

## 典型平滑滤波的数字图像被动取证

徐俊瑜\* 苏育挺

(天津大学电子信息工程学院 天津 300072)

**摘要:** 数字图像被动取证技术是国际上正在兴起的一个研究领域, 它在不需要其它辅助信息的条件下, 仅根据接收到的数字图像, 即可实现对图像资源的真实性和完整性验证。针对数字图像处理和编辑篡改中常用的一种处理模式——平滑滤波, 该文设计了一种基于频域残差的图像滤波检测算法。首先, 在检测端对待测图像进行低通滤波, 获取并分析其频域残差特性; 其次, 将频域残差转换到归一化的 Radon 域; 最后, 对 Radon 变换曲线建模, 将模型参数作为滤波检测的分类特征。实验结果表明, 该算法对 3 种典型的空域滤波模板——高斯模板、均值模板、中值模板, 均有较好的检测效果, 并能对模板的尺寸做出判断, 弥补了前人研究的不足。

**关键词:** 数字图像取证; 平滑滤波; Radon 变换

**中图分类号:** TP309

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2013)10-2287-07

**DOI:** 10.3724/SP.J.1146.2013.00131

## Smoothing Filtering Detection for Digital Image Forensics

Xu Jun-yu Su Yu-ting

(School of Electronic and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** In the past few years, as a type of image authentication technique without relying on pre-registration or pre-embedded information, the passive blind image forensics has become a hot issue in the field of information security techniques. In this paper, a novel algorithm for detecting smoothing filtering in digital images is proposed based on the frequency residual. The suspected image is re-filtered with a Gaussian low-pass filter, and the difference between the initial image and the re-filtered image in Fourier domain is called the frequency residual. Then, the frequency residual is projected into the Radon space with an adaptation of Radon transform. The obtained data is modeled as Fourier series and the model parameters are adopted as features for filtering detection. The experimental results show that the proposed algorithm can not only detect three typical smoothing spatial filters, including Gaussian filter, average filter, and median filter, but also can predict parameters of these filters to complement the existing state-of-the-art methods.

**Key words:** Digital image forensics; Smoothing filtering; Radon transform

### 1 引言

随着便携式数码相机、具有摄像功能的手机和平板电脑的普及, 人们可以随时随地获取各类数码照片, 这已渐渐成为我们日常生活中获取可视信息最为便捷的方法。然而, 新技术在给人们带来便利的同时, 其双刃剑的另一面所带来的负面效应也逐渐显现。由于数字信息的透明性和易处理性, 一些原本用于修饰、润色图像的处理技术却被别有用心的人用来篡改、伪造图像, 数字图像被动取证技术正是在这样的背景下迅速发展起来。有别于以数字签名和数字水印为代表的主动取证技术<sup>[1,2]</sup>, 数字图

像被动取证技术<sup>[3,4]</sup>只需要图像本身的信息便可鉴定图像真伪。当前比较热门的一个研究方向就是低通滤波检测, 因为低通滤波操作经常应用于图像篡改操作过程中, 以消除图像在拼接边缘产生的视觉或统计上的畸变。另一方面, 它也会影响许多取证算法的可靠性。例如, 在数字图像隐写分析领域, 载体图像去噪与否对隐写分析算法的性能有很大影响<sup>[5]</sup>; 而且, 中值滤波器也可以当作一种有效的反取证工具, 用于隐藏重采样篡改痕迹<sup>[6]</sup>。因此, 检测图像是否经历了滤波操作, 是鉴别图像的原始性和完整性的有力佐证。

早期的研究都是通过探测颜色滤波器阵列(CFA)模式以及内插系数的痕迹来检测滤波操作, 如 Swaminathan 等人<sup>[7]</sup>将篡改操作等价于线性滤波器, 利用 CFA 模式和内插系数为约束条件, 使用盲

2013-01-25 收到, 2013-04-11 改回

国家自然科学基金(61170329)资助课题

\*通信作者: 徐俊瑜 xujunyu@tju.edu.cn

卷积算法估计该滤波器; Chuang 等人<sup>[8]</sup>利用一个类似约束盲卷积算法来估计篡改操作的经验频域响应,但是需要原始图像,有很大的实用限制。随后的几年,研究者都转向了某一特定的滤波操作,如中值滤波器。文献[9]认为“条纹伪影”(Streaking Artifact)是中值滤波图像的一种特殊痕迹,并基于像素的一阶差分提出了两种测量方法。第1种方法直接分析一阶差分的直方图比值,但不能容忍 JPEG 压缩;第2种方法借鉴图像隐写分析中的 SPAM(Subtractive Pixel Adjacency Matrix)特征<sup>[10]</sup>,作者把水平、垂直和对角共8个方向的一阶差分建模为  $n$  阶的马尔可夫链,并将其转移概率矩阵按方向平均组合为一组特征向量。实验结果表明,当 JPEG 压缩因子为 70 时,该检测算法仍然获得较好的结果,但同时作者也指出 SPAM 特征不能用来区分中值滤波操作与其它滤波操作,因为典型滤波器的特征已经被 JPEG 压缩效应所掩盖。由于 SPAM 维数非常高,当待测图像或图像块像素个数下降时,SPAM 特征的性能也将大大下降。Cao 等人<sup>[11]</sup>利用图像纹理区的一阶差分零值概率提出了另一种中值滤波检测方法,该方法能够初步区分中值滤波与其它滤波操作。Yuan<sup>[12]</sup>分析了中值滤波操作对像素值统计特征的影响,提出了一组 44 维的检测特征 MFF(Median Filtering Feature),无论是在高质量还是低质量的图像中,当以小图像块为检测单元时,实验结果表明 MFF 特征性能要优于 SPAM 特征,然而, MFF 同样对 JPEG 压缩敏感,且性能与检测子块大小有关。Kang 等人<sup>[13]</sup>在检测端对待测图像进行再次中值滤波,并获得滤波前后的图像残差 MFR,将其建模为一个线性自回归 AR(Autoregressive)模型,把模型参数当作分类特征,实验结果发现,10 阶的 1 维线性 AR 模型能够很好地探测中值滤波图像,且不易受图像内容的影响。Chen 等人<sup>[14]</sup>发现中值滤波与其它滤波操作在图像的一阶差分累计分布函数上表现不一,同时也研究了相邻差值对的分布,针对这两个方向,作者分别提取了特征。实验结果表明该特征向量能够很好地区分中值滤波图像与原始图像,具有较好的鲁棒性,不易受 JPEG 压缩以及检测子块的大小影响。上述的几种方法均能有效地检测中值滤波图像,但都难以同时判断或区分其它类型的滤波操作。

本文主要针对数字图像合成过程中最常用的空域滤波操作,提出了一种基于频域残差的检测方案。首先,在检测端利用一个频域低通滤波器对滤波图像再次滤波,获取频域残差;由于不同类型、不同尺寸的空域滤波模板对应了不同截止频率的低通滤

波器,故滤波图像频域残差的特性也各不相同。其次,为了精确检测滤波图像,将频域残差转换到归一化的 Radon 域。最后,对 Radon 曲线建模,模型参数被定义为判别特征。实验结果表明,该算法能够有效地检测出各种类型的空域滤波操作,并能用来预测空域模板的尺寸,对无损 JPEG 压缩具有很好的鲁棒性。

## 2 图像的频域残差分析

空域滤波操作是一种最常见的图像编辑方式,其基本原理是对图像的局部邻近像素值进行加权数值处理。以灰度图像为例,其滤波过程可以表示为

$$g(x, y) = f(x, y) * h_t(x, y) \\ = \sum_{k=-n}^n \sum_{l=-n}^n f(x-k, y-l) \cdot h_t(k, l) \quad (1)$$

其中  $g(x, y)$  是滤波图像的像素值,  $f(x, y)$  是原始图像的像素值,  $h_t(x, y)$  是空域平滑滤波模板,  $*$  代表卷积运算。 $2n+1$  是模板的尺寸,即滤波器窗口大小。最常用的空域平滑模板有均值滤波模板、高斯滤波模板和中值滤波模板,其中均值模板与高斯模板为线性滤波器,其模板系数如图 1 所示;中值滤波模板是一种非线性滤波器,它用像素邻域内灰度的中值代替该像素的值,具有非常好的去噪效果,同时比小尺寸的线性平滑滤波器的模糊程度低。

1/9	1/9	1/9	0.08	0.12	0.08
1/9	1/9	1/9	0.12	0.20	0.12
1/9	1/9	1/9	0.08	0.12	0.08

(a)均值模板

(b)高斯模板

图 1 两个空域线性滤波器模板实例

在频域中,滤波器的特性能得到很好的体现,故本文将在频域中讨论滤波图像的特性,式(1)的频域表达式为

$$G(u, v) = F(u, v) \cdot H_t(u, v) \quad (2)$$

其中  $G(u, v)$  和  $F(u, v)$  分别是滤波图像与原始图像的频谱,  $H_t(u, v)$  是滤波操作的频率响应。

如果滤波图像再经过一个频域低通滤波器  $H_d(u, v)$  后,其频域残差定义为

$$D(u, v) = G(u, v) - G(u, v) \cdot H_d(u, v) \\ = F(u, v) \cdot H_t(u, v) \cdot (1 - H_d(u, v)) \quad (3)$$

$D(u, v)$  可以认为是原始图像经过了一个复合滤波器的结果,其频率响应为

$$H_f(u, v) = H_t(u, v) \cdot (1 - H_d(u, v)) \quad (4)$$

如果复合滤波器的频率响应存在某种特性, 则经过滤波的图像就能够与原始图像区分开。由于 2 维离散傅里叶变换具有可分性, 以下将分析 1 维情况下  $H_f(u, v)$  的特性。为了方便推导, 假定空域滤波操作可视为一个频域高斯低通滤波器,  $H_d(u, v)$  为检测端的频域高斯低通滤波器。

$$H_t(\omega) = e^{-\omega^2/2\sigma_t^2} \quad (5)$$

$$H_d(\omega) = e^{-\omega^2/2\sigma_d^2} \quad (6)$$

其中  $\sigma$  是高斯函数的标准方差, 其对应了归一化截止频率(距离原点)  $D = \sigma \cdot 2\pi/N$ ,  $N$  为离散傅里叶变换点数。

将式(5)和式(6)代入式(4)中, 可得

$$\begin{aligned} H_f(\omega) &= e^{-\omega^2/2\sigma_t^2} (1 - e^{-\omega^2/2\sigma_d^2}) \\ &= e^{-\omega^2/2\sigma_t^2} - e^{-\omega^2(\sigma_t^2 + \sigma_d^2)/2\sigma_t^2\sigma_d^2} \end{aligned} \quad (7)$$

$H_f(\omega)$  是两个高斯函数之差, 且一般情况下表现为带通滤波器, 如图 2 所示。当  $D_d = \pi/10$ ,  $D_t$  从  $\pi/10$  变换到  $3\pi/10$  时, 我们发现  $H_f(\omega)$  的带宽与幅度均发生了较为明显的变化。不同的滤波操作对应了不同截止频率的低通滤波器, 故其  $H_f(\omega)$  响应曲线也不一样, 通过检测带通滤波器的带宽等特性便可区分滤波操作。为了更好地认知  $H_f(u, v)$  为带通滤波器, 一幅  $515 \times 512$  的灰度图像“Lena”首先经过了一次频域高斯低通滤波来仿真篡改操作, 截止频率为  $\pi/5$ ; 随后, 利用一个截止频率为  $\pi/3$  的频域高斯低通滤波器对其再次滤波, 获得其频域残差结果  $D(u, v)$ , 如图 3(a)所示。 $D(u, v)$  在低频区域具有两个对称的极值点, 而高频信息基本上被滤除, 验证了  $H_f(u, v)$  为带通滤波器的结论。为了对比, 图 3(b)显示了原始图像直接经过检测端第 2 次滤波的频域残差结果, 我们发现高频区域信息非常丰富, 与滤波图像的检测结果迥然不同。考虑到原始数字图像的获取过程本身就可以认为是一个截止频域非常大的低通滤波操作, 故原始图像的频域残差也可以视为一个带宽非常大的带通信号。

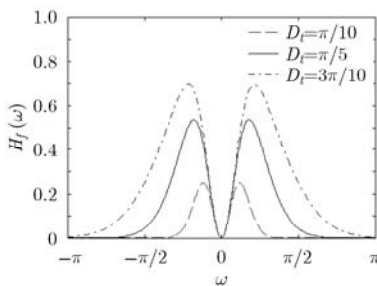


图 2 复合滤波器的频率响应曲线

### 3 检测方案

从上一节中得知, 原始图像与滤波图像在经过检测端的第 2 次滤波之后, 频域残差都将表现为带通信号, 但带宽等参数不同。Radon 变换是一种投影变换, 具有平移、尺度、旋转等性质, 将数据从 2 维空间映射到参数空间, 便于分析与提取特征。本文利用 Radon 变换设计了一种图像滤波检测方法, 其流程图如图 4 所示。先对待测图像做频域低通滤波处理, 获取频域残差  $D(u, v)$ ; 然后, 对  $D(u, v)$  做改进型 Radon 变换, 并对结果进行建模, 提取一组模型参数特征; 最后利用一个成熟的分类器 SVM 完成滤波判别。

#### 3.1 改进型 Radon 变换

一幅图像  $f(x, y)$  的 Radon 变换定义为图像向不同角度直线的投影:

$$T_R(\rho, \theta) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - \rho) dx dy \quad (8)$$

其中  $\delta(x)$  是冲激函数,  $\theta \in [0, \pi]$ ,  $\rho \in [-\infty, +\infty]$ 。同时  $T_R$  也可以理解为图像  $f(x, y)$  在直线  $\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$  上的积分。为了让 Radon 变换的结果能更容易分析, 本文提出了一种改进型 Radon 变换  $T_{RN}$ , 其表达式为

$$\begin{aligned} T_{RN}(\rho) &= \frac{T_{Rf}(\rho)}{\int_{-\infty}^{+\infty} T_{Rf}(\rho) d\rho} \\ T_{Rf}(\rho) &= \int_0^\pi \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x, y)| \delta(x \cos \theta + y \sin \theta - \rho) dx dy d\theta \end{aligned} \quad (9)$$

改进型 Radon 变换的优越之处在于: (1) 假设复合滤波器的频率响应  $H_f(u, v)$  在低频区域近似表现为各向同性, 便可对 Radon 变换的角度  $\theta$  进行积分, 把数据维数由 2 维降为 1 维; (2) 对变换结果进行归一化处理, 有利于统一建模分析。 $T_{RN}$  具有旋转不变性, 能够很好地描述频域残差的带通特性。图 5 显示了原始图像与各种类型的空域模板滤波图像的频域残

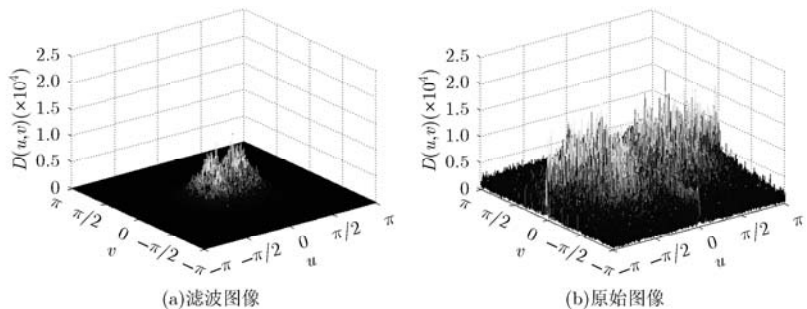


图 3 检测端的频域残差结果

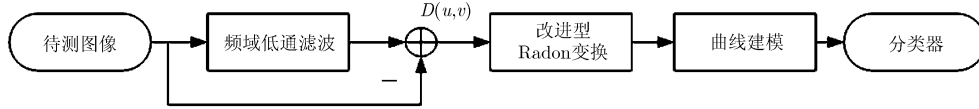


图 4 算法流程图

差  $T_{RN}$  变换结果, 检测端恒定采用截止频率为  $\pi/3$  的高斯低通滤波器。本文主要研究 3 种类型的空域模板: 高斯模板、均值模板以及中值模板, 当三者的模板尺寸都为  $3 \times 3$  时, BOWS2 图像数据库<sup>[15]</sup>中 10000 幅图像的平均结果如图 5(a)所示, 并在图 5(b)中给出了其方差结果。从图 5(a)中可知, 原始图像与滤波图像具有很好的可分性, 其中, 中值滤波图像与原始图像表现最为相近, 这是由于中值滤波器的频域响应仅在  $[0, 2\pi/\alpha]$  区域近似表现为一个均值滤波器<sup>[8]</sup>,  $\alpha$  为滤波器尺寸, 在此区域外, 它保留了部分的高频成分。在  $[0, 100]$  区间,  $3 \times 3$  的高斯滤波与  $3 \times 3$  的均值滤波模板很近似, 但是由于均值模板具有明显的截断效应, 在频域中表现为“过零点”, 其对应了  $[150, 250]$  段中曲线的相对平滑段, 故均值滤波操作还是能与高斯滤波操作区分开。图 5(b)显示出中值滤波图像的频域残差特性最为稳定, 高斯滤波图像其次, 原始图像波动最大。对于同一模板类型、不同模板尺寸的情况, 图 6 给出了 3 种尺寸的均值模板滤波图像的频域残差  $T_{RN}$  变换结果, 三者互不相同, 且与原始图像区别较大。由于不同尺寸的均值滤波模板的截止频率变化较明显, 故当  $\rho$  值较小时, 3 个曲线的极大值点各不相同。另一方面, 不同的均值滤波模板在频域中的“过零点”位置不同, 其对应了  $[50, 250]$  段中曲线的“驻点”, 即不同尺寸的模板具有不同的驻点。类似地, 其它两种模板在不同的尺寸下, 其截止频率也各不相同, 故其变换结果的极大值情况也不相同。综上所述,  $T_{RN}$  变换能够很好的反应出不同滤波操作对图像的频谱衰减情况, 能够用来区分各种滤波操作。

3.2 曲线建模

通过大量实验发现图像的改进型 Radon 变换曲

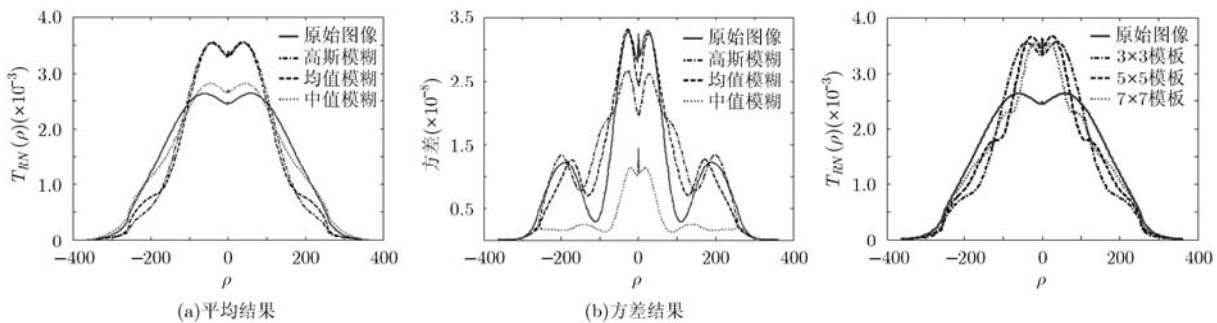


图 5 原始图像与滤波图像的改进型 Radon 变换结果对比

线能够拟合为一个 8 次 Fourier 级数, 其公式定义如下:

$$cf(x) = a_0 + \sum_{i=1}^8 [a_i \cos(iwx) + b_i \sin(iwx)] \quad (11)$$

其中  $a_i, b_i, w$  为精确拟合曲线的模型参数。3 个拟合参数 SSE (Sum of Squares due to Error), RMSE (Root Mean Squared Error), R-square 被用来描述模型误差。

$$SSE = \sum_{i=1}^n \frac{(p_i - \hat{p}_i)}{p_i} \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - \hat{p}_i)^2}{n}} \quad (13)$$

$$R\text{-square} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \frac{(p_i - \hat{p}_i)^2}{p_i}}{\sum_{i=1}^n \frac{(p_i - \bar{p}_i)^2}{p_i}} \quad (14)$$

其中  $p_i$  和  $\hat{p}_i$  分别是分布曲线实际值和傅里叶级数拟合值,  $\bar{p}_i$  是  $p_i$  的均值。SSE 和 RMSE 越接近 0, 且 R-square 越接近 1, 说明此时的拟合误差越小, 模型的拟合程度越好。图 7 给出了原始图像以及滤波图像的拟合误差, 从图中可以看出所有曲线都能够很好地被拟合为 Fourier 级数。

不同的滤波操作对应了不同的  $T_{RN}$  变换曲线, 其最终表现为 Fourier 级数的参数不同, 故本文直接将 Fourier 级数的参数当作为检测特征  $VF$  来鉴别滤波操作, 总共 18 维。

$$VF = [w, a_0, \dots, a_8, b_1, \dots, b_8] \quad (15)$$

3.3 分类器

支持向量机(SVM)是一种基于统计学习理论的

图 6 原始图像与 3 种均值模板滤波图像的改进型 Radon 变换结果对比

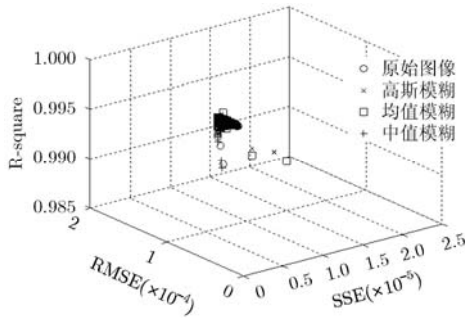


图7 误差散点图

分类方法，主要应用于模式识别领域。其基本思想就是通过某种事先选择的非线性映射(核函数)将输入向量映射到一个高维特征空间，并在这个空间中构造最优分类超平面。为了对比 SPAM, MFR 等方法，本文的分类器也将采用 C-SVM，内核为高斯函数<sup>[16]</sup>：

$$k(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2), \quad \gamma > 0 \quad (16)$$

通过 10 次交叉检验获取最佳核参数，搜索范围为  $(C, \gamma) \in \{(2^i, 2^j) | i, j \in \mathbf{Z}\}$ ，其中  $C$  是训练误差的补偿参数， $\gamma$  为核参数。利用支持向量机解决多分类的问题时，必须先将该问题转换为多重二元分类的问题。在科学研究中，一般采用“一对多”策略，其基本思路就是在任意两类样本之间构造一个 SVM 二分类器，当对一个未知样本进行分类时，最后得票最多的类别即为该未知样本的类别。

#### 4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性，本文采用了 BOWS2 图像库<sup>[15]</sup>。此库包含了 10000 幅未压缩的灰度图像，分辨率是  $515 \times 512$ 。所有的滤波图像都是通过对原始图像进行空域模板滤波得到的，共 3 种模板类型：高斯模板、均值模板和中值模板，尺寸从  $3 \times 3$  变化到  $7 \times 7$ ，高斯模板方差固定为 1。每一幅原始图像和滤波图像又都保存为 JPEG 压缩格式，质量因子从 100 变化到 50，步长为 10。所有的分类结果将以 ROC 曲线形式呈现，用 ROC 曲线下

方的面积 AUC 来衡量算法性能。大量实验结果表明，检测端采用截止频率为  $\pi/3$  的高斯低通滤波器时能有较好的分类结果，故本节所有的实验中检测端均采用此低通滤波器，且训练样本与测试样本的比例为 1:1。

##### 4.1 单一类型检测

为了验证本文算法的基本滤波检测功能，本小节将单独分析每种类型模板滤波的图像与原始图像之间的分类结果。图 8 显示了本文算法对空域线性滤波图像的检测效果，图中的子图为原始图像区域放大的结果，横坐标为 FP(False Positive)，纵坐标为 TP(True Positive)。图 8(a)和图 8(b)分别描述了 3 个不同尺寸的高斯模板或均值模板的分类结果，从图中可以看出，本文的方法几乎能完全正确检测出线性滤波图像，AUC 都接近 1。图 9 显示了本文特征与 SPAM, MFR 特征检测非线性中值滤波图像的对比结果，图 9(a), 9(b), 9(c)分别给出了尺寸为  $3 \times 3, 5 \times 5$  和  $7 \times 7$  的 ROC 曲线，结果表明，本文算法和其它的几种方法均能有效地检测中值滤波图像，其中 SPAM 方法的结果接近 100%，但其维数太大，运算速度慢。

##### 4.2 混合类型检测

为了评估本文算法的参数预测性能，本小节将给出在每种模板类型下不同尺寸的分类结果。表 1 给出了原始图像与高斯滤波图像之间的混淆矩阵，从表 1 中我们可以发现，原始图像与已滤波的图像可区分性最大，分类准确度可达 97.84%；而尺寸为  $5 \times 5$  的高斯滤波图像与尺寸为  $7 \times 7$  的高斯滤波图像之间误判较多，17.52%的  $5 \times 5$  的高斯滤波图像被误判为  $7 \times 7$  的高斯滤波图像，31.5%的  $7 \times 7$  的高斯滤波图像被误判为  $5 \times 5$  的高斯滤波图像。这是因为  $5 \times 5$  与  $7 \times 7$  的高斯模板对应的频域低通滤波器很相近，截止频率也很接近，导致后续建模的模型参数比较接近。表 2 显示了均值模板的分类结果，我们发现本文算法几乎能完全正确预测出均值模板的尺寸，平均准确度高达 99.91%。均值模板有明显的

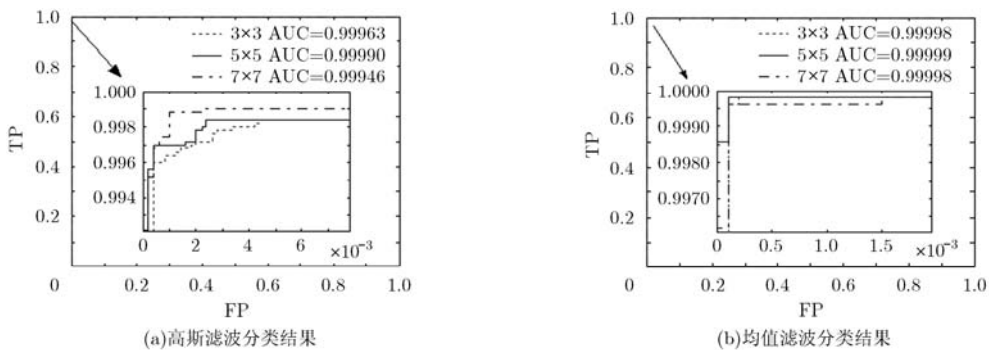


图 8 空域线性模板的 ROC 曲线

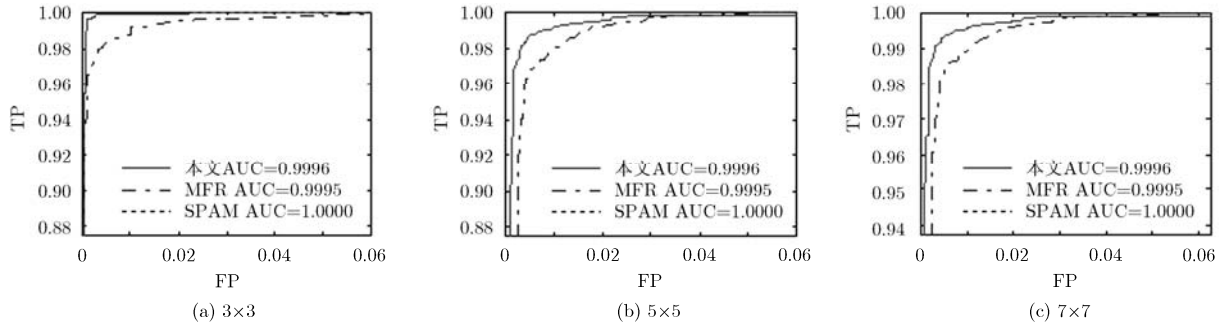


图9 非线性中值模板的 ROC 曲线

表1 高斯模板混合尺寸判别结果

类型	原始	3×3	5×5	7×7	准确度(%)
原始	4892	13	1	4	97.84
3×3	4	4736	137	123	94.72
5×5	4	174	3946	876	78.92
7×7	7	160	1575	3258	65.16

表2 均值模板混合尺寸判别结果

类型	原始	3×3	5×5	7×7	准确度(%)
原始	4994	1	2	3	99.88
3×3	1	4997	1	1	99.94
5×5	0	1	4994	5	99.88
7×7	1	1	1	4997	99.94

表3 中值模板混合尺寸判别

类型	原始	3×3	5×5	7×7	准确度(%)		
					本文	SPAM	MFR
原始	4927	21	31	21	98.54	97.46	98.08
3×3	20	4928	26	26	98.56	96.80	98.20
5×5	18	13	4866	103	97.32	96.68	96.88
7×7	14	19	54	4913	98.26	96.46	96.56

截断效应，其表现为频域中的“过零点”，不同尺寸的模板具有不同位置上的过零点，故本文算法检测性能高。针对中值模板情况，表3给出了本文算法与前人工作中值滤波检测方面的对比结果，从表3中可知本文的算法在预测参数方面要稍优于现有的算法，且前人的方法只能用于中值滤波检测。

### 4.3 JPEG 压缩影响

为验证本文方法的鲁棒性，对所有图像进行了 JPEG 压缩后处理，压缩因子在 50 与 100 之间变化。JPEG 压缩本身可以认为是一种特殊的频域低通滤波

操作，其截止频率较大，与压缩因子有关。JPEG 压缩过程对原始图像与滤波图像的频域残差影响一致，故本文特征仍然有效。针对单一模板类型和混合类型的分类情况，分别给出了判别结果与 JPEG 压缩因子变化曲线，如图 10 所示。为了绘图简洁，图 10(a)只给出了尺寸为 5×5 的不同类型模板受 JPEG 压缩的影响情况，其中均值模板与中值模板的正确率随着 JPEG 压缩因子的减小而缓慢下降，而高斯模板检测结果较为稳定；针对混合类型，本文使用平均准确率来描述算法性能，如图 10(b)所示，整体性能基本不变。因此，该算法针对有损 JPEG 压缩具有很强的鲁棒性。

### 5 结束语

滤波操作是一种通用的图像处理过程，在多媒体认证过程中，不仅需要判断出图像是否经过了滤波处理，还需判断出相应的滤波参数。本文从频域

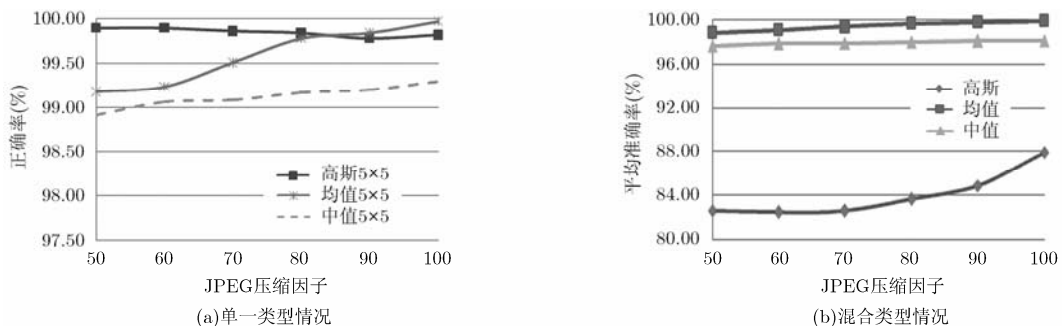


图10 JPEG压缩因子的影响

出发, 利用频域高斯低通滤波器分析了滤波图像的频域特性, 发现第 2 次滤波过程的频域残差表现为带通信号。不同的滤波操作对应了不同带宽的带通滤波器, 对图像的频域残差做改进型 Radon 变换, 利用曲线建模的方法区分带通滤波器。实验结果表明, 该算法能够有效地检测出各种类型的空域滤波操作, 并能用来预测空域模板的尺寸, 对有损 JPEG 压缩具有很好的鲁棒性。后续工作将集中在以图像块为单位的篡改检测, 达到区域滤波检测以及定位的目的。

### 参 考 文 献

- [1] Fan L, Gao T G, and Yang Q T. A novel watermarking scheme for copyright protection based on adaptive joint image feature and visual secret sharing[J]. *International Journal of Innovative Computing Information and Control*, 2011, 7(7A): 3679–3694.
- [2] Yang L, Chen Q, Tian J, *et al.* Robust track-and-trace video watermarking[J]. *Security and Communication Networks*, 2012, 5(4): 353–363.
- [3] Redi J, Taktak W, and Dugelay J. Digital image forensics: a booklet for beginners[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2011, 51(1): 133–162.
- [4] Yao H, Wang S Z, Zhao Y, *et al.* Detecting image forgery using perspective constraints[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2012, 19(3): 123–126.
- [5] Ker A D and Bohme R. Revisiting weighted stego-image steganalysis[J]. *SPIE*, 2008, 6819: 681905-1–17.
- [6] Kirchner M and Bohme R. Hiding traces of resampling in digital images[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2008, 3(4): 582–592.
- [7] Swaminathan A, Wu M, and Liu K J. Digital image forensics via intrinsic fingerprints[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2008, 3(1): 101–117.
- [8] Chuang W, Swaminathan A, and Wu M. Tampering identification using empirical frequency response[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Taipei, April 19–24, 2009: 1517–1520.
- [9] Kirchner M and Fridrich J. On detection of median filtering in digital images[J]. *SPIE*, 2010, 7541: 1–12.
- [10] Pevny T, Bas P, and Fridrich J. Steganalysis by subtractive pixel adjacency matrix[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2010, 5(2): 215–224.
- [11] Cao G, Zhao Y, Ni R, *et al.* Forensic detection of median filtering in digital images[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME 2010*, Singapore, Singapore, July 19–23, 2010: 89–94.
- [12] Yuan H. Blind forensics of median filtering in digital images[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, 6(4): 1335–1345.
- [13] Kang X, Stamm M C, Peng A, *et al.* Robust median filtering forensics based on the autoregressive model of median filter residual[C]. *Proceedings of APSIPA*, Hollywood, CA, USA, December 3–6, 2012: 9–19.
- [14] Chen C, Ni J, Huang R, *et al.* Blind median filtering detection using statistics in difference domain[C]. *Proceedings of Information Hiding*, Berkeley, CA, USA, May 15–18, 2012: 1–15.
- [15] Bas P and Furon T. Break Our watermarking system. 2nd Ed[OL]. <http://bows2.gipsa-lab.inpg.fr>, July 2007.
- [16] Hsu C, Chang C, and Lin C. A practical guide to support vector classification[OL]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin>, 2003.

徐俊瑜: 男, 1987 年生, 博士生, 研究方向为数字视频处理、多媒体信息被动取证。

苏育挺: 男, 1972 年生, 博士, 教授, 研究方向为数字视频编码、数字视频处理、信息隐藏与数字水印、多媒体信息被动取证。