

基于遗传算法的小波域上的三维数字水印技术

刘 菁¹ 温显斌²

(天津理工大学天津市智能计算及软件新技术重点实验室 天津 300384)¹

(天津理工大学计算机视觉与系统教育部重点实验室 天津 300384)²

摘 要 针对三维模型在嵌入水印后形变量较大、会有局部失真的问题,提出了基于遗传算法的小波域上的三维数字水印嵌入与提取算法。首先寻找三维模型的特征点,然后根据使嵌入水印后的模型特征点的显著区域变化最小的原则构造适应度函数,以此通过遗传算法寻找最佳嵌入点,最后在小波域上对三维模型进行水印嵌入。实验结果表明,该算法具有较强的鲁棒性,并且使三维模型在嵌入水印后具有较小的形变量。

关键词 数字水印,遗传算法,小波变换,三维网格模型

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

3D Digital Watermarking Technology Based on Genetic Algorithm in Wavelet Domain

LIU Jing¹ WEN Xian-bin²

(Tianjin Key Laboratory of Intelligence Computing and Novel Software Technology, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)¹

(Key Laboratory of Computer Vision and System of Ministry of Education, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)²

Abstract In this paper, a new 3D watermarking algorithm, which resolves problem of serious local distortion or heavy alteration of the model caused by embedding watermarking into the 3D models, was proposed based on Genetic algorithms in wavelet domain. Firstly, the feature points of the 3D model are extracted. Then, the best embedded coefficients are found via GA in which the fitness function is defined as the minimal change of the significant region after the 3D watermarking embedding. Finally, the final watermarked 3D content is obtained through the inverse discrete wavelet transform of the modified coefficients. The numerous experimental results show that the proposed 3D watermarking algorithm is robust against various attacks and makes the 3D polygonal models to have less distortion.

Keywords Digital watermarking, Genetic algorithm, Discrete wavelet transform (DWT), 3D mesh model

随着三维数字技术和 Internet 的发展,诸如 3D 动画和游戏等各种形式的三维多媒体数字产品纷纷在网上发表,并得到广泛的应用。但由于三维模型很容易被传播、复制和编辑,因此如何有效地保护三维模型的版权是一个迫切需要解决的问题。

近几年来,众多学者提出了很多可行的三维模型水印算法^[4,6,7,10],归纳起来分为空域水印算法和频域水印算法。1997 年 Ohbuchi^[1]等人最早研究了三维物体水印技术,提出了网格替换、拓扑替换等空间域水印算法。1998 年 Ohbuchi 又提出了多种空域水印算法,如三角形相似四元组法(TSQ)^[2]、四面体体积比算法(TVR)等。这些水印算法都可以抵抗一定的噪声攻击,但是对拓扑结构的攻击抵抗能力很差。1998 年 Kanai 和 Date 将三维水印算法引入到变换域中,提出基于小波分解的三维网格数字水印算法^[5],这种算法不仅可以抵抗一定的噪声攻击,还对仿射攻击、网格平滑、局部剪切有很好的效果。2005 年 Stefanos^[3]等人利用主成分分析(PCA, Principal Component Analysis)的方法分析网格的主成

分,借助网格的主成分实现嵌入端和检测端的同步,通过主成分归一化可使三维水印模型增强对平移、缩放、旋转的抵抗能力,提高了水印算法的鲁棒性。

本文基于遗传算法和小波变换,提出三维模型的数字水印嵌入和提取方法,该方法既能保证水印的鲁棒性,抵抗顶点噪声攻击、网格平滑攻击和局部剪切攻击,又能较好地保持嵌入水印前后的视觉效果。

1 算法的基本原理

1.1 三维模型特征点提取

三维网格模型可表示为 $M = \{V, E\}$, 其中, $V = \{v_i | v_i = (x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ 是由 n 个网格顶点组成的集合; $E = \{e_k | e_k = (i_k, j_k), k = 0, \dots, m, 0 \leq i_k \leq n, 0 \leq j_k \leq n\}$ 是网络中边的集合, (i_k, j_k) 表示一条连接第 i_k 和第 j_k 个顶点的边。

本文根据文献[9]提出的基本思想,选取法向量方向变化较大的顶点作为三维模型的特征点,这些点具有较好的旋转、平移不变性,从而使嵌入的水印可以抵抗平移、旋转和缩放的

到稿日期:2013-03-27 返修日期:2013-06-28 本文受国家 863 计划重点项目(2010AA122201),国家自然科学基金项目(60872064, 61102125),天津市自然科学基金(12JCYBJC10200)资助。

刘 菁(1989—),女,硕士生,主要研究领域为图像处理技术, E-mail: liu_jing_stu@163.com; 温显斌(1966—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为计算机视觉、遥感图像理解、模式识别。

几何攻击。具体步骤如下:

(1)找出与 $v_i (i=1, 2, \dots, n)$ 相连接的所有顶点, 构成集合 $N(v_i) (i=1, 2, \dots, n)$, 其计算公式为:

$$N(v_i) = \{v_j \mid |v_i v_j| > 0, j=1, \dots, U\} \quad (1)$$

(2)确定每个顶点 $v_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的离散法向量 θ_{v_i} , 其计算公式为:

$$\theta_{v_i} = \frac{\sum_{v_j \in N(v_i)} (v_j - v_h)}{U_i} \quad (2)$$

式中, U_i 是集合 $N(v_i) (i=1, 2, \dots, n)$ 的顶点个数; v_h 是模型 M 的几何中心。

(3)估算法线方向变化剧烈的区域, 其计算公式为:

$$D(v_i) = \sum_{v_j \in N(v_i)} \cos^{-1}(\theta_i \theta_j) \quad (3)$$

式中, $\cos^{-1}(\theta_i \theta_j)$ 是顶点 v_i 的离散法向量和顶点 v_j 的离散法向量之间的夹角, 将 $D(v_i) (i=1, 2, \dots, n)$ 降序排列。

2 水印嵌入与提取算法

2.1 水印的嵌入算法

水印嵌入的具体算法如下:

步骤1 三维模型旋转归一化及其球坐标计算

根据文献[8]的方法, 使用主成分分析(PCA)方法对三维模型实现旋转归一化, 并将其转化为球坐标。

(1)计算三维模型的中心点 $v_h = (x_h, y_h, z_h)$, 即:

$$v_h = (x_h, y_h, z_h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i, y_i, z_i)$$

(2)将三维模型进行平移, 使其中心点与坐标原点重合, 即:

$$v_i' = v_i - v_h = \begin{cases} x_i - x_h \\ y_i - y_h, (i=1, 2, \dots, n) \\ z_i - z_h \end{cases}$$

这里 $v_i' = \{x_i', y_i', z_i'\} (i=1, 2, \dots, n)$ 表示平移后三维模型的顶点坐标值。

(3)计算三维模型顶点的协方差矩阵 C_p

$$C_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i' (v_i')^T = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (v_i - v_h)(v_i - v_h)^T$$

找出特征值中最大特征值 λ 及其对应的特征向量 e , 作为三维模型的主成分, 并构造旋转矩阵 A 。

(4)旋转三维模型使其主成分方向与坐标轴的 z 轴重合,

即:

$$v_i'' = (x_i'', y_i'', z_i'') = A(v_i - v_h), (i=1, 2, \dots, n)$$

其中, $v_i'' = (x_i'', y_i'', z_i'')$ 为经过 PCA 变换后的三维模型顶点坐标。

(5)将经过 PCA 处理后的顶点坐标 $v_i'' = (x_i'', y_i'', z_i'')$ 转换到球面坐标 $s_i = (r_i, \theta_i, \varphi_i)$, 即:

$$\begin{cases} r_i = \sqrt{x_i'^2 + y_i'^2 + z_i'^2} \\ \theta_i = \arccos(\frac{z_i''}{r_i}) \\ \varphi_i = \arctan(\frac{y_i''}{x_i''}) \end{cases}, (i=1, 2, \dots, n)$$

步骤2 特征点的提取

使用式(1)~式(3)从模型 M 中计算序列 $D(v_i) (i=1, 2, \dots, n)$, 取 $D(v_i)$ 前 $S \times S$ (S 的大小根据具体模型适当取得) 个点作为该模型 M 的特征点, 组成 $S \times S$ 的矩阵。水印序列表

示为 $W = \{w_i \mid w_i \in L\}, 1 \leq i \leq S$, 其中集合 $L = \{0, 1\}$ 。顶点对应的 r 值也相应地组成了一个 $S \times S$ 维的矩阵 $T: T = \{r_{ij} \mid 1 \leq i \leq S, 1 \leq j \leq S\}$

步骤3 利用遗传算法寻找最优水印嵌入点

(1)对矩阵 T 的每一行分别进行一维 DWT 变换, 得到小波系数, 将长度为 S 的水印 W 嵌入进小波系数里, 然后小波逆变换, 将嵌入水印的数值恢复为嵌入水印的三维网格模型。

(2)分别重新计算每一行, 即每一个个体里面的顶点的 $\Delta D(v_i)$, 并对每个个体的 $\Delta D(v_i)$ 进行求和 $\sum \Delta D(v_i)$, 适应度函数即为 $\frac{1}{\sum \Delta D(v_i)}$, 使用轮盘赌选择法选择个体。

(3)使用交叉算子进行遗传, 生成新的个体: 首先从 S 个个体中分别随机选取两个作为待交换的个体; 然后随机选取 $[1, S-1]$ 中的一个整数 k 作为交叉位置; 最后根据交叉概率 $P_c (0 < P_c < 1)$ 与随机产生的一个 $(0, 1)$ 之间的小数 t 进行比较, 如果 $P_c > t$, 则在配对个体的交叉位置处相互交换各自部分内容, 从而形成新的一对个体, 即后代个体。

(4)重复前三步, 直至满足进化次数 p , 同时得到后代个体矩阵 T' 。

步骤4 水印的嵌入方法

对矩阵 T' 进行小波变换, 得到 LL, HL, LH, HH 4 个频带系数, 分别记 cA, cH, cV, cD 。同时对水印图像 B 做同样的处理, 进行 DWT 变换, 得到 LL, HL, LH, HH 4 个频带系数 cAt, cHt, cVt, cDt 。

利用嵌入公式:

$$coef' = coef + \alpha * coef t$$

得到带有水印信息的三维模型极坐标下 r_i 的小波系数 $coef'$, 这里, $coef = \begin{pmatrix} cA & cH \\ cV & cD \end{pmatrix}, coef t = \begin{pmatrix} cAt & cHt \\ cVt & cDt \end{pmatrix}, \alpha$ 为嵌入强度系数。并对水印信息的三维模型极坐标下 r_i 的小波系数 $coef'$ 进行小波逆变换, 得到带有水印的三维模型 M' 。

2.2 水印的提取算法

对于三维模型的水印提取, 其过程为水印嵌入逆过程, 算法步骤如下:

步骤1 对可能含有水印的三维模型按照上文 2.1 节提出的方法进行模型预处理, 得到经过遗传算法选择出的顶点的极坐标下的 r_i' 值。

步骤2 将 r_i' 值转换为方阵并进行小波变换, 得到高频和低频系数 C 。

步骤3 根据已知的原始三维模型中 r_i 值所组成方阵的小波系数 H 来检测该三维模型是否含有水印信息, 公式如下:

$$X = (C - H) / \alpha = \begin{cases} 0, & \text{无水印} \\ \text{其他}, & \text{可能含有水印} \end{cases}$$

式中, C 为可能含有水印信息的三维模型极坐标下 r_i 值的小波系数, H 为原始三维模型极坐标下的 r_i 值的小波系数, α 为嵌入强度系数。

步骤4 水印的检测可通过计算水印相似度 Sim 是否大于阈值 K 来判定, 计算公式如下:

$$\text{Sim}(B', B) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n B'(i, j) B(i, j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n B'^2(i, j)} \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n B^2(i, j)}}$$

$$\begin{cases} \text{Sim}(B', B) > K, & \text{含有水印} \\ \text{Sim}(B', B) < K, & \text{不含水印} \end{cases}$$

式中, $B(i, j)$ 为水印图像矩阵, $B'(i, j)$ 为提取的水印矩阵。 $0 \leq \text{Sim} \leq 1$, Sim 值越大, 表明水印相似度越高。设定一定阈值 K , 当 $\text{Sim} > K$ 时, 可认为水印存在, 否则水印不存在。

3 实验结果与分析

为了验证此算法的鲁棒性, 本文采用 MATLAB7.0 作为实验平台, 选择 Bunny 模型、Dragon 模型、Happy 模型作为宿主图像, 选择 128×128 的二值图像作为水印图像(见图 1), 其中 Bunny 模型包括 8171 个顶点、16301 个三角面, Dragon 模型包括 22998 个顶点、47794 个三角面, Happy 模型包括 32328 个顶点和 67240 个三角面。

在实验中, 类似于文献[11]高斯滤波器中尺度参数 σ 取 10ϵ (ϵ 为三维模型边框对角线长度的 0.3%), 遗传算法中的交叉概率 P_c 为 0.7, 遗传迭代次数为 100 次。小波变换采用 haar 尺度函数及相应的小波函数分解一次, 并通过峰值信噪比(PSNR)和均方误差(MSE), 分别用于度量嵌入水印后的三维模型质量和提取的水印与原始水印的相似度。

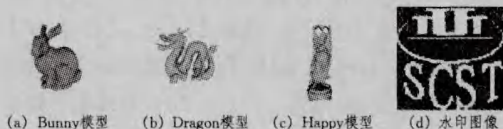


图 1 三维模型与水印图形

计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n (x_i' - x_i)^2 + (y_i' - y_i)^2 + (z_i' - z_i)^2$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(\text{Max}(\text{abs}(v_i)))^2}{MSE}$$

其中, $\text{Max}(\text{abs}(v_i))$ 为顶点坐标元素中绝对值的最大值。

1) 剪切攻击实验。对嵌入强度 $\alpha=0.01$ 下的 Bunny 模型和 Dragon 模型进行 10%、30%、50% 的裁剪攻击, 实验结果见图 2、图 3 与表 1。根据文献[9]提出的算法的实验结果见表 2。

表 1 Bunny 模型和 Dragon 模型裁剪攻击后提取水印的 Sim 及 PSNR

攻击方式	裁剪攻击 10%		裁剪攻击 30%		裁剪攻击 50%	
模型	Bunny	Dragon	Bunny	Dragon	Bunny	Dragon
Sim	0.9712	0.9673	0.8223	0.8901	0.6221	0.7334
PSNR	19.0129	18.9237	11.4563	13.8363	8.6847	10.3625

表 2 采用文献[9]方法的 Bunny 模型和 Dragon 模型裁剪攻击后提取水印的 Sim 及 PSNR

攻击方式	裁剪攻击 10%		裁剪攻击 30%		裁剪攻击 50%	
模型	Bunny	Dragon	Bunny	Dragon	Bunny	Dragon
Sim	0.9710	0.9510	0.7988	0.8689	0.6011	0.6998
PSNR	18.9857	18.4798	11.1067	13.5687	8.4877	10.1014

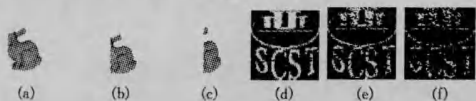


图 2 Bunny 模型裁剪攻击后提取水印的模型和水印

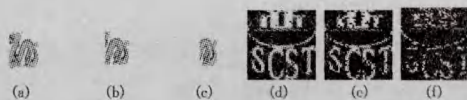


图 3 Dragon 模型裁剪攻击后提取水印的模型和水印

2) 噪声攻击实验。对已加入水印的三维模型的顶点坐标分别加入高斯噪声。实验结果见表 3、表 4 和图 4。根据文献[9]提出的算法的实验结果见表 5。

表 3 Bunny 模型噪声攻击实验结果

攻击方式	$\alpha=0.001$		$\alpha=0.005$		$\alpha=0.01$	
	Sim	PSNR	Sim	PSNR	Sim	PSNR
噪声 0.01%	0.9788	20.3117	0.9985	31.7816	0.9996	34.2656
噪声 0.02%	0.9270	14.9063	0.9961	27.6698	0.9989	31.7714
噪声 0.03%	0.8494	11.5305	0.9918	24.4087	0.9978	29.3872
噪声 0.1%	0.5850	5.8408	0.9318	15.1451	0.9797	20.4823
噪声 0.5%	0.4477	3.9318	0.5680	5.6901	0.7415	8.6081

表 4 Dragon 模型噪声攻击实验结果

攻击方式	$\alpha=0.001$		$\alpha=0.005$		$\alpha=0.01$	
	Sim	PSNR	Sim	PSNR	Sim	PSNR
噪声 0.01%	0.9799	20.5374	0.9985	31.7118	0.9992	34.2610
噪声 0.02%	0.9292	14.9884	0.9960	27.5060	0.9985	31.8543
噪声 0.03%	0.8497	11.4457	0.9922	24.6333	0.9975	29.6017
噪声 0.1%	0.5788	5.8845	0.9274	14.9088	0.9809	20.3353
噪声 0.5%	0.4539	4.0057	0.5897	5.9091	0.9356	8.5672

表 5 采用文献[9]方法的 Bunny 模型噪声攻击实验结果

攻击方式	$\alpha=0.001$		$\alpha=0.005$		$\alpha=0.01$	
	Sim	PSNR	Sim	PSNR	Sim	PSNR
噪声 0.01%	0.9491	16.4700	0.9969	28.6621	0.9988	32.7490
噪声 0.02%	0.8350	10.9283	0.9900	23.5788	0.9970	28.7864
噪声 0.03%	0.7287	8.4359	0.9807	20.7232	0.9943	26.3019
噪声 0.1%	0.5135	4.7993	0.8285	10.9016	0.9488	16.4720
噪声 0.5%	0.4269	3.7594	0.5078	4.8769	0.6006	6.1881



图 4 Dragon 模型嵌入强度 $\alpha=0.01$ 下提取出的水印图像

3) 旋转攻击实验。对已加入水印的三维模型的顶点坐标进行旋转攻击, 旋转角度分别为 30° 和 60° 。实验结果如表 6 和表 7 所列。

表 6 Bunny 模型攻击后提取水印的 Sim 及 PSNR

攻击方式	$\alpha=0.001$		$\alpha=0.005$		$\alpha=0.01$	
	Sim	PSNR	Sim	PSNR	Sim	PSNR
旋转 30°	0.9996	35.4557	1.0000	35.5584	1.0000	35.5618
旋转 60°	0.9996	34.3208	1.0000	35.0190	1.0000	35.4988

表 7 Dragon 模型攻击后提取水印的 Sim 及 PSNR

攻击方式	$\alpha=0.001$		$\alpha=0.005$		$\alpha=0.01$	
	Sim	PSNR	Sim	PSNR	Sim	PSNR
旋转 30°	0.9994	32.7864	0.9998	32.5679	1.0000	33.8943
旋转 60°	0.9994	31.0638	0.9998	32.1031	1.0000	33.1292

4) 平移攻击实验。对已加入水印的三维模型的顶点坐标进行平移攻击。实验结果如表 8、表 9 所列。

表 8 Bunny 模型攻击后提取水印的 Sim 及 PSNR

攻击方式	$\alpha=0.001$		$\alpha=0.005$		$\alpha=0.01$	
	Sim	PSNR	Sim	PSNR	Sim	PSNR
平移 1	0.9966	33.6863	0.9989	35.4986	0.9996	35.5365
平移 2	0.9921	30.7468	0.9976	35.1760	0.9990	35.4594
平移 4	0.9745	26.1340	0.9971	34.2476	0.9943	35.1760

(下转封三)

nition Based on Principle Component Analysis and Support Vector Machine[C] // 3th International Workshop on Intelligent System and Applications, Chongqing, China, 2011: 1-4

[5] 杜海顺,李玉玲,汪凤泉,等. 一种核最大散度差判别分析人脸识别方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(6): 286-288

[6] 俞璐,谢钧,朱磊. 一种基于目标空间的局部判别投影方法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(10): 2390-2395

[7] 郑建炜,王万良,姚晓敏,等. 张量局部 Fisher 判别分析的人脸识别[J]. 自动化学报, 2012, 38(9): 1485-1495

[8] Cevikalp H, Neamtu M, Wilkes M, et al. Discriminative common vectors for face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(1): 4-13

[9] Gunal S, Edizkan R. Subspace based feature selection for pattern recognition[J]. Information Sciences, 2008, 178(19): 3716-3726

[10] Edizkan R, Gulmezoglu M B, Ergin S, et al. Improvements on common vector approach for multi class problems[C] // 13th European Signal Processing Conference. Antalya, Turkiye, 2005: 257-261

[11] Tamura A, Zhao Q. Rough common vector: a new approach to

face recognition[C] // IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. 2007: 2366-2371

[12] Gulmezoglu M B, Dzhaferov V, Barkana A. The common vector approach and its relation to principal component analysis[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 2001, 9(6): 655-662

[13] Lu Gui-fu, Wang Yong. Feature extraction using a fast null space based linear discriminant analysis algorithm[J]. Information Sciences, 2012, 193(3): 72-80

[14] Liu Jun, Chen Song-can. Discriminant common vectors versus neighbourhood components analysis and Laplacian faces: A comparative study in small sample size problem[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(3): 249-262

[15] Cevikalp H, Wilkes M. Face Recognition by Using Discriminative Common Vectors[C] // Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. 2004: 326-329

[16] <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>

[17] http://blog.sina.com.cn/s/blog_02b6f23d0100eq88.html

[18] <http://www.zjucadcg.cn/dengcai/Data>

(上接第 302 页)

表 9 Dragon 模型攻击后提取水印的 Sim 及 PSNR

攻击方式	$\alpha=0.001$		$\alpha=0.005$		$\alpha=0.01$	
	Sim	PSNR	Sim	PSNR	Sim	PSNR
平移 1	0.9961	32.092	0.9983	34.7745	0.9994	34.9714
平移 2	0.9894	27.7386	0.9980	34.0819	0.9983	34.7745
平移 4	0.9649	24.4850	0.9969	33.1224	0.9920	34.0818

由上述实验结果可以看出,本文算法对平移攻击、噪声攻击都有很好的鲁棒性,对于 30% 以下的剪切还能保持良好的峰值信噪比和相似度,并且和文献[9]相比在噪声攻击方面具有更强的鲁棒性,在三维模型视觉方面,嵌入系数 α 在 0.005 ~ 0.01 之间时,表现出良好的观测值和鲁棒性。

结束语 本文提出了一种基于遗传算法的小波域上的三维网格模型水印算法,它利用遗传算法寻找最佳嵌入位置,利用此最佳嵌入位置的半径值进行离散小波变换,得到嵌入系数,并嵌入水印,使在此最佳位置上嵌入水印后的模型的形变量最小。实验结果表明本文提出的算法既对多类攻击方式具有鲁棒性,又可保持三维模型形变量较小。

参考文献

[1] Ohbuchi R, Masuda H, Aono M. Watermarking three-dimensional polygonal models[C] // Proc. of the ACM International Multimedia Conference and Exhibition. 1997: 261-272

[2] Ohbuchi R, Masuda H, Aono M. Watermarking three-dimensional polygonal models through geometric and topological modifications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 1998, 16(4): 551-560

[3] Zafeiriou S, Tefas A, Pitas I. Blind robust watermarking schemes for copyright protection of 3D mesh object[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2005, 11(5): 596-607

[4] Nyeem H, Boles W, Boyd C. On the robustness and security of digital image watermarking[C] // Informatics, Electronics & Vision (ICIEV). Dhaka, 2012: 1136-1141

[5] Motwani R, Motwani M, Harris F Jr. Future networks[C] // ICFN'10, second International Conference. 2010: 447-451

[6] 魏至成,戴居丰,李昊. 基于遗传算法的图像数字水印技术[J]. 计算机工程, 2007, 33(17): 146-148

[7] Modaghegh, Khosravi R, Akbarzadeh H. A new adjustable blind watermarking based on GA and SVD[C] // Innovations in Information Technology. 2009: 6-10

[8] Luo Ming, Bors A G. Surface-Preserving Robust Watermarking of 3-D Shapes[M] // Image Processing, 2011: 2813-2826

[9] Liu Quan, Liu Yang. Watermarking of 3D polygonal meshes based on feature points[C] // 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Application. Harbin, China, 2007: 1837-1841

[10] 岳悦,李象霖. 遗传算法在三维网格模型数字水印中的应用[J]. 计算机仿真, 2010, 27(1): 172-175

[11] Jagadeesh, Kumar, Srinivas, et al. A Genetic Algorithm Based Oblivious Image Watermarking Scheme Using Singular Value Decomposition (SVD) [C] // Networks and Communications, NETCOM. 2009: 224-229