑, 基于分形维数对各个子类进行差别化精简处理是合理的。

然后, 在各个子类区域内, 求出 DEM 数据各点的分形维数, 再分别对各个子类区域数据进行化简。若聚类中的标记点(标记点为其中分形维数较大的点)所占比率较大, 保留较多的数据, 相反则保留较少的数据, 最后得到简化后的 DEM。

综上, 基于分形维数的 DEM 聚类算法流程如图 2 所示, 具体步骤如下:

- 1) 载入 DEM 数据, 得到地形高程值矩阵  $A$ , 设置简化比例  $p$ ;
- 2) 根据高程值对 DEM 进行 K-means 聚类, 得到  $\{A_1, A_2, \dots, A_k\}$  子类数据;
- 3) 求出区域内各个数据点  $r \times r$  邻域内的分形维数;
- 4) 分形维数的大小在一定程度上表示了地形起伏地表几何特征信息量, 因此根据各个子类的分形维数均值来确定各子类在精简后 DEM 数据中所应保留的数据点数。假设 DEM 数据尺寸为  $m \times n$ , 简化比为  $p$ , 各子类中的点数为  $n_i$ , 其中分形维数总和为  $s_i$ , 则该子类分形维数均值为  $q_i = s_i / n_i$ ; 整个 DEM 模型要求简化后保留的点数为  $l = p \times m \times n$ , 则在不同子类中根据其标记点占总体标记点的比例来设置阈值, 因此, 每个类别保留点数:

$$N_i = l \times q_i / (q_1 + q_2 + \dots + q_k)$$

- 5) 对于每个子类, 根据  $N_i$ , 保留分形维数较大的数据点, 剔除分形维数较小的数据点;
- 6) 得到简化后的 DEM, 算法结束。

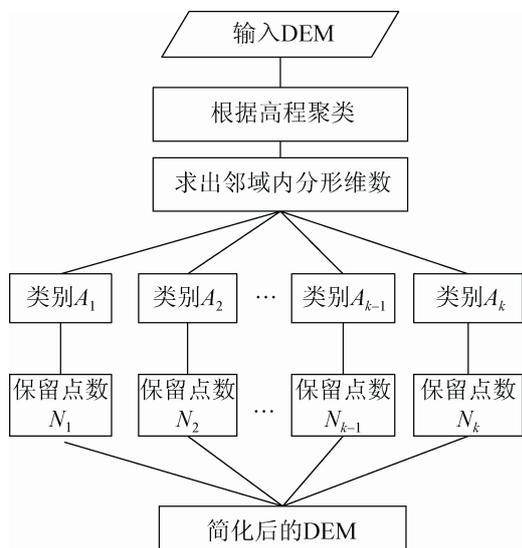


图 2 算法流程

### 3 算法实验及分析

为了验证本文算法的实际效果, 本文针对多个 DEM 进行实验和算法分析。测试数据有 2 个: 一个是仿真数据, DEM 网格数量为 3 万; 另一个是北京山区真实地形, DEM 网格数量为 40 万, 分别从简单结构、复杂结构 2 个方面对方法进行验证, 两模型如图 3 所示。实验平台为 Intel(R) Core(TM) i5, CPU 3.2 GHz, 4 GB 内存。

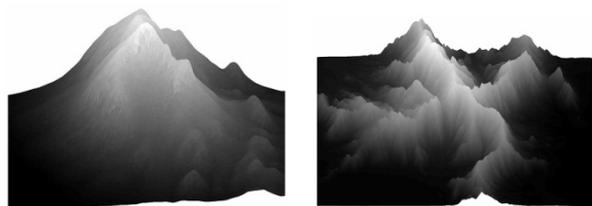
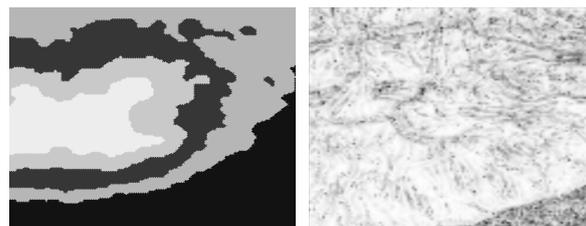


图 3 两组 DEM 数据

本文算法与最基本的曲率简化算法<sup>[5]</sup>以及基于曲率的 K-means 聚类简化<sup>[18]</sup>算法进行效果对比。其中, K-mean 聚类算法处理中, 对于仿真 DEM 数据, 由于其地形简单, 设置子类数量  $k=5$ , 而对

于真实 DEM 数据, 考虑其地形复杂度, 设置子类数量  $k=8$ ; 在分形维数计算中, 为对比不同邻域尺度  $r$  对简化的影响, 分别设置仿真模型邻域  $r=5$  和邻域  $r=7$  进行实验分析。

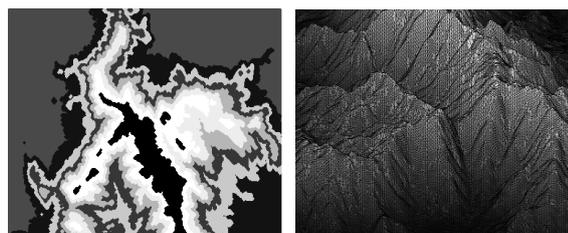
以仿真 DEM 地形为例, 其高程聚类结果如图 4(a)所示, 可以看出经过 K-means 聚类处理, DEM 数据已经根据高程划分为 5 个不同的子类区域。高程较低的区域, 地形平坦, 可以进行大量简化, 高程较高区域反之。通过区域分类, 不仅便于在分形维数计算确定各个区域的精简比例, 而且能够保持地形的连续性, 避免空洞的出现。整体分形维数如图 4(b)所示, 从中可以看出仿真模型的细节, 即亮度较大区域为分形维数较大区域, 也就是地形特征较为丰富, 亮度较低区域为分形维数较小区域, 可以对其进行精简。



(a) 仿真地形聚类 (b) 整体分形维数

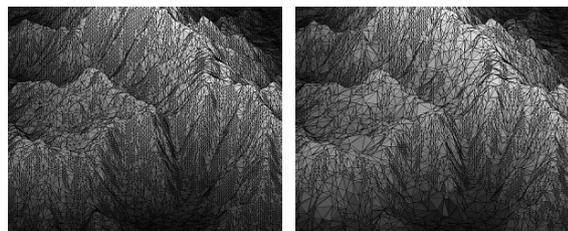
图 4 两组效果图

利用本文算法对真实 DEM 数据进行精简, 并分别按照简化比 20%, 50%, 70%进行处理。DEM 数据聚类结果如图 5(a)所示, 根据高程将地形区域划分为 8 个子类, 子类间的地形特征能够明显的区分, 便于根据地形特征信息的多少, 即分形维数, 对其进行差别化精简。依据 8 个子类地形的分形维数进行简化的局部效果图如图 5(b)~(d)所示, 可以看出简化后的数据几何连续性较好, 和原始数据的几何特征一致性较好。从精简后网格的不均匀程度也可以说明, 精简过程是按照地形信息量大小进行处理, 特征丰富的数据予以保留, 呈现较密集的网格分布; 地形特征平坦的数据进行简化合并, 呈现较为稀疏的网格分布。



(a) 真实 DEM 的聚类效果

(b) 简化比 20%



(c) 简化比 50%

(d) 简化比 70%

图 5 本文算法的聚类结果及简化效果图

为了对不同简化比下 3 种算法进行对比分析,需要对精简后的 DEM 数据进行表面重建和质量评估。这里采用 Delaunay 算法<sup>[19]</sup>对原始数据和简化后的数据进行曲面重构,在此基础上使用 RMSE 和 RMSE\_slope<sup>[20]</sup>作为曲面评价指标,前者用来评价曲面高程差异,后者评价曲面在弯曲程度上的差异,分别从数据精度、几何特征精度两个层面进行考量。

表 1 和表 2 分别表示 DEM 仿真数据简化后网格与原始网格在 RMSE 和 RMSE\_slope 的对比结果。从表中可以看出,与曲率简化算法对比,无论 RMSE 还是 RMSE\_slope, 本文算法都好于后者;与 K-means+曲率算法进行对比,其中  $r=5$  时,70% 的 RMSE 较差,在 RMSE\_slope 方面好于后者;然而在  $r=7$  时,本文算法的 2 个指标都较好。本文算法的简化数据不管是在高程值还是弯曲程度方面都与原始曲面更加匹配。并且可以看出,当邻域越大,衡量的数值越多,本文算法的简化效果越好。

表 1 DEM 仿真数据简化后网格与原始网格 RMSE 对比

简化比%	曲率简化	K-means+曲率	本文算法( $r=5$ )	本文算法( $r=7$ )
20	1.618 3	1.272 7	1.170 8	0.914 6
50	2.390 3	2.052 1	2.023 3	1.480 1
70	3.858 6	3.501 0	3.552 4	3.150 5

表 2 DEM 仿真数据简化后网格与原始网格 RMSE\_slope 对比

简化比%	曲率简化	K-means+曲率	本文算法( $r=5$ )	本文算法( $r=7$ )
20	0.026 0	0.023 5	0.018 6	0.013 2
50	0.029 1	0.024 7	0.020 7	0.014 3
70	0.030 0	0.027 8	0.027 6	0.017 2

下面对真实 DEM 进行实验的数据进行分析。

表 3 和表 4 分别表示真实 DEM 简化后网格与原始网格在 RMSE 和 RMSE\_slope 的对比结果,由于真实地形较复杂,这里设置邻域  $r=7$ 。由表 3 和表 4 可以看出,本文简化算法无论是在 RMSE 还是 RMSE\_slope 指标上,对真实 DEM 的简化结果都好于曲率简化算法和基于曲率的 K-mean 聚类简化算法,具有更高的精度,与原始曲面更加匹配。总的来说,曲率简化算法这种整体的基于几何特征的简化思路,其简化效果不如 K-means 分类曲率简化的区域分割简化思路。而本文算法结合分形特征和区域分割简化策略,简化效果均优于前 2 种方法。

表 3 真实 DEM 简化后网格与原始网格 RMSE 对比

简化比%	曲率简化	K-means+曲率	本文算法( $r=7$ )
20	1.030 4	1.031 5	0.729 6
50	1.802 3	1.446 8	1.266 1
70	2.028 4	1.904 9	1.826 9

表 4 真实 DEM 简化后网格与原始网格 RMSE\_slope 对比

简化比%	曲率简化	K-means+曲率	本文算法( $r=7$ )
20	0.039 2	0.034 5	0.025 5
50	0.050 8	0.049 8	0.038 9
70	0.058 1	0.052 9	0.052 7

图 6 是 2 种算法在简化比为 20% 的 DEM 仿真数据化简效果,基于曲率的 K-mean 聚类简化效果与本文算法比较,后者更好的保留了其细节,表面更加平滑。因此,从视觉效果上看,本文算法由于在分形维数的基础上叠加了聚类算法,使简化效果更加均匀,所以重建表面更加平滑,不会在同一块区域简化掉过多的数据。

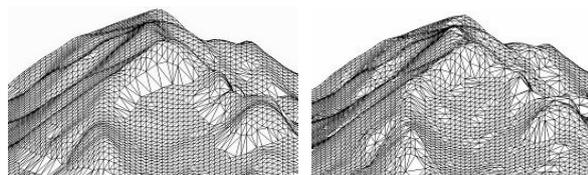
(a) 聚类简化算法 (b) 本文算法( $r=7$ )

图 6 简化效果对比

综上所述, 本文算法与曲率简化算法和基于曲率的 K-mean 聚类简化算法相比, 不管是较简单的 DEM 仿真数据, 还是较复杂的真实 DEM, 本文算法都与原始曲面更加匹配, 更加适合应用于科学计算的模型简化中。

## 4 结论

本文提出了一种新的 DEM 简化算法, 将代表地形复杂度的分形维数与 K-means 聚类算法结合进行简化。该算法与普通算法相比, 可以灵活衡量邻域内网格点的地形特征信息量, 更加适合于曲率变化复杂, 附加特征多的地形表面。在 DEM 仿真数据和真实地形 DEM 数据精简应用中, 与传统曲率简化算法和基于曲率的 K-means 聚类简化算法进行比较, 本文算法的 RMSE、RMSE\_slope 评价指标更优, 重建表面更加平滑均匀, 证明其在 DEM 数据简化方面的优越性, 可以推广至具有分形特征的三维模型精简应用中, 并应用于电磁计算、洪水分析、视景仿真等相关问题中。

## 参考文献:

[1] 阎涛. 基于高斯曲率的三角网格模型简化的研究 [J]. 计算机工程与科学, 2012, 34(12): 126-129.

[2] Garland M, Heckbert P S. Surface simplification using quadric error metrics [C]// Proceedings of the 24th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press, 1997: 657-663.

[3] Wei D, Zhao Y. Edge Contraction Simplification Based on DEM Terrain [C]// International Conference on IEEE Computational Intelligence and Software Engineering. USA: IEEE, 2009: 1-4.

[4] 花海洋, 赵怀慈. 保持地形特征的网格模型简化算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(4): 594-595.

[5] 代星, 崔汉国, 胡怀宇. 基于曲率特征的点云快速简化算法 [J]. 计算机应用, 2009, 29(11): 3030-3032.

[6] 唐慧, 罗立民, 周正东. 基于曲线曲率的网格简化方法 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(11): 2224-2230.

[7] 邵宇, 焦淑红, 杨志刚. 基于分形和 LOD 技术的地形显示 [J]. 应用科技, 2007, 34(1): 21-23.

[8] 武玉国, 杜莹, 王晓明, 等. 大规模地形 TIN 模型的 LOD 算法设计与实现 [J]. 系统仿真学报, 2005, 17(3): 665-669.

[9] 淮永建, 郝重阳, 罗冠, 等. LOD 和多边形表面简化 [J]. 系统仿真学报, 2001, 13(增 2): 26-29.

[10] 卜彦龙, 盛庆轩, 唐歌实, 等. 基于分形与形状模型的月面局部区域地形生成 [J]. 系统仿真学报, 2013, 25(11): 2638-2643.

[11] 夏伟杰, 周建江, 姚楠. 各向异性的分形地形生成方法研究 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(11): 2356-2361.

[12] 齐敏, 王强, 韩一红, 等. 基于数字地形图与分形理论的地形生成 [J]. 电子设计工程, 2013, 21(15): 191-193.

[13] 黄桂兰, 郑肇葆. 分形几何在影像纹理分类中的应用 [J]. 测绘学报, 1995, 24(4): 283-291.

[14] 李鹏飞, 邢立新, 潘军, 等. 图像分形维数计算及其边缘提取 [J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2011, 29(2): 152-157.

[15] 李旭涛, 曹汉强, 赵鸿燕. 分形布朗运动模型及其在地形分析中的应用 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2003, 31(5): 50-52.

[16] Mac Queen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations [C]// Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability. Berkeley, USA: University of California Press, 1967, 1(Statics): 281-297.

[17] 车丽美, 肖洋, 王甦易, 等. Kmeans 聚类分析在形音字表音度中的应用 [J]. 计算机技术与发展, 2011, 21(2): 223-225.

[18] Shi B Q, Liang J, Liu Q. Adaptive simplification of point cloud using k-means clustering [J]. Computer-Aided Design (S0010-4485), 2011, 43(8): 910-922.

[19] Kolluri R, Shewchuk J R, O'Brien J F. Spectral surface reconstruction from noisy point clouds [C]// Proceedings of the 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH symposium on Geometry processing. USA: ACM, 2004: 11-21.

[20] Zhou Q, Liu X. Analysis of errors of derived slope and aspect related to DEM data properties [J]. Computers & Geosciences (S0098-3004), 2004, 30(4): 369-378.