

(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 102156955 B

(45) 授权公告日 2012. 08. 08

(21) 申请号 201110089134. 1

(22) 申请日 2011. 04. 11

(73) 专利权人 西安电子科技大学
地址 710071 陕西省西安市太白南路 2 号

(72) 发明人 高新波 安玲玲 邓成 李洁
张一凡 黄东宇

(74) 专利代理机构 陕西电子工业专利中心
61205
代理人 王品华 朱红星

(51) Int. Cl.
G06T 1/00 (2006. 01)

(56) 对比文件
CN 1765115 A, 2006. 04. 26, 全文.
CN 101034468 A, 2007. 09. 12, 全文.
JP 特开 2010-193404 A, 2010. 09. 02, 全文.
Xinbo Gao et al.. Reversibility

Processing》. 2009, 第 89 卷 (第 10 期), 全文.
An, Lingling et al.. Robust lossless data hiding: Analysis and evaluation. 《High Performance Computing and Simulation (HPCS), 2010 International Conference on》. 2010, 全文.
De Vleeschouwer, C. et al.. Circular interpretation of bijective transformations in lossless watermarking for media asset management. 《Multimedia, IEEE Transactions on》. 2003, 第 5 卷 (第 1 期), 全文.

审查员 董显彬

improved lossless data hiding. 《Signal

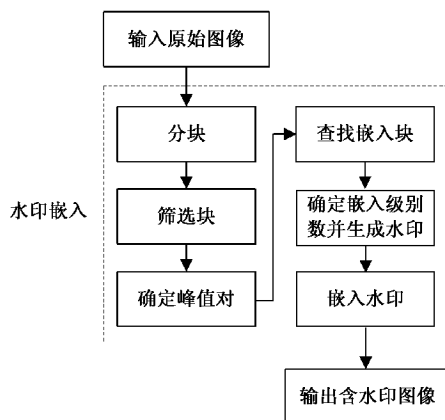
权利要求书 5 页 说明书 13 页 附图 2 页

(54) 发明名称

基于直方图邻域的鲁棒可逆水印嵌入与提取方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于直方图邻域的鲁棒可逆水印嵌入与提取方法, 主要解决现有方法综合性能差的缺陷。该方法首先将原始图像分块, 利用嵌入级别筛选出一组候选块; 然后计算候选块的特征值, 确定峰值对, 并通过峰值对邻域选择的方式获得一组可靠的嵌入块; 最后, 通过修改嵌入块的特征值实现水印嵌入; 提取时, 获得待检测图像的嵌入块, 利用聚类算法将嵌入块的特征直方图值序列进行分类, 得到一组分类序列, 然后, 通过比较嵌入块的特征值与分类序列来提取水印, 随后, 修改待检测图像中嵌入块的特征值获得重构图像。本发明具有对 JPEG 和 JPEG2000 两种有损压缩攻击可靠的鲁棒性, 同时容量大、不可见性好, 整体性能优于同类方法, 可用于数字图像的版权保护。



1. 一种基于直方图邻域的鲁棒可逆水印嵌入方法,包括如下步骤:

(1) 将原始图像 I 分成大小相同且互不重叠的块,丢弃不能被完全划分的块,得到一组原始图像块序列 B;

(2) 将原始图像块序列 B 进行筛选,得到候选块序列 A;

(2a) 将原始图像块序列 B 中第 i 个块的所有像素分成两个大小相同的像素集合 Z_a^i 和 Z_b^i , $1 \leq i \leq v$, v 为原始图像块序列 B 中块的个数:

$$Z_a^i = \left\{ Z^{(x,y)} \mid Z^{(x,y)} \in Z, \text{mod}(x+y, 2) = 0 \right\}$$

$$Z_b^i = \left\{ Z^{(x,y)} \mid Z^{(x,y)} \in Z, \text{mod}(x+y, 2) \neq 0 \right\}$$

式中, $Z(x, y)$ 是第 i 个块中位于第 x 行、第 y 列的像素的灰度值, $1 \leq x \leq m$, $1 \leq y \leq n$, $m \times n$ 是块大小, Z 是第 i 个块中所有像素灰度值的集合, $\text{mod}(\cdot)$ 是取余数运算, $\text{mod}(x+y, 2)$ 是计算 $x+y$ 除以 2 所得到的余数;

(2b) 从得到的两个像素集合 Z_a^i 和 Z_b^i 中分别按顺序选取一个像素,用这两个像素的灰度值构成一个像素对 $(Z_a^{(i,k)}, Z_b^{(i,k)})$,其中 $Z_a^{(i,k)}$ 代表从 Z_a^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值, $Z_b^{(i,k)}$ 代表从 Z_b^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值, $1 \leq k \leq m \times n / 2$;

(2c) 按如下方式对第 i 个块中的所有像素对 $(Z_a^{(i,k)}, Z_b^{(i,k)})$, $1 \leq k \leq m \times n / 2$ 进行判定:

$$\left\{ \begin{array}{l} Z_a^{(i,k)} < L, \\ Z_b^{(i,k)} > 2^t - 1 - L \end{array} \right. \text{ 或者 } \left\{ \begin{array}{l} Z_a^{(i,k)} > 2^t - 1 - L, \\ Z_b^{(i,k)} < L \end{array} \right.$$

式中, L 是嵌入级别数, t 为表示原始图像时所用的二进制位数,取 8;若第 i 个块中的所有像素对 $(Z_a^{(i,k)}, Z_b^{(i,k)})$, $1 \leq k \leq m \times n / 2$ 都不满足上述条件,认为第 i 个块为候选块;

(2d) 重复步骤 (2a) ~ (2c) 直到将原始图像块序列 B 中每个块都判断完为止,得到一组候选块序列 A;

(3) 计算候选块序列 A 的特征值并生成特征直方图,在特征直方图中确定峰值对 W;

(4) 用峰值对 W 在候选块序列 A 中查找嵌入块,得到一组嵌入块序列 E 以及嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S;

(5) 确定嵌入级别数 L, L 为正整数,并利用伪随机数产生函数生成二值的伪随机水印序列 P;

(6) 用嵌入级别数 L 修改嵌入块序列 E 的特征值,将水印序列 P 嵌入到嵌入块序列 E 中,得到含水印图像 I^E ;

(6a) 从水印序列 P 中选择第 j 位水印 p_j , $p_j \in \{0, 1\}$, $1 \leq j \leq f$, f 表示水印序列 P 的长度;

(6b) 修改嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值 ξ_i ,将水印 p_j 进行嵌入,嵌入规则为:

$$\left\{ \begin{array}{l} \tilde{\xi}_i = \xi_i + p_j * L, \text{ 如果 } \xi_i \geq \xi_r, \\ \tilde{\xi}_i = \xi_i - p_j * L, \text{ 如果 } \xi_i \leq \xi_r \end{array} \right.$$

式中, $\tilde{\xi}_i$ 是嵌入水印后嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值, ξ_i 是嵌入水印前嵌入块序

列 E 中第 i 个块的特征值, $1 \leq i \leq \sigma$, σ 为嵌入块序列 E 中块的个数, p_j 是水印序列中的第 j 位水印, L 是嵌入级别数, ξ_l 是峰值对 W 的左值, ξ_r 是峰值对 W 的右值;

(6c) 重复步骤 (6a) ~ (6b) 直到将水印序列 P 中的所有位水印都嵌入到嵌入块序列 E 中, 得到含水印图像 I^E 。

2. 根据权利要求 1 所述的鲁棒可逆水印嵌入方法, 其中步骤 (3) 所述的计算候选块序列 A 的特征值并生成特征直方图, 在特征直方图中确定峰值对 W, 按如下步骤进行:

(3a) 计算候选块序列 A 中每个块的特征值, 组成特征序列 $\Psi = (\xi_1, \dots, \xi_i, \dots, \xi_\omega)$, 其中, ξ_i 是第 i 个块的特征值, $1 \leq i \leq \omega$, ω 为候选块序列 A 中块的个数;

(3b) 根据特征序列 Ψ 中的取值, 生成候选块序列 A 的特征直方图, 该直方图包括值序列 $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 和频率序列 $F = \{F_1, \dots, F_i, \dots, F_n\}$, 其中, x_i 是值序列 X 中的第 i 个值, F_i 是频率序列 F 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq n$, n 表示特征序列 Ψ 中取不同值的元素个数;

(3c) 在特征直方图的频率序列 F 中找出频率取最大值和取次最大时所对应的值序列 X 中的特征值, 生成峰值对 $W = [(\xi_l, F_l), (\xi_r, F_r)]$, 其中, ξ_l 是峰值对 W 的左值, ξ_r 是峰值对 W 的右值, F_l 是峰值对 W 的左频率, F_r 是峰值对 W 的右频率。

3. 根据权利要求 1 所述的鲁棒可逆水印嵌入方法, 其中步骤 (4) 所述的用峰值对 W 在候选块序列 A 中查找嵌入块, 按如下步骤进行:

(4a) 计算候选块序列 A 中第 i 个块的特征值 ξ_i 与峰值对 W 的左值 ξ_l 之间的距离 $d(\xi_i, \xi_l) = |\xi_i - \xi_l|$, 以及特征值 ξ_i 与峰值对 W 的右值 ξ_r 之间的距离 $d(\xi_i, \xi_r) = |\xi_i - \xi_r|$, $1 \leq i \leq \omega$, ω 为候选块序列 A 中块的个数;

(4b) 当 $\xi_i \leq \xi_l$ 且 $d(\xi_i, \xi_l)$ 小于或等于给定的阈值 T 或者当 $\xi_i \geq \xi_r$ 且 $d(\xi_i, \xi_r)$ 小于或等于给定的阈值 T 时, 认为第 i 块是嵌入块, 记录该块在原始图像块序列 B 中的位置;

(4c) 重复步骤 (4a) ~ (4b), 直到候选块序列 A 中所有块都判断完为止, 得到一组嵌入块序列 E 以及嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S。

4. 一种基于直方图邻域的鲁棒可逆水印提取方法, 包括如下步骤:

1) 将待检测图像 I^S 分成大小相同且互不重叠的块, 得到一组待检测图像块序列 C;

2) 对待检测图像块序列 C 进行筛选, 得到一组待检测嵌入块序列 E^S ;

3) 计算待检测嵌入块序列 E^S 的特征值并生成特征直方图, 将特征直方图中的值序列进行排序, 得到一组有序的特征直方图值序列 H;

4) 利用 K-means 聚类算法将有序的特征直方图值序列 H 进行划分, 得到一组分类序列 Ω ;

4a) 利用水印嵌入过程中得到的峰值对 W 的左频率 F_l 和右频率 F_r 的取值, 对 K-means 聚类算法进行初始化, 初始化的值包括聚类个数 K、聚类集合 $\Omega_1, \dots, \Omega_K$, 聚类中心 D_1, \dots, D_K 和迭代次数 θ ;

4b) 按照特征直方图值序列 H 中每个值与 K 个聚类中心 D_1, \dots, D_K 之间的距离, 将每个值分配到最相近的一个聚类集合中;

4c) 更新 K 个聚类中心和迭代次数 θ ;

4d) 重复步骤 4b) ~ 4c) 直到找到满足条件 $\arg \min_{\Omega_1, \dots, \Omega_K} \sum_{j=1}^K \sum_{h_i \in \Omega_j} |h_i - D_j^{(\theta+1)}|^2$ 的聚类集合 $\Omega_1, \dots, \Omega_K$ 或者使迭代次数 θ 达到 100 次, 其中, h_i 是特征直方图值序列 H 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 $\tilde{\Psi}$ 中取不同值的元素个数, Ω_j 是第 j 个聚类集合, $D_j^{(\theta+1)}$ 是第 $\theta+1$ 次迭代时第 j 个聚类集合的聚类中心, $1 \leq j \leq K$, K 表示聚类个数, 将聚类集合 $\Omega_1, \dots, \Omega_K$ 组成一个集合, 得到分类序列 $\Omega = \{\Omega_1, \dots, \Omega_K\}$, Ω_K 是分类序列 Ω 中的第 K 个值;

5) 将待检测嵌入块序列 E^S 的特征值与分类序列 Ω 进行比较, 提取水印序列 R , 并用嵌入级别数 L 修改待检测嵌入块序列 E^S 的特征值, 获得重构图像 I^R 。

5. 根据权利要求 4 所述的鲁棒可逆水印提取方法, 其中步骤 2) 所述的对待检测图像块序列 C 进行筛选, 得到一组待检测嵌入块序列 E^S , 按如下步骤进行:

2a) 利用水印嵌入过程中得到的嵌入块序列在原始图像块序列中的位置信息 $S = (s_1, \dots, s_i, \dots, s_v)$, s_i 是向量 S 中的第 i 个值, 对待检测图像块序列 C 中的第 i 个块进行判定: 如果 $s_i = 1$, 认为该块是待检测嵌入块, 如果 $s_i = 0$, 认为该块不是待检测嵌入块, 其中, $1 \leq i \leq v$, v 为原始图像块序列中块的个数, 该个数与待检测图像块序列 C 中的块个数相同;

2b) 重复步骤 2a) 直到待检测图像块序列 C 中的所有块都判断完为止, 得到一组待检测嵌入块序列 E^S 。

6. 根据权利要求 4 所述的鲁棒可逆水印提取方法, 其中步骤 3) 所述的计算待检测嵌入块序列 E^S 的特征值并生成特征直方图, 将特征直方图中的值序列进行排序, 按如下步骤进行:

3a) 计算待检测嵌入块序列 E^S 中每个块的特征值, 组成特征序列 $\tilde{\Psi} = (\tilde{\xi}_1, \dots, \tilde{\xi}_i, \dots, \tilde{\xi}_{\sigma'})$, 其中, $\tilde{\xi}_i$ 是第 i 个块的特征值, $1 \leq i \leq \sigma'$, σ' 为待检测嵌入块序列 E^S 中块的个数;

3b) 根据特征序列 $\tilde{\Psi}$ 中的取值, 生成待检测嵌入块序列 E^S 的特征直方图, 该直方图包括值序列 $\tilde{X} = \{\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_i, \dots, \tilde{x}_\mu\}$ 和频率序列 $\tilde{F} = \{\tilde{F}_1, \dots, \tilde{F}_i, \dots, \tilde{F}_\mu\}$, 其中, \tilde{x}_i 是值序列 \tilde{X} 中的第 i 个值, \tilde{F}_i 是频率序列 \tilde{F} 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 $\tilde{\Psi}$ 中取不同值的元素个数;

3c) 将值序列 $\tilde{X} = \{\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_\mu\}$ 按照取值进行递增排序, 得到一组有序的特征直方图值序列 $H = [h_1, \dots, h_i, \dots, h_\mu]$, 其中, h_i 是有序的特征直方图值序列 H 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 $\tilde{\Psi}$ 中取不同值的元素个数, $h_1 < \dots < h_i < \dots < h_\mu$ 。

7. 根据权利要求 4 所述的鲁棒可逆水印提取方法, 其中步骤 5) 所述的将待检测嵌入块序列 E^S 的特征值与分类序列 Ω 进行比较, 提取水印序列 R , 按如下步骤进行:

5a) 根据分类序列 $\Omega = \{\Omega_1, \dots, \Omega_K\}$, 确定 $K-1$ 个类边界点 Q_1, \dots, Q_{K-1} : 当 $K = 3$ 时, 类边界点表示为: $Q_1 = \max\{\Omega_1\} + 1$, $Q_2 = \min\{\Omega_3\} - 1$; 当 $K = 2$ 时, 类边界点表示为 $Q_1 = \max\{\Omega_1\} + 1$, 其中, Ω_1 为分类序列 Ω 中第 1 个聚类集合, Ω_3 为分类序列 Ω 中第 3 个聚类集合, $\max\{\Omega_1\}$ 是取第 1 个聚类集合 Ω_1 中的最大值, $\min\{\Omega_3\}$ 是取第 3 个聚类集合 Ω_3 中的最小值;

5b) 将待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的特征值 $\tilde{\xi}_i$ 与 $K-1$ 个类边界点 Q_1, \dots, Q_{K-1} 进行比较, 提取第 i 位水印 r_i :

5b1) 当 $K = 3$ 时, 提取规则为 :

$$r_i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i < Q_1 \text{ 或者 } \tilde{\xi}_i > Q_2, \\ 0, & \text{如果 } Q_1 \leq \tilde{\xi}_i \leq Q_2 \end{cases},$$

其中, $\tilde{\xi}_i$ 是待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的特征值, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点, Q_2 是分类序列 Ω 中第 2 个类边界点 ;

5b2) 当 $K = 2$ 时, 如果 $F_l = 0$ 且 $F_r \neq 0$, 提取规则为 :

$$r_i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i > Q_1 \\ 0, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i \leq Q_1 \end{cases}$$

其中, F_l 是峰值对 W 的左频率, F_r 是峰值对 W 的右频率, $\tilde{\xi}_i$ 是待检测嵌入块序列中 E^S 第 i 个块的特征值, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点 ;

5b3) 当 $K = 2$ 时, 如果 $F_l \neq 0$ 且 $F_r = 0$, 提取规则为 :

$$r_i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i < Q_1 \\ 0, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i \geq Q_1 \end{cases}$$

5c) 重复步骤 5b) 直到得到提取的水印序列 $R = \{r_1, \dots, r_i, \dots, r_{f'}\}$, 其中, r_i 是水印序列 R 中的第 i 位水印, $1 \leq i \leq f'$, f' 表示水印序列 R 的长度。

8. 根据权利要求 4 所述的鲁棒可逆水印提取方法, 其中步骤 5) 所述的用嵌入级别数 L 修改待检测嵌入块序列 E^S 的特征值, 获得重构图像 I^R , 按如下步骤进行 :

5A) 用嵌入级别数 L 修改待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的特征值, 获得重构的嵌入块 :

5A1) 当 $K = 3$ 时, 修改规则为 :

$$\begin{cases} \xi'_i = \tilde{\xi}_i + L, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i < Q_1 \\ \xi'_i = \tilde{\xi}_i, & \text{如果 } Q_1 \leq \tilde{\xi}_i \leq Q_2 \\ \xi'_i = \tilde{\xi}_i - L, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i > Q_2 \end{cases}$$

其中, ξ'_i 是重构的嵌入块序列中第 i 个块的特征值, $\tilde{\xi}_i$ 是待检测嵌入块序列中第 i 个块的特征值, L 是嵌入级别数, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点, Q_2 是分类序列 Ω 中第 2 个类边界点 ;

5A2) 当 $K = 2$ 时, 如果 $F_l = 0$ 且 $F_r \neq 0$, 修改规则为 :

$$\begin{cases} \xi'_i = \tilde{\xi}_i - L, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i > Q_1 \\ \xi'_i = \tilde{\xi}_i, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i \leq Q_1 \end{cases}$$

其中, F_l 是峰值对 W 的左频率, F_r 是峰值对 W 的右频率, ξ'_i 是重构的嵌入块序列中第 i 个块的特征值, $\tilde{\xi}_i$ 是待检测嵌入块序列中第 i 个块的特征值, L 是嵌入级别数, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点 ;

当 $K = 2$ 时, 如果 $F_1 \neq 0$ 且 $F_r = 0$, 修改规则为:

$$\begin{cases} \xi'_i = \tilde{\xi}_i + L, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i < Q_1 \\ \xi'_i = \tilde{\xi}_i, & \text{如果 } \tilde{\xi}_i \geq Q_1 \end{cases}$$

5A3) 根据步骤 5A1) ~ 5A2) 中修改第 i 个块的特征值 $\tilde{\xi}_i$ 的不同规则, 修改待检测嵌入块序列中第 i 个块的像素值;

5B) 重复步骤 5A) 直到将待检测嵌入块序列 E^S 中的所有块都重构出来, 并根据嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S , 将重构的块和未重构的块进行组合, 得到重构图像 I^E 。

基于直方图邻域的鲁棒可逆水印嵌入与提取方法

技术领域

[0001] 本发明属于多媒体信息安全领域,涉及数字图像水印嵌入与提取方法,可用于网络环境中数字图像的内容认证、版权保护、侵权追溯。

背景技术

[0002] 随着计算机及网络通信技术的飞速发展,以多媒体信息为代表的数字技术已经广泛渗透到军事、工业、医疗、教育等各个领域,这标志着人类社会进入了一个全新的数字化信息时代。人们借助于扫描仪、打印机等先进的电子设备和成熟的计算机软件可以方便、迅捷地将图像、视频等数字信息传送到世界的各个角落。一方面,不仅提高了信息表达的效率、准确性和便捷性,而且实现了信息存取、发布和传播的“数字化”与“网络化”。然而,另一方面,这种便利又会给有恶意的个人或团体带来可乘之机,使他们在没有得到作品所有者授权的情况下任意复制、修改、传播有版权的内容,甚至非法用作商业或军事用途,这不仅给版权所有者造成巨大的经济损失,而且对国家安全带来严峻的挑战。因此,如何在网络环境下对数字媒体实施版权保护、内容认证、侵权追溯等已经成为迫在眉睫的信息安全问题。

[0003] 针对上面的问题,数字水印技术作为一项富有潜力的解决手段应运而生,并成为近年来工业界和学术界共同关注的热点。数字水印技术是利用数字内嵌的方法把一些秘密信息隐藏在图像、声音、文档、视频等数字媒体中。通常称嵌入的秘密信息为数字水印,它可以是版权标志、用户序列号或者产品认证信息等。通过对数字水印的检测与分析,以识别多媒体产品的所有者或安全标识信息,起到版权保护、内容认证和侵权追溯的作用。然而,大多数情况下,水印数据在嵌入到数字媒体的过程中都会给原始媒体造成一些不可逆的失真。即使这些失真微乎其微,不易察觉,但在医学影像、法庭证据照片、电子票据、军事及遥感图像等领域几乎是不允许的。因此,在满足版权保护与内容认证的同时,希望在水印数据提取之后能保持原始媒体内容的完整性。此外,由于多媒体产品在传输过程中往往会存在信道噪声和干扰,如有损压缩的影响,嵌入的水印又需要具有抵抗攻击的鲁棒性。这种水印方案称为鲁棒可逆水印,它以其特有的优势引起了广大研究者的浓厚兴趣,成为国际信息安全领域新兴的研究领域。

[0004] 根据水印嵌入模型的不同,现有的鲁棒可逆图像水印方法可以分为两类,见文献“AnL L, Gao X B, Deng C, and Ji F. Robust lossless data hiding: analysis and evaluation. In Proc. International Conference on High Performance Computing & Simulation, Caen, France, June 28–July 2, 2010”。

[0005] 第一类是基于直方图旋转的方法,该方法首先将原始图像分成大小相同且互不重叠的图像块,每个块中的像素又被随机地划分为两个相同大小的子区域并将其灰度直方图映射到圆上;最后通过旋转圆心到子区域质心的向量来嵌入水印。在接收端,根据两个子区域向量的差异来提取水印,并逆向操作恢复原始图像,见文献“De Vleeschouwer C, Delaigle J, and Macq B. Circular interpretation of bijective transformations in lossless watermarking for media asset management. IEEE Trans. Multimedia, 5(1):

97-105, 2003”。虽然该方法对联合图像专家组 JPEG 压缩具有鲁棒性,但由于采用模 256 运算来避免像素溢出,导致含水印图像中存在大量的“椒盐”噪声,大大降低了含水印图像的视觉质量,并影响了该方法的鲁棒性。

[0006] 第二类是基于直方图分布约束的方法,见文献“Zou D K, Shi Y Q, Ni Z C, and Su W. A semi-fragile lossless digital watermarking scheme based on integer wavelet transform. IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, 16(10): 1294-1300, 2006”和“Ni Z C, Shi Y Q, Ansari N, Su W, Sun Q B, and Lin X. Robust lossless image data hiding designed for semi-fragile image authentication. IEEE Trans. Circuits and Systems for Video Technology, 18(4): 497-509, 2008”。此类方法根据图像的直方图分布信息和待嵌入的水印有约束地修改图像的统计特性来实现水印嵌入。与第一类方法相比,该类方法虽然消除了“椒盐”噪声,提高了含水印图像的视觉质量,但是,由于误差纠错码的使用,使其仍存在容量低、可逆性与鲁棒性不可靠的问题。虽然文献“Gao X B, An L L, Li X L, and Tao D C. Reversibility improved lossless data hiding. Signal Processing, 89(10): 2053-2065, 2009”改进了 Ni 等人所提方法的可逆性,但还是没有最终彻底解决该类方法容量低和鲁棒性不可靠的问题。

发明内容

[0007] 本发明的目的在于针对上述已有技术存在的不足,提出一种基于直方图邻域的鲁棒可逆水印嵌入与提取方法,以改善含水印图像的视觉质量,提高水印嵌入容量,增强鲁棒性的可靠程度,进而提高鲁棒可逆水印嵌入与提取方法的综合性能。

[0008] 为实现上述目的,本发明的技术方案包括水印嵌入和水印提取。

[0009] 一、基于直方图邻域的鲁棒可逆水印嵌入方法,包括如下步骤:

[0010] (1) 将原始图像 I 分成大小相同且互不重叠的块,丢弃不能被完全划分的块,得到一组原始图像块序列 B;

[0011] (2) 将原始图像块序列 B 进行筛选,得到候选块序列 A;

[0012] (3) 计算候选块序列 A 的特征值并生成特征直方图,在特征直方图中确定峰值对 W;

[0013] (4) 用峰值对 W 在候选块序列 A 中查找嵌入块,得到一组嵌入块序列 E 以及嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S;

[0014] (5) 确定嵌入级别数 L, L 为正整数,并利用伪随机数产生函数生成二值的伪随机水印序列 P;

[0015] (6) 用嵌入级别数 L 修改嵌入块序列 E 的特征值,将水印序列 P 嵌入到嵌入块序列 E 中,得到含水印图像 I^E;

[0016] (6a) 从水印序列 P 中选择第 j 位水印 p_j , $p_j \in \{0, 1\}$, $1 \leq j \leq f$, f 表示水印序列 P 的长度;

[0017] (6b) 修改嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值 ξ_i , 将水印 p_j 进行嵌入,嵌入规则为:

[0018]

$$\begin{cases} \xi_i = \xi_i + p_j * L, & \text{如果 } \xi_i \geq \xi_r, \\ \xi_i = \xi_i - p_j * L, & \text{如果 } \xi_i \leq \xi_l, \end{cases}$$

[0019] 式中, ξ_i 是嵌入水印后嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值, ξ_i 是嵌入水印前嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值, $1 \leq i \leq \sigma$, σ 为嵌入块序列 E 中块的个数, p_j 是水印序列中的第 j 位水印, L 是嵌入级别数, ξ_l 是峰值对 W 的左值, ξ_r 是峰值对 W 的右值;

[0020] (6c) 重复步骤 (6a) ~ (6b) 直到将水印序列 P 中的所有位水印都嵌入到原始图像 I 中, 得到含水印图像 I^E。

[0021] 二、基于直方图邻域的鲁棒可逆水印提取方法, 包括如下步骤:

[0022] 1) 将待检测图像 I^S 分成大小相同且互不重叠的块, 得到一组待检测图像块序列 C;

[0023] 2) 对待检测图像块序列 C 进行筛选, 得到一组待检测嵌入块序列 E^S;

[0024] 3) 计算待检测嵌入块序列 E^S 的特征值并生成特征直方图, 将特征直方图中的值序列进行排序, 得到一组有序的特征直方图值序列 H;

[0025] 4) 利用 K-means 聚类算法将有序的特征直方图值序列 H 进行划分, 得到一组分类序列 Ω ;

[0026] 4a) 利用水印嵌入过程中得到的峰值对 W 的左频率 F_l 和右频率 F_r 的取值, 对 K-means 聚类算法进行初始化, 初始化的值包括聚类个数 K、聚类集合 Ω_1, L, Ω_K , 聚类中心 D_{1}, L, D_K 和迭代次数 θ ;}

[0027] 4b) 按照特征直方图值序列 H 中每个值与 K 个聚类中心 D_{1}, L, D_K 之间的距离, 将每个值分配到最相近的一个聚类集合中;}

[0028] 4c) 更新 K 个聚类中心和迭代次数 θ ;

[0029] 4d) 重复步骤 4b) ~ 4c) 直到找到满足条件 $\arg \min_{\Omega_1, L, \Omega_K} \sum_{j=1}^K \sum_{h_i \in \Omega_j} |h_i - D_j^{(\theta+1)}|^2$ 的聚类集合

Ω_1, L, Ω_K 或者使迭代次数 θ 达到 100 次, 其中, h_i 是特征直方图值序列 H 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 Φ 中取不同值的元素个数, Ω_j 是第 j 个聚类集合, $D_j^{(\theta+1)}$ 是第 $\theta+1$ 次迭代时第 j 个聚类集合的聚类中心, $1 \leq j \leq K$, K 表示聚类个数, 将聚类集合 Ω_1, L, Ω_K 组成一个集合, 得到分类序列 $\Omega = \{\Omega_1, L, \Omega_K\}$, Ω_K 是分类序列 Ω 中的第 K 个值;

[0030] 5) 将待检测嵌入块序列 E^S 的特征值与分类序列 Ω 进行比较, 提取水印序列 R, 并用嵌入级别数 L 修改待检测嵌入块序列 E^S 的特征值, 获得重构图像 I^R。

[0031] 本发明具有以下优点:

[0032] (1) 本发明由于将原始图像分成大小相同且互不重叠的块, 并在每个块中嵌入水印, 使得水印容量大且易于控制;

[0033] (2) 本发明由于将原始图像块序列进行筛选, 避免了水印嵌入过程中的像素溢出, 去除了含水印图像中的“椒盐”噪声, 改善了含水印图像的视觉质量;

[0034] (3) 本发明由于采用 K-means 聚类算法将有序的特征直方图值序列进行划分, 并用待检测嵌入块序列的特征值与分类序列进行比较来提取水印, 增强了鲁棒性的可靠程度;

[0035] (4) 本发明由于采用阈值与峰值对来构造嵌入块序列进行嵌入, 便于有效折衷水

印容量与含水印图像的视觉质量；

[0036] (5) 本发明由于采用嵌入级别数来控制水印嵌入强度，便于有效折衷鲁棒性与含水印图像的视觉质量；

[0037] (6) 本发明由于改善了含水印图像的视觉质量，提高了水印嵌入容量，增强了鲁棒性的可靠程度，进而提高了鲁棒可逆水印嵌入与提取方法的综合性能。

附图说明

[0038] 图 1 是本发明的水印嵌入流程框图；

[0039] 图 2 是本发明的水印提取流程框图；

[0040] 图 3 是本发明与现有一种方法生成的含水印图像的对比结果图。

具体实施方式

[0041] 参照图 1，本发明基于直方图邻域的鲁棒可逆水印嵌入方法，其实现步骤如下：

[0042] 步骤 1：将原始图像 I 分成大小相同且互不重叠的块，丢弃不能被完全划分的块，得到一组原始图像块序列 B。

[0043] 将大小为 $M \times N$ 的原始图像 I 按照 $m \times n$ 的块大小分成大小相同且互不重叠的块，其中 n 为偶数，当原始图像的长度 M 不能被分块的长度 m 整除或原始图像的宽度 N 不能被分块的宽度 n 整除时，在原始图像的边界处会产生块大小小于 $m \times n$ 的不能被完全划分的块，丢弃这些不能被完全划分的块，得到一组原始图像块序列 B。

[0044] 步骤 2：将原始图像块序列 B 进行筛选，得到候选块序列 A。

[0045] 2.1) 将原始图像块序列 B 中第 i 个块的所有像素分成两个大小相同的像素集合 Z_a^i 和 Z_b^i ， $1 \leq i \leq v$ ， v 为原始图像块序列 B 中块的个数：

$$[0046] \quad Z_a^i = \left\{ Z^{(x,y)} \mid Z^{(x,y)} \in Z, \text{mod}(x+y, 2) = 0 \right\}$$

$$[0047] \quad Z_b^i = \left\{ Z^{(x,y)} \mid Z^{(x,y)} \in Z, \text{mod}(x+y, 2) \neq 0 \right\}$$

[0048] 式中， $Z^{(x,y)}$ 是第 i 个块中位于第 x 行、第 y 列的像素的灰度值， $1 \leq x \leq m$ ， $1 \leq y \leq n$ ， $m \times n$ 是块大小， Z 是第 i 个块中所有像素灰度值的集合， $\text{mod}(\cdot)$ 是取余数运算， $\text{mod}(x+y, 2)$ 是计算 $x+y$ 除以 2 所得到的余数；

[0049] 2.2) 从得到的两个像素集合 Z_a^i 和 Z_b^i 中分别按顺序选取一个像素，用这两个像素的灰度值构成一个像素对 $(Z_a^{(i,k)}, Z_b^{(i,k)})$ ，其中 $Z_a^{(i,k)}$ 代表从 Z_a^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值， $Z_b^{(i,k)}$ 代表从 Z_b^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值， $1 \leq k \leq m \times n / 2$ ；

[0050] 2.3) 按如下方式对第 i 个块中的所有像素对 $(Z_a^{(i,k)}, Z_b^{(i,k)})$ ， $1 \leq k \leq m \times n / 2$ 进行判定：

$$[0051] \quad \begin{cases} Z_a^{(i,k)} < L, \\ Z_b^{(i,k)} > 2^t - 1 - L \end{cases} \text{ 或者 } \begin{cases} Z_a^{(i,k)} > 2^t - 1 - L, \\ Z_b^{(i,k)} < L \end{cases}$$

[0052] 式中， L 是嵌入级别数， t 为表示原始图像时所用的二进制位数，取 8；若第 i 个块中的所有像素对 $(Z_a^{(i,k)}, Z_b^{(i,k)})$ ， $1 \leq k \leq m \times n / 2$ 都不满足上述条件，认为第 i 个块为候选块；

[0053] 2.4) 重复步骤 2.1) ~ 2.3) 直到将原始图像块序列 B 中每个块都判断完为止,得到一组候选块序列 A。

[0054] 步骤 3: 计算候选块序列 A 的特征值并生成特征直方图,在特征直方图中确定峰值对 W 候选块序列 A 的特征值并生成特征直方图,在特征直方图中确定峰值对 W。

[0055] 3.1) 计算候选块序列 A 中每个块的特征值,组成特征序列 $\Psi = (\xi_1, K \xi_i, K \xi_\omega)$, 其中, ξ_i 是第 i 个块的特征值, $1 \leq i \leq \omega$, ω 为候选块序列 A 中块的个数, ξ_i 表示为:

$$[0056] \quad \xi_i = \frac{2}{m \times n} \sum_{k=1}^{m \times n / 2} (Z_a^{(i,k)} - Z_b^{(i,k)})$$

[0057] 式中, $m \times n$ 为块大小, $Z_a^{(i,k)}$ 为从 Z_a^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值, $Z_b^{(i,k)}$ 为从 Z_b^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值, $1 \leq k \leq m \times n / 2$;

[0058] 3.2) 将特征序列 $\Psi = (\xi_1, K \xi_i, K \xi_\omega)$ 中取值相同的元素合并,得到特征序列 Ψ 的值序列 X, 表示为 $X = \{x_1, L x_i, L x_\eta\}$, 其中, x_i 是值序列 X 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \eta$, η 表示特征序列 Ψ 中取不同值的元素个数;

[0059] 3.3) 计算值序列 X 中每个值在特征值序列 Ψ 中的频率:

$$[0060] \quad F_i = \text{count}(\{\xi_j \mid \xi_j = x_i\})$$

[0061] 式中, F_i 是值序列 X 中的第 i 个值 x_i 在特征值序列 Ψ 中的频率, 该频率等于特征序列 Ψ 中取值为 x_i 的元素个数, $\text{count}(\{\xi_j \mid \xi_j = x_i\})$ 是计算集合 $\{\xi_j \mid \xi_j = x_i\}$ 中元素的个数, ξ_j 是特征序列 Ψ 中的第 j 个元素, $1 \leq j \leq \omega$, ω 为候选块序列 A 中块的个数, x_i 是值序列 X 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \eta$, η 表示特征序列 Ψ 中取不同值的元素个数;

[0062] 通过步骤 3.2) 和 3.3) 就可以生成候选块序列 A 的特征直方图, 该直方图包括值序列 $X = \{x_1, L x_i, L x_\eta\}$ 和频率序列 $F = \{F_1, L F_i, L F_\eta\}$, 其中, x_i 是值序列 X 中的第 i 个值, F_i 是频率序列 F 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \eta$, η 表示特征序列 Ψ 中取不同值的元素个数;

[0063] 3.4) 在特征直方图的频率序列 F 中找出当频率取最大值时所对应的值序列 X 中的特征值 x_r , 表示为:

$$[0064] \quad x_r = \arg \max_{x_i} F_i,$$

[0065] 式中, x_i 是值序列 X 中的第 i 个值, F_i 是频率序列 F 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \eta$, η 表示特征序列 Ψ 中取不同值的元素个数;

[0066] 3.5) 在特征直方图的频率序列 F 中找出当频率取次最大值时所对应的值序列 X 中的特征值 x_l , 表示为:

$$[0067] \quad x_l = \arg \max_{x_i} F_i, x_i \neq x_r,$$

[0068] 式中, x_i 是值序列 X 中的第 i 个值, F_i 是频率序列 F 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \eta$, η 表示特征序列 Ψ 中取不同值的元素个数, x_r 是频率序列 F 中当频率取最大值时所对应的值序列 X 中的特征值;

[0069] 3.6) 根据特征值 x_r 和 x_l 生成峰值对 W, 表示为 $W = [(\xi_l, F_l), (\xi_r, F_r)]$, 其中 $\xi_l = \min(x_r, x_l)$ 是峰值对 W 的左值, $\xi_r = \max(x_r, x_l)$ 是峰值对 W 的右值, x_r 是频率序列 F 中当频率取最大值时所对应的值序列 X 中的特征值, x_l 是频率序列 F 中当频率取次最大值时所对应的值序列 X 中的特征值, F_l 是特征直方图的频率序列 F 中的最大值, 表示峰值对 W 的

左频率, F_r 是特征直方图的频率序列 F 中的次最大值, 表示峰值对 W 的右频率。

[0070] 步骤 4: 用峰值对 W 在候选块序列 A 中查找嵌入块, 得到一组嵌入块序列 E 以及嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S 。

[0071] 4.1) 生成一个向量 $S = (s_1, K s_1, K s_v)$, 其中, s_i 是向量 S 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq v$, v 是原始图像块序列 B 中块的个数, 将向量中的每个值初始化为 0;

[0072] 4.2) 计算候选块序列 A 中第 i 个块的特征值 ξ_i 与峰值对 W 的左值 ξ_l 之间的距离 $d(\xi_i, \xi_l) = |\xi_i - \xi_l|$, 以及特征值 ξ_i 与峰值对 W 的右值 ξ_r 之间的距离 $d(\xi_i, \xi_r) = |\xi_i - \xi_r|$, $1 \leq i \leq \omega$, ω 为候选块序列 A 中块的个数;

[0073] 4.3) 当 $\xi_i \leq \xi_l$ 且 $d(\xi_i, \xi_l)$ 小于或等于给定的阈值 T 或者当 $\xi_i \geq \xi_r$ 且 $d(\xi_i, \xi_r)$ 小于或等于给定的阈值 T 时, 认为第 i 块是嵌入块, 记录该块在原始图像块序列 B 中的位置, 即将向量 $S = (s_1, K s_1, K s_v)$ 中的第 i 个值 s_i 改为 1;

[0074] 4.4) 重复步骤 4.2) ~ 4.3), 直到候选块序列 A 中所有块都判断完为止, 得到一组嵌入块序列 E 以及嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S 。

[0075] 步骤 5: 确定嵌入级别数 L , L 为正整数, 并利用伪随机数产生函数生成二值的伪随机水印序列 P 。

[0076] 首先, 选择一个正整数作为嵌入级别数 L ; 然后利用伪随机数产生函数 $\text{rand}(1, f)$ 生成一个长度为 f 的二值伪随机数序列 $P = \{p_1, K p_j, K p_f\}$, 将该序列作为水印序列, 其中, $p_j \in \{0, 1\}$, $1 \leq j \leq f$, f 表示水印序列 P 的长度, 即水印序列中水印的位数, f 小于或者等于嵌入块序列 E 中块的个数;

[0077] 步骤 6: 用嵌入级别数 L 修改嵌入块序列 E 的特征值, 将水印序列 P 嵌入到嵌入块序列 E 中, 得到含水印图像 I^E 。

[0078] 6.1) 从水印序列 P 中选择第 j 位水印 p_j , $p_j \in \{0, 1\}$, $1 \leq j \leq f$, f 表示水印序列 P 的长度;

[0079] 6.2) 修改嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值 ξ_i , 将水印 p_j 进行嵌入, 嵌入规则为:

[0080]

$$\begin{cases} \xi_i = \xi_i + p_j * L, & \text{如果 } \xi_i \geq \xi_r \\ \xi_i = \xi_i - p_j * L, & \text{如果 } \xi_i \leq \xi_l \end{cases},$$

[0081] 式中, ξ_i 是嵌入水印后嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值, ξ_i 是嵌入水印前嵌入块序列 E 中第 i 个块的特征值, $1 \leq i \leq \sigma$, σ 为嵌入块序列 E 中块的个数, p_j 是水印序列中的第 j 位水印, L 是嵌入级别数, ξ_l 是峰值对 W 的左值, ξ_r 是峰值对 W 的右值; 其中, 根据水印 p_j 的不同, 修改 ξ_i 的具体实现如下:

[0082] 6.2a) 当 $p_j = 0$ 时, 将第 i 个块中所有像素的灰度值保持不变, 使 $\xi_i = \xi_i$;

[0083] 6.2b) 当 $p_j = 1$ 时, 如果 $\xi_i \geq \xi_r$, 修改规则为:

[0084]

$$\begin{cases} Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)} + L, & Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} \leq 2^t - 1 - L \\ Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)} - L, & Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} > 2^t - 1 - L \end{cases}$$

[0085] 式中, $Z_a^{(i,k)}$ 是嵌入水印后第 i 个块的像素集合 Z_a^i 中第 k 个像素的灰度值, $Z_a^{(i,k)}$ 是嵌入水印前第 i 个块的像素集合 Z_a^i 中第 k 个像素的灰度值, L 是嵌入级别数, $Z_b^{(i,k)}$ 是嵌入水印后第 i 个块的像素集合 Z_b^i 中第 k 个像素的灰度值, $Z_b^{(i,k)}$ 是嵌入水印前第 i 个块的像素集合 Z_b^i 中第 k 个像素的灰度值, t 为表示原始图像时所用的二进制位数, 取 8 ;

[0086] 6. 2c) 当 $p_j = 1$ 时, 如果 $\xi_i \leq \xi_1$, 修改规则为 :

[0087]

$$\begin{cases} Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)} - L, & Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} \geq L \\ Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)} + L, & Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} < L \end{cases}$$

[0088] 6. 3) 重复步骤 6. 1) ~ 6. 2) 直到将水印序列 P 中的所有位水印都嵌入到嵌入块序列 E 中, 并根据嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S , 将嵌入水印的块和未嵌入水印的块进行组合, 得到含水印图像 I^E 。

[0089] 通过上述步骤 1 ~ 步骤 6 可以实现水印的嵌入, 将二值的伪随机水印序列 P 嵌入到原始图像中 I , 得到含水印图像 I^E 。

[0090] 参照图 2, 本发明基于直方图邻域的鲁棒可逆水印提取方法, 其实现步骤如下 :

[0091] 步骤 A : 将待检测图像 I^S 分成大小相同且互不重叠的块, 得到一组待检测图像块序列 C 。

[0092] 步骤 B : 对待检测图像块序列 C 进行筛选, 得到一组待检测嵌入块序列 E^S 。

[0093] A1) 利用水印嵌入过程中得到的嵌入块序列在原始图像块序列中的位置信息 $S = (s_1, K, s_1, K, s_v)$, s_i 是向量 S 中的第 i 个值, $s_i \in \{0, 1\}$, 对待检测图像块序列 C 中的第 i 个块进行判定 : 如果 $s_i = 1$, 认为该块是待检测嵌入块, 如果 $s_i = 0$, 认为该块不是待检测嵌入块, 其中, $1 \leq i \leq v$, v 为原始图像块序列中块的个数, 该个数与待检测图像块序列 C 中的块个数相同 ;

[0094] A2) 重复步骤 A1) 直到待检测图像块序列 C 中的所有块都判断完为止, 得到一组待检测嵌入块序列 E^S 。

[0095] 步骤 C : 计算待检测嵌入块序列 E^S 的特征值并生成特征直方图, 将特征直方图中的值序列进行排序, 得到一组有序的特征直方图值序列 H 。

[0096] C1) 计算待检测嵌入块序列 E^S 中每个块的特征值, 组成特征序列 $\Phi = (\xi_1, K, \xi_i, K, \xi_{\sigma'})$, 其中, ξ_i 是第 i 个块的特征值, $1 \leq i \leq \sigma'$, σ' 为待检测嵌入块序列 E^S 中块的个数, ξ_i 表示为 :

[0097]

$$\xi_i = \frac{2}{m \times n} \sum_{k=1}^{m \times n / 2} (Z_a^{(i,k)} - Z_b^{(i,k)})$$

[0098] 式中, $m \times n$ 为块大小, $Z_a^{(i,k)}$ 为从第 i 个块的像素集合 Z_a^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值, $Z_b^{(i,k)}$ 为从第 i 个块的像素集合 Z_b^i 中所选择的第 k 个像素的灰度值, $1 \leq k \leq m \times n / 2$;

[0099] C2) 将特征序列 $\Phi = (\xi_1, K, \xi_i, K, \xi_{\sigma'})$ 中取值相同的元素合并, 得到特征序列 Φ 的值序列 \bar{X} , 表示为 $\bar{X} = \{\bar{x}_1, L, \bar{x}_i, L, \bar{x}_\mu\}$, 其中, \bar{x}_i 是值序列 \bar{X} 中第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征

序列 Φ 中取不同值的元素个数；

[0100] C3) 计算值序列 X 中每个值在特征序列 Φ 中的频率：

[0101]

$$\hat{F}_i = \text{count}\left(\left\{\xi_j \mid \xi_j = \hat{x}_i\right\}\right)$$

[0102] 式中, \hat{F}_i 是值序列 X 中的第 i 个值 \hat{x}_i 在特征序列 Φ 中的频率,该频率等于特征序列 Φ 中取值为 \hat{x}_i 的元素个数, $\text{count}\left(\left\{\xi_j \mid \xi_j = \hat{x}_i\right\}\right)$ 是计算集合 $\left\{\xi_j \mid \xi_j = \hat{x}_i\right\}$ 中元素的个数, ξ_j 是特征序列 Φ 中的第 j 个元素, $1 \leq j \leq \sigma'$, σ' 为待检测嵌入块序列 E^s 中块的个数, \hat{x}_i 是值序列 X 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 Φ 中取不同值的元素个数；

[0103] 通过步骤 C2) 和 C3) 就可以生成待检测嵌入块序列 E^s 的特征直方图,该直方图包括值序列,和频率序列 $\hat{F} = \{\hat{F}_1, L, \hat{F}_i, L, \hat{F}_\mu\}$,其中, \hat{x}_i 是值序列 X 中的第 i 个值, \hat{F}_i 是频率序列 \hat{F} 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 Φ 中取不同值的元素个数；

[0104] C4) 将值序列 $\hat{X} = \{\hat{x}_1, \hat{x}_2, L, \hat{x}_\mu\}$ 按照取值进行递增排序,得到一组有序的特征直方图值序列 $H = [h_1, L, h_i, L, h_\mu]$,其中, h_i 是有序的特征直方图值序列 H 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 Φ 中取不同值的元素个数, $h_1 < L < h_i < L < h_\mu$ 。

[0105] 步骤 D: 利用 K-means 聚类算法将有序的特征直方图值序列 H 进行划分,得到一组分类序列 Ω 。

[0106] D1) 利用水印嵌入过程中得到的峰值对 W 的左频率 F_l 和右频率 F_r 的取值,对 K-means 聚类算法的聚类个数 K 进行初始化:当 $F_l \neq 0$ 且 $F_r \neq 0$ 时, K 取 3;否则, K 取 2;

[0107] D2) 对 K-means 聚类算法的聚类中心 D_1, L, D_k 进行初始化,当 $K = 3$ 时,3个聚类中心分别为 $D_1 = [h_1 * \beta]$, $D_2 = 0$, $D_3 = [h_\mu * \beta]$;当 $K = 2$ 时,2个聚类中心分别为 $D_1 = [h_1 * \beta]$,

$D_2 = [h_\mu * \beta]$,其中, h_1 是有序的特征直方图值序列 H 中的最小值, $\beta = \frac{4}{5}$, $\lfloor \cdot \rfloor$ 是向下取整运算, h_μ 是有序的特征直方图值序列 H 中的最大值；

[0108] D3) 将 K 个聚类集合 Ω_1, L, Ω_k 分别初始化为空集,使迭代次数 θ 取 1；

[0109] D4) 按照有序的特征直方图值序列 H 中每个值与 K 个聚类中心 D_1, L, D_k 之间的距离,将每个值分配到最相近的一个聚类集合中：

$$[0110] \quad h_i \in \Omega_j, \text{如果 } |h_i - D_j^{(\theta)}|^2 \leq |h_i - D_l^{(\theta)}|^2, 1 = 1, L, K$$

[0111] 其中, h_i 是有序的特征直方图值序列 H 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 Φ 中取不同值的元素个数, Ω_j 是第 j 个聚类集合, $1 \leq j \leq K$, K 表示聚类个数, $D_j^{(\theta)}$ 是第 θ 次迭代时第 j 个聚类集合的聚类中心, $D_l^{(\theta)}$ 是第 θ 次迭代时第 l 个聚类集合的聚类中心, $1 \leq l \leq K$ ；

[0112] D5) 更新 K 个聚类集合的聚类中心：

$$[0113] \quad D_j^{(\theta+1)} = \sum_{h_i \in \Omega_j} h_i / \text{num}(\Omega_j), 1 \leq j \leq K$$

[0114] 其中, $D_j^{(\theta+1)}$ 是第 $\theta + 1$ 次迭代时第 j 个聚类集合 Ω_j 的聚类中心, $1 \leq j \leq K$, K 表示

聚类个数, h_i 是有序的特征直方图值序列 H 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 Φ 中取不同值的元素个数, $\text{num}(\Omega_j)$ 表示第 θ 次迭代时第 j 个聚类集合 Ω_j 中的元素个数; 然后, 将迭代次数 θ 加 1;

[0115] D6) 重复步骤 D4) ~ D5) 直到找到满足条件 $\arg \min_{\Omega_1, L, \Omega_K} \sum_{j=1}^K \sum_{h_i \in \Omega_j} |h_i - D_j^{(\theta+1)}|^2$ 的聚类集合 Ω_1, L, Ω_K 或者使迭代次数 θ 达到 100 次, 其中, h_i 是有序的特征直方图值序列 H 中的第 i 个值, $1 \leq i \leq \mu$, μ 表示特征序列 Φ 中取不同值的元素个数, Ω_j 是第 j 个聚类集合, $D_j^{(\theta+1)}$ 是第 $\theta+1$ 次迭代时第 j 个聚类集合的聚类中心, $1 \leq j \leq K$, K 表示聚类个数, 将聚类集合 Ω_1, L, Ω_K 组成一个集合, 得到分类序列 $\Omega = \{\Omega_1, L, \Omega_K\}$, Ω_K 是分类序列 Ω 中的第 K 个值。

[0116] 步骤 E: 待检测嵌入块序列 E^S 的特征值与分类序列 Ω 进行比较, 提取水印序列 R , 并用嵌入级别数 L 修改待检测嵌入块序列 E^S 的特征值, 获得重构图像 I^R 。

[0117] E1) 根据分类序列 $\Omega = \{\Omega_1, L, \Omega_K\}$, 确定 $K-1$ 个类边界点 Q_1, L, Q_{K-1} : 当 $K=3$ 时, 类边界点表示为: $Q_1 = \max\{\Omega_1\} + 1, Q_2 = \min\{\Omega_3\} - 1$; 当 $K=2$ 时, 类边界点表示为 $Q_1 = \max\{\Omega_1\} + 1$, 其中, Ω_1 为分类序列 Ω 中第 1 个聚类集合, Ω_3 为分类序列 Ω 中第 3 个聚类集合, $\max\{\Omega_1\}$ 是取第 1 个聚类集合 Ω_1 中的最大值, $\min\{\Omega_3\}$ 是取第 3 个聚类集合 Ω_3 中的最小值;

[0118] E2) 将待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的特征值 ξ_i 与 $K-1$ 个类边界点 Q_1, L, Q_{K-1} 进行比较, 提取第 i 位水印 r_i :

[0119] E2a) 当 $K=3$ 时, 提取规则为:

[0120]

$$r_i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \xi_i < Q_1 \text{ 或者 } \xi_i > Q_2, \\ 0, & \text{如果 } Q_1 \leq \xi_i \leq Q_2 \end{cases}$$

[0121] 其中, ξ_i 是待检测嵌入块序列中第 i 个块的特征值, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点, Q_2 是分类序列 Ω 中第 2 个类边界点;

[0122] E2b) 当 $K=2$ 时, 如果 $F_l = 0$ 且 $F_r \neq 0$, 提取规则为:

[0123]

$$r_i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \xi_i > Q_1 \\ 0, & \text{如果 } \xi_i \leq Q_1 \end{cases}$$

[0124] 其中, F_l 是峰值对 W 的左频率, F_r 是峰值对 W 的右频率, ξ_i 是待检测嵌入块序列中 E^S 第 i 个块的特征值, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点;

[0125] E2c) 当 $K=2$ 时, 如果 $F_l \neq 0$ 且 $F_r = 0$, 提取规则为:

[0126]

$$r_i = \begin{cases} 1, & \text{如果 } \xi_i < Q_1 \\ 0, & \text{如果 } \xi_i \geq Q_1 \end{cases}$$

[0127] E3) 重复步骤 E2) 直到得到提取的水印序列 $R = \{r_1, Kr_1, Kr_{f'}\}$, 其中, r_i 是水印序列 R 中的第 i 位水印, $r_i \in \{0, 1\}$, $1 \leq i \leq f'$, f' 表示水印序列 R 的长度;

[0128] E4) 用嵌入级别数 L 修改待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的特征值, 获得重构的嵌入块:

[0129] E4a) 当 $K = 3$ 时, 修改规则为:

[0130]

$$\begin{cases} \xi'_i = \xi_i + L, & \text{如果 } \xi_i < Q_1 \\ \xi'_i = \xi_i, & \text{如果 } Q_1 \leq \xi_i \leq Q_2 \\ \xi'_i = \xi_i - L, & \text{如果 } \xi_i > Q_2 \end{cases}$$

[0131] 其中, ξ'_i 是重构的嵌入块序列中第 i 个块的特征值, ξ_i 是待检测嵌入块序列中第 i 个块的特征值, L 是嵌入级别数, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点, Q_2 是分类序列 Ω 中第 2 个类边界点;

[0132] E4b) 当 $K = 2$ 时, 如果 $F_l = 0$ 且 $F_r \neq 0$, 修改规则为:

[0133]

$$\begin{cases} \xi'_i = \xi_i - L, & \text{如果 } \xi_i > Q_1 \\ \xi'_i = \xi_i, & \text{如果 } \xi_i \leq Q_1 \end{cases}$$

[0134] 其中, F_l 是峰值对 W 的左频率, F_r 是峰值对 W 的右频率, ξ'_i 是重构的嵌入块序列中第 i 个块的特征值, ξ_i 是待检测嵌入块序列中第 i 个块的特征值, L 是嵌入级别数, Q_1 是分类序列 Ω 中第 1 个类边界点;

[0135] 如果 $F_l \neq 0$ 且 $F_r = 0$, 修改规则为:

[0136]

$$\begin{cases} \xi'_i = \xi_i + L, & \text{如果 } \xi_i < Q_1 \\ \xi'_i = \xi_i, & \text{如果 } \xi_i \geq Q_1 \end{cases}$$

[0137] E4c) 根据步骤 E4a) ~ E4b) 中修改第 i 个块的特征值 ξ'_i 的不同规则, 修改待检测嵌入块序列中第 i 个块的像素值:

[0138] E4c1) 当 $\xi'_i = \xi_i$ 时, 将待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块中所有像素的灰度值保持不变;

[0139] E4c2) 当 $\xi'_i = \xi_i + L$ 时, 将待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的两个像素集合 Z_a^i 和 Z_b^i 中像素的灰度值修改为:

[0140]

$$\begin{cases} Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)} + L, Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} \leq 2^t - 1 - L \\ Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)} - L, Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} > 2^t - 1 - L \end{cases}$$

[0141] 式中, $Z_a^{(i,k)}$ 是重构后第 i 个块的像素集合 Z_a^i 中第 k 个像素的灰度值, $Z_a^{(i,k)}$ 是待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的像素集合 Z_a^i 中第 k 个像素的灰度值, L 是嵌入级别数, $Z_b^{(i,k)}$ 是重构后第 i 个块的像素集合 Z_b^i 中第 k 个像素的灰度值, $Z_b^{(i,k)}$ 是待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的像素集合 Z_b^i 中第 k 个像素的灰度值, t 为表示待检测图像时所用的二进制位数, 取 8;

[0142] E4c3) 当 $\xi'_i = \xi_i - L$ 时, 将待检测嵌入块序列 E^S 中第 i 个块的两个像素集合 Z_a^i 和 Z_b^i

中像素的灰度值修改为：

[0143]

$$\begin{cases} Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)} - L, & Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} \geq L \\ Z_b^{(i,k)} = Z_b^{(i,k)} + L, & Z_a^{(i,k)} = Z_a^{(i,k)}, & \text{如果 } Z_a^{(i,k)} < L \end{cases}$$

[0144] E5) 重复步骤 E4) 直到将待检测嵌入块序列 E^S 中的所有块都重构出来, 并根据嵌入块序列 E 在原始图像块序列 B 中的位置信息 S, 将重构的块和未重构的块进行组合, 得到重构图像 I^E 。

[0145] 通过上述步骤 A ~ 步骤 E 可以实现水印的提取, 从待检测的图像 I^S 中提取出二值的伪随机水印序列 R, 并且得到重构图像 I^E 。

[0146] 本发明的优点可通过以下仿真实验进一步说明：

[0147] 将本发明方法分别与现有基于直方图旋转的方法和现有基于直方图分布约束的方法进行实验对比, 实验中首先用这些方法分别将二值的伪随机水印序列嵌入到大小为 $512 \times 512 \times 8$ 的灰度图像中得到含水印图像, 然后对生成的含水印图像进行 JPEG 和 JPEG2000 的有损压缩得到降质的含水印图像, 最后再利用这些方法从降质的含水印图像中提取水印进行容量、视觉质量和鲁棒性的实验。

[0148] 1. 实验条件与实验说明

[0149] 实现本发明的软件环境为美国 Mathworks 公司开发的 MATLAB 2009a, 实验中大量的灰度图像包括来自 CVG-UGR 图像数据库的自然图像和来自 DICOM 样本图像集与 OsiriX 网站的医学图像。本发明的一些记号为：将基于直方图旋转的方法记为 HR, 将基于直方图分布约束的方法记为 HDC, 将本发明方法记为 HN。实验中三种方法的原始图像和待检测图像的分块大小均为 8×8 , 并且嵌入强度相同, 即 HR 中嵌入级别数为 8, HDC 中阈值为 8, HN 方法中嵌入级别数为 16, 而且在 HDC 中采用 BCH(15, 11, 1) 作为误差纠错码。

[0150] 2. 实验内容

[0151] 实验 1 : 容量实验

[0152] 本发明以客观指标位 / 像素 bpp 作为评判依据, 测试现有 HR、HDC 和本发明 HN 三种方法的容量, $\text{bpp} = Q/PX$, 其中 Q 是指在原始图像中最多能嵌入的水印位数, PX 是指在原始图像中像素的个数, 在本实验中 $PX = 512 \times 512 = 262144$ 。在原始图像大小确定的情况下, bpp 越大, 表示嵌入水印的位数越多, 即容量越大。本实验在自然图像数据库上进行测试, 实验结果如表 1 所示。

[0153] 表 1. 不同方法的容量值

方法	HR	HDC	HN
容量	0.015	0.011	0.015

[0155] 由表 1 结果可见, 由于没有采用误差纠错码, 本发明方法的容量明显高于 HDC, 克服了 HDC 方法容量低的缺陷, 同时, 通过块大小和阈值控制容量的方式使得本发明方法的容量与 HR 相当。

[0156] 实验 2 : 视觉质量实验

[0157] 本发明以客观指标峰值信噪比 PSNR 作为评判依据, 测试三种方法在原始图像以

最大容量嵌入情况下含水印图像的视觉质量,其中 PSNR 表示为

$$[0158] \quad \text{PSNR} = 10 \log \left(\frac{M \times N \times 255^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - I^E(i, j))^2} \right),$$

[0159] 式中, $M \times N$ 是原始图像大小, $I(i, j)$ 是原始图像在第 i 行第 j 列的像素值, $I^E(i, j)$ 是含水印图像在第 i 行第 j 列的像素值。本实验在自然图像和医学图像数据库上进行测试,实验结果如图 3 和表 2 所示,其中图 3(a) 为 HR 方法生成的含水印图像,图 3(b) 为本发明方法生成的含水印图像。

[0160] 表 2. 不同方法的 PSNR(dB) 值

	数据库/ 方法	HR	HDC	HN
[0161]	自然图像	22.67	30.01	32.04
	医学图像	8.9	30.07	30.98

[0162] 从表 2 的实验结果可以看出,本发明的 PSNR 明显高于 HR 和 HDC 方法,特别是在医学图像数据库上,本发明方法的 PSNR 比 HR 有了显著的提高,其中 PSNR 越高,代表含水印图像的视觉质量越好,说明本发明的有效性。

[0163] 由图 3 结果可见,本发明方法由于采用块筛选的方式有效解决了水印嵌入过程中的像素溢出问题,从而去除了 HR 方法含水印图像中的“椒盐”噪声,克服了 HR 方法视觉质量差的缺点。

[0164] 实验 3 :鲁棒性实验

[0165] 本发明进行鲁棒性实验的具体过程是 :在水印嵌入过程中,将长度等于固定值的水印序列重复嵌入到原始图像中,重复的次数等于 $V = \lfloor Q/TR \rfloor$,其中 V 是重复嵌入的次数, $\lfloor \cdot \rfloor$ 是向下取整运算,即取小于或等于 Q/TR 的最大整数, Q 是指在原始图像中最多能嵌入的水印位数, TR 是固定值,实验中取 100 ;在水印提取过程中,将提取出来的水印序列分成长度等于 TR 的 V 个子序列,再将这子序列按位分别组成一组,将每组中的 V 个值采用多数表决的方式进行判定,最后得到提取的水印序列。

[0166] 本发明在 JPEG 和 JPEG2000 两种常见的有损压缩攻击下测试三种方法的鲁棒性,实验中 JPEG 压缩的质量因子取 9 个值 :20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 分别在每个质量因子下测试三种方法的鲁棒性 ;JPEG2000 压缩的压缩率取 10 个值 :0. 2, 0. 4, 0. 6, 0. 8, 1. 0, 1. 2, 1. 4, 1. 6, 1. 8, 2. 0, 分别在每个压缩率下测试三种方法的鲁棒性,其中 JPEG 压缩的质量因子和 JPEG2000 压缩的压缩率越小,压缩强度越大。

[0167] 本发明以客观标准存活率 SL 作为评判依据,测试三种方法的鲁棒性,SL 表示为 $SL = |\phi - \delta| / \phi$,其中 $0 \leq SL < 1$, ϕ 是最弱压缩强度, JPEG 压缩时 ϕ 取 100, JPEG2000 压缩时 ϕ 取 2. 0, δ 是恰可提取压缩强度,即当压缩强度小于或者等于 δ 时,嵌入的水印序列恰能被正确提取出来, SL 越大,鲁棒性越强,反之亦然。同时,本发明以客观标准鲁棒置信度 RCR 作为评判依据,测试三种方法鲁棒性的可靠性, RCR 表示为 $RCR = \Phi / \Theta$,其中 Φ 是在一个数据库上使用最弱压缩强度能正确提取水印序列的原始图像个数, Θ 是该数据库

中全部原始图像的个数, RCR 越大, 鲁棒性的可靠性越高, 反之亦然。

[0168] 在医学图像数据库上, 可靠性的实验结果如表 3 所示, 其中在 JPEG 压缩下, 本发明方法与 HR 方法的鲁棒性均为 0.5, 在 JPEG2000 压缩下, HR 方法的鲁棒性是 0.4, 而本发明方法的鲁棒性是 0.9。从表 3 的实验结果可见, 在相同或者高于 HR 方法鲁棒性的情况下, 本发明方法的鲁棒置信度要优于 HR 方法, 解决了 HR 方法鲁棒性不可靠的问题。

[0169] 表 3. 不同方法的鲁棒置信度

	方法/ 压缩	JPEG	JPEG2000
[0170]	HR	0.94	0.88
	HN	1	1

[0171] 在自然图像数据库上, 可靠性的实验结果如表 4 所示, 其中在 JPEG 压缩下, 本发明方法与 HR 方法的鲁棒性均为 0.5, 在 JPEG2000 压缩下, 两种方法的鲁棒性是 0.7。由表 4 结果可见, 在相同的鲁棒性下, 本发明方法的鲁棒置信度要高于 HDC 方法。

[0172] 表 4. 不同方法的鲁棒置信度

	方法/ 压缩	JPEG	JPEG2000
[0173]	HDC	0.97	0.96
	HN	1	1

[0174] 综上, 本发明克服了 HR 方法含水印图像有“椒盐”噪声、视觉质量差和 HDC 方法容量低的缺点, 解决了它们鲁棒性不可靠的问题, 提高了鲁棒可逆图像水印方法的综合性能。

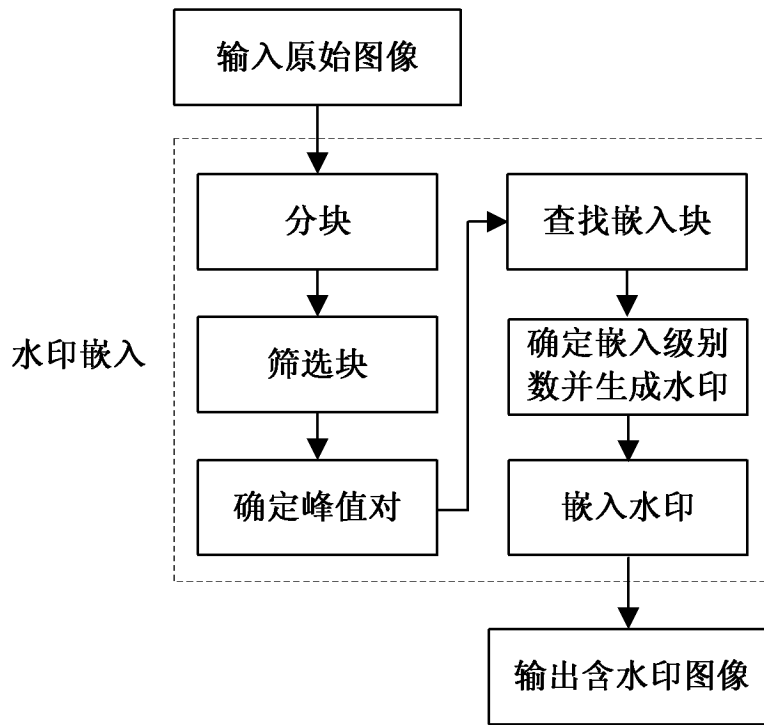


图 1

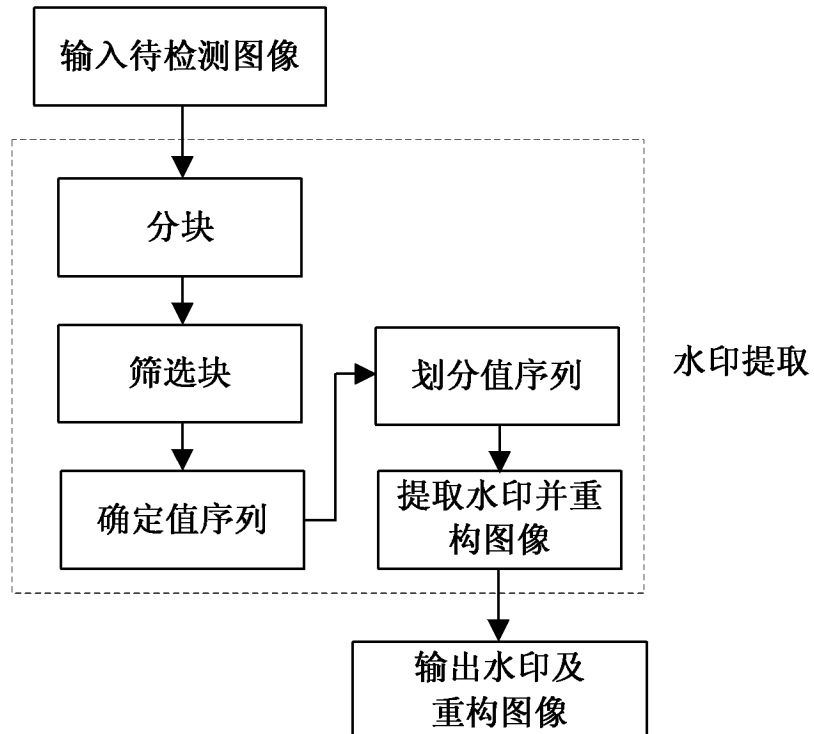
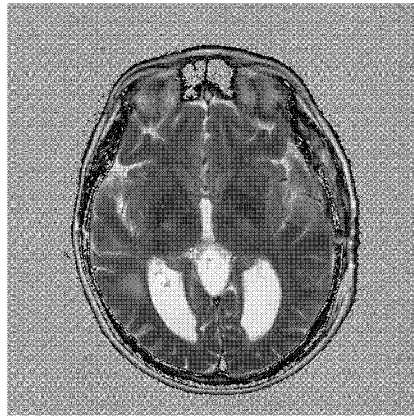
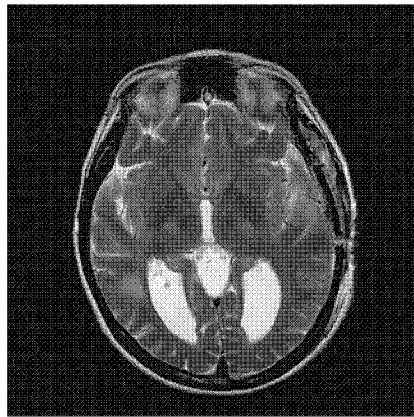


图 2



(a)



(b)

图 3