

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)08-1353-06

论文索引信息: 王庚中, 郎文辉, 杨学志, 王建社. 利用局部区域 SPN 的非侵入式图像源辨识研究 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(8): 1353-1358

利用局部区域 SPN 的非侵入式图像源辨识研究

王庚中, 郎文辉, 杨学志, 王建社
(合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009)

摘要: 传感器模式噪声 SPN (sensor pattern noise) 的提取是图像源辨识的关键环节。由于传统方法提取的 SPN 受场景污渍干扰严重, 为此提出一种基于双域联合滤波的 SPN 提取方法。利用正交小波变换的去相关性, 在系数的细节及近似子带分别应用局部自适应 MMSE (最小均方误差) 滤波与边界保护特性的双边滤波, 在空域进行双边滤波; 然后用 9 台相机的参考 SPN 构造基于相关性检测原理的分类器, 将提取的被检图像局部区域 SPN 输入分类器实现类别辨识; 最后重点分析了基于 3 种典型局部区域 SPN 的图像源辨识情况。针对局部区域图像的实验结果表明, 该方法能有效降低过多场景污渍对 SPN 的干扰, 即使局部区域为 256×256 像素时, 仍能获得 79.32% 的辨识精度。

关键词: 图像源; 非侵入式辨识; SPN; 相关性; 滤波

Non-intrusive image source identification using local area SPN

Wang Gengzhong, Lang Wenhui, Yang Xuezhi, Wang Jianshe

(College of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009 China)

Abstract: The extraction of SPN (sensor pattern noise) is a key procedure for images source identification. But the SPN extracted by existing methods are susceptible to the interference of texture and scene in images. For these reasons, a novel method is proposed for SPN extraction based on combined filtering. Firstly, images are analyzed with an orthogonal wavelet transform, an edge-preserving bilateral filter and a local adaptive minimum mean squared error filter for the approximation and detail subband respectively. Then we denoised with bilateral filter in spatial domain. Finally, the classifier based on correlation detection principle is constructed with 9 cameras' reference SPN, and accurate identification for SPN has been achieved. Then we analyzed the results of 3 kinds of typical size. The experimental results indicate that the proposed method effectively reduces the interference due to scene. A 79.32% accuracy has been achieved even the size of detected images are 256×256 pixels.

Keywords: image source; non-intrusive identification; sensor pattern noise; correlation; filtering

0 引言

随着数码技术的普及, 数字图像已成为网络媒

体的重要组成部分。当数字图像涉及摄影版权纠纷、法庭数字取证等犯罪案件时, 司法部门需要对图像源进行追踪辨识^[1-3], 目前该领域主要解决方案有侵入式和非侵入式两种。侵入式是指在图像中添加

收稿日期: 2010-06-29; 修回日期: 2010-11-08

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41076120, 60672120); 安徽省优秀青年科技基金项目 (10040606Y09); 合肥工业大学计算机与信息学院人才培养计划项目 (2010HGJX0017); 安徽省人才开发基金项目 (2008Z054); 教育部留学回国人员科研启动基金项目。

第一作者简介: 王庚中 (1986—), 男。合肥工业大学信号与信息处理专业硕士研究生, 主要研究方向为数字图像分析与处理分析、多媒体信息安全。E-mail: hfgzwang@126.com。

数字水印^[1]等识别信息,但由于大部分数码相机输出图像需要人为事先加入。因此就亟待研究非侵入式图像源辨识方法^[2],即无需人为介入图像信息,仅根据图像自身特性来追溯其源相机(拍摄该图像的相机)。开展此项研究,对维护司法公正、规范网络媒体图像等方面都有重要意义。相机传感器(CCD 或 CMOS)以及内部处理方法不同,即使相机品牌型号、拍摄场景相同,输出图像仍有细微差异,这为非侵入式图像源辨识提供了很好的契机^[2-3]。

在已有非侵入式辨识方法中,较为典型的有两类。第 1 类是利用相机 CFA(color filter array)插值系数^[4-5],但其只能实现相机品牌识别,且受图像具体插值算法限制。普通相机获取图像时其内部噪声主要来自传感器^[3,6],这些噪声会残留于最终输出图像上,其成像流程如图 1 所示。第 2 类方法是基于成像传感器的缺陷特征,也进一步用于图像个体来源辨识。比如传感器像素坏斑^[2]、暗电流^[3]及文献[6-7]提出的 SPN(传感器模式噪声)等。但随着相机生产工艺的改进,文献[2-3]的方法现已不再满足实际要求。因为像素坏斑数量明显降低甚至为零,暗电流可通过内部冷却设备或暗帧相减来有效消除。近年来,Fridrich 等人相继在文献[6-7]中利用 SPN 作为相机内部水印(或称相机指纹)实现图像源的辨识,并能获得理想的辨识效果。但文献[6-7]所用方法仅针对于较大尺寸原始图像,而实际中被检图像区域通常较小,该条件下其辨识率很低^[8]。这主要是因为获取的 SPN 引入了过多的图像场景污迹,影响了辨识精度。当局部区域较小时受到的影响尤为显著,暴露了该方法的局限性。

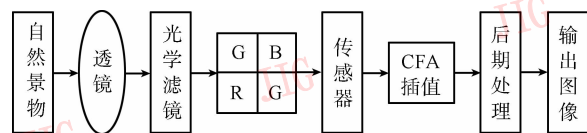


图 1 数码相机成像流程

Fig. 1 Imaging pipeline of digital cameras

鉴于此,提出一种基于双域联合滤波的 SPN 提取方法。通过图像滤波前后的差值(残差矩阵)获得该图像的近似 SPN,再利用实验相机的参考 SPN 构建基于最大相关性原理的分类器实现图像源辨识。实验结果表明,本文提出方法能有效克服图像中过多场景污迹对 SPN 的影响。特别是对 256×256 像素局部区域,仍能获得 79.32% 的平均辨识精度。

1 新的 SPN 提取方法描述

传感器噪声主要有随机性和决定性两种,其相关分析可参阅文献[6]。本文感兴趣的是决定性噪声,主要包含光响应非均匀性噪声(PRUNU)及固定模式噪声(FPN)等。该噪声在相机有效寿命内相对稳定,合称之为 SPN(sensor pattern noise),该噪声的关键成分表现为加性零均值高斯噪声^[7]。研究证实,SPN 尤如人的指纹信息并具有唯一性,与图像内容不相关。传统 SPN 提取方法^[6-7]对图像高频多次滤波去噪,且因大量边界信息在图像高频,提取 SPN 时势必对图像的边界细节损害较大。

1.1 本文 SPN 获取方法流程

基于 SPN 的非侵入式图像源辨识方法是目前比较有潜力的方法之一^[8]。SPN 的有效提取是非侵入式图像源辨识的关键,依据 SPN 自身特点构造了自适应双域联合滤波方法,流程如图 2 所示。对高低频系数分别自适应局部滤波,以尽量避免多余场景对 SPN 的污染,并提高 SPN 提取质量。因此,解决 SPN 提取这一核心问题,可利用如下加性噪声模型^[9]:

$$I(x) = I_0(x) + N(x) \quad (1)$$

式中 $I_0(x)$ 为无噪图像; $N(x)$ 表示方差为 σ_n^2 的高斯白噪声; $x = (x_i, x_j)$ 为像素位置。

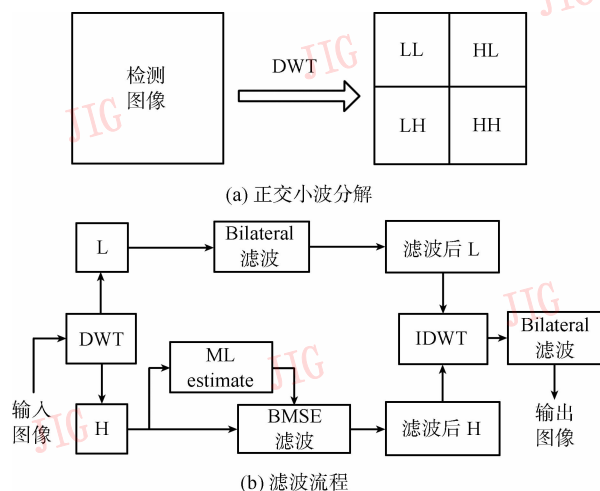


图 2 本文 SPN 获取方法

Fig. 2 The proposed extraction method of SPN

1.2 算法原理

对模型式(1)中的图像 $I(x)$ 进行正交小波变换后,相应的小波变换系数表达式如下

$$i(k) = i_0(k) + n(k) \quad (2)$$

式中, $i_0(k)$ 和 $n(k)$ 分别为 $I_0(x)$ 和 $N(x)$ 在小波域的正交小波系数。假设对 $i_0(k)$ 进行滤波后的近似估计值 $i'_0(k)$ 为

$$i'_0(k) = \theta \cdot i(k) \quad (3)$$

式中, θ 为修正因子, 滤波前后均方差计算式为

$$E(\theta) = E\{\|i_0(k)(1-\theta) - \theta \cdot n(k)\|^2\} \quad (4)$$

将 $E(\theta)$ 最小化可得到理想修正因子 θ_{ideal}

$$\frac{d}{d\theta} E(\theta_{\text{ideal}}) = 0 \quad (5)$$

$$\theta_{\text{ideal}} = \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma_n^2} \quad (6)$$

式中 σ_0^2 为无噪图像小波系数的方差且未知, 根据文献[9]相关理论, 若邻域 Ω 内某处 i_b 与中心点 i_a 处的方差有很高相关性, 则 $\sigma_b^2 \approx \sigma_a^2$ 。基于局部邻域 Ω 得到 σ_a^2 的 ML(Maximum Likelihood)估计

$$\sigma_a^2 = \arg \max_{\sigma_0^2 \geq 0, i_b \in \Omega} \prod G(i_b | \sigma_0^2) = \max\left(0, \frac{1}{w \times w} \sum_{i_b \in \Omega} i_b^2 - \sigma_n^2\right) \quad (7)$$

式中 $G(\cdot | \sigma_0^2)$ 表示均值为零, 方差为 $\sigma_n^2 + \sigma_0^2$ 的加性高斯白噪声(AWGN)分布函数。然后基于4种不同邻域窗口对 i_a 处的方差自适应 ML 估计

$$\sigma_0^2 = \arg \min_w \left\{ \max\left(0, \frac{1}{w^2} \sum_{i_b \in \Omega} i_b^2 - \sigma_n^2\right) | w \right\} \quad (8)$$

式中参数 $w \in \{3, 5, 7, 9\}$; Ω 为 $w \times w$ 对应区域, 联合式(3)~(8)可得 $i'_0(k)$ 。图像高频细节部分 SPN 利用这种局部自适应 MMSE 滤波器近似估计, 依据实验结果, 这里 σ_n 选为 2.5~3.5 效果较好。

低频部分 SPN 采用 Bilateral Filter(双边滤波器)提取^[10], 其突出优点是边缘保持特性。在考虑像素距离上加权关系的同时, 引入了像素灰度上的相似性, 并将两者非线性关系有效结合以达到自适应滤波的效果。则模型式(1)的空间域滤波图像为

$$I_0(x) = \frac{1}{W_d} \sum_{\xi \in \Omega_x} [c(\xi, x)] \cdot I(x) \quad (9)$$

式中 $c(\xi, x) = e^{-\|\xi-x\|/\sigma_d)^2/2}$ 为空间邻近度; 用 σ_d 和 σ_r 表示空间邻近度及亮度相似度参数; $x = (x_i, x_j)$, $\xi = (\xi_i, \xi_j)$ 为像素; Ω_x 为 x 的邻域, 有

$$W_d = \sum_{\xi \in \Omega_x} c(\xi, x) \quad (10)$$

灰度域滤波与空间域滤波类似, 有

$$I_0(x) = \frac{1}{W_r} \sum_{\xi \in \Omega_x} [s(I(\xi), I(x))] \cdot I(\xi) \quad (11)$$

式中 $s(I(x), I(x)) = e^{-\|I(x)-I(x)\|/\sigma_r)^2/2}$ 表示像素灰度相似度。此时

$$W_r = \sum_{\xi \in \Omega_x} s(I(x), I(x)) \quad (12)$$

联合式(9)~(11)的滤波图像表示为

$$I_0(x) = \frac{1}{W} \sum_{\xi \in \Omega_x} [s(I(x), I(x)) \cdot c(\xi, x)] \cdot I(x) \quad (13)$$

式中 $W = \sum_{\xi \in \Omega_x} [s(I(x), I(x)) \cdot c(\xi, x)]$ 。

1.3 不同方法获取的 SPN 效果

由于两次用到 Bilateral Filter, 为了防止过平滑去噪带入的场景污迹, 其参数的选取比较保守。

小波域中 Bilateral Filter 参数的选取, 参照了文献[11]的经验值, 此处 $\sigma_{d1} = 2.5$, $\sigma_{r1} = 1.0 \sigma_n$, 掩模窗口为 3×3 。空间域中 Bilateral Filter 参数取典型值 $\sigma_{d2} = 3$, $\sigma_{r2} = 1.67 \sigma_n$, 掩模窗口为 5×5 。

不同方法下某一幅图像的 SPN 如图3所示, 其中图3(a)表示灰度级为 $[0, 255]$ 的被检图像, 图3(b)为新方法获取的 SPN。因为实际中的 SPN 灰度级范围较窄不便观察, 所以将获取的 SPN 增加灰度动态范围与对比度, 如图3(c)(d)所示。对比图中矩形框区域可知, 本文方法所得 SPN 残留的场景污迹较少。

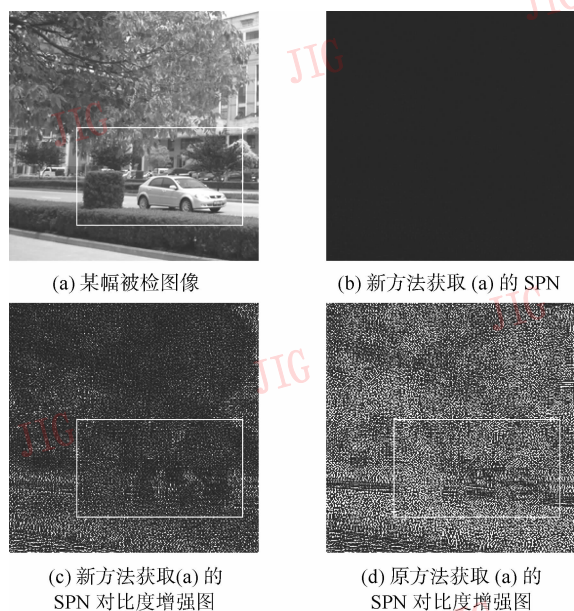


图3 不同方法获得的某幅图像的 SPN

Fig. 3 The SPN of a image by different extraction methods

2 基于局部区域 SPN 的辨识思想

2.1 局部区域 SPN 的获取

如前所述,基于局部区域 SPN 的相关性匹配原理如图 4 所示。若能从图像某一局部区域 A 有效提取其 SPN,再将其与对应位置相机的 SPN 进行相关性匹配度量,则可辨识该图像源^[6-7]。据相关研究文献[6-8]表明,只要预处理方法适当,将获取的近似 SPN 通过相关性度量也能满足实验要求。本文实验选取图像绿基色 G 分量,假设对某幅被检图像 p 滤波后的图像用 $F(p)$ 表示,并用下式获取 SPN,过程如图 5 所描述。

$$n = p - F(p) \quad (14)$$

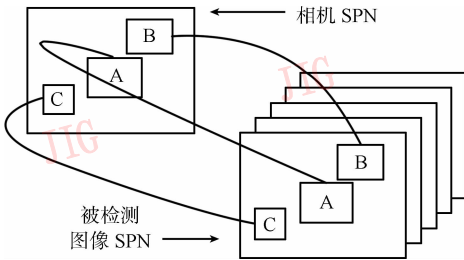


图 4 局部区域 SPN 相关性匹配

Fig. 4 Local area correlation match for SPN

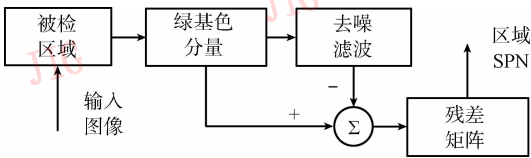


图 5 SPN 获取过程

Fig. 5 Acquisition process of SPN

2.2 构建基于最大相关性的分类器

为了尽量抑制少量其他噪声的影响,选取某编号为 t 的相机拍摄的一定数量图像,获取其 SPN 后通过下式累加平均,得到此相机参考噪声

$$P_t = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} n^{(i)} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} [p^{(i)} - F(p^{(i)})] \quad (15)$$

式中 N_p 为求 P_t 的图像数目,相关性计算式为

$$\rho(n^{(i)}, P_t) = \frac{(n^{(i)} - E(n^{(i)})) \cdot (P_t - E(P_t))}{\|n^{(i)} - E(n^{(i)})\| \|P_t - E(P_t)\|} \quad (16)$$

式中 $E(\cdot)$ 为矩阵均值。

随后将每台相机的 P_t 用于训练基于最大相关性的分类器。若要检测第 i 幅图像是哪台相机拍摄的,则通过比较该图像的 SPN 和不同相机 P_t 之间的相关性数值来判断,定义分类器的辨识准则为

$$m = \arg \max_t \{\rho(n^{(i)}, P_t)\} \quad (17)$$

式中 m 表示第 m 台实验相机; t 为相机编号。

3 实验结果与讨论

选取市场上 Canon A1100、Panasonic LS80 等 9 台普遍消费类相机作为实验对象,相机编号为 C_t ($t = 1, 2, \dots, 9$)。用每台相机采集 400 余幅格式为 JPEG 的高质原始图像,并尽量包含各种自然环境。随后从各相机中随机选 120 幅计算其 P_t ,再选 280 幅作为测试集 T_t ,全部测试集 $E = T_1 + T_2 + \dots + T_9$ 。常用图像像素约 30 万 (640×480 左右),为了讨论较小局部区域的辨识情况,分别选取 640×480 像素、 480×320 像素、 256×256 像素 3 种典型尺寸图像实验。

3.1 实验验证

第 1 组实验 选取 480×320 像素图像库,用新方法提取其 SPN,再通过式 (15) 获取 P_t ,分析不同相机 P_t ($t = 1, 2, \dots, 9$) 之间相关性系数。结果显示不同相机 P_t 之间相关性基本上接近于零,表明不同相机的 SPN 具有唯一性。实验还发现 P_t 皆具有零均值高斯分布特性,与第 1 节理论吻合,保证了图像源辨识实验的可行性和有效性。针对该尺寸图像库实验的结果如表 1 所示。可知新方法平均辨识率为 90.83%,相比 Fridrich 方法提高了 14.01%。

第 2 组实验 依照前组实验步骤,再对 SPN 区域进行微量缩小,即针对 256×256 像素,研究不同方法下所得的平均正确辨识率,实验结果如表 2 所示。该实验中新方法仍获得 79.32% 的平均辨识率,比原方法提高了 22.38%,进一步验证了本文方法的有效性。同时表明当局部区域偏小时能够提取的局部 SPN 含量偏低,两种方法的辨识率均呈现下降趋势。但相对原方法,新方法的稳定性较强。

第 3 组实验 由上述实验结论可知,辨识精度随着局部区域的增大而提高。这是由于局部区域越大时,所提取的局部区域 SPN 含量越丰富,更加便于图像源的辨识。在该实验中,对 3 种典型局部区域中最大的一组 640×480 像素图像库进行实验,结果如表 3 所示。由表可知,新方法平均辨识率为

95.87%,比原方法提高了 8.97%。随着被检测图像局部区域的不断增大,若单以辨识率为判据,则两种方法下的效果都很理想。测试图像集的 SPN 与参考噪声之间相关性系数的均值记为 u ,其反应的

是聚类趋势。如果两类不同相关性系数均值差 Δu 越大,则相关性系数聚类越明显。因此,为了进一步研究区域较大情况下的辨识效果,以第 3 组实验图像为例,从 Δu 角度对新方法进行评价。

表 1 局部区域 480 × 320 像素时的正确辨识率
Tab.1 The identification ratio under size of 480 × 320 pixels

	被检图像集									平均
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9	
原有方法	82.50	67.14	99.64	40.00	84.28	56.78	88.21	79.64	93.21	76.82
本文方法	98.21	94.64	100.0	67.14	94.64	74.64	95.35	95.35	97.50	90.83

表 2 局部区域 256 × 256 像素时的正确辨识率
Tab.2 The identification ratio under size of 256 × 256 pixels

	被检图像集									平均
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9	
原有方法	54.28	43.21	92.14	25.00	55.35	36.78	65.35	67.14	73.21	56.94
本文方法	90.00	82.85	98.21	36.42	87.85	53.21	84.28	88.21	92.85	79.32

表 3 局部区域 640 × 480 像素时的正确辨识率
Tab.3 The identification ratio under size of 640 × 480 pixels

	被检图像集									平均
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9	
原有方法	94.64	83.93	100.0	52.86	94.64	67.86	95.71	95.71	96.79	86.90
本文方法	100.0	98.21	100.0	82.50	98.93	84.64	99.64	99.64	99.28	95.87

3.2 不同相机图像源的聚类分析

观察本文实验的相机图像 SPN 相关性系数直方图,发现所得直方图基本都是近似服从高斯分布的对称图形。由于不同源相机所得的直方图形状不尽相同,这里用 GGD(广义高斯分布)对其进行自适应近似拟合。因为 GGD 是以 Gaussian 分布为特例,均匀分布为极限形式的对称分布,这里选用 GGD 来拟合直方图曲线更为合适,其概率密度函数表达式为

$$f(x;\delta,\alpha,\beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)}e^{-|\frac{x-u}{\alpha}|^\beta} \tag{18}$$

式中 Γ 为 gamma 函数; α 、 β 分别表示尺度与形状的可调参数; δ 为 GGD 估计均值,其计算式为

$$\delta = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \rho^{(i)} \tag{19}$$

式中 ρ 为 SPN 相关性系数; M 为图像数目。因此,可计算被检图像集 $T_i (i = 1, 2, \cdots, 9)$ 的 SPN 与源相机参考噪声 P_i 之间相关性系数。再对其统计直方图进行 GGD 近似拟合,拟合后概率密度函数记为 $f_i(r)$,最后根据下式得出其相关性均值为

$$u_i = \int_{-\infty}^{+\infty} rf_i(r)dr \tag{20}$$

式中 $-1 \leq r \leq 1$ 为相关性系数。同理可得 T_i 的 SPN 与非源相机参考噪声的相关性系数统计直方图,用 GGD 对直方图近似拟合后,将其概率密度函数的均值记为 u_2 ,则两类概率密度函数均值差为

$$\Delta u = u_1 - u_2 \tag{21}$$

据以上分析,可以类似计算所有测试集在两种方法下该相关性均值差 Δu ,结果如表 4 所示。相

表 4 局部区域 640 × 480 像素时的两类相关性系数均值差

Tab. 4 The difference of two correlations mean under size of 640 × 480 pixels

	被检图像集								
	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	T_7	T_8	T_9
原有方法	0.010 2	0.009 5	0.024 5	0.003 9	0.010 2	0.005 5	0.015 2	0.012 7	0.015 1
本文方法	0.019 7	0.017 0	0.036 8	0.006 3	0.015 0	0.007 7	0.023 4	0.021 3	0.022 5

比原方法,本文方法得到的 Δu 更大。这说明当被检图像的局部区域相对较大时,用新提出方法获得的相关性聚类程度更加明显,稳定性更好。进而提高了图像源辨识技术在实际应用条件下的潜力。

4 结 论

提出一种基于双域联合滤波的 SPN 提取方法。该方法利用正交小波变换,对图像各个频带进行相应滤波,构造基于最大相关性检测原理的分类器,通过局部区域 SPN 实现图像源的辨识,随后从 3 种典型局部区域图像的辨识精度及相关性系数聚类均值差两方面进行分析。实验结果表明,新方法能有效降低 SPN 中的场景污迹,即使局部区域为 256 × 256 像素时,仍能获得 79.32% 的辨识精度。相比已有方法,辨识率及稳定性都有较大提高。研究更加有效、实用、稳健的非侵入式图像源辨识方法是未来研究的重点。

参考文献(References)

[1] Wu Jinhai, Lin Fuzong. Image authentication based on digital watermarking[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(9): 1153-1161. [吴金海, 林福宗. 基于数字水印的图像认证技术[J]. 计算机学报, 2004, 27(9): 1153-1161.]

[2] Mehdi K L, Sencur H T, Memon N. Blind source camera identification[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington DC, USA: IEEE, 2004: 709-712.

[3] Geradts Z J, Bijhold J, Kieft M, et al. Methods for identification

of images acquired with digital cameras [C]//Proceedings of SPIE Conference on Enabling Technologies for Law Enforcement and Security. Bellingham, WA, USA: SPIE, 2001: 505-512.

[4] Bayram S, Sencar H T, Memon N, et al. Source camera identification based on CFA interpolation [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Washington DC, USA: IEEE, 2005: 2793-2796.

[5] Swaminathan A, Wu M, Liu K J R. Nonintrusive component forensics of visual sensors using output images [J]. IEEE Transactions of Information Forensics and Security, 2007, 2(1): 91-106.

[6] Lukas J, Fridrich J, Goljan M. Digital camera identification from sensor pattern noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2006, 1(2): 205-214.

[7] Chen M, Fridrich J, Goljan M, et al. Determining image origin and integrity using sensor noise [J]. IEEE Transactions on Information Security and Forensics, 2008, 3(1): 74-90.

[8] Sutcu Y, Bayram S, Sencar H T, et al. Improvements on sensor noise based source camera identification [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Washington DC, USA: IEEE, 2007: 24-27.

[9] Mihcak M K, Kozintsev I, Ramchandran K. Low-complexity image denoising based on statistical modeling of wavelet coefficients[J]. IEEE Signal Processing Letters, 1999, 6(12): 300-303.

[10] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//Proceedings of 6th International Conference Computer Vision. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1998: 839-846.

[11] Cai Chao, Ding Mingyue, Zhou Chengping, et al. Bilateral filtering in the wavelet domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(1): 128-131. [蔡超, 丁明跃, 周成平, 等. 小波域中的双边滤波[J]. 电子学报, 2004, 32(1): 128-131.]