

基于DnCNN的图像来源检验

李俊瑶¹, 侯欣雨²

¹江苏警官学院刑事科学技术系, 江苏 南京

²公安部物证鉴定中心, 北京

收稿日期: 2025年2月2日; 录用日期: 2025年2月28日; 发布日期: 2025年3月12日

摘要

本文基于DnCNN网络提出了一种图像来源检验方法, 可以通过提取图像中的噪声残差特征(NP特征), 捕获设备特有的传感器噪声模式, 并结合峰值相关能量值(PCE)的计算来判断图像的来源设备或检测篡改行为。通过在多个数据集上的实验验证, 该方法能够有效区分不同型号和同一型号的不同设备拍摄的图像。研究表明, 基于DnCNN的图像来源检验方法为数字图像取证提供了一个高效且可靠的技术手段, 在公共安全、司法鉴定和媒体真实性验证等领域具有广泛的应用前景。

关键词

DnCNN, Noiseprint, 模式噪声, 来源检验

Image Source Verification Based on DnCNN

Junyao Li¹, Xinyu Hou²

¹Department of Criminal Science and Technology, Jiangsu Police Institute, Nanjing Jiangsu

²Institute of Forensic Science, Ministry of Public Security, Beijing

Received: Feb. 2nd, 2025; accepted: Feb. 28th, 2025; published: Mar. 12th, 2025

Abstract

This paper proposes an image source verification method based on the DnCNN network, which extracts noise residual features (NP features) from images to capture device-specific sensor noise patterns. By calculating the Peak Correlation Energy (PCE), the method can determine the source device of the image or detect tampering behaviors. Experimental results on multiple datasets validate that the proposed method effectively distinguishes images captured by different devices of the same model as well as by different models. The findings indicate that the DnCNN-based image source verification method provides an efficient and reliable technological means for digital image forensics, with broad applications in public safety, forensic identification, and media authenticity verification.

Keywords

DnCNN, Noiseprint, Pattern Noise, Source Verification

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

近年来,随着数字图像的广泛应用和编辑技术的迅猛发展,图像真实性问题逐渐成为社会关注的焦点。在司法取证、新闻报道、公共安全等领域,验证数字图像的来源和真实性显得尤为重要。尤其是在人工智能生成内容(AIGC)逐渐普及的背景下,图像的篡改和伪造变得更加隐蔽,传统的图像取证技术在应对复杂编辑手段时面临严峻挑战。

图像来源检验的核心在于利用成像设备在拍摄过程中引入的独特噪声模式(即设备指纹)来识别图像的拍摄设备或检测篡改行为[1]。这种噪声特征主要体现在图像的高频信号中。传统方法通常依赖于手工设计特征,如基于统计学的噪声模式分析或频域特征提取。然而,这些方法往往对图像的压缩、裁剪或其他编辑操作缺乏鲁棒性,难以应对复杂的实际场景。

深度学习技术的发展为图像来源检验提供了新的研究思路。其中,基于深度卷积神经网络(CNN)的模型通过自动学习图像的高维特征,展现出优于传统方法的性能和适应性。DnCNN (Denoising Convolutional Neural Network)作为一种经典的图像去噪模型,最初被设计用于从图像中去除噪声,但其对图像高频噪声信号的高效提取能力使其在图像取证领域表现出重要的潜力。通过将 DnCNN 应用于图像来源检验,可以有效提取图像的噪声残差,捕捉设备指纹特征,为图像真实性验证提供支持。

本研究基于 DnCNN 模型,提出了一种高效的图像来源检验方法。该方法通过提取图像中的噪声残差,利用深度学习网络捕获设备特有的噪声模式,并结合分类算法进行设备来源识别或篡改检测。与传统方法相比,该方法能够自动提取更具辨别力的特征,并对常见的图像编辑操作具有更强的鲁棒性。本文的研究不仅丰富了图像来源检验的技术手段,同时也为数字图像取证的实际应用提供了新的解决方案。

2. Noiseprint 图像特征

Noiseprint (简称 NP)是一种可用于图像来源识别和篡改检验的图像传感器噪声残差特征[2]。通过提取图像中由设备硬件特性产生的独特噪声模式(即设备的“数字指纹”),能够准确判断图像是否来源于特定设备,同时检测图像是否经过编辑或篡改。广泛应用于图像来源认证、数字取证、伪造图像检测以及媒体版权保护等领域,能够有效保护数字证据的真实性和可靠性[3]。可以通过卷积神经网络(CNN)可以提取数字图像噪声残差,如图 1 所示。



Figure 1. Noise residuals associated with the image
图 1. 图像关联的噪声残差

3. 基于 DnCNN 的 NP 特征提取

DnCNN 是基于用于大规模识别的超深卷积网络(VGGNet)提出的适合提取噪声残差的卷积神经网络[4]。与传统基于统计学或频域分析的方法相比, DnCNN 可以通过深度学习网络自动提取设备特有的传感器噪声模式(NP 特征), 显著提高特征提取的鲁棒性和辨别力。这种能力使得基于 DnCNN 的方法能够更好地应对图像压缩、裁剪等常见编辑操作的干扰, 同时在设备来源检验任务中表现出卓越的准确性。

其网络结构主要是由卷积层、批归一化层和激活层(ReLu)级联组成。对于每个卷积层, 采用 3×3 尺寸的卷积核, 步长设置为 1, 层数设置为 17, 每个卷积层卷积核的数量设置为 64, 用于提取图像中的局部高频特征, 如图 2 所示。批归一化层通过对输出特征归一化, 改善了梯度消失问题, 并加速了模型收敛速度。ReLU 激活函数的引入进一步提升了网络的非线性表达能力, 使其能够更精准地提取设备的指纹特征。此外, DnCNN 采用残差学习策略, 通过拟合图像的噪声残差, 而非原始图像, 显著提升了特征提取的效率和模型训练的稳定性。

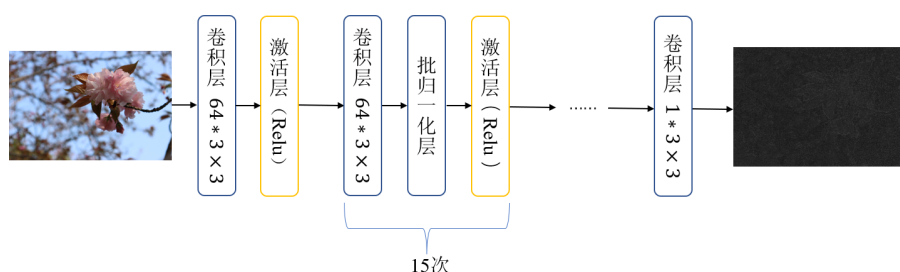


Figure 2. Denoising convolutional neural network (DnCNN) architecture

图 2. 去噪神经网络(DnCNN)结构

本文中的 DnCNN 优化采用了 Adam 优化器, 初始学习率为 0.001, 并在训练过程中动态调整以确保模型收敛。同时使用均方误差(MSE)作为损失函数, 以准确拟合噪声残差特征。训练数据集包括多个设备拍摄的图像, 结合高斯噪声添加和随机裁剪等数据增强策略, 进一步提高了模型的泛化能力。对提取的残差图像进行滤波和增强, 如图 3 所示, 可以得到相机设备指纹(NP 特征), 从而进行相机特征相关性检测。

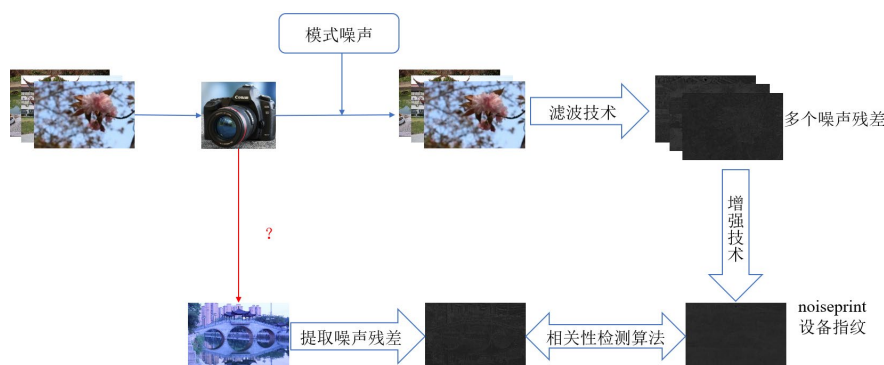


Figure 3. NP device fingerprint extraction process

图 3. NP 设备指纹提取流程

4. 相关性检测

分别计算样本和检材的峰值相关能量值(PCE) [5], 如公式 1 所示, 确定图像来源设备是否同一, 如图 4 所示。

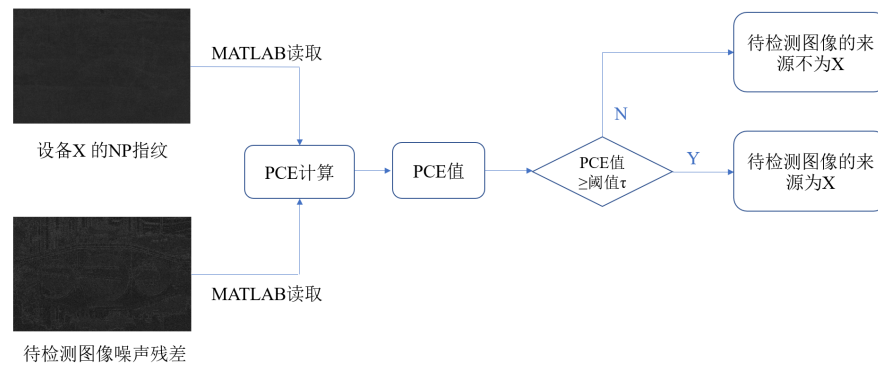


Figure 4. Correlation Verification Process Based on PCE
图 4. 基于 PCE 的相关性检验流程

$$PCE(x, y) = \frac{C_{xy}^2(0, 0)}{\frac{1}{MN - |\mathcal{A}|} \sum_{(k, l) \in \mathcal{A}} C_{xy}^2(k, l)}$$

其中, C_{xy} 表示二维矩阵 X, Y 之间的循环互相关函数; $X = I_q K_x$; $Y = W_q$; $\mathcal{A}$ 为一个以 $(0, 0)$ 点为中心的方形区域; $|\mathcal{A}|$ 表示方形区域的大小。

5. 实验验证

Table 1. PCE values for images captured by the same device

表 1. 同一设备拍摄的 PCE 值情况

Canon 750D	Canon EOS 6D Mark II	Canon EOS M6 Mark II	Canon EOS R6	Sony a7r2	Sony ILCE-6000
559	28,798	5651	866	5280	114
370	18,735	2470	5390	7657	45
405	14,436	6736	2982	1640	38
166	12,460	1169	1530	10,865	64
990	38,662	11,318	1448	6657	45
91	8457	5917	4283	9782	40
382	28,252	9230	395	10,631	64
248	42,610	3790	550	11,489	31
137	54,212	1459	510	10,476	85

Table 2. PCE values between different models

表 2. 不同型号之间的 PCE 值表

a					
设备名称	Canon 750D	Canon EOS 6D Mark II	Canon EOS M6 Mark II	Canon EOS R6	Nikon_D70
Canon 750D	—	1.8	8.7	−0.0002	0.7
Canon EOS 6D Mark II	1.8	—	−0.024	10.0	2.1
Canon EOS M6 Mark II	8.7	−0.024	—	7.5	−2.6
Canon EOS R6	−0.0002	10.0	7.5	—	−0.1

续表

Nikon_D70	0.7	2.1	-2.6	-0.1	—
Nikon_D70s	1.9	0.7	-0.0026	3.1	43
Nikon_D90	3.5	1.0	1.2	0.17	9.9
Nikon_D200	-2.7	7.0	2.4	1.4	1.9
Sony a7r2	2.0	57.2	1.2	0.25	2.2
Sony ILCE-6000	12	3.6	0.1	9.4	10.0

b

Nikon_D70s	Nikon_D90	Nikon_D200	Sony a7r2	Sony ILCE-6000
1.9	3.5	-2.7	2.0	12
0.7	1.0	7.0	57.2	3.6
-0.0026	1.2	2.4	1.2	0.1
3.1	0.17	1.4	0.25	9.4
43	9.9	4.5	-0.9	9.6
—	9.9	1.9	2.2	10.0
9.9	—	5.1	14.2	15.1
1.9	5.1	—	-2.45	5.1
2.2	14.2	-2.45	—	0.47
10.0	15.1	5.1	0.47	—

Table 3. PCE values for different devices of the same model**表 3.** 相同型号不同设备的 PCE 值表

Nikon D70	Nikon D70s	Nikon D90	Nikon D200	Canon EOS 6d Mark II	Sony ILCE-6000
27	18.6	23	0.4	0.7	10.6
36.2	17	21.6	2.5	0.5	14
32	14	24.5	8	3.2	11.1
25.1	16.2	21.2	5.7	1.4	8.9
29.4	20	13	0.9	5.5	9.9
21	20.1	17.4	1.8	0.4	12

为了验证该方法的准确性和鲁棒性, 使用来自 Dresden 数据集 44 台摄像机、来自 Socrates 数据集的 32 台、来自 Vision 数据集的 32 部、来自 Davide Cozzolino 提供数据集中的 17 台, 总共使用了来自 70 个不同型号和 19 个品牌的 125 台摄像机, 进行训练。自建包括了 3 个品牌、10 种型号共计 79 张数字图像的数据集进行测试, 分别计算同一设备、不同型号设备、同一型号不同设备的 PCE 值, 部分结果如表 1、表 2、表 3 所示。

为进一步验证 NP 特征的有效性, 与 Lin 等人[6]改进后的 PRNU 特征利用自建数据集进行比对, 两种特征的 PCE 均值如表 4、表 5 所示。

Table 4. PCE values of NP and PRNU features for the same device and different models
表 4. 同一设备与不同型号设备的 NP 与 PRNU 特征 PCE 值

		Canon 750D	Canon EOS 6D Mark II	Canon EOS M6 Mark II	Canon EOS R6	Sony a7r2	Sony ILCE-6000
同一设备	NP	372	27,402	5304	1995	8275	58.4
	PRNU	317	22,556	4333	1881	6968	46
不同型号	NP	3.1	9.3	2.1	3.5	8.2	6.7
	PRNU	3.3	11.6	2.9	4.4	8.9	7.3

Table 5. PCE values of NP and PRNU features for different individual devices of the same model
表 5. 相同型号不同个体设备的 NP 与 PRNU 特征 PCE 值

		Nikon D70	Nikon D70s	Nikon D90	Nikon D200	Canon EOS 6d Mark II	Sony ILCE-6000
相同型号不同个体相机	NP	28.5	17.7	20.1	3.2	2	11.1
	PRNU	29.1	15.2	24.9	3.1	4.5	13.7

6. 实验分析

表 1 显示了同一设备拍摄的图像 PCE 值情况。同一设备不同图像的 PCE 值具有高度一致性。例如，Canon 750D 的 PCE 值范围为 370 到 990，而 Sony ILCE-6000 的 PCE 值范围为 40 到 114。这表明，同一设备的 NP 特征在不同图像中具有较高的稳定性，能够被准确提取和识别。同时，不同设备的 PCE 值范围存在显著差异，进一步证明了 NP 特征独特性和在来源检验中的重要作用。

表 2 为不同设备之间的 PCE 值情况。整体来看，不同设备间的 PCE 值明显低于同一设备内的 PCE 值。例如，Canon 750D 与 Canon EOS 6D Mark II 之间的 PCE 值为 1.8，与 Sony ILCE-6000 的 PCE 值仅为 12。这表明通过计算 NP 特征的 PCE 可以有效区分不同设备拍摄的图像。此外，尽管部分设备间的 PCE 值相对较高(如 Sony a7r2 与 Canon EOS 6D Mark II 的 PCE 值为 57.2)，这可能与设备传感器特性接近有关，但总体区分性依然显著。

表 3 的数据进一步探讨了相同型号不同设备之间的 PCE 值特征。从实验结果来看，相同型号不同设备之间的 PCE 值介于同一设备和不同型号设备之间。例如，Nikon D70 与 Nikon D70s 之间的 PCE 值为 18.6，明显低于 Nikon D70 内部的 PCE 值(27)，但高于不同型号设备之间的 PCE 值。这说明，即使在相同型号中，不同设备的设备指纹特性依然存在细微差异，能够通过 PCE 值进行一定程度的区分。

从对比实验的数据分析来看，NP 特征在同一设备的来源检验中表现出更高的稳定性和鲁棒性。例如，在 Canon EOS 6D Mark II 中，NP 特征的 PCE 值达到 27,402，而 PRNU 特征仅为 22,556，这表明 NP 特征对设备指纹的表征更为显著。在不同型号设备的对比中，两种特征的区分能力接近，例如 Canon EOS M6 Mark II 和 Sony ILCE-6000 的 PCE 值分别为 9.4 和 9.3，但 NP 特征在部分组合中依然展现出更高的差异性。在相同型号的不同设备中，NP 特征和 PRNU 特征的区分能力相近，如 Nikon D70 和 Nikon D70s 的 PCE 值分别为 28.7 和 29.1，表明两种特征在区分设备内部硬件高度相似的情况下均存在一定的局限性。整体而言，NP 特征在同一设备和不同型号设备的检验中表现更优，但在区分相同型号不同个体设备时，仍需引入更精细的特征提取方法以提升其性能。

尽管 PCE 值在同一设备拍摄的图像中表现出较高的稳定性，但在相同型号的不同设备间，其区分能力较为有限。例如，在 Nikon D70 和 Nikon D70s 两台设备之间，PCE 值为 18.6，显著高于不同型号设备之间的 PCE 值。这种现象表明，对于具有相似硬件特性的设备，PCE 方法难以完全捕捉到其微小的指纹

差异。其次,在某些设备拍摄的低信噪比图像中,PCE 相关性结果波动较大,可能导致误判。例如,Sony ILCE-6000 的某些测试图像中,PCE 值与其他设备的差异并不显著。这一问题可能源于弱噪声特征相机内部图像处理掩盖,从而降低了 PCE 方法的判别能力。为提升设备指纹提取与匹配的准确性,后续研究将弥补 PCE 方法的不足,进一步提升图像来源检验的性能和鲁棒性。

7. 结语

本文基于 DnCNN 网络提出了一种高效的图像来源检验方法,通过提取图像的噪声残差特征(NP 特征)并结合 PCE 值的计算,验证了设备指纹在图像来源识别中的有效性。实验结果表明,NP 特征在同一设备图像的稳定性 and 不同设备间的区分能力方面优于传统的 PRNU 特征,特别是在处理不同型号设备和相同型号不同个体设备的图像时,表现出更强的鲁棒性和辨别力。然而,在相同型号不同设备之间的区分中,两种特征均表现出一定的局限性,提示后续研究可以结合更复杂的特征提取和融合方法,以提升模型的性能。

基金项目

中央级公益性科研院所基本科研业务费项目(2021JB017);江苏省高校哲学社会科学研究项目(2023SJYB0461);江苏警官学院科研项目(2021SJYZK02)。

参考文献

- [1] 张明旺,肖延辉,田华伟,等. 图像中的设备指纹提取技术研究综述[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22): 39-48.
- [2] Cozzolino, D. and Verdoliva, L. (2019) Noiseprint: A CNN-Based Camera Model Fingerprint. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, **15**, 144-159.
- [3] 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. <https://doi.org/10.16356/j.1005-2615.2020.05.015>
- [4] Kai, Z., Zuo, W., Chen, Y., *et al.* (2016) Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising: IEEE Press.
- [5] Goljan, M. (2008) Digital Camera Identification from Images—Estimating False Acceptance Probability. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04438-0_38
- [6] Lin, X. and Li, C.T. (2017) Preprocessing Reference Sensor Pattern Noise via Spectrum Equalization. *IEEE Transactions on Information Forensics & Security*, **11**, 126-140. <https://doi.org/10.1109/TIFS.2015.2478748>