

基于 BKF 矢量 HMT 的非下采样剪切波域 数字水印检测算法

王向阳, 牛盼盼, 田 静, 杨红颖, 徐 欢
(辽宁师范大学计算机与信息技术学院, 辽宁大连 116029)

摘 要: 以非下采样剪切波变换(NSST)及隐马尔可夫树(HMT)理论为基础,提出了一种基于BKF(Bessel K Form)矢量HMT的非下采样剪切波域图像水印算法.水印嵌入时,首先对原始载体图像进行NSST;然后构造自适应高阶水印嵌入强度函数;最后选择重要的NSST高频系数乘性嵌入水印.水印检测时,首先根据NSST系数的非高斯分布特性及NSST系数间的子带内、方向间、尺度间等多种相关特性,建立具有强描述能力的BKF矢量HMT模型;然后利用最大期望(EM)方法,估计出BKF矢量HMT模型参数;最后结合BKF矢量HMT模型和最大似然(ML)检验理论,构造出数字水印检测器并提取水印.仿真实验结果证明了本文算法的有效性.

关键词: 图像水印; 矢量HMT; BKF分布; 非下采样剪切波变换; 自适应嵌入强度; 最大似然决策

中图分类号: TP309 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2021)01-0040-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.12263/DZXB.20191028

A Blind Watermark Decoder in NSST Domain Using BKF Vector HMT Model

WANG Xiang-yang, NIU Pan-pan, TIAN Jing, YANG Hong-ying, XU Huan
(School of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian, Liaoning 116029, China)

Abstract: In this paper, we propose a blind NSST domain image watermark decoder, wherein a vector-based HMT statistical model using BKF distribution is used. In the proposed scheme, the NSST is firstly performed on the original host image, and then the adaptive high-order watermark embedding strength functions are constructed, and finally the watermark data is embedded into the significant high-frequency coefficients in NSST domain. At the watermark receiver, NSST highpass coefficients are firstly modeled by employing the BKF vector HMT, where the BKF marginal statistics and strong intra-sub-band, cross-scale, and cross-orientation dependencies of NSST coefficients are incorporated. Then the statistical model parameters of BKF vector HMT are estimated using the expectation maximization approach. And finally a blind image watermark decoder is developed using BKF vector HMT and the maximum likelihood decision rule. The experimental results validate the effectiveness of the proposed technique.

Key words: image watermarking; vector-based HMT; BKF distribution; nonsubsampling Shearlet transform; adaptive watermark embedding strength; maximum likelihood decision

1 引言

不可感知性与鲁棒性是衡量数字图像水印算法优劣的最重要指标^[1-3],且二者存在固有的相互矛盾关系,可保持不可感知性与鲁棒性之间良好平衡的图像水印方法研究是一项富有挑战性的工作.一般说来,为全面提高图像水印的不可感知性与鲁棒性,应该充分

结合人眼视觉掩蔽特性与图像自身统计特性而进行数字水印信息的嵌入与检测^[4].基于统计模型的变换域乘性水印较好地体现了上述思想,为有效解决不可感知性与鲁棒性之间良好平衡问题提供了可能的解决方向.截止到目前,人们主要采用两类统计模型设计变换域乘性图像水印方案,分别为边缘分布模型和联合统计模型.

收稿日期:2019-09-09;修回日期:2020-07-15;责任编辑:孙瑶

基金项目:国家自然科学基金(No. 61472171, No. 61701212);辽宁省教育厅科学研究经费项目(重点项目)(No. LZ2019001);辽宁省自然科学基金(No. 2019-ZD-0468)

边缘分布模型是利用各种概率密度函数(PDF)反映单个变换系数分布及描述变换系数统计特性,并进一步利用概率密度函数参数分析处理图像. Sadreazami 等^[5]利用正态逆高斯(Normal Inverse Gaussian, NIG)分布刻画图像 Contourlet 域系数统计特性,并使用局部窗口自适应估计每个子带的 NIG 模型参数,同时结合 Bayesian 最大后验概率准则构造了水印检测器. 但 NIG 分布无封闭形式解,且参数估计较复杂. Etemad 等^[6]首先依据 Kolmogorov-Smirnov 检验理论,证明 t location-scale 概率密度函数可高效描述 Contourlet 系数的边缘分布特点,进而结合似然比检验与 t location-scale 分布理论,构造了最优乘性数字水印检测器. 由于边缘分布模型忽略了变换系数间的重要相关特性,故边缘分布模型的建模能力较弱.

联合统计模型不仅考察各单个变换系数的边缘分布特点,更着重考察变换系数之间的相互关系. 联合统计模型主要利用基于多尺度变换的各种数据结构(如隐马尔可夫模型 HMM),描述并确定变换系数的隐含状态(隐含未知参数),进而通过隐含状态联系建立变换系数关联,并进一步利用隐含未知参数来分析处理图像. Amini 等^[7]首先利用向量 HMM 对小波系数进行多尺度高斯混合建模,然后结合对数似然比检验理论推导出了数字水印检测器的闭解表达式,最后结合蒙特卡罗(Monte Carlo)仿真验证了水印检测算法的有效性. 王春桃等^[8]结合似然比检验与小波域隐马尔可夫模型进行了数字水印检测. Amini 等^[9]选取具有最大系数方差的高频子带作为水印嵌入区,并采用线性乘法方法嵌入水印信息. 在水印提取阶段,算法首先利用向量 HMM 对小波系数进行多尺度联合统计建模,然后结合对数似然比检验理论构造了数字图像水印检测器. 但该图像水印检测算法只能检测整个数字水印的有无,而不能提取具体数字水印信息位.

应该说,由于能够同时捕获变换系数的边缘分布与变换系数间的相关性,故联合统计模型往往更适合于变换域乘性水印. 然而,理论分析和实验结果表明,现有基于联合统计模型的变换域乘性水印普遍存在诸如所采用高斯混合联合统计模型描述能力不强、未充分利用多分辨率系数相关特性等一系列问题.

本文以非下采样剪切波变换(Nonsampled Shearlet Transform, NSST)及隐马尔可夫树(HMT)理论为基础,提出了一种基于 BKF 矢量 HMT 的非下采样剪切波域数字图像盲水印算法,获得了较好的工作性能.

2 NSST 系数统计特性分析

2.1 NSST 系数的非高斯分布特性

2008 年, Glenn Easley 等^[10]提出了剪切波(Shear-

let)变换理论,该变换具有多分辨率、平移不变、各向异性等优点. 非下采样剪切波变换(NSST)是 Shearlet 变换的拓展表示形式,其不仅继承了 Shearlet 变换的优点,而且解决了 Shearlet 变换中出现的“混频”现象,从而使同一方向信息不会在不同方向子带中重复出现,同时还可以获得二维图像的最佳稀疏效果,并对图像重要特征具有较强的捕获能力.

图 1 给出了标准图像 Barbara 部分高频子带的 NSST 系数分布直方图. 这里, NSST 采用了二级分解形式,且第二尺度和第一尺度分别为 4 个和 8 个分解方向. 不难看出,其 NSST 系数在“0”附近出现了明显的尖锐峰度,而在远离“0”的两侧出现了严重的重尾分布现象. 也就是说,其绝大多数 NSST 系数均接近于零. 进一步计算上述 NSST 系数分布直方图峰度,可得到其峰度值分别为 22.93 和 13.21. 由于高斯分布的峰度值为 3,远低于上述 NSST 系数分布峰度值,故可以得出结论, NSST 高频子带系数分布呈现出了明显的非高斯性,类似结论同样可以从其他标准测试图像中获得. 可见,要对具有非高斯性的 NSST 系数进行高效建模,必须首先选择合适的统计分布.

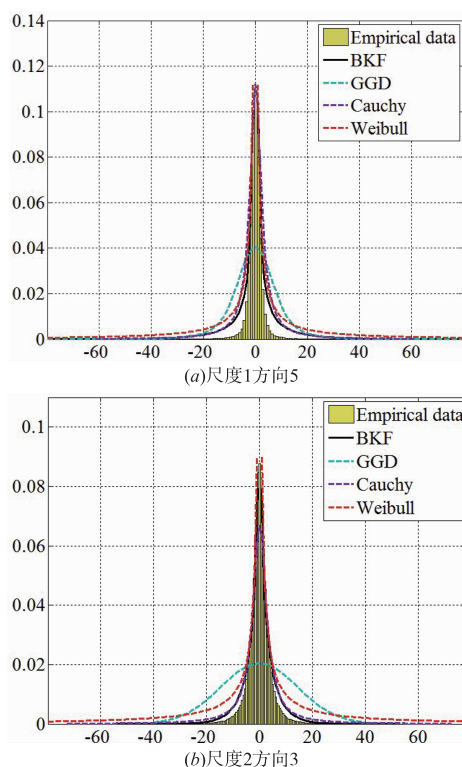


图1 图像Barbara部分高频子带的系数分布直方图与不同边缘分布的拟合图

2.2 NSST 系数的边缘分布特性分析

大量研究表明, BKF 分布非常适合用来建模具有高尖峰、长拖尾分布特征的随机变量,故本文拟采用

BKF 概率密度函数(PDF)刻画 NSST 高频子带系数的边缘分布特性. 根据文献[11], BKF PDF 定义如下

$$f_{p,c}(x) = \frac{\left(\frac{c}{2}\right)^{-\frac{p}{2}-\frac{1}{4}} \left|\frac{x}{2}\right|^{p-\frac{1}{2}} K_{p-\frac{1}{2}}\left(\sqrt{\frac{2}{c}}|x|\right)}{\sqrt{\pi}\Gamma(p)} \quad (1)$$

其中, $p > 0$ 为形状参数, $c > 0$ 为尺度参数, $\Gamma(t)$ 是 Gamma 函数, $K_z(\bullet)$ 表示第二种被修改的第 z 阶贝塞尔函数.

图 1 给出了标准图像 Barbara 的部分第一尺度和第二尺度高频子带的 NSST 系数分布直方图, 及相应的 BKF 分布、Weibull 分布、Cauchy 分布、GGD 分布的拟合图.

为进一步比较不同边缘分布的拟合精度, 以下利用 Kolmogorov-Smirnov (K-S) 检验方法来验证 BKF 概率密度函数的优良刻画性能^[12]. 本实验以标准灰度图像 Lena, Barbara 和 Mandrill 为例, 利用二级 NSST 得到图像第二尺度的高频子带, 然后采用不同 PDF 对每个子带系数分布进行拟合, 并计算其相应的 KS 值. 表 1 给出了不同边缘分布的 KS 值.

从图 1 和表 1 不难看出, BKF PDF 能够较好刻画 NSST 高频子带系数的统计特性, 可以较精确拟合出 NSST 高频子带系数的分布, 总体性能明显优于 Weibull PDF、Cauchy PDF 和 GGD PDF.

2.3 NSST 系数的相关特性分析

为充分描述 NSST 系数之间的依赖性, 这里首先定义出 NSST 系数之间的关系^[13]. 对于 NSST 域的任意一个参考系数 X , 我们定义与 X 相邻的 8 个系数为邻域系

表 1 不同边缘分布的 KS 测试结果对比

图像	尺度 2 方向	BKF 分布	Weibull 分布	GGD 分布	Cauchy 分布
Lena	1	0.0218	0.0659	0.2346	0.0362
	2	0.0089	0.0780	0.2168	0.0273
Barbara	1	0.0153	0.0476	0.1715	0.0179
	2	0.0070	0.0735	0.1695	0.0194
Mandrill	1	0.0190	0.0287	0.0754	0.0267
	2	0.0151	0.0254	0.0633	0.0293
Average		0.0145	0.0532	0.1552	0.0261

数(NX); 定义与 X 具有相同方向、但位于其上一尺度的系数为父系数(PX), 并且每个系数有且仅有一个父系数; 定义与 X 具有相同尺度、位于不同方向且与 X 位置相对应的系数为兄弟系数(BX). 于是, NSST 系数之间的相互关系可描述成图 2 形式. 其中:

父系数(PX) 指位于参考系数 X 的上一尺度, 且与 X 处于同一方向的 NSST 系数.

邻域系数(NX) 指与参考系数 X 处于相同方向和尺度的分解子带上, 参考系数 X 周围的 8 个邻近 NSST 系数.

兄弟系数(BX) 指与参考系数 X 处于同一尺度, 但位于不同方向的 NSST 系数.

这些位于不同尺度、不同方向、不同空间位置的 NSST 系数之间均具有较强的相关特性, 其将在 NSST 系数统计建模中扮演重要角色.

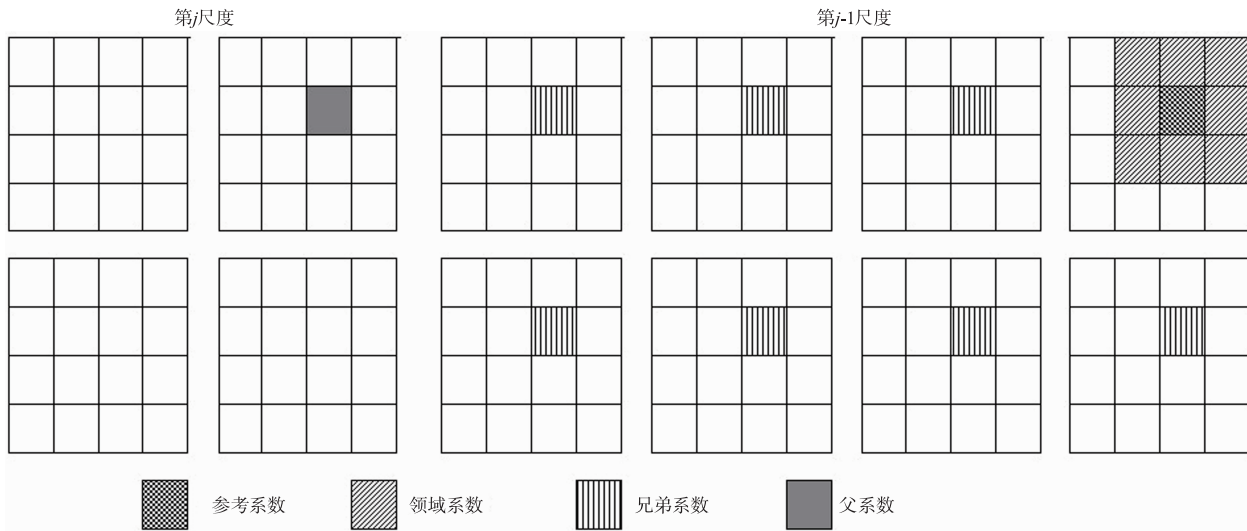


图 2 NSST 系数之间的相互关系 (关系示意图)

3 NSST 域 BKF 矢量隐马尔可夫树 (HMT) 模型建立

本文将采纳 BKF 混合模型 (BMM) 捕获 NSST 系数边缘分布, 利用 HMT 模型描述 NSST 系数相关性, 进而

建立起 NSST 域 BKF 矢量 HMT 模型, 并用于构造数字图像水印检测器. 下面, 以一个两状态、由粗到细尺度上方向子带个数依次为 4 和 8 的 NSST 变换为例, 说明 NSST 域 BKF HMT 模型与 BKF 矢量 HMT 模型的建立过程, 参见图 3.

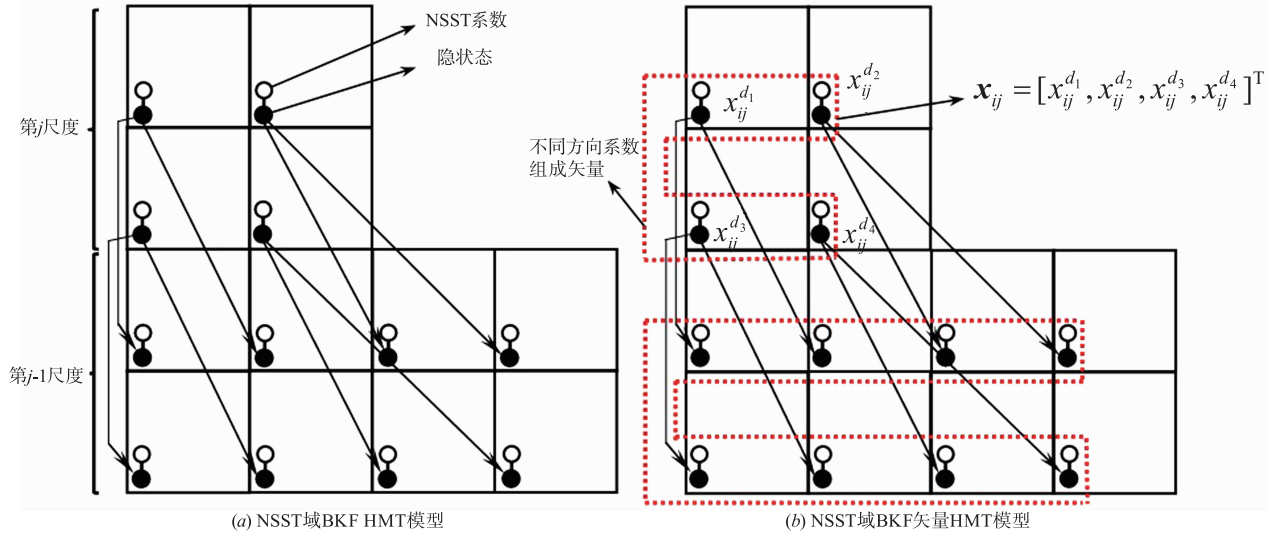


图3 NSST域BKF HMT模型与BKF矢量HMT模型示意图

3.1 NSST 域 BKF HMT 模型

假设已对图像进行非下采样剪切波变换 (NSST), 即首先采用非下采样金字塔滤波器组 (NSLP), 对图像进行尺度为 $j = \{1, 2, \dots, J\}$ 的 J 层多尺度分解, 然后利用剪切波滤波器 (SF), 对每一分解层进行 D_j 个方向的方向局部化分解.

设在具有 2-状态的 BKF HMT 模型中, x_{ij} 表示位于尺度 j 、节点 i 的 NSST 系数, S_{ij} 表示节点系数 x_{ij} 所对应的隐状态, 且其概率质量函数 $P(S_{ij} = m) = P_j^m$ ($m = 1, 2$). 在 $S_{ij} = m$ ($m = 1, 2$) 条件下, NSST 系数 x_{ij} 符合形状参数为 p_j^m 和尺度参数为 c_j^m 的 BKF PDF 统计分布. 于是, 位于尺度 j 、节点 i 的 NSST 系数 x_{ij} 的边缘分布可定义成如下形式

$$f_X(x_{ij}) = \sum_{m=1}^2 \frac{P_j^m}{\sqrt{\pi} \Gamma(p_j^m)} \left(\frac{c_j^m}{2} \right)^{-\frac{p_j^m}{2}-\frac{1}{4}} \left| \frac{x_{ij}}{2} \right|^{p_j^m-1} \cdot K_{p_j^m-\frac{1}{2}} \left(\sqrt{\frac{2}{c_j^m}} |x_{ij}| \right) \quad (2)$$

其中, $\sum_{m=1}^2 P_j^m = 1$.

为减少统计模型参数, 以有效降低时间复杂度, 我

$$f_X(\mathbf{x}_{ij}) = \sum_{m=1}^2 \frac{P_j^m \left(\frac{c_j^m}{2} \right)^{-\frac{p_j^m}{2}-\frac{1}{4}} \left| \frac{(\mathbf{x}_{ij})^T (\mathbf{C}_j^m)^{-1} (\mathbf{x}_{ij})}{2} \right|^{p_j^m-\frac{1}{2}} K_{p_j^m-\frac{1}{2}} \left(\sqrt{\frac{2}{c_j^m}} |(\mathbf{x}_{ij})^T (\mathbf{C}_j^m)^{-1} (\mathbf{x}_{ij})| \right)}{\sqrt{\pi^3 |\det(\mathbf{C}_j^m)|} \Gamma(p_j^m)} \quad (3)$$

们假设同一尺度下的所有节点系数具有相同的统计特性, 即 $\mathbf{A}_{ij} = \mathbf{A}_j$, $P_{ij}^m = P_j^m$, $c_{ij}^m = c_j^m$. 于是, 可得到由如下参数组成的 NSST 域 BKF HMT 模型:

$$\Theta = \{P_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_J; p_j^m, c_j^m, (j=1, 2, \dots, J; m=1, 2)\}$$

这里, P_1 表示最粗尺度方向子带根节点的初始状态概率, \mathbf{A}_j 表示父尺度 j 转移到子尺度 $j-1$ 的状态转移概率矩阵, p_j^m, c_j^m 表示 NSST 系数混合 BKF 分布的形状参数和尺度参数.

3.2 NSST 域 BKF 矢量 HMT 模型及参数估计

为有效捕获 NSST 系数的方向间相关性, 以增强 BKF HMT 的建模能力, 本文将同尺度、同位置、不同方向的 NSST 节点系数组织成矢量, 并进一步将 BKF HMT 拓展成 BKF 矢量 HMT 模型.

如图 3(b) 所示, 假设 x_{ij}^d 表示位于尺度 j 、方向 d 、节点 i 的 NSST 系数, 则我们可以将同尺度、同位置、不同方向的 NSST 系数 $x_{ij}^{d_1}, x_{ij}^{d_2}, x_{ij}^{d_3}, x_{ij}^{d_4}$ 组织成 NSST 系数矢量 $\mathbf{x}_{ij} = [x_{ij}^{d_1}, x_{ij}^{d_2}, x_{ij}^{d_3}, x_{ij}^{d_4}]^T$, 进而利用其协方差矩阵 \mathbf{C}_j^m 描述 NSST 系数间的相关性. 于是, BKF 矢量 HMT 模型中位于尺度 j 、节点 i 的 NSST 系数矢量的分布函数可表示为

在 BKF 矢量 HMT 模型中,由于同尺度、同位置、不同方向的 NSST 系数被统一组织成为 NSST 系数矢量,故其具有相同的隐状态.于是,可得到由以下参数组成的 NSST 域 BKF 矢量 HMT 模型:

$$\Theta = \{P_1, A_2, \dots, A_j; p_j^m, c_j^m, C_j^m, (j=1, 2, \dots, J; m=1, 2)\}$$

这里, P_1 表示最粗尺度方向子带根节点的初始状态概率, A_j 表示父尺度 j 转移到子尺度 $j-1$ 的状态转移概率矩阵, p_j^m, c_j^m 表示 NSST 系数混合 BKF 分布的形状参数和尺度参数, C_j^m 表示用于描述 NSST 系数间方向相关性的协方差矩阵.

由于 NSST 域 BKF 矢量 HMT 模型是一种不完全数据的统计模型,而期望最大化 (Expectation Maximization, EM) 算法是一种求解不完全数据参数估计的有效方法,故本文采用 EM 方法训练 NSST 域 BKF 矢量 HMT 模型参数.

为直观显示 NSST 域 BKF 矢量 HMT 的建模能力,图 4 给出了标准图像 Barbara 部分第一尺度和第二尺度高频子带的 NSST 系数分布直方图,及相应的 BKF PDF、Gaussian-HMM (即 Gaussian HMT)、BKF 矢量 HMT 的拟合图.从图 4 不难看出,BKF 矢量 HMT 能够较好地刻画 NSST 高频子带系数的统计特性,可以较精确拟合出 NSST 高频子带系数的分布,总体性能明显优于 BKF PDF、Gaussian-HMM.而且,类似结论同样可以从其他标准测试图像中获得.

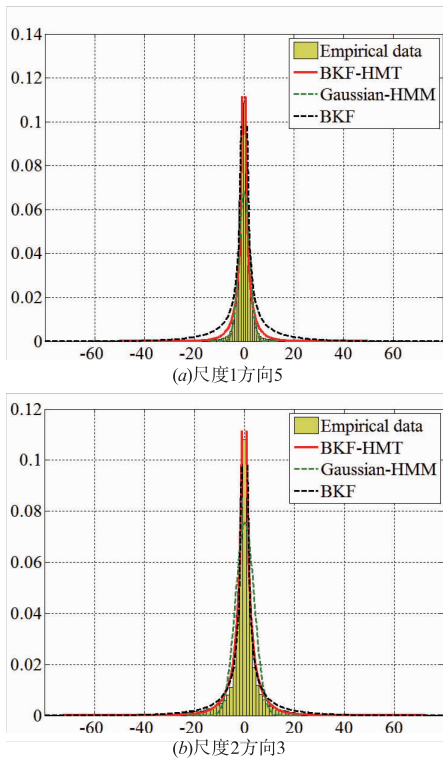


图4 不同统计模型的建模效果对比

4 数字水印嵌入

假设 $I = \{f(x, y), 1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N\}$ 表示原始载体图像, $f(x, y)$ 表示原始载体第 x 行、第 y 列的图像像素值, $w = \{w_k \in \{0, 1\}, 1 \leq k \leq L\}$ 表示随机生成的二值水印序列.则整个数字水印的嵌入过程可描述如下.

步骤 1 非下采样剪切波变换与高能量高频子带选取.对原始载体图像进行二级非下采样剪切波变换 ([2, 4] 分解).为了取得不可感知性和鲁棒性的良好平衡,本文选择第二尺度中具有最高能量的方向子带嵌入水印信息.其中,子带能量的计算方法如下

$$d = \arg \max_{i,j} \left(\sum_x \sum_y (D_{i,j}[x, y])^2 \right) \quad (4)$$

这里, $D_{i,j}[x, y]$ 表示位于第 i 尺度、第 j 个方向高频子带第 x 行、第 y 列的 NSST 系数值.

步骤 2 系数分块及高熵块选取.将所选高能量方向子带划分成大小相同的不重叠系数块,并计算出每个系数块的熵值.然后按照熵值进行系数块排序,进而选取熵值较大的 L 个系数块 $B_k (k=1, 2, \dots, L)$ 用于水印嵌入.

步骤 3 非线性强度函数构造与水印嵌入.本文所构造的非线性水印嵌入强度函数如下

$$f_1(x) = \arctan\left(\frac{x}{a_1}\right) + b_1 \quad (5)$$

$$f_0(x) = \operatorname{arccot}\left(\frac{x}{a_2}\right) + b_2$$

其中, $f_1(x)$ 和 $f_0(x)$ 分别表示水印位为“1”时的嵌入强度函数和水印位为“0”时的嵌入强度函数. a_1, b_1, a_2, b_2 为需要结合仿真实验选择确定的参数,本文选取 $a_1 = 100, b_1 = 1.2, a_2 = 150, b_2 = 1.5$.

设 B_k 表示已转换成一维形式的原始 NSST 域高熵系数块 $B_k = \{x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kQ}\}$, B'_k 表示含水印 NSST 域高熵系数块 $B'_k = \{x'_{k1}, x'_{k2}, \dots, x'_{kQ}\}$, 则数字水印嵌入策略可表示为

$$x'_{ki} = \begin{cases} x_{ki} \cdot f_1(x_{ki}), & \text{if } w_k = 1 \\ x_{ki} \cdot f_0(x_{ki}), & \text{if } w_k = 0 \end{cases} \quad x_{ki} \in B_k \quad (6)$$

这里, x_{ki} 和 x'_{ki} 分别表示原始 NSST 系数和含水印 NSST 系数, $i=1, 2, \dots, Q, k=1, 2, \dots, L$. $f_1(x)$ 和 $f_0(x)$ 为非线性水印嵌入强度函数.

步骤 4 利用含水印 NSST 域高频子带及其他子带,进行逆 NSST 即可得到含水印图像.

5 数字水印提取

5.1 最大似然水印检测器构造

假设已采用非线性嵌入强度函数 $f_1(x)$ 和 $f_0(x)$ 嵌入数字水印,且二值水印序列中“0”和“1”出现机会均等,同时 NSST 系数服从于 BKF 矢量 HMT 统计分布.于

是,我们可以利用 BKF 矢量 HMT 对含水印 NSST 系数进行建模,并通过推导出的最优检测器提取出具体数字水印位。

数字水印检测问题可看作为二元假设检验问题。这里, H_1 和 H_0 分别表示 NSST 高频系数嵌入“1”及嵌入“0”时的假设,即

$$H_1: y_i = x_i \cdot \left(\arctan\left(\frac{x_i}{a_1}\right) + b_1 \right), \quad \text{if } w_k = 1 \quad (7)$$

$$H_0: y_i = x_i \cdot \left(\operatorname{arccot}\left(\frac{x_i}{a_2}\right) + b_2 \right), \quad \text{if } w_k = 0$$

其中, x_i 和 y_i 分别表示原始 NSST 系数和含水印 NSST 系数。

为了从含水印图像的 NSST 域高熵系数块 B_k 中提取出数字水印位,本文提出了基于最大似然 (ML) 决策的最优数字水印解码器,即

$$\prod_{i \in B_k} f_Y(y_i | w_k = 1) \stackrel{H_1}{\geq} \prod_{i \in B_k} f_Y(y_i | w_k = 0) \quad (8)$$

这里, $f_Y(\cdot)$ 表示刻画 NSST 系数矢量分布的概率密度

$$l_k(y) = \sum_{i \in B_k} \ln \frac{g_1}{g_0} + \sum_{i \in B_k} \ln \frac{\sum_{m=1}^2 P_q^m \left(\frac{c_q^m}{2}\right)^{-\frac{p_q^m}{2}-\frac{1}{4}} \left| \frac{G_{1_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{1_i}}{2} \right| K_{p_q^m} \left(\sqrt{\frac{2}{c_q^m}} | G_{1_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{1_i} | \right)}{\sqrt{\pi^3} |\det(C_q^m)| \Gamma(p_q^m)} \quad (12)$$

$$\frac{\sum_{m=1}^2 P_q^m \left(\frac{c_q^m}{2}\right)^{-\frac{p_q^m}{2}-\frac{1}{4}} \left| \frac{G_{0_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{0_i}}{2} \right| K_{p_q^m} \left(\sqrt{\frac{2}{c_q^m}} | G_{0_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{0_i} | \right)}{\sqrt{\pi^3} |\det(C_q^m)| \Gamma(p_q^m)}$$

则 NSST 域高熵系数块 B_k 中所嵌入的第 k 个水印信息位可按如下公式提取

$$\hat{w}_k = \begin{cases} 1, & Z_k(y) > T_k \\ 0, & Z_k(y) < T_k \end{cases} \quad (13)$$

$$Z_k = \sum_{i \in B_k} \ln \left(\frac{\sum_{m=1}^2 P_q^m \left(\frac{c_q^m}{2}\right)^{-\frac{p_q^m}{2}-\frac{1}{4}} \left| \frac{G_{1_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{1_i}}{2} \right| K_{p_q^m} \left(\sqrt{\frac{2}{c_q^m}} | G_{1_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{1_i} | \right)}{\sqrt{\pi^3} |\det(C_q^m)| \Gamma(p_q^m)} \right) \quad (15)$$

$$\frac{\sum_{m=1}^2 P_q^m \left(\frac{c_q^m}{2}\right)^{-\frac{p_q^m}{2}-\frac{1}{4}} \left| \frac{G_{0_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{0_i}}{2} \right| K_{p_q^m} \left(\sqrt{\frac{2}{c_q^m}} | G_{0_i}^T (C_q^m)^{-1} G_{0_i} | \right)}{\sqrt{\pi^3} |\det(C_q^m)| \Gamma(p_q^m)}$$

5.2 数字水印提取

本文所提出的数字图像水印算法属于盲水印算法,其水印提取过程无需原始载体图像、原始水印信号等辅助信息。整个数字水印提取过程(关键步骤)可描述如下。

步骤 1 非下采样剪切波变换与高能量高频子带选取。对含水印图像 I^* 进行二级非下采样剪切波变换([2,4]分解),然后选取第二尺度中具有最高能量的方向子带提取水印信息。

函数。

对式(8)两边取自然对数,则最优数字水印解码器可写成

$$l_k(y) = \sum_{i \in B_k} \ln \frac{f_Y(y_i | w_k = 1)}{f_Y(y_i | w_k = 0)} \stackrel{H_1}{\geq} 0 \quad (9)$$

为了计算 $l_k(y)$,需要利用嵌入强度函数的反函数 g_1, g_0 ,由式(7)可得

$$f_Y(y_i | b_i = 1) = g_1 f_X(g_1) \quad (10)$$

$$f_Y(y_i | b_i = 0) = g_0 f_X(g_0) \quad (11)$$

其中, $f_X(x)$ 表示所选高能量方向子带的 NSST 系数 PDF。为了得到 $f_X(g_1), f_X(g_0)$,我们采用了式(3)所示的 2-状态 NSST 系数矢量的边缘分布函数,于是 BKF 矢量 PDF 可表示成 $f_X(G_1), f_X(G_0)$,这里, G_1 和 G_0 表示基于矢量的嵌入强度函数反函数。由于载体图像进行的是二级 NSST,式(3)中的 j 假设值为 $\log_2(\min(M, N)) - 2$,简写成 q 。于是, $l_k(y)$ 可以通过代数运算得到如下公式

其中,

$$T_k = \sum_{i \in B_k} \ln \frac{G_{1_i}}{G_{0_i}} \quad (14)$$

步骤 2 系数分块及高熵块选取。将所选高能量方向子带划分成大小相同的不重叠系数块,并计算出每个系数块的熵值。然后按照熵值进行系数块排序,进而选取熵值较大的 L 个系数块 B_k^* ($k=1, 2, \dots, L$) 用于水印提取。

步骤 3 水印嵌入强度函数的反函数计算。计算出嵌入强度函数的反函数 g_1, g_0 ,及基于矢量的嵌入强度函数反函数 G_1, G_0 。

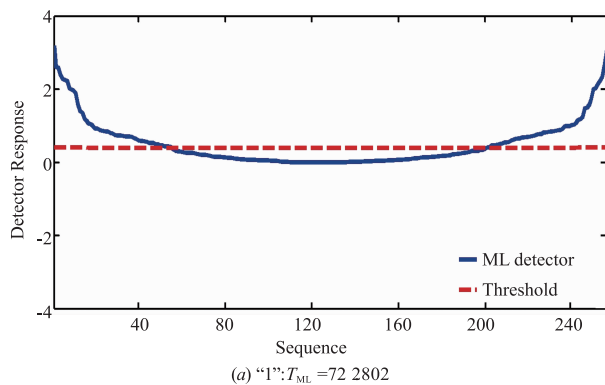
步骤 4 BKF 矢量 HMT 模型参数估计。利用 NSST

域高频子带系数,对 BKF 矢量 HMT 统计模型进行参数估计.

步骤 5 数字水印提取. 对于 NSST 系数块 B_k^* ($k = 1, 2, \dots, L$), 利用 5.1 节所构造的最大似然检测器提取数字水印信息, 从而得到二值水印序列 $W^* = \{w_k^* \in \{0, 1\}, 1 \leq k \leq L\}$.

6 实验结果与分析

为验证本文数字图像水印算法(即 BKF-HMT 方法)的正确性与有效性, 以下给出了算法的工作性能测试、不可感知性测试和鲁棒性测试结果. 实验中, 所选用原始载体为 100 幅 $512 \times 512 \times 8\text{bit}$ 的标准灰度图像, 包括 Lena, Mandrill, Barbara, Peppers, Boat 等; 数字水印为随机产生的 100 组不同二值水印序列; NSST 采用了二级分解形式, 且第二尺度和第一尺度分别为 4 个和 8 个分解方向; 我们采用了 PSNR(峰值信噪比)和 BER



(误码率)等指标客观评价算法的不可感知性和鲁棒性. 同时, 为验证本文算法的优越性, 我们还与本领域典型文献[5,7]进行了对比.

6.1 最大似然检测器性能测试

为验证本文提出的基于 BKF-HMT 的最大似然(ML)水印检测器工作性能, 我们从载体图像中任意选取一个高熵 NSST 系数块, 并在其中嵌入数字水印位“1”或“0”, 然后计算每个 NSST 系数的 ML 检测响应值. 如果该高熵系数块的 ML 累积响应值大于累积阈值, 则判断该系数块内嵌入水印位“1”; 反之判断该系数块内嵌入水印位“0”. 图 5 给出无攻击下 ML 检测器的水印提取结果. 这里, 用 T 代表阈值, T_{ML} 代表 ML 累积响应值与累积阈值的差值. 不难看出, 当嵌入水印位“1”时, T_{ML} 远大于 T ; 而嵌入水印位“0”时, T_{ML} 远小于 T , 其说明本文所提出的 ML 检测器能够准确提取出水印信息, 且检测灵敏度较高.

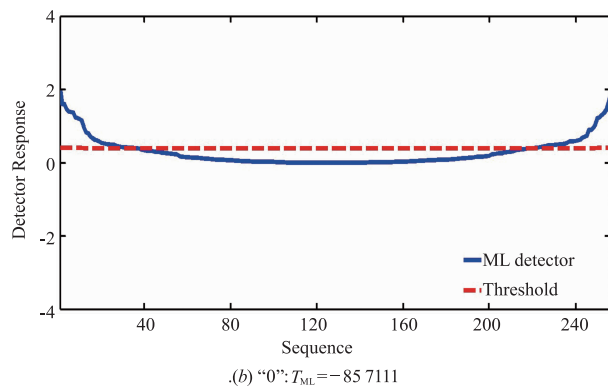


图5 本文基于BKF-HMT的ML水印检测器的检测性能

6.2 不可感知性测试

为全面客观评价本文算法的不可感知性, 我们直观显示了本文算法数字水印的感知透明性, 参见图 6. 这里, 图 6 给出了原始载体图像、含水印图像、及其差值图像(载体为 $512 \times 512 \times 8\text{bit}$ 图像, 水印为 128 位随机序列). 不难看出, 本文算法具有较好的不可感知特性.

6.3 鲁棒性测试

为全面客观评价本文算法的鲁棒性能, 我们对含水印图像进行了一系列攻击实验, 包括 JPEG 有损压缩(JPEG Compression)、叠加高斯白噪声(AWGN)、叠加椒盐噪声(Salt & Peppers)、中值滤波(Median Filtering)、高斯滤波(Gaussian Filtering)、伽马校正(Gamma Correction)、旋转(Rotation)等.

图 7 给出了 10 幅原始载体图像与 100 组不同 256 位数字水印的平均检测性能(平均 BER), 并与文献[7]

(2018)进行了对比.

表 2 给出了载体图像 Lena, Barbara 与 100 组不同 128 位和 256 位数字水印的平均检测性能(平均 BER), 并与文献[5]进行了对比.

以上实验结果表明: 所提出的数字图像水印算法不仅具有较好的不可感知性, 而且能够抵抗大部分攻击(如 JPEG 压缩、叠加噪声、滤波、伽马校正、旋转等), 较好地解决了鲁棒性与不可感知性之间的良好平衡问题. 这是因为本文算法: (1) 引入了可近似最优表征图像特征的非下采样剪切波变换; (2) 构造了刻画能力更强的非线性水印嵌入强度函数; (3) 采纳了可有效描述变换系数分布的非高斯混合模型; (4) 充分利用了变换系数的多种相关特性, 进而构造了预测能力更强的多相关联合统计模型.



图6 数字水印不可感知性的主观测试结果(载体为512×512×8bit图像, 水印为128位随机序列)

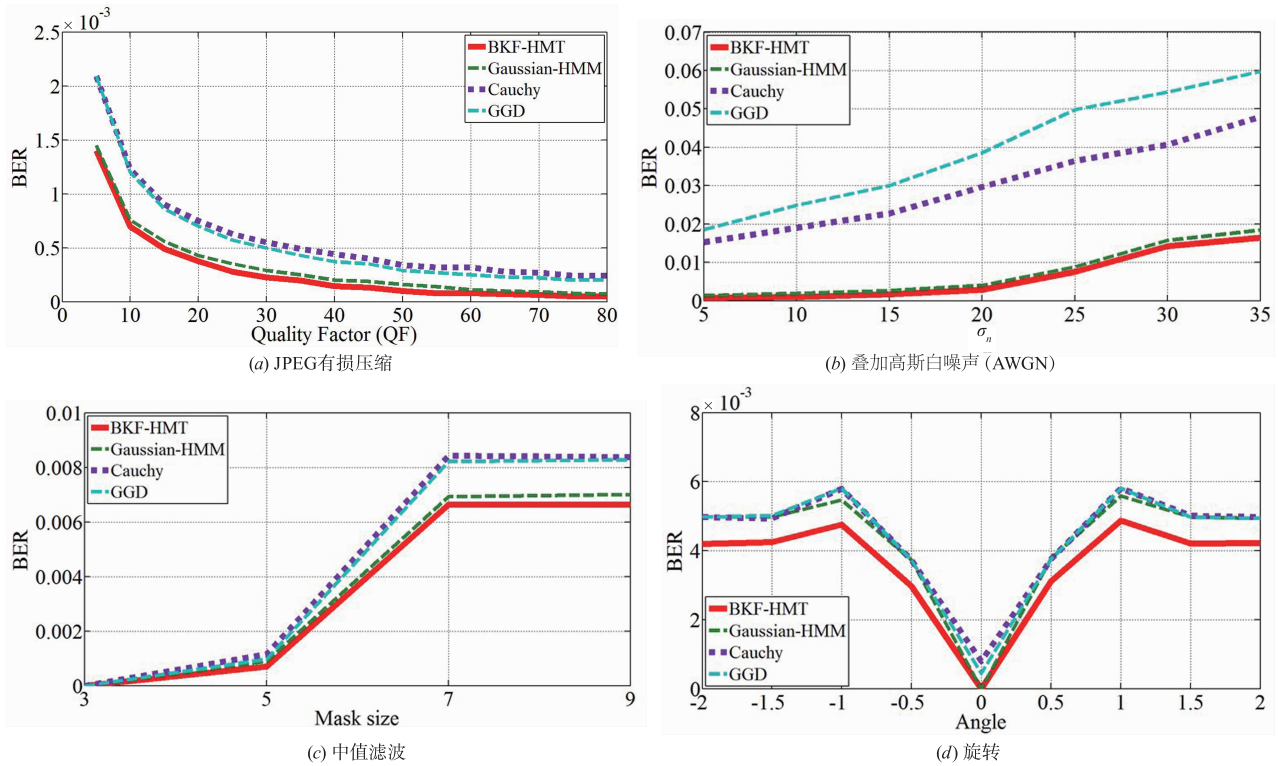


图7 本文算法与文献[7]的鲁棒性对比

表 2 不同方法的鲁棒性比较(平均 BER)

攻击形式	Barbara				Lena			
	128bit		256bit		128bit		256bit	
	NIG ^[5] (2016)	本文算法 (BKF-HMT)	NIG ^[5] (2016)	本文算法 (BKF-HMT)	NIG ^[5] (2016)	本文算法 (BKF-HMT)	NIG ^[5] (2016)	本文算法 (BKF-HMT)
No attack	0	0	0	0	0	0	0	0
JPEG (QF = 30)	0.2321	0	0.2811	0.0005	0.2132	0.0001	0.2420	0.0011
JPEG (QF = 40)	0.1851	0	0.2483	0.0010	0.1772	0	0.2249	0.0007
AWGN ($\sigma_n = 10$)	0.0171	0	0.0235	0	0.0150	0	0.0200	0
AWGN ($\sigma_n = 20$)	0.0491	0	0.0545	0.0002	0.0380	0	0.0630	0.0017
Median Filtering (3 * 3)	0.0242	0	0.0436	0	0.0220	0	0.0420	0
Median Filtering (7 * 7)	0.0821	0.0041	0.1282	0.0056	0.0790	0.0042	0.1173	0.0058
Gaussian Filtering (3 * 3)	0	0	0	0	0	0	0	0
Gaussian Filtering (7 * 7)	0.0112	0	0.0154	0.0002	0.0130	0	0.0170	0.0018
Gamma Correction ($\gamma = 2$)	0	0	0	0.0019	0	0	0	0
Gamma Correction ($\gamma = 0.5$)	0.0341	0	0.0414	0.0257	0.0310	0.0157	0.0436	0.0233
Salt & Peppers (5%)	0.0292	0	0.0454	0.0011	0.0280	0.0003	0.0456	0.0022
Salt & Peppers (10%)	0.0423	0	0.0745	0.0023	0.0450	0.0052	0.0758	0.0071
Rotation (-5°)	0.0272	0.0055	0.0395	0.0113	0.0294	0.0056	0.0439	0.0107
Rotation (5°)	0.0216	0.0046	0.0416	0.0096	0.0245	0.0048	0.0445	0.0103

7 结论

本文以非下采样剪切波变换及隐马尔可夫树理论为基础,提出了一种基于 BKF 矢量 HMT 的 NSST 域数字图像盲水印算法. 该算法利用所构造的非线性水印嵌入强度函数,采纳乘性策略在 NSST 域内嵌入水印信号. 进行数字水印检测时,首先根据 NSST 系数的非高斯分布特性及 NSST 系数的子带内、方向间、尺度间等多种相关特性,建立起 BKF 矢量 HMT 模型并估计出其模型参数,然后结合 BKF 矢量 HMT 模型与最大似然检验理论,构造出数字水印检测器并盲提取水印信息. 仿真实验结果表明,本文算法不仅具有较好的不可感知性,而且能够抵抗大部分攻击,较好地解决了鲁棒性与不可感知性之间的良好平衡问题,其总体性能优于现有同类方案.

参考文献

- [1] 岳楨,李子臣,杨义先,游福成,刘福平. 直方图 2Bin 多进制图像数字水印算法的研究[J]. 电子学报,2020,48(3):531-537.
YUE Zhen, LI Zi-chen, YANG Yi-xian, YOU Fu-cheng, LIU Fu-ping. A histogram-based 2Bin M-ary image digital watermarking algorithm[J]. Acta Electronica Sinica,2020,48(3):531-537. (in Chinese)
- [2] LIU X, HAN G, WU J, et al. Fractional Krawtchouk transform with an application to image watermarking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2017,65(6):1894-1908.
- [3] 鲁荣波,陈留洋,丁雷,李建锋,曾琳玲. 基于 Contourlet 域虚拟树结构和 FOA-SVR 的自适应鲁棒数字水印算法[J]. 电子学报,2017,45(3):674-679.
LU Rong-bo, CHEN Liu-yang, DING Lei, LI Jian-feng, ZENG Lin-ling. Adaptive and robust watermarking scheme based on Contourlet domain coefficients suppositional tree model and FOA-SVR[J]. Acta Electronica Sinica,2017,45(3):674-679. (in Chinese)
- [4] BARNI M, BARTOLINI F, DEROSA A, et al. Optimum decoding and detection of multiplicative watermarks[J]. IEEE Trans on Signal Processing,2003,51(4):1118-1123.
- [5] SADREAZAMI H, AHMAD M O, SWAMY M N S. Multiplicative watermark decoder in contourlet domain using the normal inverse Gaussian distribution[J]. IEEE Trans on Multimedia,2016,18(2):196-207.
- [6] ETEMAD S, AMIRMAZLAGHANI M. A new multiplicative watermark detector in the contourlet domain using t location-scale distribution[J]. Pattern Recognition,2018,77:99-112.
- [7] AMINI M, AHMAD M O, SWAMY M N S. A robust multibit multiplicative watermark decoder using vector-based hidden Markov model in wavelet domain[J]. IEEE

- Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2018, 28(2):402–413.
- [8] 王春桃,倪江群,黄继武,张荣跃,罗锡璋. 基于内容自适应的优化 DWT-HMM 顽健图像水印算法[J]. 通信学报, 2007, 28(2):80–87.
WANG Chun-tao, NI Jiang-qun, HUANG Ji-wu, ZHANG Rong-yue, LUO Xi-zhang. Robust DWT-HMM image watermarking algorithm optimized with content-adaptive approach[J]. Journal on Communications, 2007, 28(2):80–87. (in Chinese)
- [9] AMINI M, AHMAD M O, SWAMY M N S. A new locally optimum watermark detection using vector-based hidden Markov model in wavelet domain[J]. Signal Processing, 2017, 137:213–222.
- [10] EASLEY G, LABATE D, LIM W D. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 25(1):25–46.
- [11] JALAL F M, LARBI B. Analytical form for a Bayesian wavelet estimator of images using the Bessel K form densities[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(2):231–240.
- [12] SWIDERSKI B, OSOWSKI S, KRUK M. Texture characterization based on the Kolmogorov-Smirnov distance[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(1):503–509.
- [13] PO D D Y, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6):1610–1620.

作者简介



王向阳 男, 1965 年 3 月出生, 辽宁铁岭人. 1995 年在吉林大学获工学硕士学位. 现为辽宁师范大学计算机与信息技术学院教授, 主要研究方向为网络信息安全、智能多媒体计算.
E-mail: wxy37@126.com



牛盼盼 女, 1983 年 4 月出生, 辽宁盘锦人. 2013 年在大连海事大学获工学博士学位. 现为辽宁师范大学计算机与信息技术学院副教授, 主要研究方向为网络信息安全、图像处理.
E-mail: niupanpan3333@163.com