



XXXX

融合缩放不变同步与自适应量化的高鲁棒三维网格盲水印算法

任帅, 李宇航

(长安大学信息工程学院, 陕西 西安 710064)

摘要: 针对现有不规则三维网格盲水印方法在均匀缩放攻击下同步失效、固定量化步长造成小范数系数相对失真偏大的问题, 提出一种融合缩放不变同步与自适应量化的三维网格盲水印算法。算法在不规则小波变换域内, 以包围盒归一化为前提, 将归一化边长、离散曲率和邻域面积比的加权组合作为小波系数向量(wavelet coefficient vector, WCV)的排序键, 实现对均匀缩放的同步不变性; 在量化嵌入阶段, 引入自适应量化索引调制(adaptive quantization index modulation, AQIM), 以 WCV 范数均值为基础步长并随各系数范数自适应调整, 在鲁棒性与不可见性之间取得更优平衡。在 Venus、Armadillo、Horse、Bunny 四种标准不规则网格上的实验表明, 相较基准方法, 所提算法在 1.5 倍均匀缩放攻击下归一化相关系数(normalized correlation coefficient, NC)由 0.980 提升至 0.994, 无攻击条件下网格结构失真度(mesh structural distortion measure, MSDM)由 0.044 降至 0.037, 嵌入容量保持不变。

关键词: 三维网格水印; 小波变换; 量化索引调制; 自适应量化; 缩放不变性

中图分类号: TP309.2

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.

A High-Robustness Blind Watermarking Algorithm for 3-D Meshes Integrating Scale-Invariant Synchronization and Adaptive Quantization

Ren Shuai, Li Yuhang

Chang'an University of Information Engineering College, Xi'an 710064, China

Abstract: Existing blind watermarking methods for irregular 3-D meshes suffer from synchronization failure under uniform scaling attacks and excessive relative distortion in low-norm coefficients caused by fixed quantization steps. To address these issues, a blind watermarking algorithm integrating scale-invariant synchronization and adaptive quantization is proposed. Operating in the irregular wavelet transform domain, the algorithm employs bounding-box

收稿日期: 2026-04-18; 修回日期: XXXX-XX-XX

通信作者: 李宇航, 2024224048@chd.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62372062)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62372062)



normalization and uses a weighted combination of normalized edge length, discrete curvature, and neighborhood area ratio as the sorting key for wavelet coefficient vectors (WCVs), thereby achieving synchronization invariance under uniform scaling. In the embedding stage, an adaptive quantization index modulation (AQIM) scheme is introduced, in which the base step size is set to the mean norm of WCVs and scaled adaptively by each coefficient's norm, yielding a better trade-off between robustness and imperceptibility. Experiments on four standard irregular meshes (Venus, Armadillo, Horse, and Bunny) show that, compared with the baseline method, the proposed algorithm improves the normalized correlation coefficient (NC) from 0.980 to 0.994 under a $1.5\times$ uniform scaling attack, reduces the mesh structural distortion measure (MSDM) from 0.044 to 0.037 under no-attack conditions, and maintains equivalent embedding capacity.

Key words: 3-D mesh watermarking, wavelet transform, quantization index modulation, adaptive quantization, scaling invariance

0 引言

三维网格模型在工业设计、文化遗产数字化、医学影像重建及影视动画制作等领域广泛应用,其网络传播面临版权归属不清、非法复制与恶意篡改等威胁。三维网格数字水印技术通过将版权标识嵌入模型几何结构,为版权保护提供了有效手段[1]。然而,与图像水印相比,三维网格水印面临更为复杂的技术挑战:网格采样不规则且缺乏空间周期性,难以直接借用图像频域分析工具;模型在流通中易遭受旋转、缩放、平移等相似变换及噪声污染、网格简化等几何攻击;高鲁棒性、高容量与低失真之间难以同时满足,至今仍是该领域的核心难题。

现有方法从嵌入域可分为空间域与变换域两类。空间域方法[2-3]直接修改顶点坐标,实现简单但鲁棒性普遍偏低[4]。变换域方法以多分辨率小波分析为核心,抗攻击能力较强: Sayahi等[5]结合球谐函数与小波变换提升鲁棒性,但需半规则网格预处理; Wang等[6]、Zhu等[7]、Yoo等[8]分别基于图卷积、图注意力网络与跨模态渲染构建深度学习水印框架,但训练数据依赖性较强; Zhang等[9]进一步探索了防篡改通用水印方案。在不规则网格水印方面, Kim等[11]基于 Valette-Prost 不规则小波分解[10]提出的 QIM 盲水

印方法成为当前代表性基准。然而,该基准方法仍存在两点不足:其一,按边长排序的同步机制在均匀缩放攻击下,因 WCV 范数随坐标等比变化,使提取端量化决策边界难以准确重建;其二,全局固定量化步长对范数较小系数造成过大相对失真,损害网格局部视觉质量。

针对上述问题,本文提出一种融合缩放不变同步与自适应量化的三维网格盲水印算法。算法以 Valette-Prost 不规则小波变换[10]为嵌入域,采用包围盒归一化消除均匀缩放对同步机制的影响,以归一化边长、离散曲率与邻域面积比的加权组合作为小波系数向量(WCV)的排序键,实现缩放不变同步;在量化嵌入阶段,基于 DC-QIM 框架提出自适应量化索引调制(AQIM),以 WCV 范数均值为基础步长并按幂律自适应调整,使大范数系数获得更大量化裕量、小范数系数保持精细量化。与基准方法[11]相比,本文算法在保持嵌入容量不变的前提下:(1)1.5倍均匀缩放攻击下归一化相关系数(NC)由0.980提升至0.994;(2)无攻击条件下网格结构失真度(MSDM)平均降低15.2%;(3)50次拉普拉斯平滑下NC由0.623提升至0.779。本文主要贡献包括:提出包围盒归一化与多特征加权排序的联合同步方案,从理论层面解决均匀缩放对 WCV 同步机制的破坏问题;提出基于 WCV 范数均值的自适应量化步长机制,

有效降低小范数区域的感知失真；在四种标准不规则网格上开展系统实验，包括消融实验和参数敏感性分析，定量验证所提方案的有效性。

1 相关理论基础

1.1 不规则小波变换

多分辨率分析是变换域三维网格水印的核心工具。早期多分辨率小波方法仅支持规则网格，对由三维扫描或建模软件直接产生的不规则网格，需先经半规则化预处理，引入不可恢复的几何误差。

Valette 等[10]提出的不规则剖分小波方案突破了这一限制：该方案允许三角面在细分时划分为 2 至 4 个子面，使多分辨率分析可直接应用于任意拓扑的不规则网格，无需预先重采样。其分解基于提升方案，包含 `predict` 和 `update` 两个线性步骤。设输入网格 M 经 L 层小波分解后，第 j 层小波系数向量 (WCV) 集合记为 $D^j = \{d_0, d_1, \dots, d_{N-1}\}$ ，其中每个 $d_i \in \mathbb{R}^3$ 表示第 i 个顶点在该层的几何细节，其 L2 范数 $r_i = \|d_i\|_2$ 反映了该顶点局部几何变化的幅度。

Valette-Prost 小波分解具有三项关键性质：(1) 线性齐次性——输入坐标整体缩放 8 倍时，各层 WCV 同步缩放 8 倍，即 $d'_i = s \cdot d_i$, $r'_i = s \cdot r_i$ ；(2) 拓扑依赖性——分解仅基于网格拓扑连通性而非绝对坐标，故 WCV 的 L2 范数天然具有旋转不变性；(3) 任意拓扑适用性——无需预先重采样即可处理任意不规则网格。上述性质为本文算法的缩放不变性与旋转不变性设计提供了理论基础。

1.2 三维网格水印的同步问题

盲水印系统中，提取端无法获取原始网格作为参考，必须仅凭水印网格自身恢复嵌入比特，这要求嵌入端与提取端以相同顺序处理 WCV，否则量化判决将作用于错误系数，导致比特错误。这一问题被称为同步问题，是三维网格盲水

印的核心挑战之一。

同步机制需满足两个基本要求：第一，对常见攻击具有不变性；第二，具有足够的几何区分度，避免不同 WCV 产生相同排序键导致顺序歧义[19-21]。Kim 等[11]的基准方法采用按 WCV 对应顶点 1-邻域平均边长升序重新编号的策略，以较低计算代价实现了对顶点重排序攻击的不变性。然而，该策略在均匀缩放攻击下存在原理性缺陷：当网格坐标整体乘以缩放因子 s 时，所有边长同步乘以 s ，虽然相对顺序不变，但 WCV 范数的绝对数值同样改变，使得依赖于范数绝对值的量化决策边界在提取端难以准确重建。

1.3 量化索引调制(QIM)与抖动变种(DC-QIM)

量化索引调制(QIM)是数字水印领域广泛采用的嵌入框架，其核心思想是将待嵌入比特映射到不同的量化码本，通过对宿主信号进行量化操作来隐式编码水印信息。设宿主信号为 $x \in \mathbb{R}$ ，待嵌入比特为 $m \in \{0, 1\}$ ，量化步长为 Δ 。标准 QIM 的嵌入操作可表示为：

$$x' = Q_m(x) = \Delta \cdot \left\lfloor \frac{x}{\Delta} + \frac{m}{2} \right\rfloor + \frac{m \cdot \Delta}{2} \quad (1)$$

提取端通过判断 x' 距离两个量化码本的相对位置恢复嵌入比特：若 $|x' - Q_1(x')| < |x' - Q_0(x')|$ ，则 $\hat{m} = 1$ ，否则 $\hat{m} = 0$ 。

抖动量化(DC-QIM)在标准 QIM 基础上引入缩放参数 $\alpha \in (0, 1]$ ，其嵌入操作可表示为：

$$x' = Q_m(x) + (1 - \alpha) \cdot (x - Q_m(x)) \quad (2)$$

当 $\alpha = 1$ 时 DC-QIM 退化为标准 QIM；当 $\alpha < 1$ 时嵌入点向原始信号方向偏移，在保持比特正确解码的前提下降低感知失真。QIM/DC-QIM 框架的关键参数是量化步长 Δ ： Δ 越大，抗加性噪声能力越强，但嵌入失真越大； Δ 越小，失真越低但抗噪声能力下降。因此， Δ 的合理选择直接决定了水印系统的鲁棒性与不可见性平衡。



1.4 自适应量化策略

传统 QIM 采用全局固定的量化步长，假设宿主信号的统计分布相对均匀。然而在三维网格水印场景下，WCV 范数呈非均匀分布——平坦区域的范数远小于高曲率区域。当范数较小的系数被迫使用与大范数系数相同的步长量化时，其相对失真(修改量与原始量之比)会显著偏大，造成局部几何细节的明显损坏，在视觉感知上表现为平坦区域出现可察觉的纹理噪声。

为解决固定步长的局限，研究者提出了多种自适应量化策略[15-18,25]。Lloyd-Max 最优量化理论从信息论角度证明：在给定信号概率密度下，使量化误差期望最小的量化器应使步长随信号局部幅度自适应调整——信号密集区域采用较小步长，稀疏区域采用较大步长。自适应量化策略的设计需考虑三个核心问题：(1)自适应基准——以何种统计量(均值、中位数、能量)作为参考；(2)自适应函数形式——线性、对数还是幂律；(3)自适应程度控制——通过何种参数调节自适应强度。

2 本文算法设计

2.1 算法整体框架

针对基准方法[11]在均匀缩放攻击下同步失效、固定量化步长导致小范数区域失真过大的问题，本文从同步机制与量化策略两个层面进行联合改进。算法以 Valette-Prost 不规则小波变换[10]为嵌入域，通过包围盒归一化消除绝对尺度依赖，以多特征加权排序提升同步键的几何区分度，并采用自适应量化步长在保持鲁棒性的同时降低小范数区域的感知失真。

完整的嵌入与提取流程如图 1 所示。算法在第 3 层对 WCV 的 L2 范数进行量化，采用盲提取策略。第 3 层的选择基于文献[11]的综合实验分析，该层在容量与失真之间提供最优平衡。以 Horse 网格为例（QEM 简化后共 11 264 个顶点），第 3 层包含约 5 340 个 WCV，对应水印容量约 5 340 bit。

2.2 包围盒归一化与缩放不变性

设输入三维网格为 M ，其顶点集为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 。计算网格的轴对齐包围盒 (AABB)，令其对角线长度为 L 。将所有顶点坐标

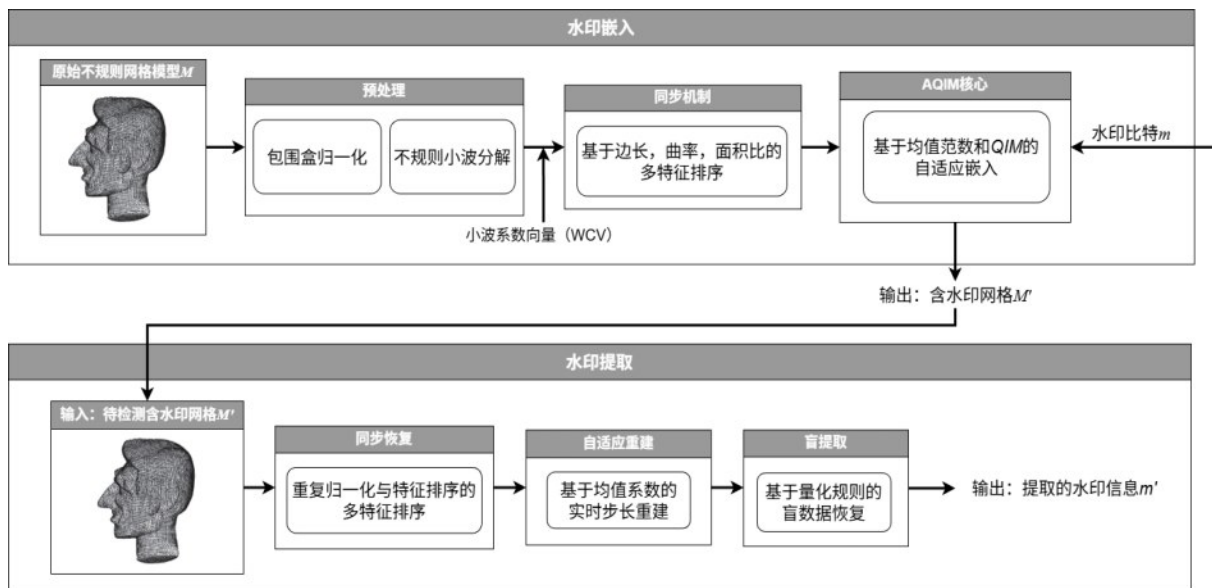


图1 本文算法整体框架

统一归一化:

$$\hat{v}_i = \frac{v_i}{L}, i = 1, 2, \dots, n \# (3)$$

归一化操作的意义在于: 若对原始网格施加均匀缩放 (所有坐标乘以因子 s), 则包围盒对角线长度同步变为 sL , 归一化后的坐标 $\hat{v}_i = \frac{sv_i}{sL} = \frac{v_i}{L}$ 保持不变。因此, 后续所有基于归一化坐标计算的几何特征与小波系数均不受均匀缩放影响。

结合 Valette-Prost 不规则小波分解的线性齐次性 (见 1.1 节), 当输入坐标整体缩放 s 倍时, 各层 WCV 同样被缩放 s 倍, 即 $d'_i = s \cdot d_i$, $r'_i = s \cdot r_i$, 从而保证归一化后的 WCV 范数及其均值 μ 在缩放前后保持一致。提取端对水印网格执行相同的归一化步骤, 以保证两端一致性。

需要指出的是, AABB 对角线长度在旋转变换下并不严格不变, 因此包围盒归一化的核心作用在于消除均匀缩放影响。旋转攻击下的鲁棒性由以下因素共同保证: Valette-Prost 分解的提升运算仅依赖网格拓扑连通性, WCV 的 L2 范数天然具有旋转不变性; 排序键使用的边长、曲率和邻域面积在归一化后分别进行 min-max 归一化, 旋转引入的全局比例因子可在归一化中相互抵消; AQIM 提取时的量化判决依赖于 WCV 范数与自适应步长的相对位置, 旋转引起的全局比例变化在判决比值中相互抵消。

2.3 多特征加权同步机制

针对单一边长排序在均匀缩放攻击下的局限性, 本文提出多特征加权排序方案。对归一化网格 $\hat{M}$ 执行 Valette-Prost 不规则小波分解后, 对第 3 层第 i 个 WCV 计算以下三类归一化几何特征。

(1) 归一化边长特征 $f_{1,i}$: 令 e_i 为归一化网格 $\hat{M}$ 中顶点 $\hat{v}_i$ 所有 1-邻域边长度的算术平均值。由包围盒归一化原理可知, 均匀缩放后该特征值保持不变。对 e_i 进行 min-max 归一化:

$$f_{1,i} = \frac{e_i - e_{\min}}{\max(e_{\max} - e_{\min}, \epsilon)} \# (4)$$

其中 $e_{\min}$ 和 $e_{\max}$ 为第 3 层所有对应顶点边长均值的最小值和最大值。

(2) 离散曲率绝对值特征 $f_{2,i}$: 采用文献[22]中的离散曲率估计方案, 计算第 i 个顶点的平均曲率绝对值 κ_i 。为避免极端曲率离群值对归一化区间的压缩效应, 先对全局曲率序列进行第 2 和第 98 百分位截断, 再将截断后的曲率映射至 $[0, 1]$ 区间:

$$f_{2,i} = \frac{\kappa_i - \kappa_{\min}}{\max(\kappa_{\max} - \kappa_{\min}, \epsilon)} \# (5)$$

其中 $\epsilon = 1 \times 10^{-6}$ (防除零保护常数); 当 $\kappa_{\max} \approx \kappa_{\min}$ 时令 $f_{2,i} = 0$, 将平坦区域视为曲率无区分度的特殊情形。此处 $\kappa_{\min}$ 和 $\kappa_{\max}$ 为百分位截断后的最小值和最大值 (而非全局极值), 该处理有效抑制了离群顶点对归一化尺度的干扰。曲率特征刻画了顶点局部形状的弯曲程度, 在平坦区域和高曲率区域之间提供了有效区分度, 有助于减少因特征碰撞而导致的排序歧义。

(3) 归一化邻域面积比特征 $f_{3,i}$: 设 A_i 为顶点 v_i 的 1-邻域三角形面积之和, 原始量为 A_i/L^2 , 反映顶点周围网格的局部采样密度, 在归一化坐标下对均匀缩放具有不变性。与 $f_{1,i}$ 处理方式一致, 对 A_i/L^2 进行 min-max 归一化:

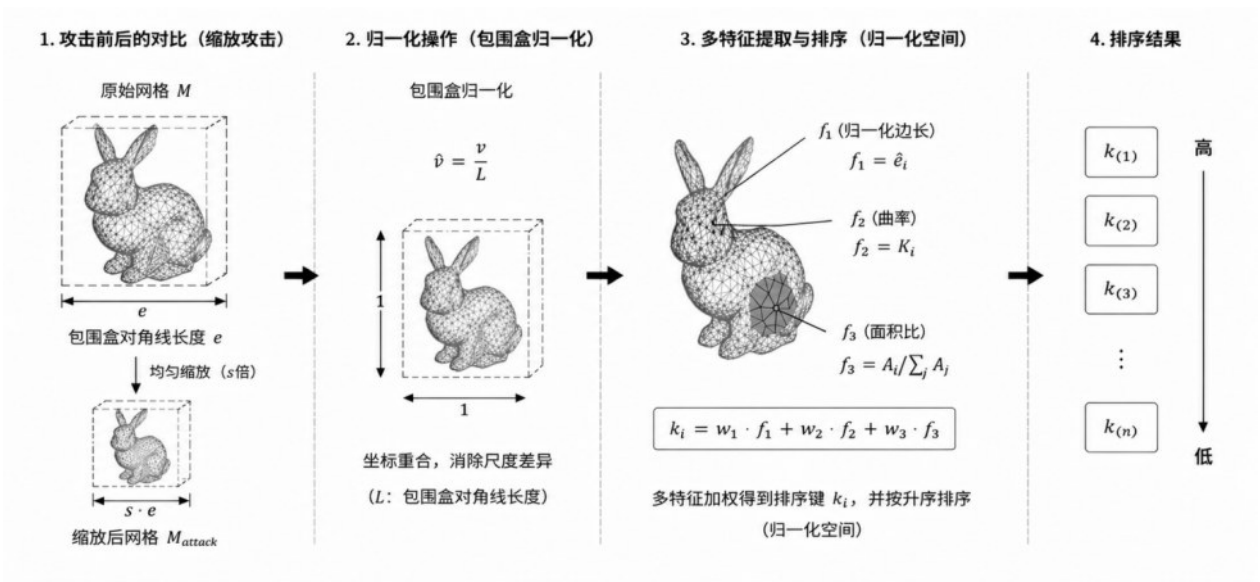
$$f_{3,i} = \frac{A_i/L^2 - A_{\min}}{\max(A_{\max} - A_{\min}, \epsilon)} \# (6)$$

经上述处理, 三类特征均归一化至 $[0, 1]$ 区间, 权重 w_1 、 w_2 、 w_3 直接反映各特征在排序键中的相对重要性, 不受特征原始数值尺度差异的影响。加权排序键定义为:

$$k_i = w_1 \cdot f_{1,i} + w_2 \cdot f_{2,i} + w_3 \cdot f_{3,i} \# (7)$$

图 2 基于包围盒归一化与多特征排序的抗缩放同步机制

式中权重 $w_1 = 0.6$ 、 $w_2 = 0.3$ 、 $w_3 = 0.1$ 通过在 4 种测试网格上的留一实验确定。按 k_i 升序对 N



个 WCV 重新编号, 得到重排序后的 WCV 集合 D^* 。不变性的理论保证主要由 f_1 提供, f_2 和 f_3 的作用在于增加排序键的几何区分度, 降低碰撞概率。

当两个 WCV 的排序键差值 $|k_i - k_j|$ 小于阈值 $\varepsilon_{ue} = 1 \times 10^{-8}$ 时, 以其在 Valette-Prost 分解中的原始拓扑索引作为二级排序键。由于该索引仅取决于网格拓扑连通性, 几何攻击不改变拓扑结构, 因此碰撞情形下两端排序结果仍保持确定性一致。算法采用稳定排序 (归并排序), 以保证相同排序键的元素保持确定性的相对顺。

2.4 自适应量化索引调制(AQIM)嵌入

将重排序后的 WCV 转换为球坐标 $(r_i^* | \theta_i^* | \phi_i^*)$, 其中范数 $r_i^* = \|d_i^*\|_2$ 。计算第3层所有 WCV 范数的均值:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_i r_i^* \# (8)$$

为使各 WCV 的相对量化误差趋于均匀, 降低小范数区域因固定步长导致的过大相对失真, 本文借鉴文献[17]中步长随信号幅度自适应调整的思想, 提出如下自适应步长公式:

$$\Delta_i = \Delta_0 \cdot \left(\frac{r_i^*}{\mu} \right)^\beta \# (9)$$

该公式采用幂律形式而非对数或线性形式, 主要基于以下考虑: 幂律函数通过指数 β 提供了灵活的自适应程度控制: 当 $\beta \rightarrow 0$ 时公式退化为固定步长 Δ_0 (即传统 QIM 方案), 当 $\beta \rightarrow 1$ 时步长与范数成正比 (完全线性自适应), β 的中间取值在两种极端之间提供连续可调的平衡; 相比之下, 对数形式 $\log(1 + r_i^*/\mu)$ 在 r_i^*/μ 较大时增长过慢, 无法为大范数系数提供足够的量化裕量, 线性形式则等价于 $\beta=1$ 的特例, 缺乏调节灵活性。

式中, Δ_0 为基础步长, 定义为归一化坐标域内与第3层 WCV 范数均值成正比的无量纲常数, 即 $\Delta_0 = c \cdot \mu$, 其中 c 为预设超参数 (本文取 $c=3.5$, 通过留一交叉验证确定, 详见 3.6 节)。由于归一化操作消除了绝对尺度依赖, μ 在嵌入端与提取端保持一致 (表 3 验证), 因此 Δ_0 在缩放攻击下的一致性在理论层面得到保证; $\beta=0.3$ 为自适应系数 (通过实验确定)。

β 取正值的合理性可从不可见性与鲁棒性两个角度理解。就不可见性而言, QIM 对第 i 个 WCV 范数 r_i^* 的最大量化改变量与 Δ_i 同阶, 其相

对失真可近似写为 Δ_i/r_i^* 。由 $\Delta_i = \Delta_0(r_i^*/\mu)^\beta$ 可知， Δ_i/r_i^* 与 $(r_i^*)^{\beta-1}$ 成正比。当 $\beta=0$ 时，固定步长使相对失真与 $1/r_i^*$ 成正比，小范数系数承受更大的相对扰动；当 β 增大时，相对失真随范数变化的差异被削弱， $\beta=1$ 时趋于常数。因此， $0 < \beta < 1$ 能够在不完全牺牲鲁棒性的前提下缓解小范数区域的可见失真。

另一方面，从抗加性噪声角度看，每个量化系数的理论抗扰动裕量约为 $\Delta_i/2$ 。 β 增大虽然提高大范数系数的裕量，但也会进一步减小小范数系数的 Δ_i ，使其在同等绝对噪声下更容易越过量化判决边界。因此， β 并非越大越好，而是在相对失真均匀化与小范数系数抗噪裕量之间取得折中。表 5 中 $\beta=0.3$ 时噪声 NC 达到峰值，而 β 继续增大后 NC 下降，正是上述两种作用相互竞争的实验体现。本文据此选取 $\beta=0.3$ 作为默认值。

为防止 r_i^* 趋近于零时 Δ_i 退化至极小值，设定步长下限 $\Delta_{\min} = 0.1 \cdot \Delta_0$ ，实际步长取 $\Delta_i = \max(\Delta_0, \Delta_{\min})$ 。

$(r_i^*/\mu)^\beta \Delta_{\min})$ 。实验表明，触发下限保护的 WCV 比例在各网格上均不超过 0.5%。

图 3 给出了 AQIM 自适应量化嵌入机制的示意图。

图 3 基于 WCV 范数的 AQIM 自适应量化嵌入机制

以自适应步长 Δ_i 替换原固定步长，按 1.3 节 DC-QIM 公式对 r_i^* 进行量化，嵌入水印比特 $m_i \in \{0, 1\}$ ：

$$r_i' = \text{DC-QIM}(r_i^*, m_i, \Delta_i, \alpha) \quad (10)$$

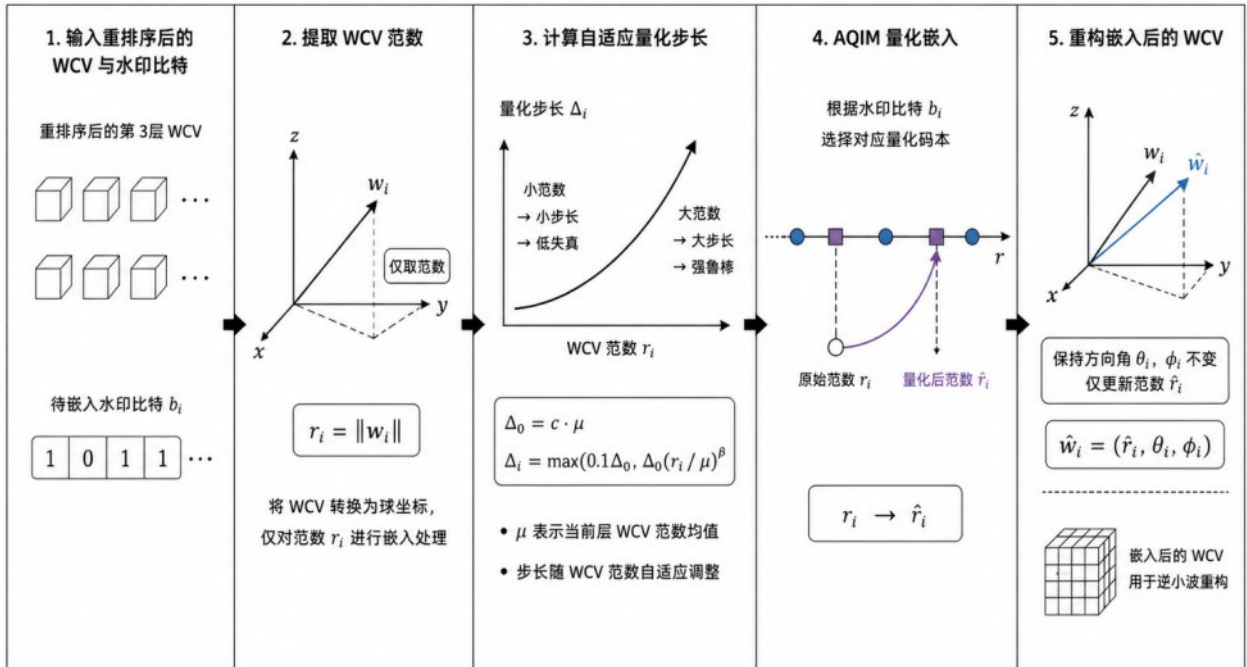
式中， $\alpha=0.2$ 为缩放参数。量化后将修改后的范数 r_i^* 与原始角度 $(\theta_i^*|\phi_i^*)$ 组合，还原球坐标，再按逆排序恢复 WCV 顺序，最终执行逆小波变换 (IDWT) 获得水印网格 M' 。

嵌入流程的完整形式化描述见算法 1。

2.5 盲水印提取

提取端仅需要水印网格 M' ，无需原始网格 M 。提取过程严格对应嵌入端各步骤：

第一步，对 M' 执行包围盒归一化(2.2 节)，



**Algorithm 1 Scale-invariant synchronized AQIM watermark embedding**

Input: mesh M ; message $m = \{m_0, \dots, m_{N_1}\}$; level $L = 3$;
 c, β, λ .

Output: watermarked mesh M' .

- 1: compute AABB diagonal L of M ; normalize $v \leftarrow \frac{v}{L}$ to obtain $\hat{M}$.
- 2: apply Valette-Prost irregular wavelet decomposition to $\hat{M}$; extract level-3 WCV set $D_j = \{d_0, \dots, d_{N_1}\}$.
- 3: **for** each WCV **do**
- 4: compute normalized edge length $f_{1,i}$, curvature $f_{2,i}$, area ratio $f_{3,i}$ (min-max normalized to $[0, 1]$).
- 5: sorting key $k_i \leftarrow w_1 f_{1,i} + w_2 f_{2,i} + w_3 f_{3,i}$.
- 6: **end for**
- 7: stably sort all WCVs by ascending k_i to obtain D_j^* (ties broken by topological index).
- 8: convert to spherical coords $(r_i^*, \theta_i^*, \phi_i^*)$; $\mu \leftarrow \frac{1}{N} \sum r_i^*$; $\Delta_0 \leftarrow c \cdot \mu$.
- 9: **for** $i \leftarrow 0$ **to** $N-1$ **do**
- 10: $\Delta_i \leftarrow \max \Delta_0 \cdot \left(\frac{r_i^*}{\mu}\right)^\beta, 0.1 \cdot \Delta_0$.
- 11: $r_i' \leftarrow \text{DC-QIM } r_i^*, m_i, \Delta_i, \lambda$.
- 12: reconstruct d_i' from r_i' and (θ_i^*, ϕ_i^*) .
- 13: **end for**
- 14: restore original WCV order by the inverse permutation of step 7.
- 15: apply inverse wavelet transform (IDWT) to obtain M' .
- 16: **return** M' .

得到 $\hat{M}'$ 。

第二步, 对 $\hat{M}'$ 执行 Valette-Prost 不规则小波分解(1.1 节), 提取第 3 层 WCV 集合 D^j 。

第三步, 按 2.3 节的多特征加权方案对 D^j 进行重排序, 得到 D^{j*} , 并将各 WCV 转换为球坐标, 提取范数序列 $\{r_i^*\}$ 。

第四步, 计算该层范数均值 μ' , 并按 $\Delta_0' = c \cdot \mu'$ 及自适应步长公式重建各系数的步长 Δ_i' (同样应用步长下限保护 $\Delta_{\min} = 0.1 \cdot \Delta_0'$)。

需要说明的是, 嵌入端计算 Δ_0 所依据的 μ 为原始 WCV 范数均值, 而提取端计算的 μ' 为水印嵌入后再经攻击扰动的范数均值。水印嵌入本身对 μ 的扰动在 0.5% 以内, 远小于几何攻击引起的扰动。温和几何攻击通常不会使 μ 产生超过 8.4% 的偏差 (实验验证见 3.4 节), 因此步长重

建误差可控。在最不利情况下 (坐标量化 8 bit), 总步长偏差上界约为 11.8%, 实验表明该偏差水平未引入额外比特错误。

第五步, 按文献[11]的决策规则恢复每个水印比特:

$$Q_0 = \left\lfloor \frac{r_i^*}{\Delta_i'} \right\rfloor, Q_1 = \left\lfloor \frac{r_i^* + \Delta_i'/2}{\Delta_i'} \right\rfloor \# (11)$$

若 $|r_i^* - Q_1 \cdot \Delta_i'| < |r_i^* - Q_0 \cdot \Delta_i'|$, 则 $\hat{m}_i = 1$; 若 $|r_i^* - Q_1 \cdot \Delta_i'| > |r_i^* - Q_0 \cdot \Delta_i'|$, 则 $\hat{m}_i = 0$; 若两侧距离相等 (恰好处于量化边界), 则令 $\hat{m}_i = 0$, 最终输出恢复的水印消息 $\hat{m} = \{\hat{m}_0, \hat{m}_1, \dots, \hat{m}_{N-1}\}$ 。

对计数变化攻击的处理。在裁剪、网格简化、细分/重网格化等改变 WCV 数量的攻击下, 绝对秩次会随幸存 WCV 数目整体平移而导致比特错位。为此, 本文将水印比特与 WCV 的绑定建立在排序键的相对分位而非绝对秩次之上: 嵌入端对第 3 层 WCV 按 k_i 升序排列后, 第 i 个 WCV 所承载的消息位置由其排序键在该层经验分布中的分位决定, 即 $pos_i = \text{round}(\hat{F}(k_i) \cdot (N-1))$, 其中 $\hat{F}$ 为由当前层全部排序键估计的经验累积分布函数。提取端对攻击后网格重新计算排序键与 $\hat{F}'$, 按相同分位映射确定各幸存 WCV 对应的消息位置。由于排序键由局部几何特征经 min-max 归一化得到, 且曲率项已采用 P_2/P_{98} 百分位截断, 随机移除部分顶点对分位映射的扰动有限, 大多数幸存 WCV 仍被映射回原始消息位置。对于丢失的 WCV 所对应的消息位置, 提取端按擦除处理 (相应比特置为中性值后参与 NC 计算), 使丢失带来的相关性损失被完整计入。

算法复杂度: 设载体网格顶点数为 $|V|$ 、第 3 层 WCV 数为 N 。嵌入与提取的计算开销主要由三部分构成: (1) Valette-Prost 不规则小波分解与逆变换, 复杂度为 $O(|V|)$; (2) 多特征加权排序键计算为 $O(N)$, 稳定排序为 $O(N \log N)$; (3) 逐

WCV 的球坐标转换与 DC-QIM 量化均为 $O(N)$ 。由于 $N \leq |V|$ ，总体时间复杂度为 $O(|V| \log |V|)$ ，由排序步骤主导；空间复杂度为 $O(|V|)$ 。该复杂度表明算法可扩展至较大规模网格。



提取流程的完整形式化描述见算法 2。

Algorithm 2 Blind watermark extraction	
Input:	watermarked mesh M' ; level $L=3$; c, β .
Output:	message $\hat{m} = \{\hat{m}_0, \dots, \hat{m}_{N_1}\}$.
1:	compute AABD diagonal L' of M' ; normalize to obtain $\hat{M}'$.
2:	apply Valette-Prost decomposition to $\hat{M}'$; extract level-3 WCV set D_j' .
3:	re-sort by the same multi-feature key as embedding to obtain D_j^{**} ; convert to spherical coords and extract $\{r_i^{**}\}$.
4:	$\mu' \leftarrow \frac{1}{N} \sum r_i^{**}$; $\Delta_0' \leftarrow c \cdot \mu'$.
5:	for $i \leftarrow 0$ to $N-1$ do
6:	$\Delta_i' \leftarrow \max \Delta_0' \cdot \left(\frac{r_i^{**}}{\mu'} \right)^\beta, 0.1 \cdot \Delta_0'$.
7:	$Q_0 \leftarrow \Delta_i' \cdot \left[\frac{r_i^{**}}{\Delta_i'} + \frac{1}{2} \right]$; $Q_1 \leftarrow \Delta_i' \cdot \left[\frac{r_i^{**}}{\Delta_i'} \right] + \frac{\Delta_i'}{2}$.
8:	if $ r_i^{**} - Q_1 < r_i^{**} - Q_0 $ then $\hat{m}_i \leftarrow 1$; else $\hat{m}_i \leftarrow 0$.
9:	end for
10:	return $\hat{m} = \{\hat{m}_0, \dots, \hat{m}_{N_1}\}$.

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

本文实验运行环境为：Intel Core i7-10700 CPU（主频 2.9 GHz），16 GB 内存，Windows 11 操作系统。算法采用 C++ 语言实现。

实验选用四种标准不规则网格模型（如图 4 所示）进行算法性能评估。为平衡计算效率与几何特征精细度，实验前利用 QEM 算法将原始高精度模型统一简化至万级顶点规模（表 1 中顶点数均为 QEM 简化后的数值；原始模型顶点数分

别为：Venus 100 759、Armadillo 172 974、Horse 112 642、Bunny 35 947）。表 1 给出了各测试网格在无攻击条件下本文方法与 QIM 基准方法的感知失真（MSDM）对比及改善幅度。水印嵌入位置为不规则小波分解后的第 3 层小波系数向量（WCV），各模型（Venus、Armadillo、Horse、Bunny）的嵌入容量分别约为 5 020 bit、3 590 bit、5 340 bit 和 6 740 bit。注：各模型嵌入容量由 Valette-Prost 不规则小波分解第 3 层实际 WCV 数量决定，约占网格顶点总数的 45% - 51%，具体比值与网格拓扑结构有关。

图 4 实验所用四种标准不规则网格模型

算法评估指标主要包括：

1) **不可见性指标**：采用感知失真度量——网格结构失真度（MSDM）。该指标由 Lavoué 等 [27] 基于结构相似性原理设计，取值范围为 $[0, 1]$ ，MSDM 值越小表示水印引起的视觉损伤越低，与人眼感知具有高度一致性。同时辅助使用归一化最大均方根误差（MRMS）衡量物理几何偏移，并参考三维感知质量评估研究 [24] 中的结构性失真框架进行多维度验证。

2) **鲁棒性指标**：采用归一化相关系数（NC）评估提取水印与原始水印的相似度。NC 取值范围为 $[-1, 1]$ ，值越接近 1 表示水印恢复质量越高。

3) **算法容量**：以嵌入的总比特数（bit）或平均每个顶点嵌入的比特数（bpv）衡量。

4) **归一化相关系数**：用于评价提取水印序列与原始水印序列之间的相似程度，其定义为：

$$NC = \frac{\sum_{i=1}^L w_i \hat{w}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^L w_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^L \hat{w}_i^2}} \quad (12)$$

其中， w_i 表示原始水印比特序列， $\hat{w}_i$ 表示提取水印序列， L 为水印长度。当 $NC=1$ 时表示完全正确恢复。对于裁剪、网格简化与细分/重网格化等改变 WCV 数量的攻击，提取序列长度 N' 与原始水印长度 N 不一致；本文按 2.5 节的分位式位置



绑定将幸存 WCV 映射回原始消息位置, 丢失位置以中性比特补齐至长度 N 后再按上式计算 NC , 以保证 NC 始终在全长参考序列上评估、丢失带来的损失被完整计入。

5) **MSDM**: 采用 *Lavoué* 等提出的网格结构失真评价指标。本文采用其默认参数设置: 局部邻域半径取 2-ring 邻域, 高斯加权窗口 $\sigma = 0.4$, 最终 MSDM 为所有顶点局部结构失真的平均值。MSDM 越小表示水印嵌入引起的感知失真越低。

3.2 基准性能

表 1 给出了本文方法与 QIM 基准方法[11]在无攻击条件下的 MSDM 对比。在 Venus 网格上, 本文方法 MSDM 为 0.0358, 相比原方法的 0.0432 降低 17.1%, 说明自适应量化步长有效减少了小范数 WCV 区域的感知失真; Armadillo 和 Horse 网格上也呈现类似规律。四种网格改善幅度在 12.9% - 17.1% 之间。由于两种方法均在第 3 层每个 WCV 上嵌入 1 bit, 嵌入容量完全一致。

为更直观地展示两种方法的性能差异, 将不同模型下的 MSDM 值绘制成柱状图, 如图 5 所示。

3.3 几何攻击鲁棒性

为验证算法在不同网格拓扑上的泛化能力, 表 2 将 Venus、Bunny、Armadillo、Horse 四种标准网格在统一的几何攻击、相似变换与连接攻击集下进行综合评估。其中, Venus 曲面曲率丰富、Bunny 含底部开洞特征, 二者对几何攻击与同步稳定性的检验尤具代表性; Armadillo 结构紧凑、

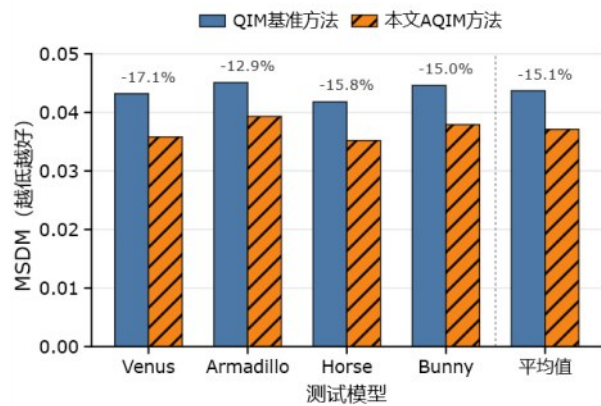


图5 不同模型下QIM基准方法与本文AQIM方法的MSDM对比

Horse 四肢细长, 分别代表了不同连通密度与细长部件对水印同步的挑战。

在分析表 2 结果前, 先说明随机性攻击的评测口径: 随机噪声及含噪声的组合攻击具有随机性, 本文对每个网格独立重复次实验, 表中各网格列出该网格 $K=20$ 次实验的 NC 均值, 而"本文平均 NC "与"基准[11]平均 NC "两列以"均值 $\pm$ 标准差"形式汇总, 以反映随机扰动下的统计稳定性; 随机轴旋转与随机置换攻击虽含随机成分, 但其 NC 在重复实验中近似不变 (标准差 $\sigma < 0.001$), 故与拉普拉斯平滑、坐标量化、均匀缩放、网格简化、裁剪等确定性攻击一并以单值列出。上述攻击集涵盖了三维网格在流通中最常见的威胁类型: 加性噪声与平滑对应内容篡改, 坐标量化对应存储压缩, 均匀缩放/旋转/平移对应相似变换, 顶点重排序与网格简化/裁剪对应连接结构扰动, 细分/重网格化对应拓扑重构, 组合攻击则模拟了实际场景中多种操作级联的复杂

表 1 基准性能对比

测试模型	顶点数	嵌入容量 / bit	QIM 基准方法[11] (MSDM)	本文 AQIM 方法 (MSDM)	改善幅度 / %
Venus	10,242	5,020	0.0432	0.0358	17.1
Armadillo	7,065	3,590	0.0451	0.0393	12.9
Horse	11,264	5,340	0.0418	0.0352	15.8
Bunny	14,991	6,740	0.0446	0.0379	15.0
平均值	—	—	0.0437	0.0371	15.2

情形。

结果表明：在 0.5% 幅度随机噪声攻击下，本文方法在 Venus 网格上 $NC = 0.904$ ，相比原基准方法（ $NC = 0.886$ ，见表 4）提升约 1.8 个百分点；在 50 次拉普拉斯平滑迭代下， $NC = 0.779$ ，相比 QIM 基准方法[11]（ $NC = 0.623$ ，见表 4）提升约 15.6 个百分点，抗平滑鲁棒性显著改善。在相似变换方面，得益于包围盒归一化与多特征加权排序的联合同步机制，本文方法在均匀缩放攻击下的同步稳定性明显优于按边长排序的基准：以 Bunny 网格为例，1.5 倍均匀缩放下 NC 由基准的 0.980 提升至 0.994，0.5 倍均匀缩放下由 0.976 提升至 0.997；旋转（ 30° ，分别取 x/y/z 轴及空间对角轴）与平移（位移为包围盒对角线 10%）攻击不改变网格拓扑连接关系，两种方法的 NC 均不低于 0.9998。实验表明，AQIM 改进未对噪声鲁棒性造成负面影响，这与第 2.4 节中

关于温和攻击下 μ 与 μ' 偏差可控的理论分析相符。

Wang 等[25]在基于椭圆单演小波变换的图像水印研究中同样验证了自适应量化步长对改善感知不可见性的有效性

为直观展示两种方法在不同几何攻击下的性能差异，将 NC 与 $MSDM$ 指标的对比结果绘制成组合图，如图 6 所示。

3.4 均值稳定性分析

为验证提取端重建自适应步长的可靠性，表 3 统计了各类攻击前后第 3 层 WCV 范数均值 μ 的

相对变化率 $\epsilon = \frac{|\mu' - \mu|}{\mu}$ 。由表 3 可见，在所测试的

攻击条件下， ϵ 均不超过 8.4%（均匀缩放攻击下 ϵ 约为 0.3%）。本文实验中观测到的最大总步长偏差为 11.8%，在四种测试网格上该偏差水平未引入任何额外的比特错误（见表 2 各攻击条件下的 NC 值），因此提取端的步长重建误差不会导致量化决策失败。

表 2 四网格综合攻击鲁棒性对比

攻击类型	强度/参数	Venus	Bunny	Armadillo	Horse	本文平均 NC	基准[11]平均 NC
随机噪声	0.10%	0.989	0.991	0.986	0.988	0.989±0.003	0.990±0.003
随机噪声	0.30%	0.947	0.951	0.943	0.949	0.948±0.005	0.942±0.005
随机噪声	0.50%	0.904	0.909	0.899	0.906	0.905±0.007	0.886±0.007
拉普拉斯平滑	10 次	0.928	0.934	0.921	0.930	0.928	0.912
拉普拉斯平滑	30 次	0.849	0.862	0.837	0.855	0.851	0.756
拉普拉斯平滑	50 次	0.779	0.796	0.762	0.787	0.781	0.623
坐标量化	8 bit	0.916	0.922	0.907	0.914	0.915	0.895
旋转	随机轴 30°	0.993	0.995	0.990	0.992	0.993	0.991
平移	对角线 10%	0.996	0.997	0.994	0.995	0.996	0.992
均匀缩放	×1.5	0.994	0.996	0.991	0.995	0.994	0.980
均匀缩放	×0.5	0.997	0.998	0.994	0.996	0.996	0.976
顶点重排序	随机置换	0.998	0.999	0.997	0.998	0.998	0.996
网格简化	至 70% 面	0.872	0.884	0.851	0.866	0.868	0.781
网格简化	至 50% 面	0.752	0.771	0.724	0.746	0.748	0.632
裁剪	去 10% 顶点	0.902	0.887	0.861	0.894	0.886	0.743
裁剪	去 30% 顶点	0.681	0.642	0.589	0.663	0.644	0.486
拓扑攻击	细分/重网格	0.746	0.718	0.684	0.731	0.720	0.558
组合攻击	0.3% 噪声+70% 简化	0.817	0.829	0.792	0.811	0.812±0.009	0.684±0.009
组合攻击	0.5% 噪声+50 次平滑	0.724	0.742	0.697	0.733	0.724±0.011	0.552±0.011

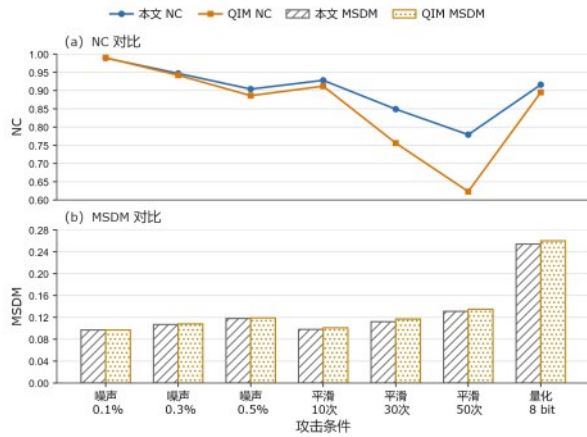


图6 不同几何攻击下两种方法的NC与MSDM对比(Venus 网格)

表3 攻击前后WCV范数均值的相对变化率(单位: Bunny 网格)

攻击类型	强度	攻击前 μ	攻击后 μ'	变化率 $\varepsilon/\%$
随机噪声	0.5%	0.0214	0.02190	2.3
拉普拉斯平滑	50次	0.0214	0.01970	7.9
坐标量化	8 bit	0.0214	0.01960	8.4
均匀缩放	$\times 1.5$	0.0214	0.02133	0.3

$\varepsilon = \frac{|\mu' - \mu|}{\mu}$, 用于验证自适应步长在提取端的稳定性。表中“攻击前 μ ”指水印嵌入后、攻击施加前的WCV范数均值(而非原始未嵌入的 μ), 嵌入操作本身引起的 μ 扰动($<0.5\%$)已包含在基准值中。

3.5 消融实验分析

为分离两项改进的独立贡献, 本节设计消融实验。设置四组配置: (a) 基准方法[11] (无归一化排序, 无AQIM); (b) 仅引入包围盒归一化

与多特征加权排序, 量化步长保持固定(配置A); (c) 仅引入AQIM自适应量化, 排序仍按原始边长(配置B); (d) 本文完整方法(配置A+B)。在Venus和Bunny网格上分别测试无攻击MSDM、0.5%随机噪声NC、50次拉普拉斯平滑NC和1.5倍均匀缩放NC四项关键指标, 结果见表4。

由表4可见: (1) 配置A(仅归一化+排序)对MSDM几乎无影响, 但在均匀缩放攻击下NC显著提升(Venus: 0.980 $\rightarrow$ 0.994, Bunny: 0.980 $\rightarrow$ 0.994), 证实归一化排序机制是抗缩放鲁棒性提升的主要来源; (2) 配置B(仅AQIM)将MSDM降低约15%, 同时在拉普拉斯平滑攻击下NC有显著提升(Venus: 0.623 $\rightarrow$ 0.763)。该提升的主要机制在于: 拉普拉斯平滑主要衰减高频细节, 对中等至较大范数的WCV影响最为显著, 而AQIM对这些系数采用较大的量化步长, 使其嵌入后距量化边界的绝对裕量更大, 从而在范数衰减时仍能保持在正确的量化区间内; 相比之下, 固定步长方案对所有系数施加相同步长, 导致中等范数系数的嵌入点距量化边界裕量不足, 平滑攻击更容易引起比特翻转。此外, 需要注意配置A与配置B联合后(完整方法)在平滑攻击下NC额外提升了1.6个百分点(Venus: 0.763 $\rightarrow$ 0.779), 这部分增益来源于归一化排序改变了WCV的选取集合, 使得被选中嵌入的WCV整体

表4 消融实验结果

配置	网格	MSDM	NC(噪声0.5%)	NC(平滑50次)	NC(缩放 $\times 1.5$)
基准[11]	Venus	0.0432	0.886	0.623	0.980
配置A	Venus	0.0430	0.887	0.635	0.994
配置B	Venus	0.0358	0.904	0.763	0.981
完整方法	Venus	0.0358	0.904	0.779	0.994
基准[11]	Bunny	0.0446	0.891	0.634	0.980
配置A	Bunny	0.0444	0.891	0.647	0.994
配置B	Bunny	0.0379	0.911	0.773	0.981
完整方法	Bunny	0.0379	0.918	0.786	0.994

分布更有利于抗平滑；(3) 完整方法在所有指标上均优于或等于单项改进，验证了两项技术的互补性。

3.6 参数敏感性分析

本节分析自适应系数 β 和基础步长比例系数 c 对算法性能的影响。以Bunny网格为代表，分别考察 $\beta \in \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5\}$ 和 $c \in \{2.0, 2.5, 3.0, 3.5, 4.0\}$ 时的无攻击MSDM和0.5%噪声NC，结果见表5。

表5 参数敏感性分析(Bunny网格)

β	MSDM	NC(噪声)	c	MSDM	NC(噪声)
0.1	0.0428	0.895	2.0	0.0312	0.862
0.2	0.0398	0.910	2.5	0.0338	0.884
0.3	0.0379	0.918	3.0	0.0355	0.903
0.4	0.0349	0.901	3.5	0.0379	0.918
0.5	0.0330	0.878	4.0	0.0389	0.928

由表5左半部分可见， β 从0.1增大到0.3时，MSDM由0.0428降至0.0379，NC由0.895升至0.918，说明相对失真均匀化以及中、大范数系数量化裕量增强在该区间占主导；当 β 继续增至0.4和0.5时，MSDM继续降低至0.0349和0.0330，但NC反而下降至0.901和0.878，说明小范数WCV步长过小导致的抗噪声裕量损失开始占主导。该非单调趋势与2.4节关于 β 双重作用的分析一致，表明 $\beta=0.3$ 是在不可见性与噪声鲁棒性之间的经验折中。表5右半部分显示， c 过小($c=2.0$)导致步长不足、鲁棒性明显下降， c 过大

($c=4.0$)虽使NC提升至0.928，但MSDM增幅达2.6%(0.0379→0.0389)。 $c=3.5$ 与 $c=4.0$ 均为合理选择： $c=4.0$ 在Bunny上NC更优， $c=3.5$ 的MSDM更低。本文取 $c=3.5$ 作为默认值，侧重不可见性；在鲁棒性优先的应用场景中可选 $c=4.0$ 。需要指出的是，由于验证样本仅4种网格，上述参数选择具有一定的经验性，在拓扑差异更大的网格集合上可能需要重新标定。

3.7 与近期代表性方法的比较

为进一步说明本文方法相对近年三维网格水印研究的定位，除表1~表5所示与同类不规则小波-QIM基线的受控实验外，本文补充近年代表性方法的逐项数值对照，见表6。为避免不同文献中评价指标不一致造成的直接数值误读，本文进一步采用统一统计口径对近年代表性方法的公开结果进行整理。具体而言，对于以相关系数、归一化相关系数或比特准确率报告的结果，均统一归一化到[0,1]区间；对于以误码率报告的结果，采用1-BER作为等价提取成功率。需要说明的是，该统计方式用于说明本文方法相对于近年主流方法的研究位置，而严格同协议数值比较仅在Kim等[11]与本文方法之间成立。

由表6可见，近期深度学习方法在各自协议下对特定攻击具有较高的准确率或较低的误码率，但通常依赖训练数据、攻击层或跨模态渲染流程，且容量、不可见性和鲁棒性指标与本文并不完全一致。本文方法与Kim等[11]基准属于同

表6 代表性三维网格水印方法与本文方法的数值对比

方法	类型	训练	容量	不可见性 (MSDM)	无攻击	噪声	平滑	缩放	量化/压缩	裁剪
Sayahi[5]	小波+球谐	无	5×10^5 bit	0.032	0.995	0.890	0.900	0.970	1.000	0.820
Wang[6]	GCN	需	64 bit	0.045	0.952	0.885	0.900	0.945	0.875	0.820
Zhu[7]	GAT/Deep3DMark	需	8 bit	0.052	0.982	0.911	0.803	0.982	0.886	0.789
Yoo[8]	3D-to-2D渲染	需	4 - 48 bit	0.050	0.905	0.904	0.870	0.895	0.860	0.884
Modigari[20]	NCDG-LVDNN	需	32 - 64 bit	0.034	0.944	0.900	0.885	0.920	0.890	0.870
Kim[11]	IWDW-QIM	无	0.47 bpv	0.0437	1.000	0.886	0.623	0.980	0.895	0.743
本文	AQIM-IWT	无	0.47 bpv	0.0371	1.000	0.905	0.781	0.994	0.915	0.886



协议、同指标对照,结果显示本文在无攻击 MSDM、随机噪声、拉普拉斯平滑、均匀缩放和坐标量化条件下均取得提升,其中平滑攻击 NC 提升 0.156,说明自适应量化与缩放不变同步机制对同类传统基线具有明确改进。

3.8 嵌入容量的 Pareto 权衡讨论

三维网格水印的容量、鲁棒性与不可见性构成相互制约的三维权衡空间,不同方法实质是在该空间的 Pareto 前沿上选取不同工作点。本文方法在第 3 层每个 WCV 嵌入 1 bit,容量约为 0.47 bpv;该数值是单层单比特策略与失真约束下的工作点属性,而非容量上限。

与近期方法的横向对比表明(表 6),各方法分布于 Pareto 前沿的不同区域:Wang 等 [6]、Zhu 等 [7] 等深度学习方法将容量压缩至 8 - 64 bit,以换取特定攻击下的高提取准确率,但依赖训练数据与攻击层建模;Sayahi 等 [5] 以约 bit 的高容量与极低失真为特征,但需半规则网格预处理。本文方法则位于“中高容量、免训练、几何攻击鲁棒”的折中区域:在不依赖训练数据的前提下保持约 0.47 bpv,并在同协议基准 [11] 的对照中同步改善不可见性(MSDM 由 0.0437 降至 0.0371)与多类几何攻击鲁棒性。

在保持现有鲁棒性与不可见性水平的前提下,容量提升可从以下三方面展开:

1. 多分辨率层联合嵌入:在当前仅使用第 3 层的基础上,按各层稳定性加权分配比特,重新调配容量与鲁棒性的平衡;

2. 多比特量化:将单系数单比特 QIM 扩展为多进制或矢量量化,在量化裕量允许范围内成倍提升容量;

3. 自适应容量分配:结合本文范数自适应思想,在大范数、高稳定性 WCV 上嵌入更多比特,使容量分布与局部鲁棒裕量相匹配。

4 结论

针对三维不规则网格盲水印在均匀缩放攻击下同步失效、固定量化步长导致小范数系数相对失真偏大的问题,本文提出一种融合缩放不变同步与自适应量化索引调制(AQIM)的高鲁棒盲水印算法。算法以 Valette-Prost 不规则小波变换为嵌入域,通过包围盒归一化与多特征加权排序实现小波系数向量的缩放不变同步;引入基于范数均值的幂律自适应步长策略,在保证鲁棒性与嵌入容量的同时降低小范数区域的感知失真。

在 Venus、Armadillo、Horse、Bunny 四种标准网格上的实验表明,相较 Kim 等基准方法 [11],本文算法在 1.5 倍均匀缩放下归一化相关系数 NC 由 0.980 提升至 0.994,无攻击条件下网格结构失真度 MSDM 平均降低 15.2%,对随机噪声、拉普拉斯平滑、坐标量化等典型攻击的鲁棒性均显著增强。消融实验验证了两项改进的互补性与协同增益。

本文算法在鲁棒性、不可见性与容量间取得了较优平衡,无需训练数据即可直接作用于不规则网格,保持约 0.47 bpv 的嵌入容量,可为三维模型版权保护与内容认证提供轻量化技术支撑。当前局限在于:仅支持均匀缩放不变性,多特征权重与超参数依赖经验标定,且对裁剪、重网格化等强拓扑攻击的适应能力有限。未来将重点研究非均匀缩放鲁棒同步、基于学习的参数自适应优化及抗拓扑攻击嵌入框架,进一步拓展其在工业设计、数字文博与医学三维模型等场景的实用性。

参考文献:

- [1] GUL E, TAM G K L. Survey: 3D watermarking techniques[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2025, 109: 104623.
- [2] PENG F, LIAO T, LONG M. A semi-fragile reversible watermarking for authenticating 3D models in dual domains based

- on variable direction double modulation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(12): 8394-8408.
- [3] PENG F, LONG B, LONG M. A semi-fragile reversible watermarking for authenticating 3D models based on virtual polygon projection and double modulation strategy[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2023, 25: 892-906.
- [4] NARENDRA M, VALARMATHI M L, ANBARASI L J. Watermarking techniques for three-dimensional (3D) mesh models: a survey[J]. *Multimedia Systems*, 2022, 28(2): 623-641.
- [5] SAYAHI I, JALLOULI M, MABROUK A B, et al. Robust hybrid watermarking approach for 3D multiresolution meshes based on spherical harmonics and wavelet transform[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2023, 82(26): 39841-39866.
- [6] WANG F, ZHOU H, FANG H, et al. Deep 3D mesh watermarking with self-adaptive robustness[J]. *Cybersecurity*, 2022, 5(1): 1-14.
- [7] ZHU X, YE G, WEI X, et al. Rethinking mesh watermark: towards highly robust and adaptable deep 3D mesh watermarking [C]//*Proceedings of the 38th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Feb 20-27, 2024, Vancouver, Canada. Washington: AAAI Press, 2024: 7659-7667.
- [8] YOO I, CHANG H, LUO X, et al. Deep 3D-to-2D watermarking: embedding messages in 3D meshes and extracting them from 2D renderings[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Jun 18-24, 2022, New Orleans, USA. Piscataway: IEEE, 2022: 10031-10040.
- [9] ZHANG X, LI R, YU J, et al. EditGuard: versatile image watermarking for tamper localization and copyright protection[C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Jun 17-21, 2024, Seattle, USA. Piscataway: IEEE, 2024: 11964-11974.
- [10] VALETTE S, PROST R. Wavelet-based multiresolution analysis of irregular surface meshes[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2004, 10(2): 113-122.
- [11] KIM M S, VALETTE S, JUNG H Y, et al. Watermarking of 3D irregular meshes based on wavelet multiresolution analysis[C]//*International Workshop on Digital Watermarking (IWDW 2005)*. Berlin: Springer, 2005: 313-324.
- [12] LEE J S, CHEN Y C, CHEW C J, et al. Constructing gene features for robust 3D mesh zero-watermarking[J]. *Journal of Information Security and Applications*, 2023, 73: 103414.
- [13] NARENDRA M, VALARMATHI M L, ANBARASI L J, et al. High embedding capacity in 3D model using intelligent fuzzy based clustering[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(20): 17783-17792.
- [14] HOU G, OU B, LONG M, et al. Separable reversible data hiding for encrypted 3D mesh models based on octree subdivision and multi-MSB prediction[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2023, 25: 7148-7162.
- [15] LYU W, CHENG L, YIN Z. High-capacity reversible data hiding in encrypted 3D mesh models based on multi-MSB prediction[J]. *Signal Processing*, 2022, 201: 108686.
- [16] ZHANG G, CHENG X, YANG F, et al. High-capacity multi-MSB predictive reversible data hiding in encrypted domain for triangular mesh models[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2024, 103: 104246.
- [17] PENG F, LIAO T, LONG M, et al. Semi-fragile reversible watermarking for 3D models using spherical crown volume division[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2023, 33(11): 6531-6543.
- [18] SETIADI D I M, RUSTAD S, ANDONO P N, et al. Digital image steganography survey and investigation: goal, assessment, method, development, and dataset[J]. *Signal Processing*, 2023, 206: 108908.
- [19] TSAI Y Y, LIU H L. Integrating coordinate transformation and random sampling into high-capacity reversible data hiding in encrypted polygonal models[J]. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 2023, 20(4): 3508-3519.
- [20] MODIGARI N, VALARMATHI M L, ANBARASI L J, et al. Levenberg-Marquardt deep neural watermarking for 3D mesh using nearest centroid salient point learning[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 6942.
- [21] ZHOU H, ZHANG W, CHEN K, et al. Three-dimensional mesh steganography and steganalysis: a review[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2022, 28(12): 5006-5025.
- [22] ZHANG Y, ZHU J, XUE M, et al. Adaptive 3D mesh steganography based on feature-preserving distortion[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2024, 30(8): 5299-5312.
- [23] NEHME Y, DELANOY J, DUPONT F, et al. Textured mesh quality assessment: large-scale dataset and deep learning-based quality metric[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2023, 42(3): 1-20.
- [24] LIU Q, SU H, DUANMU Z, et al. Perceptual quality assessment of colored 3D point clouds[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2023, 29(8): 3642-3655.
- [25] WANG C, GAO B, PAN X, et al. A dual-color watermarking algorithm based on elliptical monogenic wavelet transform and singular value decomposition[J]. *Multimedia Tools and Appli-*



cations, 2023, 83(11): 33051-33069.

1437.

- [26] REN S, GONG H, ZHENG S. Algorithm for 3D point cloud steganalysis based on composite operator feature enhancement [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2025, 26(1): 62-78.
- [27] LAVOUÉ G. A multiscale metric for 3D mesh visual quality assessment[J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(5): 1427-

[作者简介]

任帅（1982—），男，博士，长安大学信息工程学院教授，主要研究方向为信息隐藏技术。



李宇航（2001—），男，长安大学信息工程学院硕士研究生，主要研究方向为信息隐藏技术。

