



基于三维模型凹凸结构特征的多载体信息隐藏算法

任帅¹, 石磊¹, 王斌斌¹, 程慧荣¹, 张倩倩¹, 刘洪林²

(1. 长安大学信息工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 桂林航天工业学院, 广西 桂林 541004)

摘要: 针对单载体的信息隐藏算法的嵌入容量、不可见性和鲁棒性受载体数量限制无法进一步提升的问题, 将载体体素化和秘密信息的嵌入结合三维模型凹凸结构特征, 提出了一种基于三维模型凹凸结构特征的多载体信息隐藏算法。首先, 对三维模型进行体素化, 并根据体素化后获得的数据集提取三维模型的凹凸结构特征对载体库进行分类, 转换得到凹凸度区间后对其编码; 其次, 根据载体分类数对秘密信息分段并进行置乱和优化, 使载体和秘密信息的嵌入通过其分类及分段数有效地联系起来, 分别通过凹凸度区间和体素化坐标点的编码数据双重嵌入秘密信息, 进一步提升算法性能; 最后, 应用遗传算法对秘密信息进行最优调整后完成信息隐藏。实验表明, 与基于单载体的高容量三维模型隐写算法相比, 算法的不可见性、鲁棒性和容量性都有明显提升。

关键词: 信息隐藏; 多载体三维模型; 凹凸结构特征; 体素化

中图分类号: TP309

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022008

Multi-carrier information hiding algorithm based on three-dimensional model's concave-convex structure characteristics

REN Shuai¹, SHI Lei¹, WANG Binbin¹, CHENG Huirong¹, ZHANG Qianqian¹, LIU Honglin²

1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China

2. Guilin University of Aerospace Technology, Guilin 541004, China

Abstract: Aiming at the problem that the embedding capacity, inviability and robustness of a single-carrier information hiding algorithm cannot be further improved due to the limitation of the number of carriers, the voxelization of the carrier and the embedding of secret information were combined with the concave-convex structure characteristics of the three-dimensional model, and a method was proposed. A multi-carrier information hiding algorithm based on the three-dimensional model's concave-convex structure features. Firstly, the three-dimensional model was voxelized, and the three-dimensional model's concave-convex structure features were extracted from the data set obtained after voxelization to classify the carrier library, and the concave-convex degree was obtained by conversion after the interval was encoded. Secondly, the secret information was segmented according to the

收稿日期: 2021-09-04; 修回日期: 2022-01-07

基金项目: 2020 年度中央高校基本科研业务费资助项目 (自然科学类) 计划 (高新技术研究培育项目) (No.300102240208); 长安大学研究生科研创新实践项目 (No.300103714045)

Foundation Items: Funding Projects (Natural Sciences) of Fundamental Research Funds for Central Universities in 2020 (High-tech Research and Cultivation Project) (No. 300102240208), Scientific Innovation Practice Project of Postgraduates of Chang'an University (No.300103714045)



number of carrier classifications and scrambled and optimized, so that the embedding of the carrier and the secret information was effectively connected through its classification and number of segments, and double embedding of secret information by encoding data of concavity intervals and voxelized coordinate points, respectively, to further improve the performance of the algorithm. Finally, the genetic algorithm was applied to optimize the secret information to complete the information hiding. The experiment shows that compared with the high-capacity three-dimensional model steganography algorithm based on a single carrier, the invisibility, robustness and capacity of the algorithm were significantly improved.

Key words: information hiding, multi-carrier three-dimensional model, concave-convex structure feature, voxelization

0 引言

目前, 主流信息隐藏载体主要有数字图像、声音文件, 而将三维模型作为信息隐藏载体的研究工作相对较少。目前, 三维模型已被应用于电影、游戏、建筑等许多领域, 越来越多的基于三维模型的数字产品在网络上传播, 三维模型作为载体进行信息隐藏成为研究热点^[1-2], 受到学者们广泛的关注。Zhou 等^[3]提出了一种基于三维网格模型的隐写算法, 该算法将局部区域的复杂性考虑为三元组的联合失真和编码方法自适应嵌入消息, 算法具有较高的鲁棒性。Tsai^[4]提出了一种基于加密三维模型的空间细分和空间编码的可分离可逆数据隐藏方法, 该算法通过使用具有嵌入阈值的空间编码方法, 将秘密信息嵌入加密的顶点中, 算法具有较高的嵌入容量且算法复杂度较低。Wang 等^[5]提出了一种基于八叉树的三维模型形状分析算法, 该算法设计了一种新的八叉树数据结构, 将八元数据信息和卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)特征存储到图形存储器上, 有效提高了算法的效率和有效性。总结上述所列的典型算法, 均为单载体三维模型算法, 但是由于受到载体数量的限制, 算法无法进一步提升嵌入的容量性和鲁棒性, 并对模型剪切、细分、网格简化等攻击的鲁棒性较弱。

随着三维模型应用领域的扩大, 利用多个三维模型进行信息隐藏逐渐成熟和可行。Ker^[6]首次提出有关多载体隐写的概念, 将信息隐藏的研究

目标从秘密信息在单载体中隐藏转变为秘密信息到载体库的映射。张新鹏等^[7]对信息隐藏的展望归纳中指出了基于多载体信息隐藏的特点和必要性, 证明了多载体信息隐藏算法的嵌入容量与载体数量的平方根成正比。任帅等^[8]提出了一种基于三维模型贴图与数据结构的信息隐藏算法, 该算法基于二维离散小波变换算法与stl模型帧化以及广义灰度图方法, 通过选取不受obj模型正交投影影响的纹理贴图图库作为备份关键信息隐藏的嵌入载体群, 综合利用三维模型可视化与信息隐藏技术的吸能要求, 该算法具有较高的不可见性、鲁棒性和抗分析性。任帅等^[9]提出了一种多载体低密度的信息隐藏算法, 该算法对三维模型进行预处理和旋转操作得到多个融合态, 再利用局部高度理论和均值漂移(mean shift)聚类技术对融合态顶点进行能量划分, 最后通过修改顶点的方法实现信息隐藏, 该算法能够抵抗不均匀压缩攻击并具有较高的不可见性。本文在上述研究成果的基础上, 提出了一种新的基于三维模型凹凸结构特征的多载体信息隐藏算法, 分别通过基于三维模型凹凸结构特征的凹凸度区间和体素化坐标点的编码数据双重嵌入秘密信息, 提高了算法的鲁棒性; 通过提取三维模型的凹凸结构特征, 对载体库进行分类, 并根据载体分类数对秘密信息进行分段并进行置乱和优化, 将秘密信息分散嵌入多个三维模型中, 降低秘密信息的嵌入密度, 构建了多载体的秘密信息隐藏环境; 通过对同类载体提取出的多份秘密信息对比判断, 实现检测

含密载体在传输过程中被篡改的情况,提高了含密载体的感知篡改性。

1 凹凸结构特征

凹凸结构特征 (concave-convex structure feature, CSF) 是本文提出的,它基于三维模型的法向量而构建,根据体素化后获得的数据集,得到三维模型中所有相邻三角面片的法向量,计算其对应的凹凸度和对应的夹角关系,得到多个描述局部凹凸结构信息的 16 维特征向量,即对应局部块的凹凸结构特征。

1.1 三维模型的体素化

对载体库进行体素化处理。体素化^[10-11]是通过三维模型所在空间进行划分,将其几何形式表示转换为最接近该三维模型的体素表示形式,不仅包含模型的表面信息,而且能够描述模型内部的属性,三维模型细分过程如图 1 所示。

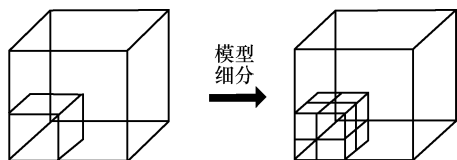


图 1 三维模型细分过程

本文主要采用文献[10]中的空间八叉树方法形象直观地描述和表示三维模型各体素间的几何数量关系和拓扑关系,首先对三维模型进行八叉树分割,然后对每个区域进行均匀分割,若分割后在该立方体内包含的三维模型的三角面片数量多于 t ,则继续对分割后的区域进行八叉树分割,并重复顶点的体素化操作;若分割后的立方体内包含的三维模型的三角面片数量少于 t ,则停止八叉树分割,将分割后的三维模型进行八叉树区域内的体素化,三维模型的八叉树数据结构如图 2 所示。三维模型的体素化如图 3 所示。

1.2 三维模型的凹凸度量

在三维空间中,人眼视觉对于三维模型凹凸的差别感知较强,所以对三维模型的凹凸度进行

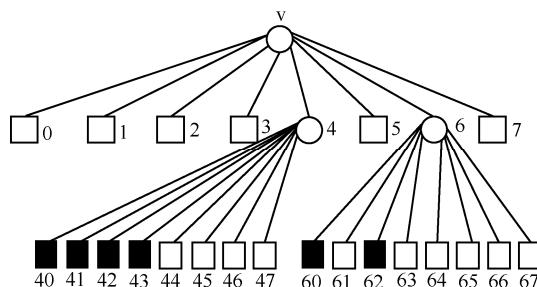


图 2 三维模型的八叉树数据结构

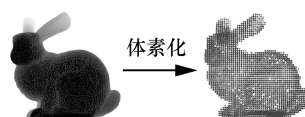


图 3 三维模型的体素化

划分,根据不同的凹凸度区间将秘密信息分散到多个三维载体模型中。基于上述内容将凹凸度量,为后续对三维模型载体库分类和秘密信息嵌入奠定基础。每个三角面片的法向量都有各自的方向,或指向内的内向量或指向外的外向量,三维模型中第 i 个三角面片的法向量如式 (1) 所示。

$$\mathbf{n}_i = (\mathbf{v}_2 - \mathbf{v}_1) \times (\mathbf{v}_1 - \mathbf{v}_3) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{n}_i$ 、 $(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3)$ 分别为第 i 个三角面片的法向量与第 i 个三角面片的 3 个顶点,本文采用了文献[12]中凹凸性的判定方法,凹凸性判定如图 4 所示。

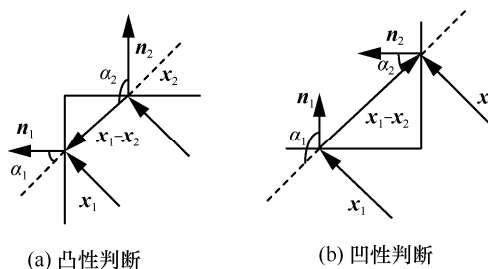


图 4 凹凸性判定

取到邻近的三角面片的法向量,分别为 $\mathbf{n}_1$ 、 $\mathbf{n}_2$, 满足式 (2) 将认定为凸。

$$\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{d} - \mathbf{n}_2 \cdot \mathbf{d} \geq 0 \quad (2)$$

同理可知两点之间的凹定义为:

$$\mathbf{n}_1 \cdot \mathbf{d} - \mathbf{n}_2 \cdot \mathbf{d} < 0 \quad (3)$$



其中, d 如式 (4) 所示。

$$d = \frac{x_1 - x_2}{\|x_1 - x_2\|_2} \quad (4)$$

三维模型凹凸度量化的过程为: 首先, 计算三维模型的凹凸度, 凹凸度 T_i 如式 (5) 所示; 其次, 对三维模型凹凸度进行归一化处理, 转化函数如式 (6) 所示, 凹凸度分为两类, 其中, $0 \sim 1$ 为凸, $-1 \sim 0$ 为凹; 最后, 通过其绝对值的大小对三维模型的凹凸度 T_i 进行度量, 其中, 绝对值越接近 0, 三维模型的凹凸程度越不明显, 人眼对其变化的感知越弱。

$$T_i = n_1 \cdot d - n_2 \cdot d \quad (5)$$

$$T_i = \frac{T_i - T_{\min}}{T_{\max} - T_{\min}} \quad (6)$$

其中, i 为三维模型中第 i 对三角面片。

1.3 三维模型 CSF 特征向量提取

人类视觉系统对凹凸变化非常敏感, 三维模型凹凸度的变化在视觉感知中起重要作用。因此本文基于两个方向在两个三角面片中定义凹凸结构, 在显著描述凹凸结构特征的同时给信息隐藏载体预处理提供操作空间, 使用以下步骤描述 CSF。

步骤 1 对于两个三角面片 T_1 、 T_2 量化之后的凹凸度 $c, c \in (-1, 1)$, 从 -1 开始, 每增加 0.25 构成一个区间, 三角面片法向量 n_1 、 n_2 与 $x_1 - x_2$ 分别减少和增加 22.5° , 因此将夹角与凹凸度各分为 8 个区间, 凹凸度及其对应夹角的区间见表 1。

步骤 2 将所有的凹凸结构情况考虑在内, 统计所有局部块的凹凸度和夹角 α_1 、 α_2 的大小关系后, 根据表 1 得到一个描述局部凹凸结构信息

的 16 维向量: $(F_{t_1}^{\alpha_1}, F_{t_1}^{\alpha_2}, F_{t_2}^{\alpha_1}, F_{t_2}^{\alpha_2}, F_{t_3}^{\alpha_1}, F_{t_3}^{\alpha_2}, F_{t_4}^{\alpha_1}, F_{t_4}^{\alpha_2}, F_{t_5}^{\alpha_1}, F_{t_5}^{\alpha_2}, F_{t_6}^{\alpha_1}, F_{t_6}^{\alpha_2}, F_{t_7}^{\alpha_1}, F_{t_7}^{\alpha_2}, F_{t_8}^{\alpha_1}, F_{t_8}^{\alpha_2})$ 。

步骤 3 通过 α_1 和 α_2 的大小关系, 可以得到 3 个关系图, 分别代表 α_1 和 α_2 的大于、等于和小于关系。这 3 个关系图也一定程度上代表了三维模型特征和模型的细节描述, α_1 、 α_2 关系示意图如图 5 所示。

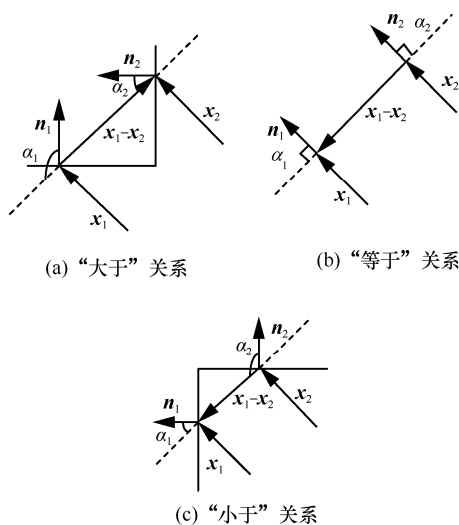


图 5 α_1 、 α_2 关系示意图

1.4 三维模型凹凸度的聚类分析

Mean shift 是一种非参数化的概率密度估计方法^[13], 定义 $S_h(x)$ 是中心位于顶点 x ($x = \{x_1, \dots, x_n\}$)、半径为 h 的超球面, 包含 n_x 个数据顶点, mean shift 向量如式 (7) 所示。对于给定 $|M_h(x)|$ 的阈值 t , 通过对样本集中的数据点, 按 $x \leftarrow x + M_h(x)$ 反复迭代收敛 x 到概率密度函数的局部极大值或局部极小值, 完成 mean shift 聚类。

表 1 凹凸度及其对应夹角的区间

凹凸度区间	α_1	α_2	凹凸度区间	α_1	α_2
$(-1, -0.75]$	$(157.5^\circ, 180^\circ]$	$(0^\circ, 22.5^\circ]$	$(0, 0.25]$	$(67.5^\circ, 90^\circ]$	$(90^\circ, 112.5^\circ]$
$(-0.75, -0.5]$	$(135^\circ, 157.5^\circ]$	$(22.5^\circ, 45^\circ]$	$(0.25, 0.5]$	$(45^\circ, 67.5^\circ]$	$(112.5^\circ, 135^\circ]$
$(-0.5, -0.25]$	$(112.5^\circ, 135^\circ]$	$(45^\circ, 67.5^\circ]$	$(0.5, 0.75]$	$(22.5^\circ, 45^\circ]$	$(135^\circ, 157.5^\circ]$
$(-0.25, 0]$	$(90^\circ, 112.5^\circ]$	$(67.5^\circ, 90^\circ]$	$(0.75, 1)$	$(0^\circ, 22.5^\circ]$	$(157.5^\circ, 180^\circ]$

$$M_h(x) \equiv \frac{1}{n_x} \sum_{x_i \in S_h(x)} [x_i - x] = \frac{1}{n_x} \sum_{x_i \in S_h(x)} x_i - x \quad (7)$$

本文利用其对多个三维模型的凹凸度进行聚类分析,划分出多个三维模型中凹凸度变化最小的部分,而凹凸性是通过法向量计算得到的,所以法向量的修改对三维模型造成的影响最小,从而为下一步信息的嵌入做好准备。

载体库中多个三维模型的凹凸度聚类分析结果示例见表2,通过聚类分析结果与表1凹凸度及其对应夹角寻找适合进行信息隐藏的区域。

表2 载体库中多个三维模型的凹凸度聚类分析结果示例

凹凸度区间	聚类中心	聚类个数/个
$(-0.585\ 582, -0.085\ 582]$	$-0.335\ 582$	1 056
$(0.146\ 377, 0.646\ 377]$	$0.396\ 377$	1 364
$(0.204\ 673, 0.704\ 673]$	$0.454\ 673$	1 354

2 基于CSF的多载体信息隐藏算法

多载体信息隐藏算法的核心优势在于,将大容量的秘密信息分散到多个载体上,降低信息隐藏密度的同时也带来较高的不可见性和鲁棒性。本文首先对三维模型进行体素化,并根据体素化后获得的数据集提取三维模型的凹凸结构特征对载体库进行分类,转换得到凹凸结构特征的凹凸度区间后对其编码;其次,根据载体分类数对秘密信息分段并进行置乱和优化,使载体和秘密信息的嵌入通过其分类及分段数有效地联系起来,分别通过基于三维模型凹凸结构特征的凹凸度区间和体素化坐标点的编码数据双重嵌入秘密信息,进一步提升算法性能;最后,通过遗传算法对秘密信息的隐藏进行优化调整以完成信息隐藏。

2.1 载体预处理

以第1.4节聚类分析后的数据集为基础,首先,分别在两个三维模型的数据集中找到它们的 c 个聚类中心;其次,将每个类中每个点到聚类中心的聚类进行升序排列,得到集合 $M(x_1, x_2, \dots, x_n)$;

最后,将 c 个集合合并得到集合 X ,作为这个模型的凹凸度数据集。

定义两个三维模型的距离度量式 $D(X, X')$ 进行相似度计算以完成模型分类,如式(8)所示。

$$D(X, X') = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - x'_i)^2} / n \quad (8)$$

其中, X 、 X' 分别为处理过的两个三维模型凹凸度数据集, n 为数据集的大小。

2.2 信息隐藏规则

规则1 CSF凹凸结构中的凹凸度区间被用来表示信息,改变凹凸度以达到信息隐藏的目的,基于CSF凹凸度区间的信息隐藏规则见表3。

表3 基于CSF凹凸度区间的信息隐藏规则

凹凸度区间	表示信息	凹凸度区间	表示信息
$(-1, -0.75]$	00	$(0, 0.25]$	11
$(-0.75, -0.5]$	01	$(0.25, 0.5]$	01
$(-0.5, -0.25]$	10	$(0.5, 0.75]$	10
$(-0.25, 0]$	11	$(0.75, 1)$	00

规则2 将载体库分为 k 类,令大容量秘密信息 A 的分段数 l 等于分类数 k ,得到: $A_1, \dots, A_l, \dots, A_k (l=1, 2, \dots, k)$ 在嵌入秘密信息的最大长度下,按照从小到大的顺序分段,即 $A_1 < \dots < A_l < \dots < A_k = A_{\max}$,异类载体嵌入不同信息,提取信息时,按照 $1 \sim k$ 顺序组合各段信息。同一秘密信息 A_l 被嵌入同类的许多载体中,提取时不会出现秘密信息无法提取的情况,保证了秘密信息传输完整性。

规则3 在修改CSF的凹凸度时,优先选择在区间边缘的凹凸度修改,例如,当凹凸度为0.25时,表达的信息为11,若表达信息为01,则只需要将凹凸度增加0.001,为0.251。

规则4 在通过CSF凹凸度嵌入秘密信息时,根据秘密信息修改局部块的体素化点嵌入秘密信息,实现双重嵌入,提高算法的鲁棒性。

规则5 修改体素化点的信息隐藏规则是通



过改变体素化后三维模型体素化坐标点最低有效位的奇偶实现信息的隐藏。基于体素化点的信息隐藏规则见表4。

表4 基于体素化点的信息隐藏规则

体素化点最低有效位	表示信息
奇数	0
偶数	1

2.3 信息隐藏流程与步骤

本文的信息隐藏算法主要分为以下8个步骤，信息隐藏流程如图6所示。

步骤1 首先对三维模型原始载体库进行体素化，根据体素化后得到的数据集提取载体库中各三维模型的CSF特征向量 $\mathbf{X}$ ，依据式(8)将其分为 s 类。

步骤2 大容量的秘密信息按照信息隐藏规则中“规则2”分段，将相同的秘密信息分别嵌入多个同类载体中，提高了算法的鲁棒性。

步骤3 进行骑士巡游遍历，提取载体模型本身蕴含的信息。按照表3和表4信息隐藏的规则将提取的信息分别解析为二进制编码 C 与 C' ，如式(9)与式(10)所示。分别采用骑士巡游对模型凹凸度与体素化坐标点进行置乱，可以使秘密信息均匀分布在载体空间中，保证含密载体在遭受仿射变换等非重度攻击时依然能得到可辨识秘密信息，有效提高算法的鲁棒性。

$$C = (x_1, x_2, \dots, x_i) \in \{0, 1\} \quad (9)$$

$$C' = (x_1, x_2, \dots, x_i) \in \{0, 1\} \quad (10)$$

步骤4 采用Logistic混沌映射置乱对分段秘密信息进行混沌置乱。如式(11)所示，确定置乱参数 μ 以及初始值 q_k ，分段秘密信息按照参数 q_k 进行置乱，置乱后的比特序列记为 $A_{IN}^g(i)$ ，其中， $i=1, 2, \dots, n$ 。

$$q_{k+1} = \mu q_k (1 - q_k) \quad (11)$$

步骤5 应用遗传算法进行最优调整。在Logistic混沌映射置乱中，置乱参数 $\mu \in [3.569\ 945\ 6, 4]$ ，初始值 $q_k \in (0, 1)$ 。 $A_{IN}^g(i)$ 与 C 、 C' 序列对应位相同的个数用 F 表示，优化 q_k 使 F 尽量最大，使得嵌入序列和三维模型自身的信息一致，在进行信息隐藏时对三维模型的修改达到最小，从而提高算法的不可见性和鲁棒性。优化模型如式(12)所示。

$$F(z) = \max F(q_k) = \max \sum (x_n \oplus q_n) \quad (12)$$

步骤6 按照表3和表4信息隐藏规则改变CSF凹凸度与体素化坐标点，以骑士巡游遍历顺序将 $A_{IN}^g(i)$ 隐藏其中，根据“规则3”相应地改变CSF特征向量，改变相应凹凸度量值。

步骤7 对三维模型进行逆体素化，得到含密三维模型。由于体素化之后，三维模型变化较大，考虑到人眼视觉规律，所以先对其进行逆体素化，提高算法的不可见性。

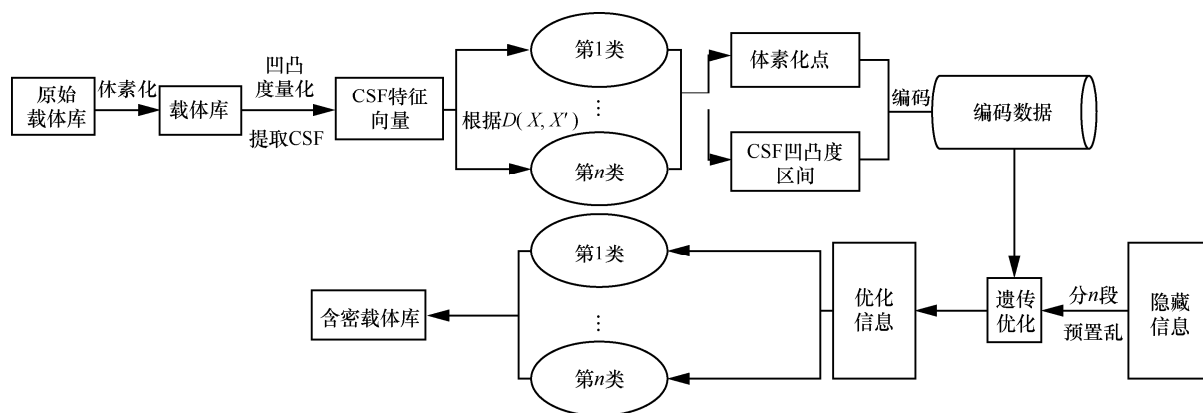


图6 信息隐藏流程

步骤 8 重复上述步骤 (3)~步骤 (7), 最终得到含密载体集。

2.4 信息的提取

步骤 1 对三维模型原始载体库进行体素化, 根据体素化后得到的数据集提取载体库中各三维模型的 CSF 特征向量 $\mathbf{X}$, 依据式 (8) 将其分为 s 类。

步骤 2 对于每一类载体模型, 从同类多载体提取多份相同的秘密信息 $A_{IN}^g(i)$ 和 $A_{IN}^g(i)'$ 分别进行对比判断, 其中, 一份或几份秘密信息与其他多数秘密信息明显不同时, 确定为被攻击损坏或篡改。

步骤 3 对于保留的同类载体, 按照表 3 和表 4 提到的信息隐藏规则提取出两份秘密信息 $A_{IN}^g(i)$ 和 $A_{IN}^g(i)'$ 。

步骤 4 重复上述步骤 (1)~步骤 (3), 得到各分段秘密信息 $A_{IN}^g(i)$ 和 $A_{IN}^g(i)'(i=1,2,\dots,k)$, 计算其长度大小, 根据信息隐藏规则中“规则 2”进行排序组合, 得到完整的秘密信息 $A_{IN}^g(i)$ 和 $A_{IN}^g(i)'$ 。

3 性能分析

3.1 不可见性分析

本文算法通过改变 CSF 凹凸结构特征的凹凸度与体素化点进行信息隐藏。其一, CSF 凹凸结构由 CSF 特征向量变换而来, 充分考虑了三维模型的特征和细节对不可见性的影响。其二, 信息在隐藏时遵循修改“边缘凹凸度”与“体素化点的最低有效位”原则, 上述两个修改原则使本文算法在进行信息隐藏时, 既考虑了人眼的视觉规律, 又使载体模型改变较小。Logistic 混沌映射置乱和遗传优化算法大大降低了秘密信息对三维模型载体的改变, 从而保证了算法的不可见性。

3.2 容量性分析

本文算法将大容量秘密信息按照信息隐藏规则分段, 在保证秘密信息分段数与载体分类数相同的前提下, 将相同的秘密信息分别嵌入多个同

类载体中, 并分别通过基于三维模型凹凸结构特征的凹凸度区间和体素化坐标点的编码数据双重嵌入秘密信息, 进一步提高了算法的容量性。

3.3 鲁棒性分析

多载体秘密隐藏算法与单载体信息隐藏算法相比, 具有较高的鲁棒性, 将相同的秘密信息分别嵌入多个同类载体中, 并分别通过基于三维模型凹凸结构特征的凹凸度区间和体素化坐标点的编码数据双重嵌入秘密信息。骑士巡游遍历对模型进行凹凸度与体素化点置乱后, 使秘密信息均匀分布在载体空间中, 保证载体遭受仿射变换等非重度攻击时依然能得到可辨识秘密信息, 有效提高算法的鲁棒性。

3.4 感知篡改性分析

本文算法将大容量的秘密信息按照信息隐藏规则中“规则 2”分段, 分段数为 k , 在保证秘密信息分段数与载体分类数相同的前提下, 将相同的秘密信息分别嵌入多个同类载体中, 通过对同类多载体中提取出的多份秘密信息进行对比判断, 当其中一份或几份秘密信息与其他多数秘密信息明显不同时, 确定为被篡改, 从而实现了检测含密载体运输过程中被篡改的情况, 提高了含密载体的感知篡改性, 并得到完整且正确的秘密信息。

3.5 算法复杂度分析

本文算法的复杂度受到三维模型数据集大小的影响。给定三维模型数据集大小为 n , 在本文中, n 为三维模型载体集的三角面片总的对数, 即 3 777 对三角面片。算法中用到的 k -means 聚类分析算法的时间复杂度为 $O(n)$, 空间复杂度为 $O(n)$, 对聚类分析得到的数据进行升序排列的时间复杂度为 $O(n^2)$, 空间复杂度为 $O(1)$, 故本文算法的时间复杂度为 $O(n^2)$, 空间复杂度为 $O(n)$ 。

4 实验对比

在实际的通信过程中, 传输的含密载体可能

会受到第三方的破坏或严重的攻击。对本文算法进行了一系列测试，并将提出的算法与文献[4]可逆信息隐藏（reversible data hiding, RDH）算法、文献[8]映射与结构数据（mapping and structure data, MSTD）信息隐藏算法、文献[9]多重融合态（multiple fusion states, MFS）信息隐藏算法进行对比。实验环境为 Matlab R2018a、MeshLab_v1.3.3、PyCharm2020，载体集来源于普林斯顿大学三维模型库（Princeton University 3D model library, PML）。

4.1 不可见性实验

按照信息隐藏规则，以普林斯顿大学三维模型库中的3类共9个三维模型分存秘密信息Q为例给出实现效果，载体模型、隐藏信息和含密载体效果如图7所示，其中，Q是隐藏信息， $A_1 \sim A_3$ 为原始载体模型， $A'_1 \sim A'_3$ 为含密载体模型。

本文算法采用信噪比（signal-to-noise ratio, SNR）^[14]对算法的不可见性进行实验分析，每个测试模型的相关信息见表5。

SNR的物理意义是一种信号和有效载体噪声之间的比率，它是一种衡量载体失真度的典型数学测定指标，使用SNR表明原始载体和含密载体之间的失真程度。SNR越大，则有效噪音就会变得越小，不可见性也会变得越好，本测试采用式（13）测试图7中 $A_1 \sim A_3$ 原始载体与 $A'_1 \sim A'_3$ 含密载体的失真度。

$$SNR = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i^2 + y_i^2 + z_i^2)}{\sum_{i=1}^N (x'_i - x_i)^2 + (y'_i - y_i)^2 + (z'_i - z_i)^2} \quad (13)$$

其中， N 是 $A_1 \sim A_3$ 载体顶点总数， x_i 、 y_i 、 z_i 是原始载体顶点坐标；而 x'_i 、 y'_i 、 z'_i 是含密载体顶点坐标。

从三维模型的选取、预处理和秘密信息的预处理、嵌入算法等几个方面进行了考量，本算法分别对模型 $A_1 \sim A_3$ 进行不可见性实验，在嵌入量指数在 $13 < k < 20$ 时，本文算法的SNR值在50~60波动，这表明了本文算法适用于大容量的秘密信

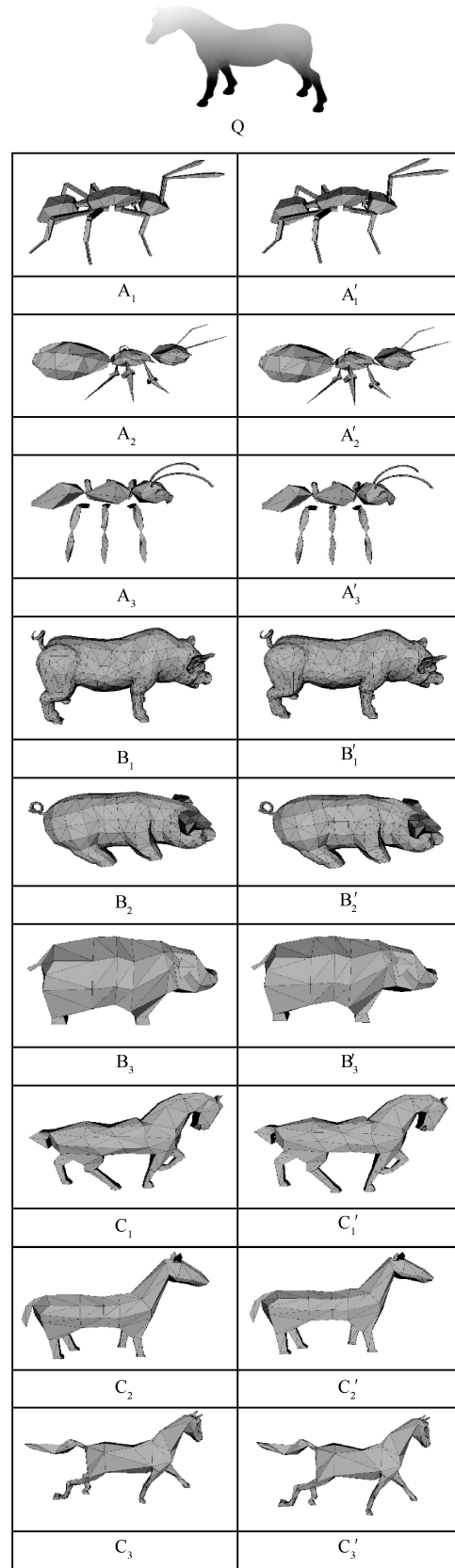


图7 载体模型、隐藏信息和含密载体效果

表5 每个测试模型的相关信息

模型名称	顶点数/个	面片数/个
A ₁	298	492
A ₂	255	410
A ₃	486	912
B ₁	1 450	2 888
B ₂	606	1 208
B ₃	127	226
C ₁	233	462
C ₂	146	266
C ₃	346	690

表6 每个测试模型的嵌入容量

模型名称	本文算法/bit	文献[5]/bit
A ₁	61.5	45.3
A ₂	51.25	38.2
A ₃	114	97.5
B ₁	361	334.76
B ₂	181.25	164.37
B ₃	28.25	18.15
C ₁	57.75	47.3
C ₂	33.25	24.45
C ₃	86.25	74.63

息隐藏,基于信噪比的不可见性/容量性对比实验结果如图8所示,当 $k > 13$ 时,SNR值高于文献[9]所提算法,随着嵌入容量增大,载体模型的失真度变化较缓。当 $k = 20$ 时,本文算法与文献[8]所提算法(MSTD)、文献[9]所提算法(MFS)进行对比,SNR分别提高了20.31%和13.33%。

4.2 容量性实验

分别对模型A₁~C₃进行容量性实验,由于文献[4]、文献[8]、文献[9]并未进行嵌入容量的实验,其中,文献[4]是对每个顶点的平均嵌入容量进行实验,故对本算法采用总嵌入容量进行实验并与文献[4]的总嵌入容量对比,本文算法与文献[4]所提算法的嵌入容量平均提高了13.3%,故本文算法适合隐藏容量较大的应用场景。每个测试模型的嵌入容量见表6。

4.3 鲁棒性实验

鲁棒性是指含密载体在经过攻击后所提取秘密信息的修改程度。针对本文算法进行鲁棒性衡量,分别对其进行仿射变换攻击、简化攻击、噪声攻击、剪切攻击。其中,多载体信息隐藏算法的鲁棒性检验值由所有载体模型的平均值表示,本文采用相关系数(correlation coefficient, Corr)作为衡量鲁棒性的数学指标,如式(14)所示。

$$\text{Corr} = \frac{\sum_{n=1}^N (m'_n - \bar{m}')(m_n - \bar{m})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (m'_n - \bar{m}')^2 \sum_{n=1}^N (m_n - \bar{m})^2}} \quad (14)$$

其中, $\bar{m}'$ 和 $\bar{m}$ 分别表示提取信息比特序列 $\{m'_n\}$ 和原始信息比特序列 $\{m_n\}$ 的平均值, N 表示同一类三维模型载体的数量。

多载体信息隐藏算法的鲁棒性是以单个载体

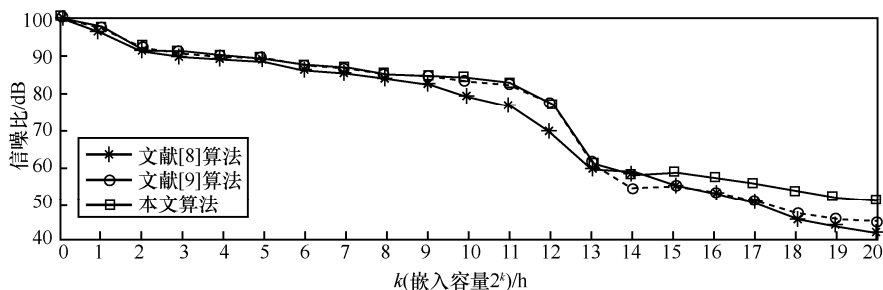


图8 基于信噪比的不可见性/容量性对比实验结果



的鲁棒性为基础构成的,故检验算法在单个载体上的鲁棒性。在公共信道实际传输中,三维模型易受到仿射变换、简化、噪声、剪切等攻击。以含密载体 A'_i 为例,本文算法与文献[8]和文献[9]

算法在旋转攻击、压缩攻击、简化攻击、噪声攻击、剪切攻击下的实验结果对比如图 9 所示。

由图 9 (a) 可知,面对旋转角度为 20° 的攻击时,本文算法的 Corr 值为 0.601 6,而 MTSD、

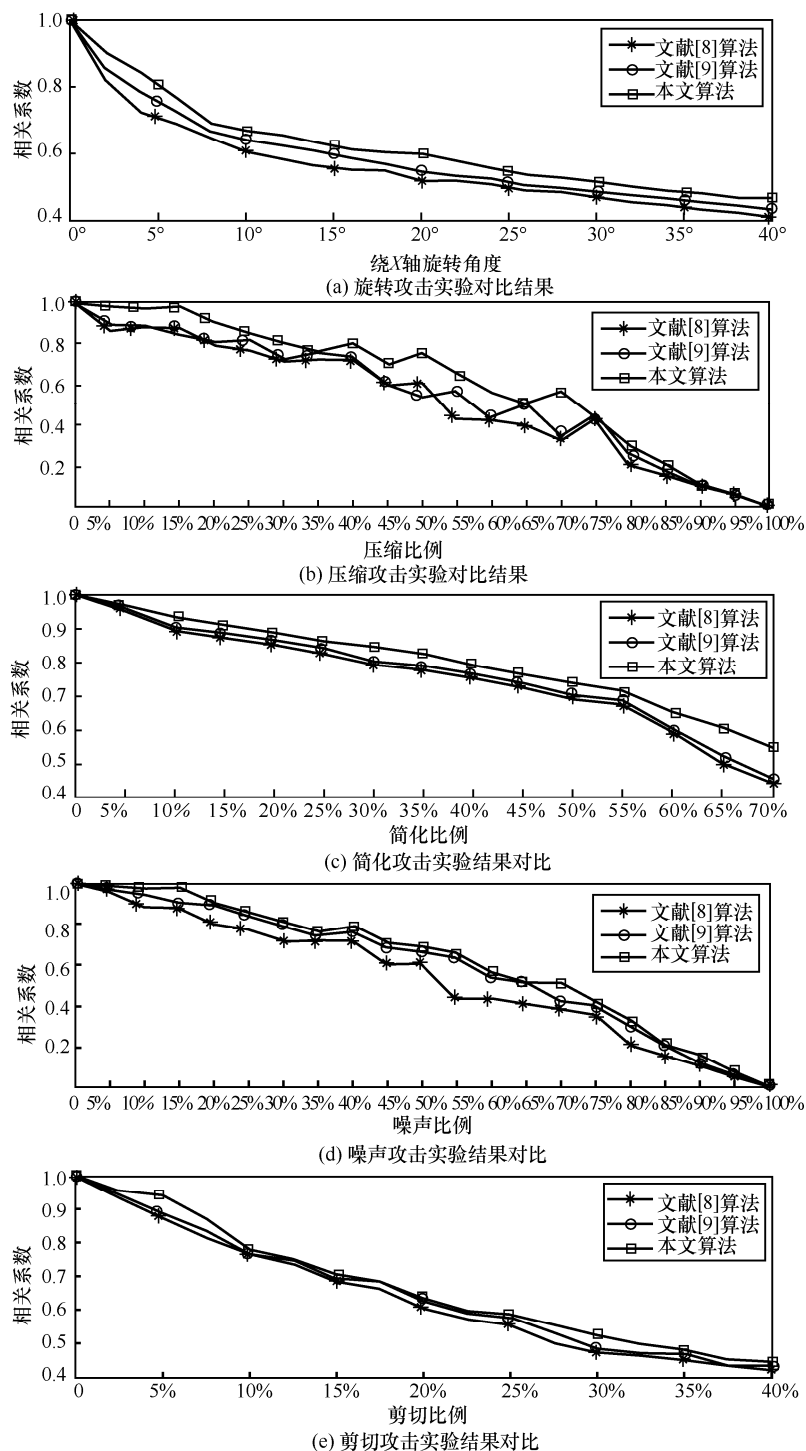


图 9 本文算法与文献[8]和文献[9]算法在旋转攻击、压缩攻击、简化攻击、噪声攻击、剪切攻击下的实验结果对比

MFS 的 Corr 值为 0.527 5 和 0.545 2, 即本文算法比 MSTD 和 MFS 的 Corr 值提高了 14.04% 和 10.34%。图 9 (b) 表明, 当压缩率为 40% 时, 本文算法、MSTD 和 MFS 的 Corr 值分别为 0.806 5、0.704 3 和 0.736 4, 即本文算法比 MSTD 和 MFS 的 Corr 值分别提高了 14.51% 和 9.52%。图 9 (c) 表明, 当简化率为 70% 时, 本文算法、MSTD 和 MFS 的 Corr 值分别为 0.556 7、0.429 5 和 0.458 6, 即本文算法比 MSTD 和 MFS 的 Corr 值分别提高了 29.62% 和 21.33%。图 9 (d) 表明, 当噪声强度为 40% 时, 本文算法、MSTD 和 MFS 的 Corr 值分别为 0.786 5、0.725 8、0.756 4, 即本文算法比 MSTD 和 MFS 的 Corr 值分别提高了 8.36% 和 3.98%。图 (e) 表明, 当剪切率为 30% 时, 本文算法、MSTD 和 MFS 的 Corr 值分别为 0.525 4、0.469 7 和 0.485 2, 即本文算法比 MSTD 和 MFS 的 Corr 提高了 11.86% 和 8.29%。

此外本文分别选取 $A_1 \sim A_3$ 、 $B_1 \sim B_3$ 和 $C_1 \sim C_3$ 载体集中的三维模型分别进行同样的 20° 旋转、40% 压缩、70% 简化、40% 噪声和 30% 剪切的攻击实验, 不同载体数据集的单一攻击实验结果如图 10 所示。

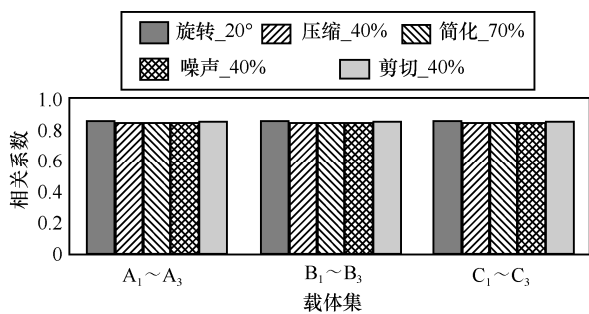


图 10 不同载体数据集的单一攻击实验结果

4.4 感知篡改实验

当压缩率为旋转 1°、5% 压缩、10% 简化、1% 噪声和 5% 剪切时, 对含密三维模型载体提取的秘密信息进行对比检验, 各种攻击的感知篡改检出率 (300 个三维模型) 见表 7, 平均检出率达到

96.93%, 因此基于三维模型凹凸结构特征的多载体信息隐藏算法具有敏锐的感知篡改性。

表 7 各种攻击的感知篡改性检出率 (300 个三维模型)

模型处理	旋转	压缩	简化	噪声	剪切
感知篡改性检出率	97.46%	93.62%	98.54%	96.24%	98.79%

5 结束语

本文提出了一种基于三维模型凹凸结构特征的多载体信息隐藏算法, 区别于传统的单载体信息隐藏算法, 综合考虑载体模型的特征细节, 保证载体间联系的基础上考虑修改凹凸度的影响, 同时利用体素化坐标双重嵌入秘密信息, 进一步提升算法的鲁棒性和容量性。实验表明, 本文算法适用于隐藏信息容量较大且对不可见性和鲁棒性要求较高的应用场景。算法的不可见性好、鲁棒性强, 能抵抗大部分针对三维模型的攻击, 同时, 仍有一定的改进空间。在接下来的研究工作中, 笔者将讨论如何利用神经网络算法, 寻找更适合嵌入秘密信息的三维模型特征, 同时将探讨如何更好地利用三维模型载体之间的关联性, 以便进一步提高多载体信息隐藏算法嵌入容量与鲁棒性。

参考文献:

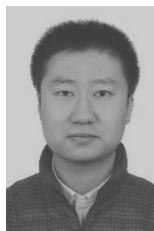
- [1] 任帅, 王震, 徐振超, 等. 一种基于 OBJ 三维模型纹理贴图的信息隐藏算法[J]. 北京邮电大学学报, 2019, 42(1): 22-27.
REN S, WANG Z, XU Z C, et al. Information hiding scheme based on texture mapping of 3D model in OBJ format[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019, 42(1): 22-27.
- [2] 张启龙, 温涛, 宋晓莹, 等. 基于自适应直方图修改的网格可逆信息隐藏[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(3): 316-320, 360.
ZHANG Q L, WEN T, SONG X Y, et al. Reversible data hiding algorithm based on adaptive histogram modification for 3D mesh models[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2020, 41(3): 316-320, 360.
- [3] ZHOU H, CHEN K J, ZHANG W M, et al. Distortion design



- for secure adaptive 3-D mesh steganography[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(6): 1384-1398.
- [4] TSAI Y Y. Separable reversible data hiding for encrypted three-dimensional models based on spatial subdivision and space encoding[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021(23): 2286-2296.
- [5] WANG P S, LIU Y, GUO Y X, et al. O-CNN: Octree-based convolutional neural networks for 3D shape analysis[J]. ACM Transactions on Graphics, 2017, 36(4): 72.
- [6] KER A D. Batch steganography and pooled steganalysis[C]//IH'06: Proceedings of the 8th International Conference on Information Hiding, 2006: 265-281.
- [7] 张新鹏, 钱振兴, 李晟. 信息隐藏研究展望[J]. 应用科学学报, 2016, 34(5): 475-489.
ZHANG X P, QIAN Z X, LI S. Prospect of digital steganography research[J]. Journal of Applied Sciences, 2016, 34(5): 475-489.
- [8] 任帅, 王震, 苏东旭, 等. 基于三维模型贴图与结构数据的信息隐藏算法[J]. 通信学报, 2019, 40(5): 211-222.
REN S, WANG Z, SU D X, et al. Information hiding algorithm based on mapping and structure data of 3D model[J]. Journal on Communications, 2019, 40(5): 211-222.
- [9] 任帅, 徐振超, 王震, 等. 基于多融合态的低密度三维模型信息隐藏算法[J]. 计算机应用, 2019, 39(4): 1100-1105.
REN S, XU Z C, WANG Z, et al. Low-density 3D model information hiding algorithm based on multiple fusion states[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(4): 1100-1105.
- [10] 张满囤, 燕明晓, 马英石, 等. 基于八叉树结构的三维体素模型检索[J]. 计算机学报, 2021, 44(2): 334-346.
ZHANG M D, YAN M X, MA Y S, et al. 3D voxel model retrieval based on Octree structure[J]. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(2): 334-346.
- [11] 杨军, 王亦民. 基于深度卷积神经网络的三维模型识别[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2019, 31(2): 253-260.
YANG J, WANG Y M. 3D model recognition based on depth convolution neural network[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2019, 31(2): 253-260.
- [12] 郑乐乐. 基于凹凸性和形状直径函数的三维模型分割[D]. 太原: 中北大学, 2018.
ZHENG L L. Three-dimensional model segmentation based on weak convexity and shape diameter function[D]. Taiyuan: North University of China, 2018.
- [13] CHAKRABORTY S, PAUL D, DAS S, et al. Automated clustering of high-dimensional data with a feature weighted mean shift algorithm[C]//Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence/33rd Conference on Innovative Applications of Artificial Intelligence/11th Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence, Electr Network, 2021.

- [14] LIU J, LI R, LIU Y, et al. Research on signal-to-noise ratio estimation algorithm in wireless communication [J]. Computer Engineering and Application, 2020, 56(18): 82-9.

[作者简介]



任帅 (1982-), 男, 博士, 长安大学副教授, 主要研究方向为信息隐藏技术。



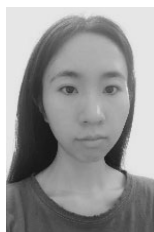
石磊 (1996-), 男, 长安大学硕士生, 主要研究方向为信息隐藏技术。



王斌斌 (1997-), 男, 长安大学硕士生, 主要研究方向为信息隐藏技术。



程慧荣 (1997-), 女, 长安大学硕士生, 主要研究方向为信息隐藏技术。



张倩倩 (1998-), 女, 长安大学硕士生, 主要研究方向为信息隐藏技术。

刘洪林 (1967-), 男, 桂林航天工业学院教授, 主要研究方向为物联网应用、控制理论与应用。