

基于 Contourlet 域虚拟树结构和 FOA-SVR 的 自适应鲁棒数字水印算法

鲁荣波¹, 陈留洋², 丁 雷¹, 李建锋¹, 曾琳玲¹

(1. 吉首大学信息科学与工程学院, 湖南吉首 416000; 2. 吉首大学数学与统计学院, 湖南吉首 416000)

摘 要: 为了更好地在 Contourlet 域里自适应地选择水印的嵌入位置和嵌入强度, 克服 Contourlet 变换最后一层低频子带没有被划分的缺陷, 给出了一种 Contourlet 域虚拟树结构的具体构造方法. 基于该构造方法, 结合混沌序列, 利用果蝇算法 (FOA) 优化支持向量回归机 (SVR) 的参数, 提出一种自适应的鲁棒数字水印算法, 实验结果表明该算法在有较强的鲁棒性和安全性的同时, 也具有很好的保真度.

关键词: 数字水印; Contourlet 变换; 混沌序列; 果蝇优化算法; 虚拟树结构

中图分类号: TP309.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2017)03-0674-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.03.026

Adaptive and Robust Watermarking Scheme Based on Contourlet Domain Coefficients Suppositional Tree Model and FOA-SVR

LU Rong-bo¹, CHEN Liu-yang², DING Lei¹, LI Jian-feng, ZENG Lin-ling¹

(1. College of Information Science and Enginnering, Jishou University, Jishou, Hunan 416000, China;

2. College of Mathematics and Statistics, Jishou University, Jishou, Hunan 416000, China)

Abstract: To choose a better embedding position and strength of the digital watermark in Contourlet domain and overcome the defect that the last layer of the low frequency subband of the Contourlet transform are not divided, this paper put forward a construction method of the suppositional tree model. On this basis, combined with chaos technology, and utilizing fruit fly optimization Algorithm (FOA) to optimize the parameters of the support vector regression (SVR), a robust and adaptive watermarking scheme is proposed. The result shows that the algorithm owns better effect on robustness, security and invisibility.

Key words: digital watermark; contourlet transform; chaos technology; fruit fly optimization algorithm; suppositional tree model

1 引言

数字水印是将某种形式的版权信息嵌入数字作品中的一种版权保护技术^[1], 为了有效地实现水印的版权保护功能, 要求水印方案具有两个基本特性: 保真度和鲁棒性, 二者相互影响、互相制约^[1]. 为了寻求更好的保真度和鲁棒性, 自适应水印算法思想被提出^[2], 文献[3]提出基于空域和支持向量回归机 (Support Vector Regression, SVR) 的水印算法, 它用 SVR 模拟人眼视觉系统 (Human Visual System, HVS), 再依据 HVS 的特性来自适应地嵌入水印; 但该算法直接改变了宿主图像

的像素值, 很容易受到像素值统计、图像压缩转换等日常图像攻击的干扰, 在这些方面鲁棒性不强. 文献[4]分析图像经离散小波变换后高频子带系数的特性, 把高频子带系数的均值和方差 (Mean Square Error, MSE) 作为水印信息的一部分, 通过修改某些高频子带的系数值来自适应地嵌入水印信息; 但该方案是基于小波变换进行的, 二维小波变换对图像的处理缺乏方向性, 使得图像的纹理和边缘等奇异点信息不能够很好地表示出来, 造成嵌入位置的选取不合理, 保真度不理想. 文献[5]对文献[3]进行了改进, 提出基于 SVR 和图像像素间的关系嵌入水印, 直接利用 HVS 确定嵌入强度, 虽

然是基于彩色图像的,如果把彩色图像的绿色分量看成灰度图像,该方案也可以看成是灰度图像水印方案. Do 和 Vetterli 在 2002 年提出 Contourlet 变换^[6],其在对图像高频部分处理方面优于小波变换,已经在图像压缩、数字水印和图像融合等方面获得极大应用^[7]. 文献[8]提出了基于 Contourlet 变换的数字水印方案,水印嵌入位置选择在根据归一化水印图像而确定的重要区域,水印嵌入强度依据亮度、纹理和边缘组成的特征向量而定,水印在提取时运用 SVR 进行盲提取;但 SVR 参数的选择是凭经验的,造成回归预测值的不准确,降低水印方案的鲁棒性. 文献[9]在嵌入水印信息预处理方面进行很好的创新,利用混沌序列和载体图像信息压缩编码形成嵌入水印,这样有利于检测篡改和内容恢复,提高安全性.

为了在 Contourlet 域里结合机器学习算法自适应地选择水印的嵌入位置和嵌入强度,克服 Contourlet 变换最后一层低频子带没有被划分的缺陷,本文给出一种 Contourlet 域虚拟树结构的具体构造方法,基于该构造方法,结合混沌序列,利用果蝇算法(Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA)优化 SVR 的参数,提出一种自适应的鲁棒数字水印算法. 首先,利用混沌序列加密方法对水印图像进行预处理,计算每棵 Contourlet 域虚拟树 MSE,根据 MSE 确定嵌入位置,再用虚拟树让 SVR 学习和预测,FOA 优化 SVR 的参数,最后,已学习的且参数已优化的 SVR 自适应地嵌入水印. 将提出的水印算法与文献[5,8,9]的算法进行保真度和鲁棒性比较,实验结果表明提出的算法在有较强的鲁棒性和安全性的同时,也具有很好的保真度.

2 预备知识

2.1 混沌序列及基于混沌序列的图像加密算法

混沌序列可以由 Chebyshev 混沌映射产生,式(1)表示 Chebyshev 映射^[9]:

$$x_{n+1} = T_k(x_n) = \cos(k \cdot \alpha \cdot \cos(x_i)), x_n = [-1, 1] \quad (1)$$

其中, $i \in [1, n]$ 是混沌序列的序列数;变量 $\alpha \in (0, 1]$ 是影响系数; $k(k > 2)$ 是 Chebyshev 映射的阶数.

混沌序列的产生过程是首先给出初值 x_1 , 把 x_1 代入式(1)产生 x_2 , 依次迭代 n 次, 产生 n 个混沌序列^[9]. 文献[10]给出了一种具体的利用混沌序列进行图像加密的方法, 首先利用混沌现象的随机性随机扰动像素点的灰度值, 然后再置乱扰动后的图像的像素位置.

2.2 支持向量机和果蝇优化算法

SVM 是一种基于统计学习理论和结构风险最小原理的有效的机器学习算法, 它可以利用有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中, 以

求获得对非线性问题等复杂问题上有较好的泛化能力^[11], 具有避免陷入局部最优解、设定参数少和易于实现等优点, 在预测问题上有着良好的效果^[11]. SVR 是 SVM 在回归学习中的应用.

假设 $M = \{(x_1, y_1) \cdots (x_i, y_i) \cdots (x_n, y_n), x_i \in R^m, y_i \in R\}$ 是 SVR 学习样本集, SVR 的学习过程是, 首先输入向量 $\mathbf{x}(\mathbf{x} = (x_1, x_2 \cdots x_i) i < n)$ 和向量 $\mathbf{y}(\mathbf{y} = (y_1, y_2 \cdots y_i), i < n)$ 让其训练, 其次输入剩余的 x_i 让其预测, 得到预测值 \hat{y}_i , 当此时的 x_i 对应的 y_i 与 \hat{y}_i 相差不超过规定误差 ε 时, SVR 模型就学习好了^[2].

FOA 是一种群智能寻优算法^[12], 和其他智能寻优算法(如遗传算法, 粒子群算法)相比, 该算法寻优效率高、泛化能力好、关键是克服了很多算法早熟的缺点.

2.3 Contourlet 变换

Contourlet 变换是目前最为先进的一种多分辨率、多方向的频域分析方法^[7]. Contourlet 变换的每一层都由相同的两步组成, 第一步采用拉普拉斯金字塔(Laplacian Pyramid, LP)分解; 第二步采用了方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)分解, 如图 1 所示. 对于 Contourlet 变换, 相关参数规定如下: 设进行了 L 层 Contourlet 变换, $D_k^l(i, j)$ 表示第 $l(1 \leq l \leq L)$ 层 LP 分解、第 $k(1 \leq k \leq 2^n)$ 维 DFB 方向分解后楔形子带上位于 (i, j) 的元素. $C^L(i, j)$ 表示最后一层低频子带的元素.

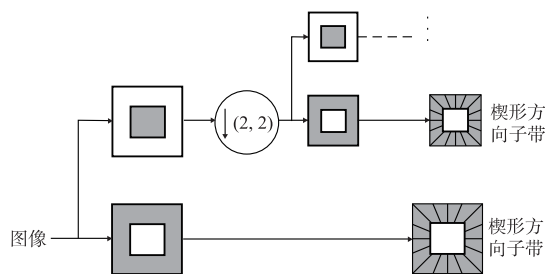
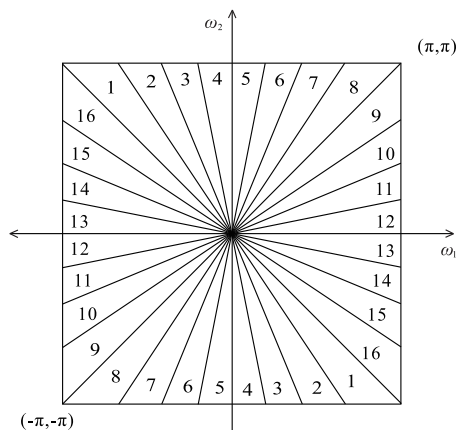


图1 Contourlet变换示意图

3 Contourlet 域虚拟树结构及构造方法

文献[13]给出了在小波域里构造小波方向树的方法, 如果想在 Contourlet 域里建立类似的结构, 显得很难, 因为 Contourlet 变换每个高频子带都被划分为许多楔形方向子带, 只有最低的那一层的低频子带 C^L 没有被划分, 这就为建立 Contourlet 树结构带来了不便. 为了克服上述缺陷, 本文把 C^L 进行系数重排, 再空间位移, 这样就构造一个虚拟低频子带, 它的大小和尺寸和原始低频子带相同, 但是它被虚拟地划分为和低频子带的楔形方向子带数目相同的楔形方向子带, 这样就很容易建立 Contourlet 虚拟树结构.

下面采用 2 层 LP 变换和 16 方向分解(即 $L = 2, n$



(a) 楔形方向子带编号

1	5
2	6
3	7
4	8
9	10
11	12
13	14
15	16

(b) 重新排列后式样

图2 楔形方向子带重新排列示意图

=4)来说明 Contourlet 虚拟树结构的构造方法,首先,对2个高频图像的每个图像的16个楔型方向子带做如图2(a)那样编号,然后再做如图2(b)那样重新排列。其次,对原低频子带 $C^L(i,j)$ 按照式(2)进行系数重排

if $i \bmod 2 = 0$

$$\begin{cases} s = \left(\left\lfloor \frac{i}{8} \right\rfloor + \frac{iN}{16} \right) \bmod \frac{N}{2} & (0 \leq i \leq N, 0 \leq j \leq N) \\ t = \left(\left\lfloor \frac{j}{2} \right\rfloor + \frac{jN}{2} \right) \bmod N & (0 \leq s \leq N, 0 \leq t \leq N) \end{cases} \quad (2)$$

if $i \bmod 2 = 1$

$$\begin{cases} s = \frac{i+1+N}{2} & (0 \leq i \leq N, 0 \leq j \leq N) \\ t = \left(\left\lfloor \frac{j}{8} \right\rfloor + \frac{jN}{8} \right) \bmod N & (0 \leq s \leq N, 0 \leq t \leq N) \end{cases}$$

这里,在虚拟低频子带中的坐标为 (s,t) ,原始低频图像的坐标 (i,j) ,虚拟低频子带的大小为 $N \times N$ 。然后把虚拟低频子带也像高频子带那样,对每个方向子带进行编号,这样, $C^L(i,j)$ 就变成 $C_k^L(i,j)$ 。最后按照图3将虚拟低频子带和高频子带间建立起空间对应关系。这样,就建立了 Contourlet 虚拟树结构。假设 $C_3^2(i,j)$ 为一颗树的根节点,它的子节点就是 $C_3^1(2i+p, 2j+q)_{0 \leq p,q \leq 1}$ 共4个节点,它的孙节点就是 $C_3^0(4i+p, 4j+q)_{0 \leq p,q \leq 3}$ 共16个节点。利用文献[14]中的基本思想对3幅标准图像虚拟低频子带和高频子带间的相关性进行

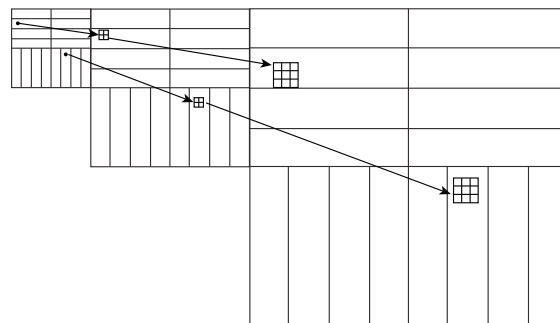


图3 Contourlet 树结构示意图

测试,两者的相关性测试值全部高于0.4,这就表明构造的树结构是合理的。

4 数字水印算法步骤

4.1 水印嵌入

设载体图像为256级灰度图像 I ,即 $I = \{h(i,j), 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$,数字水印为二值图像 W ,即 $W = \{w(i,j), 1 \leq i \leq P, 1 \leq j \leq Q\}$ 。

4.1.1 初始化

将图像经行 L 级 Contourlet 变换,如第3部分所述,建立 Contourlet 系数虚拟树;每一棵树都对应一个方向子带,然后计算每一个方向子带里的每一棵 Contourlet 系数虚拟树的 MSN,把 MSN 按照方向子带的编号 $k(1 \leq k \leq 2^n)$ 依次放到 V_1, V_2, \dots, V_{2^n} 中,对每个 V_k 向量中数值进行升序排序并计算每个 V_k 内数据的平均值。根据嵌入水印的总个数 $P \times Q$,选取 V_k 平均值较小的 $p(p < k, p = P \times Q)$ 个方向子带。在这 p 个 V 中计算每一个 V 中前一半较小 MSN 所对应的 Contourlet 系数虚拟树作为水印嵌入数据。后一半 Contourlet 系数虚拟树作为 SVR 的训练集代入 SVR 模型进行学习,让 Contourlet 系数虚拟树结构的子孙节点作为 SVR 模型的输入向量 x ,根节点作为模型的输出或预测向量 y 。

4.1.2 水印图像加密

步骤1 使用式(1)所示的混沌映射产生两个混沌序列 S_1 和 S_2 。

步骤2 将水印图像 W 变成一维向量 v 。

步骤3 S_1 和 v 作异或运算,运算结果用 v_1 表示。

步骤4 S_2 与 v_1 作位置置乱运算,得到加密后的一维序列 W_s 。

4.1.3 用 FOA 优化 SVR 的 g, C, ε ^[12]

SVR 需要优化的参数有:核函数里的参数 g 、惩罚参数 C 和不敏感因子 ε 。

步骤1 确定 g, C, ε 的取值范围,把取值范围等分,等分点与 x, y, z 坐标建立一一映射;

步骤2 随机设定果蝇种群规模、迭代次数、果蝇

群体的位置 $P_0 = (x_0, y_0, z_0)$;

步骤 3 赋予果蝇个体搜寻食物的随机方向、距离 rand , $x_i = x_0 + \text{rand}$; $y_i = y_0 + \text{rand}$; $z_i = z_0 + \text{rand}$; 计算此时果蝇个体位置与原点距离 $\text{Dist}_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}$, 取 Dist_i 倒数, 得到味道浓度判定值 $S_i = \frac{1}{\text{Dist}_i}$, S_i 对应的是模型优化参数值;

步骤 4 将 S_i 代入味道浓度判定函数 (Fitness Function, TF), 求出此时果蝇个体位置上的味道浓度 $\text{Smell}_i = \text{TF}(S_i)$ (TF 具体为把步骤 3 中 S_i 对应的 SVR 参数值带入 SVR 进行训练, 然后代入试验样本进行试验, 最后计算原始数据与试验结果的均方根误差 RMSE

$$= \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [v(t) - u(t)]^2}, \text{ 其中 } v(t) \text{ 为原始数据 } C_k^l(i, j), u(t) \text{ 为实验结果 } Y_k^l(i, j);$$

步骤 5 求出 Smell_i 的极小值, 并记录下此果蝇个体的位置 $(x_{\text{best}}, y_{\text{best}}, z_{\text{best}})$, 果蝇其它群体利用自身特性向此位置飞去, 形成新的群聚位置;

步骤 6 进入迭代寻优, 重复执行步骤 2 ~ 5, 并判断 Smell_i 是否优于前一迭代, 若是则执行步骤 5, 若否, 则输出最优的模型参数; 当达到规定的迭代次数, 也输出最优的模型参数。

4.1.4 嵌入水印

步骤 1 假设选择 p 个方向子带进行水印嵌入, 如 4.1.1 部分所示, 对于这 p 个方向子带, 用已学习好的且参数优化好的 SVR 对前一半的树模型中进行预测, 得到预测的根节点 $Y_k^l(i, j)$ 。

步骤 2 用式(3)嵌入水印

$$C_k^l(i, j)^* = \begin{cases} \max(C_k^l(i, j), Y_k^l(i, j) + \alpha), W_s = 1 \\ \min(C_k^l(i, j), Y_k^l(i, j) - \alpha), \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $C_k^l(i, j)$ 为该位置的实际值, $C_k^l(i, j)^*$ 为嵌入水印后的值, α 是调整因子, 值越大算法的鲁棒性就越强, 但却降低了保真度, 本算法通过多次实验, 比较得出最佳的 α 。

步骤 3 对处理后得到的频域数据进行 l 级 Contourlet 逆变换, 得到嵌入水印图像 I' 。

4.2 水印提取

步骤 1 对 I' 进行 l 级 Contourlet 变换, 并按照第 3 部分建立 Contourlet 树模型, 得到训练 SVR 的所有数据。

步骤 2 按照 4.1.1 部分所述, 找到嵌入水印的 p 个方向子带, 对于每一个子带, 找到嵌入水印的树的树根节点 $C_k^l(i, j)$ 作为 SVR 的目标值, 其他子孙节点为 SVR 模型的输入向量, 其他作为训练 SVR 的值, 得到预测的数值 $\bar{Y}_k^l(i, j)$ 。

步骤 3 利用式(4)得到 W_s 。

$$W_s = \begin{cases} 1, C_k^l(i, j) > \bar{Y}_k^l(i, j) \\ 0, C_k^l(i, j) \leq \bar{Y}_k^l(i, j) \end{cases} \quad (4)$$

步骤 4 按照 4.1.2 部分的逆过程把 W_s 恢复成 W 。

5 实验与分析

5.1 水印嵌入和提取分析

使用 Matlab 2012 进行仿真实验, 宿主图像选取标准灰度图像 Lena、Barbara、Airplan (1024 × 1024), Lena 如图 4(a); 水印图像选取含有“水印信息”字样的图像 (50 × 50) 如图 4(c)。



图4 实验效果对比图

原始宿主图像进行二层的 Contourlet 变换, 即 $l = 2$; 方向数 $n = 3$; 参数调整因子 $\alpha = 0.05$; 混沌序列初值 $x_1 = 0.6, 0.9$, 混沌映射节数 $k = 7$, 设置果蝇种群数为 2, 种群规模均为 10, 以及终止迭代次数为 50, SVR 核函数取 rbf. 采用 4.1.2 节部分混沌序列加密水印, 加密后的水印图像为图 4(d); 嵌入水印后的图像如图 4(b); 重新提取的水印图片如图 4(e). 可以看出, 水印能够正常提出, 且载体图像嵌入水印后不影响视觉效果。

5.2 保真度与鲁棒性测试与分析

本文使用峰值信噪比 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) 对嵌入水印后图像的保真度进行测量^[1]. 使用相关系数 NC (Normalized Correlation)^[1] 对水印图像鲁棒性进行测量。

PSNR 公式如(5)所示:

$$\text{PSNR} = 10 \lg 255^2 / \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |x(i, j) - \bar{x}(i, j)|^2 \quad (5)$$

其中, M, N 分别为测试图像的宽度和高度, $x(i, j)$ 为图像某一像素值, $\bar{x}(i, j)$ 为中心像素值。

NC 值如式(6)所示:

$$NC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W^*(i,j) W(i,j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W^{*2}(i,j)} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N W^2(i,j)}} \quad (6)$$

其中, M 、 N 分别为水印图像的宽度和高度, $W(i,j)$ 表示原始水印图像的像素值, $W^*(i,j)$ 表示提取出来的水印图像的像素值。

用本文算法嵌入不同的嵌入容量信息到三幅宿主图像中, 然后进行 PSNR 测试, 结果如表 1 所示. 与文献 [5, 8, 9] 相比, 在具有相同嵌入量的情况下, 本文算法的 PSNR 最高, 这说明本文算法的宿主图像保真度优于文献 [5, 8, 9] 提出的算法。

表 1 嵌入不同信息容量后 PSNR 对比表

图片名称	嵌入容量/b	PSNR/dB			
		本文算法	文献[5]	文献[8]	文献[9]
Lena	16384	37.325	35.083	36.589	28.629
	8192	46.329	42.336	45.057	38.198
	4096	47.865	46.953	47.358	40.658
Barbara	16384	36.203	33.739	35.107	27.628
	8196	40.985	39.015	39.148	35.740
	4096	47.562	45.784	46.372	40.786
Airplan	16384	44.236	34.083	42.515	29.802
	8192	50.693	40.544	45.187	37.900
	4096	53.132	49.657	52.929	45.651

为了验证水印方案的鲁棒性, 对嵌入水印后的图像进行了各种类型的攻击, 包括 JPEG 压缩 (质量因子取 0.5、0.3)、平滑滤波 (窗口 [7, 7]、[5, 5])、图像增强、噪声干扰和几何攻击, 然后把提取水印和原始嵌入前的水印做相似度 NC 计算并与文献 [5, 8] 结果进行了对比, 如表 2 ~ 4 所示, NC 的值越接近 1, 则鲁棒性越强。

表 2 提取水印相似度 NC 对比 (1)

攻击名称		JPEG 压缩攻击		平滑滤波	
参数设置		0.5	0.3	[7, 7]	[5, 5]
Lena	本文算法	0.998	0.969	0.998	0.982
	文献[5]	0.993	0.949	0.998	0.929
	文献[8]	0.995	0.976	0.990	0.960
Barbara	本文算法	0.999	0.956	0.998	0.983
	文献[5]	0.998	0.947	0.970	0.965
	文献[8]	0.985	0.959	0.988	0.973
Airplan	本文算法	0.999	0.952	0.998	0.986
	文献[5]	0.999	0.918	0.987	0.975
	文献[8]	0.999	0.956	0.998	0.975

表 3 提取水印相似度 NC 对比 (2)

攻击名称		几何攻击		图像增强		
参数设置		剪切 1/2	放缩 1/4	均值处理	锐化处理	对比度加强 50%
Lena	本文算法	0.895	0.994	0.989	0.996	0.975
	文献[5]	0.865	0.984	0.989	0.960	0.970
	文献[8]	0.885	0.985	0.997	0.985	0.965
Barbara	本文算法	0.898	0.996	0.981	0.995	0.978
	文献[5]	0.864	0.970	0.984	0.976	0.960
	文献[8]	0.886	0.945	0.996	0.985	0.965
Airplan	本文算法	0.895	0.996	0.976	0.995	0.954
	文献[5]	0.876	0.991	0.980	0.973	0.949
	文献[8]	0.886	0.996	0.978	0.985	0.965

表 4 提取水印相似度 NC 对比 (3)

攻击名称		噪声干扰			
参数设置		椒盐	均匀分布	乘性	高斯分布
Lena	本文算法	0.956	0.998	0.995	0.982
	文献[5]	0.925	0.996	0.962	0.961
	文献[8]	0.955	0.997	0.972	0.977
Barbara	本文算法	0.955	0.997	0.984	0.977
	文献[5]	0.954	0.987	0.982	0.957
	文献[8]	0.955	0.980	0.973	0.965
Airplan	本文算法	0.976	0.998	0.986	0.980
	文献[5]	0.956	0.994	0.963	0.951
	文献[8]	0.961	0.990	0.975	0.972

文献 [9] 是利用载体图像混沌技术生成的水印序列, 因而无法得出 NC 值。

由表 2 ~ 4 的数据可知, 本文算法在抵抗 JPEG 质量因子 0.5、平滑滤波 [7, 7]、锐化处理、均匀噪声、乘性噪声、放缩 1/4 和均值处理的攻击时, 本文算法的 NC 值接近 1 且优于文献 [5, 8], 说明本文算法在这些攻击方面有很强的鲁棒性; 在椒盐噪声、高斯分布噪声、剪切 1/2 和平滑滤波 [5, 5] 的攻击面前也有很高的 NC 值且优于文献 [5, 8], 说明本文算法在此攻击方面的鲁棒性也很强. 从以上分析可知, 本文提出的水印算法有很强的鲁棒性。

6 结语

为了在 Contourlet 域里结合机器学习算法自适应地选择水印的嵌入位置和嵌入强度, 克服 Contourlet 变换最后一层低频子带没有被划分的缺陷, 给出一种 Contourlet 域虚拟树结构的具体构造方法, 然后利用该构造

方法,结合混沌序列,利用 FOA 优化 SVR 的参数,提出一种自适应的鲁棒数字水印算法.本文的水印算法和文献[5,8,9]的算法相比,在增大水印信息嵌入容量的情况下,宿主图像仍有很高的 PSNR,水印图像在抵御常见水印攻击方面有很强的鲁棒性,而且算法的安全性还获得了明显的增强.

参考文献

- [1] P MEERWALD, S PEREIRA. Attacks, applications and evaluation of known watermarking algorithms with checkmark[A]. Security and Watermarking of Multimedia Contents IV[C]. USA: SPIE, 2002. 293 – 304.
- [2] R MEHTA, N RAJPAL, V P VISHWAKARMA. A robust and efficient image watermarking scheme based on Lagrangian SVR and lifting wavelet transform[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, DOI: 10.1007/s13042-015-0331-z.
- [3] LI C H, LU Z D, ZHOU K. An image watermarking technique based on support vector regression[A]. IEEE International Symposium on Communications and Information Technology[C]. USA: IEEE Press, 2005. 183 – 186.
- [4] 张冠男, 王树勋, 温泉. 一种嵌入可读水印的自适应盲水印算法[J]. 电子学报, 2005, 33(2): 308 – 312.
ZHANG G N, WANG S X, WEN Q. An adaptive blind watermarking algorithm to embed readable watermark[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(2): 308 – 312. (in Chinese)
- [5] SHEN R M, FU Y G, LU H T. A novel image watermarking scheme based on support vector regression[J]. Journal of System and Software, 2005, 78(1): 1 – 8.
- [6] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a directional multiresolution image representation[A]. Proceedings 2002 International Conference on Image Processing[C]. USA: IEEE Press, 2002. 357 – 356.
- [7] G U V SELVI, R NADARAJAN. CT and MRI image compression using wavelet-based contourlet transform and binary array technique[J]. Journal of Real-Time Image Processing, DOI: 10.1007/s11554-014-0400-7: 1 – 12.
- [8] NIU P P, WANG X Y, LU M Y. A novel pyramidal dual-tree directional filter bank domain color image watermarking algorithm[A]. 13th International Conference of Information and Communications Security[C]. Berlin: Springer, 2011. 158 – 172.
- [9] CHEN F, HE H J, et al. Chaos-based self-embedding fragile watermarking with flexible watermark payload[J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 72(1): 41 – 56.
- [10] CHEN G R, MAO Y B, Charles K Chui. A symmetric image encryption scheme based on 3D chaotic cat maps[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2004, 21(3): 749 – 761.
- [11] VAPNIK V N. The nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- [12] W T PAN. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012(26): 69 – 74.
- [13] INOUE H, MIYAZAKI A, et al. A digital watermark based on the wavelet transform and its robustness on image compression[A]. Proceedings of International Conference on Image Processing, 1998[C]. USA: IEEE Press, 2013. 391 – 395.
- [14] LIU J, MOULIN P. Information theoretic analysis of inter-scale and intrascale dependencies between image wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(11): 1647 – 1658.

作者简介



鲁荣波 男, 1970 年出生, 湖南省慈利县人, 博士, 湖南吉首大学教授, 硕士生导师. 主要研究方向为信息安全、电子支付、智能计算.
E-mail: lurongbo8563@163.com



陈留洋 男, 1989 年出生于河南省孟津县. 现为硕士研究生, 主要研究方向为信息安全、智能计算.
E-mail: 1294487429@qq.com

丁雷 男, 1972 年出生于湖南省湖南临湘县, 博士, 湖南吉首大学教授, 硕士生导师. 主要研究方向为网络安全、人工智能.
E-mail: yylxdinglei@126.com

李建锋 男, 1979 年出生与湖南省永定区, 博士, 湖南吉首大学副教授, 硕士生导师. 主要研究方向为图像处理、智能计算.
E-mail: ljf_zy@163.com

曾琳玲 女, 1983 出生于湖南省吉首市, 硕士研究生, 湖南吉首大学讲师, 主要研究方向为信息安全、智能计算.
E-mail: ling830922@hotmail.com