

DOI:10.16136/j.joel.2022.08.0832

基于改进传感器模式噪声提取模型的源相机识别

苏开清, 田妮莉*, 潘 晴

(广东工业大学 信息工程学院, 广东 广州 510006)

摘要:针对当前基于传感器模式噪声(sensor pattern noise, SPN)提取模型处理压缩视频来源检测的识别效果较差问题,提出一种基于多尺度变换域自适应维纳滤波和一种加权最大似然估计的改进 SPN 提取模型。首先干预视频的编解码过程,在编解码器的环路滤波模块前提取视频帧,然后将视频帧输入双密度双树复小波变换自适应维纳滤波模型中提取噪声残差,最后使用加权最大似然估计从噪声残差中估计得到 SPN。在公共视频源取证数据库 VISION 上进行测试比较,实验结果表明所提出的改进 SPN 提取模型在 ROC 曲线和 $Kappa$ 统计系数两种评价指标上的识别效果优于传统 SPN 提取算法。

关键词:传感器模式噪声;压缩视频识别;多媒体取证;多尺度分解;加权最大似然估计

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2022)08-0871-08

Source camera identification based on improved sensor pattern noise extraction model

SU Kaiqing, TIAN Nili*, PAN Qing

(School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou, Guangdong 510006, China)

Abstract: To solve the problem of poor identification effect of current sensor pattern noise (SPN) extraction model in compressed video source detection, an improved SPN extraction model based on multi-scale transform domain adaptive Wiener filtering and a weighted maximum likelihood estimation is proposed. Firstly, the video coding and decoding is interfered, the video frame is extracted in front of the loop filter module of the coder, and then the video frame is input into the dual-density and dual-tree complex wavelet transform adaptive Wiener filtering model to extract the noise residual. Finally, the SPN is estimated from the noise residual by weighted maximum likelihood estimation. Test and comparison are completed on the public video source database VISION. The experimental results show that the proposed improved SPN extraction model performs better than the traditional SPN extraction algorithm on ROC curve and $Kappa$ statistical coefficient.

Key words: sensor pattern noise (SPN); compressed video identification; multimedia forensics; multi-scale decomposition; weighted maximum likelihood estimation

1 引言

随着 5G 信息时代的到来以及社交网络中交流人数的大量增长,越来越多的人通过互联网共享图片和视频。然而,一些违法犯罪和造假诽谤的视频也不可避免地出现在网络上,而在社交平台上上传的视频都要经过不同程度的压缩,因此识

别压缩视频的来源是非常必要的^[1,2]。

传感器作为相机成像的重要部件之一,由于其制作材质和生产工艺的缺陷,在成像时会产生一些噪声伪影,其中部分噪声伪影具有独特性,这种独特伪影被用来检测图像或者视频的来源。在文献[3]中,作者把这种独特伪影称为传感器模式噪声(sensor pattern noise, SPN),而 SPN 的主要成

* E-mail: tiannili@gdut.edu.cn

收稿日期:2021-12-09 修订日期:2021-01-19

基金项目:国家自然科学基金(61901123)资助项目

分是由光响应非均匀性(photo response non-uniformity, PRNU)噪声构成的,因此 PRNU 也被称为 SPN,可以当做相机的指纹进行图像和视频的识别。

图像和视频的 PRNU 提取主要分为去噪阶段、估计阶段、增强阶段^[4]。在去噪阶段,通过图像与其过滤结果之间的差值得到噪声残差。而在估计阶段时,用一种估计方法对噪声残差进行估计,得到图像或者视频的 PRNU。最后在增强阶段,为了进一步去除 CFA 插值、有损压缩等相同操作产生的相似伪影以及其他随机噪声,使用一些增强方法抑制这些非唯一噪声成分。

最初使用 SPN 来识别数字图像来源的模型是由 LUKAS 等^[3]提出的,该模型是结合小波变换和维纳滤波从每个图像中提取噪声残差,然后对估计的噪声残差求平均来获得相机的 SPN。在文献^[5]中,引入复杂的 BM3D(block matching and 3D filtering)滤波器从图像中提取 PRNU。BM3D 通过识别图像中的相似块并将它们组合在一起,本文方法已被证明在提取图像的 PRNU 方面是有效的。然而,该算法非常耗时。在文献^[6]中使用小波变换结合维纳滤波的方法估计的 PRNU 不具有高斯白噪声的特征,于是在用该方法提取噪声残差的基础上,仅使用噪声残差在傅里叶域中的相位分量进行识别。随后,LI 等^[7]认为较强的噪声残差信号的可信度较低,应该被减弱,基于该假设提出一种增强 SPN 方法,对强分量的噪声残差进行抑制,对弱分量的噪声残差进行增强。然而,衰减信号中的强分量也可能导致有用的 PRNU 成分减少。ZENG 等^[8]提出了一种内容自适应导向滤波方法来提取 PRNU,本文算法根据纹理特征强度灵活调节内容自适应导向滤波器的半径参数,以较小的半径用于纹理图像,较大的半径用于

更平滑的图像。三方加权稀疏编码模型在真实图像去噪方面具有较好的效果,在文献^[9]中作者使用该滤波模型建立新的 PRNU 提取模型,对 PRNU 噪声进行提取。文献^[10]提出了将双树复小波变换(dual-tree complex wavelet transform, DTCWT)结合维纳滤波作为滤波器,同时使用对称边界扩展来扩展输入图像以提高图像边缘的 PRNU 质量。

上述大多数算法主要研究从图像中提取 PRNU,这些算法用在未压缩或者轻压缩视频中提取 PRNU 也取得了较好的效果。当经过社交平台多次复杂的压缩传输以后,从中提取 PRNU 难度大大增加。为了更好消除干扰噪声,改善从压缩视频中提取的 SPN 质量,本文提出了一种改进的 PRNU 提取模型,改善从压缩视频中提取 PRNU 的性能。

2 本文改进的 PRNU 提取模型

为了进一步提高 PRNU 提取算法的识别性能,在基于双树复小波变换维纳滤波^[10]的源相机识别模型的基础上,本文提出了一种基于双密度双树复小波变换自适应维纳滤波和一种加权极大似然估计,并用两者构建一个改进 PRNU 提取算法模型。本文算法流程如图 1 所示,首先干预编解码部分,在视频编码到达环路滤波模块前提取视频帧,将得到的视频帧进行双密度双树复小波变换(double-density dual-tree complex wavelet transform, DDDTCWT),然后对高频子带使用局部自适应阈值的窗口维纳滤波进行过滤,进行反变换后得到去噪视频帧,然后与输入视频帧进行差值得到噪声残差,重复上述过程,获得一组噪声残差,最后用量化参数(quantization parameter, QP)值加权的极大似然估计方法对这组噪声残差估计,得到 PRNU。

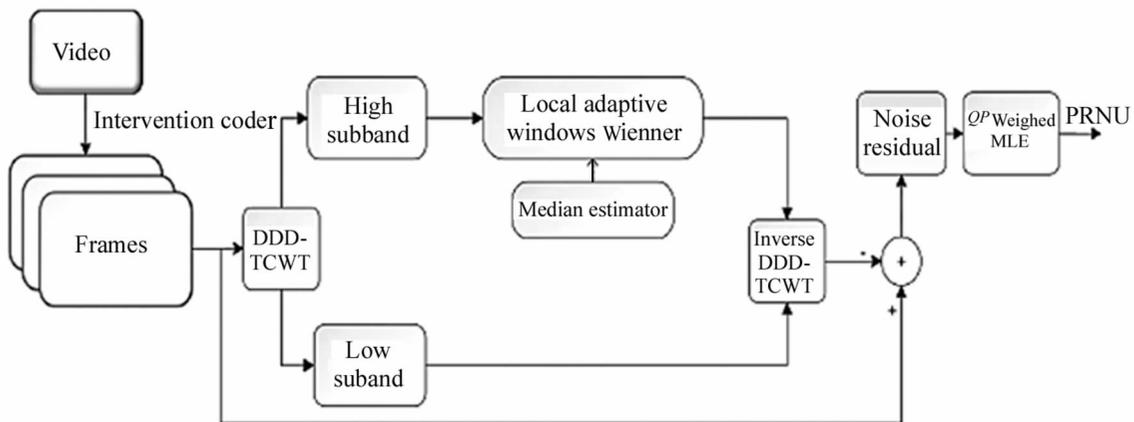


图 1 提出的改进 PRNU 提取模型

Fig. 1 Proposed improved PRNU extraction model

2.1 干预编解码过程

视频编解码过程中对残差进行离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 变换是基于块进行的,这就使得块与块之间的相关性被忽略了,所以视频在编解码时会造成相邻块之间存在明显差异的现象,这就是块效应。在视频编码中,为了抑制这种块效应,很多视频编码标准如 H264, H265, SVAC 等等都使用了环路滤波进行过滤。环路滤波器本质上类似一个低通函数,会对由块效应产生的尖锐变化部分进行滤波,这将会导致视频帧含有的 PRNU 噪声被抑制。对于压缩严重的视频,编解码模块内环路滤波的应用将导致大部分 PRNU 噪声被移除,从而使源相机识别不可靠,因此跳过解码器内的环路滤波模块将得到包含更多 PRNU 的视频帧。

2.2 DDDTCWT 的局部自适应阈值窗口维纳滤波方法

PRNU 是类似高斯白噪声的一种噪声^[11],而小波变换能够将高低频有效分离,因此,使用小波分解的方法能抑制大多数低频信息的干扰。而 DDDTCWT^[12]具有双密度小波变换和 DTCWT 的优点,能提供 16 个主方向的信号,而且每个主方向又有两个小波(实数小波和虚数小波)表示。相比小波变换, DTCWT 以及双密度小波变换, DDDTCWT 可以进一步提高视频帧的分解与重构精度,因此本文先使用 DDDTCWT 对视频帧进行多尺度分解再进行滤波处理。

加窗维纳滤波的噪声方差是固定值,对不同的压缩程度的视频帧很难进行准确有效的估计。为了对不同复杂程度的小波系数进行有效估计,使用中值估计器估计小波子带的噪声方差,再将噪声方差应用于加窗维纳滤波中,滤波估计过程可表示为:

$$\mathbf{W}_{\text{out}}(u, v) = \mathbf{W}_{\text{in}} \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2(u, v) + \sigma_0^2}, \quad (1)$$

式中, \mathbf{W}_{in} 表示为滤波前的小波系数, \mathbf{W}_{out} 表示为滤波后的小波系数, 噪声方差 σ_0^2 和 σ_s^2 可由式(2)、(3)得到:

$$\sigma_0^2 = \frac{\text{median}(|\mathbf{W}_{\text{temp}}|)}{0.6745}, \mathbf{W}_{\text{temp}} \in \mathbf{L}_0 \mathbf{H}_1, \quad (2)$$

$$\sigma_s^2(u, v) = \min_{h \in \{3, 5, 7, 9\}} [\max(0, \frac{1}{h^2} \sum_{(i, j) \in N_h} \mathbf{W}_{\text{int}}^2(i, j) - \sigma_0^2)], \quad (3)$$

式中, $\text{median}()$ 表示中值估计器,值得注意的是,在图像去噪领域中,为了保存图像的纹理细节,通常选择最高频率的子带($H_2 H_2$)估计噪声方差来进行滤

波处理。本文主要目的是提取 PRNU 噪声,而 PRNU 噪声是一种类似高斯白噪声的中高频信号,为了获得更多 PRNU 信号,选择中高频率子带(LH_1)进行噪声方差估计会更加合适。式(3)的 N_h 是一个以 (u, v) 为中心点,大小为 $h \times h$ 的局部窗口。 $\max()$ 表示取 0 和方差估计中的最大值, $\min()$ 函数则表示取所有窗口估计结果的最小值。

2.3 量化参数加权的最大似然估计

在估计阶段, PRNU 的乘法因子 \mathbf{K} 通常使用 CHEN 的最大似然估计方法^[13]进行估计,令估计的视频帧编号为 $I_1, I_2, \dots, I_z, \mathbf{K}$ 的求解可以表示为:

$$\mathbf{K} = \frac{\sum_{z=1}^G \mathbf{N}_z \mathbf{I}_z}{\sum_{z=1}^G \mathbf{I}_z^2 + \delta}, \quad (4)$$

式中, G 是单个视频中用于估计 \mathbf{K} 的视频帧数量, \mathbf{N}_z 表示第 z 个视频帧的噪声残差, \mathbf{I}_z 表示视频的第 z 个视频帧, δ 为一个很小的值,用来防止分母为 0。最大似然估计在估计 PRNU 时,给予每一个噪声残差的权重都是相同的。在压缩视频中,不同压缩程度的视频帧所包含的 PRNU 是不相同的,压缩程度越轻,噪声成分和种类越简单,提取 PRNU 会更容易且更可靠;反之,压缩程度越重,所包含的噪声更加复杂,提取 PRNU 的难度更大,且也不可靠。因此,本文使用基于 QP 值加权的最大似然估计^[14]代替传统的最大似然估计对噪声残差进行估计。根据不同 QP 值的视频帧得到不同的峰值相关能量 (peak to correlation energy, PCE), 绘制出 $QP-PCE$ 的关系曲线,最后归一化得到加权系数矩阵,加权最大似然估计如式(5)所示。

$$\mathbf{K} = \frac{\sum_{z=1}^G \mathbf{N}_z \mathbf{I}_z \mathbf{W}_{QP}}{\sum_{z=1}^G \mathbf{I}_z^2 + \delta}. \quad (5)$$

除了加权系数矩阵外,其他参数含义和式(4)相同,对于未压缩或者轻度压缩的块,给予更大的权重系数,而对于压缩程度严重或者失真的块赋予较小的权重,因此 QP 值加权的最大似然估计能够产生更可靠的 PRNU 估计。

2.4 改进的 PRNU 提取模型步骤

将改进的 PRNU 噪声提取模型应用在压缩视频中的 PRNU 提取中,并将提取的 PRNU 噪声应用于压缩视频的来源检测,整体算法框图如图 2 所示,具体算法步骤如下:

步骤 1: 干预编解码

跳过编解码器的环路滤波模块,在视频帧到达

环路滤波模块前提取出来,防止环路滤波模块去掉 PRNU 噪声。

步骤 2:获取视频的噪声残差

使用基于 DDDTCWT 的局部自适应阈值窗口维纳滤波去噪(DDWAWF)方法分别对制作相机 PRNU 指纹的视频和测试视频进行滤波估计,分别获得视频的噪声残差。

步骤 3:估计相机的 PRNU 指纹和测试视频的 PRNU

采用式(5)的 QP 值加权最大似然估计方法分别估计相机视频和测试视频的噪声残差,得到相机的 PRNU 指纹 R 和测试视频的 PRNU Q。

步骤 4:计算相机的 PRNU 指纹 R 和测试视频的 PRNU Q 的相关性

用相机的 PRNU 指纹 R 和测试视频的 PRNU Q 进行相关性检测,可以验证测试视频是否来自指定的相机。许多文献^[3-5,8,13-14]都使用了峰值相关能量 PCE 作为检验的依据,然而 KANG^[6]等发现循环互相关范数(circular cross-correlation norm,CCN)上的相关性可以进一步降低假阳性率,拥有比 PCE 更好的分类性能,CCN 具体可以表示为:

$$CCN(\mathbf{R},\mathbf{Q}) = \frac{C_{RQ}(a,b)}{\sqrt{\frac{1}{MN-|\boldsymbol{\beta}|} \sum_{(a,b) \notin \boldsymbol{\beta}} C_{RQ}^2(a,b)}}, \quad (6)$$

式中, $C_{RQ}(a,b)$ 为参考相机视频 PRNU R 和测试视频 PRNU Q 之间的二维循环互相关(circular cross-correlation,CCC), $\boldsymbol{\beta}$ 为(0,0)周围的一个小面积, $|\boldsymbol{\beta}|$ 为该面积的值,MN 是匹配 PRNU 的维度乘积。实际上,CCN 与有符号的峰值相关能量(sign peak to correlation energy,SPCE)^[15]具有相同的性质:

$$SPCE(\mathbf{R},\mathbf{Q}) = \frac{\text{sign}(C_{RQ}(a,b))C_{RQ}(a,b)}{\sqrt{\frac{1}{MN-|\boldsymbol{\beta}|} \sum_{(a,b) \notin \boldsymbol{\beta}} C_{RQ}^2(a,b)}}, \quad (7)$$

式中,sign()是符号函数,其他符号含义与式(6)相同,而用 SPCE 进行相关性检测而不选择 CCN 是因为 SPCE 可以跳过开平方操作来提高算法的速率。

步骤 5:根据相关性阈值进行匹配

使用 SPCE 相关性值进行阈值判决,若相机 PRNU 指纹和测试视频的相关性大于决策阈值,就认为测试视频来自该相机;反之,测试视频不是来自该相机。

3 实验结果和分析

3.1 实验设置

为了确定提出的 PRNU 提取模型在对抗视频压缩方面的有效性,在公共数据集上验证本文 PRNU 提取模型的性能,并与传统的同类算法以及目前最先进的算法进行比较。使用当前源相机视频识别领域最常用的 VISION 公共数据集^[14],数据集包括 35 个相机模型拍摄的视频和照片。这些视频根据编码方式、相机移动类型和内容特征被分为不同的子类别视频。根据编码方式,视频类型可被分为本地视频、YouTube 压缩视频和 WhatsApp 压缩视频这 3 类,其中 YouTube 压缩视频和 WhatsApp 压缩视频是由本地视频通过网络共享而重新编码的压缩视频;根据相机移动类型,视频被分为静止、移动、旋转类型;根据内容特征,视频可被分为平场、室内、室外视频,其中平场视频通常指纹理较少、亮度较好的视频。本文选择 huawei、iphone、samsung、lenovo 4 种品牌中的 9 个不同相机型号的 YouTube 压缩视频(1280×720 分辨率)进行实验,其中 3 个平场视频制

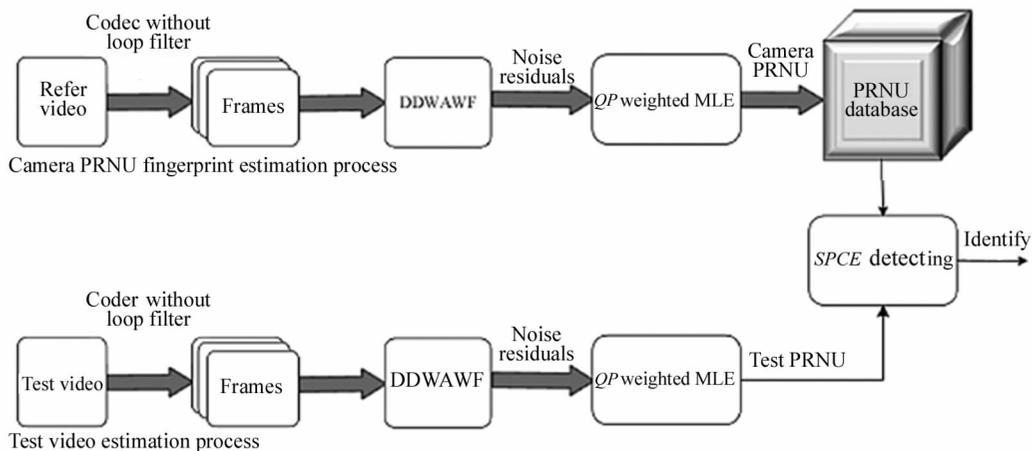


图 2 基于 SPN 的压缩视频来源检测算法过程

Fig. 2 Source detection algorithm process of compressed video based on SPN

作相机的 PRNU 指纹,12 个室内和室外视频制作测试视频的 PRNU。实验对比的算法包括小波变换去噪的相机取证算法^[3],这里称为 Basic 算法,BM3D 去噪的相机取证算法^[5]和 DTCWT^[10]算法。针对每台相机,相机的 PRNU 指纹和测试视频的 PRNU 都是选择裁剪压缩视频的灰度图进行提取,然后计算每个相机的 PRNU 指纹与所有测试视频的 PRNU 之间的 SPCE 值,然后进行匹配识别。

3.2 性能评价指标

为了能客观公正地评价各种 PRNU 提取模型的性能,本文分别采用 ROC 曲线^[9,10,16,17]和 Kappa 系数统计^[11,15-20]这两种常用的参数来作为评价指标。

3.2.1 评价指标一:ROC 曲线

为了获得总的 ROC 曲线,对于给定的决策阈值,记录每个相机的真阳性和假阳性,然后将这些数字相加求平均,用于计算真阳性率(true position rate,TPR)和假阳性率(false position rate,FPR)。TPR 和 FPR 可以简单表示为式(8)和(9):

$$TPR = \frac{\sum_{C_i=1}^{C_T} \Gamma_{C_i}}{T}, \quad (8)$$

$$FPR = \frac{\sum_{C_i=1}^{C_T} \Psi_{C_i}}{(C_T - 1)T}, \quad (9)$$

式中, C_T 为相机数量, T 为测试视频的总数, Γ_{C_i} 和 Ψ_{C_i} 分别为第 C_i 个相机的真阳性值和假阳性值。通过将式(7)计算出的 PCE 值设为检测阈值,检测阈值的取值从最小值改变到最大值,就可以得到多组真阳性率和假阳性率,进而绘制总体的 ROC 曲线。

3.2.2 评价指标二:Kappa 统计系数

混淆矩阵也称误差矩阵,用 n 行 n 列的矩阵形式来表示,沿主对角线的值表示为正确识别的数量。而每个混淆矩阵图可以转化为单一值度量,即 Kappa 系数统计量,它可以表示为:

$$Kappa = \frac{n - \lambda}{T - \lambda}, \quad (10)$$

式中, η 为观察到的正确识别的数量,即混淆矩阵沿主对角线的所有值之和, T 为测试视频的总数, λ 为预期的正确识别的数量,它可以表示为:

$$\lambda = \sum_{C_i=1}^{C_T} \frac{\sum_{C_p=1}^{C_T} \mathbf{M}(C_p, C_i) \sum_{C_q=1}^{C_T} \mathbf{M}(C_i, C_q)}{C_T}, \quad (11)$$

式中, \mathbf{M} 表示混淆矩阵, C_T 表示识别相机的数量,

$\sum_{C_p=1}^{C_T} \mathbf{M}(C_p, C_i)$ 和 $\sum_{C_q=1}^{C_T} \mathbf{M}(C_i, C_q)$ 表示混淆矩阵对角线的第 C_p 个相机的行之和、列之和。Kappa 的取值为 -1 到 1 ,Kappa 统计量是表示识别结果与实际结果之间的差异,因此 Kappa 系数越接近 1 ,性能越好,当 Kappa 系数为 1 时,性能达到最优。

3.3 性能比较

3.3.1 ROC 曲线对比

每种相机的 PRNU 分别与 12 个同源的相机视频和 96 个异源的相机视频的 PRNU 进行相关性计算。

如图 3—图 5 所示,图中显示了不同时间长度的裁剪视频在不同 PRNU 提取模型的 ROC 曲线对比,每种时间长度的裁剪视频又分为静止(图 a)、移动(图 b)、旋转(图 c)3 种运动类型视频进行对比。从图中可知,基于 Basic 的 PRNU 提取模型的效果是最弱的,BM3D 算法在静止的视频类型中的识别效果比 DTCWT 算法更好,而在运动和旋转的运动类型视频识别中,DTCWT 算法优于 BM3D 算法。而本文的算法识别效果总体上都优于上述 3 种方法,其中在较短裁剪视频的优势最明显。表 1 总结了不同时间的裁剪视频以及不同运动类型视频,不同 PRNU 提取算法在假阳性率 FPR 约为 10^{-3} 时的真阳性率 TPR,表 1 的结果也进一步表明,Basic 算法的整体性能最差,BM3D 和 DTCWT 算法的识别性能相当,而本文方法在静止和旋转的运动类型视频识别中的性能保持最优,而移动视频类型在 10 s 时的真阳性率能低于 BM3D 和 DTCWT,但总体的 ROC 曲线性能优于 BM3D 和 DTCWT。随着裁剪视频时间的提升,本文 PRNU 提取模型的 ROC 曲线都位于其他 PRNU 提取模型的上方,保持较好的识别性能。

3.3.2 Kappa 统计系数对比

为了更加全面地比较不同算法识别性能,表 2 中列出了裁剪视频在 10 s,20 s,40 s 时,由混淆矩阵生成 Kappa 统计系数。对比算法在 10 s,20 s,40 s 的最高 Kappa 系数分别为 0.8090,0.9063,0.9236,而本文方法对应的 Kappa 系数分别为 0.8889,0.9236,0.9479,相比最优的对比算法识别效果分别提升了 0.0799,0.0173,0.0243。综合上述两种参数对比结果可知,所提的改进 PRNU 提取模型对抵抗压缩视频具有较强的鲁棒性。

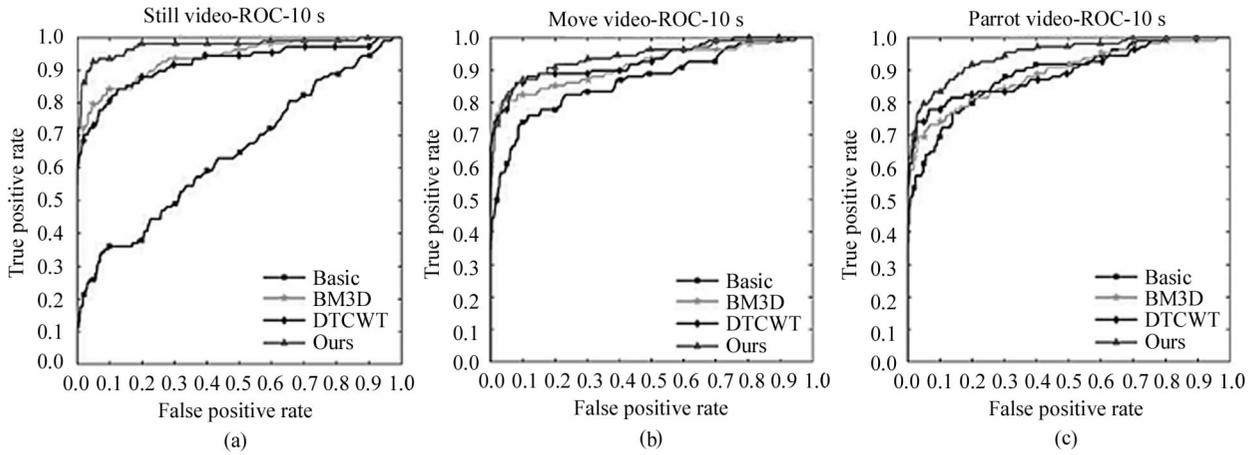


图3 在10 s裁剪视频中不同PRNU提取模型的ROC曲线对比

Fig. 3 Comparison of ROC curves of different PRNU extraction models in 10 s clipped videos

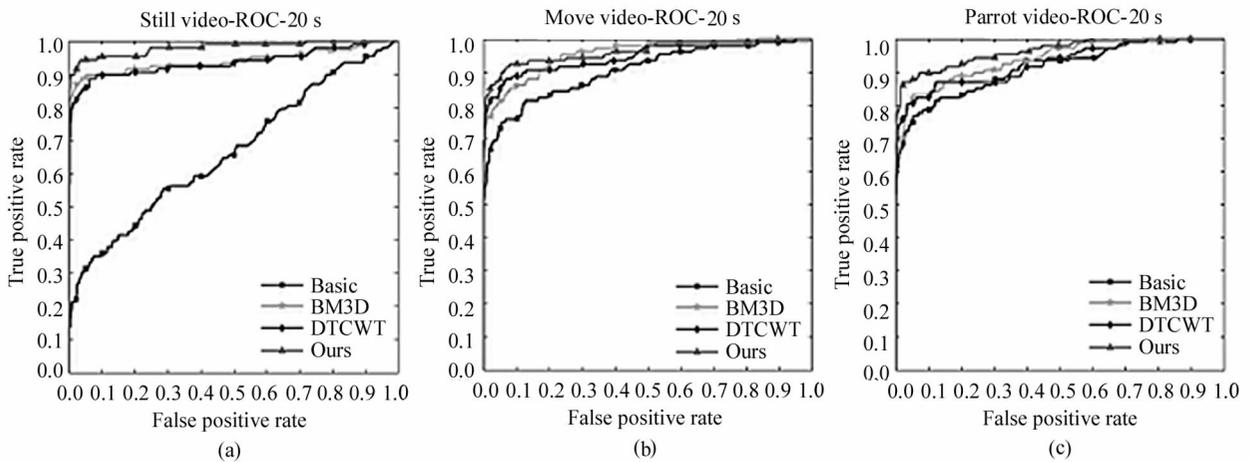


图4 在20 s裁剪视频中不同PRNU提取模型的ROC曲线对比

Fig. 4 Comparison of ROC curves of different PRNU extraction models in 20 s clipped videos

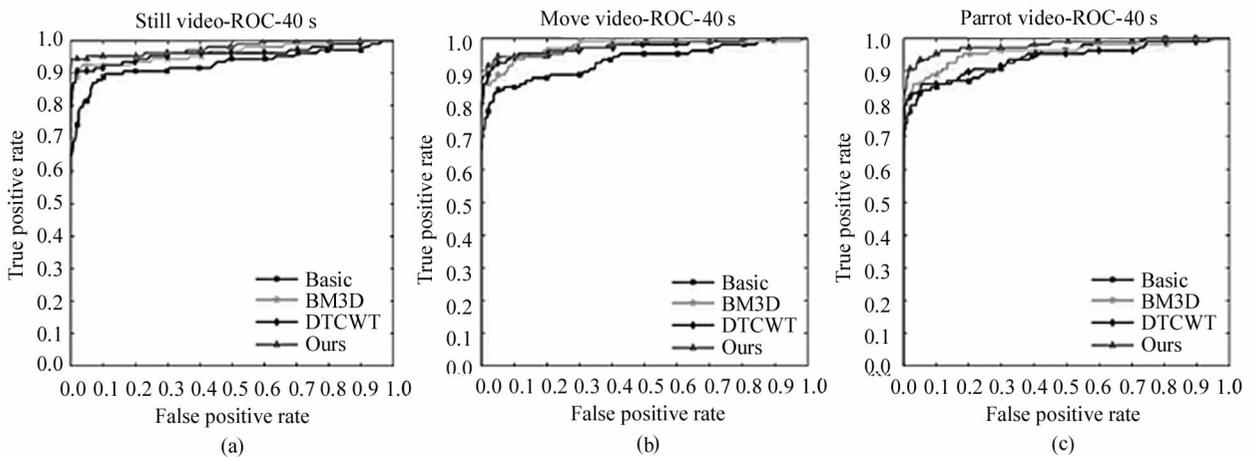


图5 在40 s裁剪视频中不同PRNU提取模型的ROC曲线对比

Fig. 5 Comparison of ROC curves of different PRNU extraction models in 40 s clipped videos

表 1 在 FPR 约为 10^{-3} 时,不同 PRNU 提取算法的 TPR Tab. 1 TPR of different PRNU extraction algorithms when FPR is about 10^{-3}

Time/s	Type	Basic	BM3D	DTCWT	Ours
10	Still	0.111 1	0.574 1	0.546 3	0.629 6
	Move	0.351 9	0.629 6	0.657 4	0.425 9
	Parrot	0.361 1	0.509 3	0.527 8	0.592 6
20	Still	0.138 9	0.694 4	0.564 8	0.833 3
	Move	0.509 3	0.583 3	0.694 4	0.648 1
	Parrot	0.537 0	0.629 6	0.592 6	0.685 2
40	Still	0.592 6	0.851 9	0.675 9	0.925 9
	Move	0.657 4	0.685 2	0.796 3	0.814 8
	Parrot	0.685 2	0.583 3	0.722 2	0.796 3

表 2 不同裁剪时间视频中 PRNU 提取算法的 $Kappa$ 统计系数Tab. 2 $Kappa$ statistical coefficients of PRNU extraction algorithms in videos with different clipped time

Time/s	Basic	BM3D	DTCWT	Ours
10	0.493 1	0.809 0	0.802 1	0.888 9
20	0.607 6	0.906 3	0.871 5	0.923 6
40	0.847 2	0.916 7	0.923 6	0.947 9

4 结 论

针对压缩视频识别效果不佳的问题,提出一种改进的 PRNU 提取模型进行源摄像机的识别和验证。首先,为了保存更多的 PRNU 噪声,视频在编解码时应跳过环路滤波器模块部分,而使用 DDDTCWT 分解的局部自适应阈值窗口维纳滤波算法能提取更多的 PRNU 噪声,QP 加权的最大似然估计用来进一步抑制其他伪影。在 VISION 公共数据集上进行测试,并使用 ROC 曲线和 $Kappa$ 系数统计这两个评价指标来评估本文 PRNU 提取模型的有效性。最后实验表明,本文的 PRNU 提取模型对抗压缩视频具有较好的鲁棒性。在未来工作中,将会进一步研究压缩视频,使用压缩更加严重的视频以及使用更少的视频帧来进行可靠的源相机识别。

参考文献:

- [1] Rocha A, Scheirer W, Boulton T, et al. Vision of the unseen: current trends and challenges in digital algorithms in video forensics with different clipped time image and video forensics [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2011, 43(4): 1-42.
- [2] JIANG X, WEI S K, ZHAO R Z, et al. Survey of imaging device source identification [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2019, 43(2): 10.
- [3] 蒋翔, 韦世奎, 赵瑞珍, 等. 数字图像的设备溯源技术综述 [J]. 北京交通大学学报, 2019, 43(2): 10.
- [4] LUKAS J, FRIDRICH J, GOLJAN M. Digital camera identification from sensor pattern noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2006, 1(2): 205-214.
- [5] LAWGELY A, KHELIFI F. Sensor pattern noise estimation based on improved locally adaptive DCT filtering and weighted averaging for source camera identification and verification [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(2): 392-404.
- [6] CORTIANA A, CONOTTER V, BOATO G, et al. Performance comparison of denoising filters for source camera identification [C] // Media Watermarking, Security and Forensics III. February 10, 2011, San Francisco Airport, California, United States. Washington: SPIE, 7880: 788007.
- [7] KANG X G, LI Y X, QU Z H, et al. Enhancing source camera identification performance with a camera reference phase sensor pattern noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(2): 393-402.
- [8] LI C T. Source camera identification using enhanced sensor pattern noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2010, 5(2): 280-287.
- [9] ZENG H, KANG X G. Fast source camera identification using content adaptive guided image filter [J]. Journal of Forensic Sciences, 2016, 61(2): 520-526.
- [10] ZHANG Y S, TIAN H W, XIAO Y H, et al. PRNU extraction algorithm based on trilateral weighted sparse coding model [J]. Journal of Applied Sciences-Electronics and Information Engineering, 2019, 37(5): 704-710.
- [11] 张永胜, 田华伟, 肖延辉, 等. 基于三方加权稀疏编码模型的 PRNU 提取算法 [J]. 应用科学学报, 2019, 37(5): 704-710.
- [12] ZENG H, WAN Y, DENG K, et al. Source camera identification with dual-tree complex wavelet transform [J]. IEEE Access, 2020, 8: 18874-18883.
- [13] LIN X, LI C T. Preprocessing reference sensor pattern noise via spectrum equalization [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 11(1): 126-140.
- [14] SELESNICK I W, BARANIUK R G, KINGSBURY N C. The dual-tree complex wavelet transform [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [15] CHEN M, FRIDRICH J, GOLJAN M, et al. Determining image origin and integrity using sensor noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2008, 3(1): 74-90.
- [16] ALTINISIK E, TASDEMIR K, SENCAR H T. Mitigation of

- H. 264 and H. 265 video compression for reliable PRNU estimation[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 15:1557-1571.
- [15] GUO H L, ZHANG R, GUO L J, et al. Preprocessing method of sensor pattern noise in camera source detection of photo images[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(6):0610003.
郭浩龙, 张荣, 郭立君, 等. 数字照片图像来源检测中的传感器模式噪声预处理方法[J]. *光子学报*, 2017, 46(6):0610003.
- [16] HAO X Z, XIAO Y H, TIAN H W, et al. Purification scheme of image PRNU noise based on sciences-electronics and Information engineering, cross-matching sample training [J]. *Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics*, 2020, 52(5):783-791.
郝昕泽, 肖延辉, 田华伟, 等. 基于样本错配训练的图像 PRNU 噪声提纯方法[J]. *南京航空航天大学学报*, 2020, 52(5):783-791.
- [17] WANG R K, KE Y Z, CHEN L X. Image source detection for night scene based on texture and bright-ness [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2018, 29(12):104-110.
王瑞昆, 柯永振, 陈凌翔. 综合纹理和亮度的夜间场景图像来源检测方法[J]. *光电子·激光*, 2018, 29(12):104-110.
- [18] GOLJAN M, FRIDRICH J, FILLER T. Large scale test of sensor fingerprint camera identification[C]//*Media forensics and security*, February 4, 2009, San Jose, California, United States. Washington: SPIE, 2009, 7254: 72540I.
- [19] SHULLANI D, FONTANI M, IULIANI M, et al. VISION: a video and image dataset for source identification [J]. *EURASIP Journal on Information Security*, 2017, 2017: 1-15.
- [20] Carletta J. Assessing agreement on classification tasks: the Kappa statistic [EB/OL]. (1996-02-27) [2021-12-09]. https://arxiv.org/abs/cmp-lg/9602004_v1.

作者简介:

田妮莉 (1982—), 女, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事图像视频处理、源相机识别、图像安全取证方面的研究。