**DOI**:10.16136/j.joel. 2023.12.0523

# 双重 JPEG 压缩图像篡改区域检测与定位

许灵龙,张玉金\*,吴 云

(上海工程技术大学 电子电气工程学院,上海 201620)

摘要:对 JPEG (joint photographic experts group)图像实施篡改往往会产生双重 JPEG (double JPEG, DJPE)压缩痕迹,分析该痕迹有助于揭示图像压缩历史并实现篡改区域定位。现有算法在 图像尺寸较小和质量因子(quality factor, QF)较低的时候性能不佳,对两个 QF 的组合情况存在限制。本文提出了一种端到端的混合 QF 双重 JPEG 压缩图像取证网络,命名为 DJPEGNet。首先,使用预处理层从图像头文件中提取表征压缩历史信息的量化表(quantization table, Qtable)特征,将图像从空域转换至 DCT(discrete cosine transform)域构造统计直方图特征。然后,将两个特征 输入到由深度可分离卷积和残差结构堆叠而成的主体结构,输出二分类结果。最后,使用滑动窗 口算法自动定位篡改区域并绘制概率分布图。实验结果表明,在使用不同 Qtable 集生成的小尺 寸数据集上,DJPEGNet 所有指标均优于现有最先进的算法,其中 ACC 提高了1.78%,TPR 提升了 2.00%,TNR 提升了1.60%。

关键词:双重 JPEG(DJPEG)压缩; 篡改区域定位; 混合质量因子(QF); 图像取证; 小尺寸 中图分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1005-0086(2023)12-1271-08

## Tampering region detection and localization of double JPEG compressed images

#### XU Linglong, ZHANG Yujin\*, WU Yun

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Tampering with joint photographic experts group (JPEG) images often produces double JPEG (DJPEG) compression traces, and analyzing the traces can help reveal the image compression history and enable tampering region localization. Existing algorithms perform poorly when the image size is small and the quality factor (QF) is low, and there are restrictions on the combination of the two QFs. In this paper, an end-to-end mixed QF DJPEG compressed image forensics network named DJPEGNet is proposed. First, the preprocessing layer is used to extract the quantization table (Qtable) features representing the compression history information from the image header file, and the image is converted from the spatial domain to the discrete cosine transform (DCT) domain to construct statistical histogram features. Then, the two features are input into the main structure formed by stacking the depthwise separable convolution and residual structure, and the binary classification result is output. Finally, a sliding window algorithm is used to automatically locate the tampered region and draw a probability distribution map. The experimental results show that, on small-size datasets generated by different Qtable sets, DJPEGNet outperforms the existing state-of-the-art algorithms in all indicators, with ACC increased by 1.78%, TPR increased by 2.00%, TNR increased by 1.60%.

**Key words**: double JPEG (DJPEG) compression; tampering region localization; mixed quality factor (QF); image forensics; small size

\* E-mail:yjzhang@sues.edu.cn
收稿日期:2022-07-14 修订日期:2022-11-04
基金项目:国家自然科学基金项目(62072057)和上海市自然科学基金项目(17ZR1411900)资助项目

## 0 引 言

对伪造图像进行篡改区域检测和定位成为了 近年图像取证领域热门的方向之一<sup>[1]</sup>。常见的篡 改操作都可能导致双重 JPEG(joint photographic experts group)压缩的产生,如复制粘贴、拼接、区 域图像增强等<sup>[2]</sup>。

下文将单次 JPEG 压缩和双重 JPEG 压缩称 为 SJPEG(single JPEG)和 DJPEG(double JPEG)。 DJPEG 图像可以分为以下几类:按照两次压缩的 DCT(discrete cosine transform)网格是否对齐,可 以分为网格对齐的 DJPEG(aligned DJPEG, A-DJPEG)图像<sup>[3]</sup>和网格非对齐的 DJPEG (non-aligned DJPEG, NA-DJPEG)图像<sup>[4]</sup>;按照两次压 缩的质量因子(quality factor, QF)是否相等,可以 分为相同 QF 的 DJPEG 图像<sup>[5]</sup>和不同 QF 的 DJPEG 图像<sup>[6]</sup>。

WANG 等<sup>[7]</sup> 提出了一种基于特征融合的 DJPEG 图像取证方法,构建了 DCT 系数首位数的 马尔科夫模型,并与 JPEG 图像中相邻系数的差 值进行特征融合。XUE 等<sup>[8]</sup>发现了 DJPEG 图像 的 DCT 系数直方图之间的均方误差比例序列的 周期性,设计了一种调整直方图的策略以加强该 周期性。AMERINI等<sup>[9]</sup>设计了一种提取 DJPEG 图像空域和频域信息的二维卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)。BARNI等<sup>[10]</sup>设计 了3种CNN,分别在DJPEG图像的空域、噪声域 和 DCT 域上提取特征,可以在 A-DJPEG、NA-DJPEG图像上发挥作用。PASQUINI等<sup>[11]</sup>研究 了 DIPEG 图像 DCT 域的本福德-傅里叶(Benford-Fourier)系数的特殊分布,提出了两种基于不同统 计量的 DJPEG 图像取证方法,它们都依赖于一个 判别阈值。JIANG等<sup>[12]</sup>分析了视频文件 DJPEG 过程中的退化机制,设计了一组用于表征退化程 度的特征。PARK等<sup>[13]</sup>使用众多(quantization table, Qtable) 生成了一个混合 QF 图像数据集用于 训练 CNN 模型,克服了两个 QF 组合情况不够丰 富的局限性。PENG 等<sup>[14]</sup>对图像多次压缩获取误 差图像,再将误差图像输入到一个带有预处理层 的 CNN, 可以实现灰度 DJPEG 图像的检测。 HUANG 等<sup>[15]</sup>为了缓解梯度下降的影响,在 CNN 的每个卷积层(convolutional layers, Conv)之间引 入密集连接,拓展了模型的深度,构造出了一个由 8 个 Conv 堆叠 而 成 的 密 集 连 接 CNN 模 型。 WANG 等<sup>[16]</sup>设计了一种球面坐标投影转换算法 从 JPEG 图像的舍入误差和截断误差中提取特征 信息,使用支持向量机(support vector machine,

SVM)作为分类器。MARRA 等<sup>[17]</sup>提出了一种端 到端的 CNN,可以使得输入待检测图像的尺寸不 受限制,但是只能用于检测整副图像是否经过篡 改,无法定位篡改区域。

综上所述,现有的 DJPEG 图像取证方法构建 的网络模型难以充分利用篡改遗留下来的痕迹, 篡改定位的精度不佳,对两个 QF 的组合方式存 在限制,随着图像尺寸的减小和 QF 的降低,模型 的性能急剧下降。针对上述问题,本文提出了一 种端到端的神经网络架构 DJPEGNet,对待检测图 像的尺寸不存在限制,可以同时提取 DCT 域的统 计直方图特征和空间域的量化表特征,实现混合 QF 的 DJPEG 图像篡改区域检测与定位,在小尺 寸图像上的检测性能良好。

## 1 基本原理

本节分析 JPEG 图像压缩、解压缩过程和 DJPEG 篡改图像的生成过程。JPEG 图像压缩和解 压缩过程如图 1 所示。压缩过程如下,首先将图像 从 RGB 色彩空间转换到 YCbCr 色彩空间然后进行 下采样,将其划分成 8×8 大小互不重叠的图像块再 实施 DCT 变换得到 DCT 系数矩阵。接着进行量化 操作,将 DCT 系数矩阵中的每个元素除以量化表中 对应的量化步长并取整得到量化 DCT 系数,最后进 行熵编码得到压缩文件。解压缩过程如下,首先进 行熵解码,再进行反量化和反向离散余弦变换(inverse discrete cosine transform,IDCT),接着进行舍 人和截断(rounding and truncation,RT)操作,最后 进行上采样和色彩空间逆变换得到重构图像。





DJPEG 篡改图像的生成过程如图 2 所示,每个 最小的正方形格子尺寸均为 8×8 大小,图 2(a)中 C 为 A-DJPEG 篡改图像,图 2(b)中 C 为 NA-DJPEG 篡改图像。现有一副未经篡改的 SJPEG 图像 B,B 只经过一次  $QF = QF_1$  的 JPEG 压缩。另有一副图 像 A,A 的格式待定,从 A 中选取一个区域 A1 覆盖 掉 B 中的 B1 区域,再对合成图像进行一次  $QF = QF_2$  的 JPEG 压缩用于掩饰篡改痕迹,得到最终的篡 改图像 C,其中对应的篡改区域为 C1。 在此篡改模型中,C中除去C1之外的区域为 DJPEG 区域,C1则需要根据A1的格式进行分类讨 论。如果A1为PNG等非JPEG格式,那么C1为 SJPEG 区域。如果A1为JPEG格式,那么需要额外 讨论C1和C的DCT分块网格是否对齐。考虑水平 和竖直两个方向,网格对齐的情况如图2(a)所示,概 率为1/64,此时C1也为DJPEG区域。网格非对齐 的情况如图2(b)所示,概率为63/64。此时A1原有 的DCT域信息会被第二次JPEG 压缩覆盖掉,因而 C1可以视为SJPEG 区域。



图 2 DJPEG 篡改图像的生成过程:

(a) A-DJPEG; (b) NA-DJPEG



由于 A-DJPEG 图像出现的概率不高,本文将关注的重心放在更为贴近真实场景的 NA-DJPEG 图像。此时篡改图像 C 中的篡改区域 C1 为 SJPEG 区域,真实区域为除 C1 之外的 DJPEG 区域。区分 DJPEG 篡改图像的 SJPEG 区域和 DJPEG 区域便能 实现篡改区域的检测与定位,同时也是本文篡改区 域定位算法的基本原理。

## 2 提出的方法

本文提出了一种端到端的混合 QF DJPEG 压缩 图像取证网络,命名为 DJPEGNet。DJPEGNet 是一 个多分支的网络,主要包含预处理层(preprocessing layer)和主体结构(main structure),其总体结构图如 图 3 所示。

#### 2.1 DJPEGNet 预处理层

现有研究表明,JPEG 压缩只改变图像的统计特征,而不改变图像的语义信息,而 DJPEG 痕迹在空域易受图像自身内容的影响,在 DCT 域较为稳定而且容易提取。

DJPEGNet 预处理层包含两路分支,分支(a)用 于提取表征图像 DCT 域信息的直方图特征,分支 (b)用于提取表征压缩历史信息的量化表特征,然后 将两路特征共同输入到后续的 DJPEGNet 主体结构 中进行特征学习和分类。

如图3分支(a)所示,预处理层首先将输入的 JPEG图像(尺寸为 H×W×3)从 RGB 色彩空间转 换到YCbCr色彩空间,舍弃CbCr通道数据,仅提取





Y 通道上的数据进行 DCT 变换,得到 DCT 系数矩阵(H×W×1),其每个 8×8 单元的系数均包含 1 个 DC 系数和 63 个 AC 系数。将每个单元对应位置上的系数按照 zig-zag 顺序分别提取出来构造出 64 条

子带,再对上述子带进行重构得到重构特征矩阵(H/ 8×W/8×64),记为 N<sub>e</sub>。N<sub>e</sub>的每个通道记录的是 DCT 域上具有相同频率信息的特征,下标 c 表示通 道序号,取值为1-64之间的整数。注意 N<sub>e</sub>的尺 寸是随着输入图像的尺寸而变化的。

$$\mathbf{R}_{c,m} = Sigmoid[n \times (\mathbf{N}_{c} - m)], \qquad (1)$$

$$\boldsymbol{S}_{c,m} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{m} \boldsymbol{R}_{c,m}, \qquad (2)$$

$$\mathbf{T}_{c,m} = \{t \mid \mathbf{t}_{c,m} = \mathbf{S}_{c,m+1} - \mathbf{S}_{c,m}, \forall c, m\}, \quad (3)$$

接下来从  $N_e$  中提取直方图特征,具体计算过程 如式(1-3)所示,首先从  $N_e$  中减去整型变量 m,乘 以放大系数 n 后应用 Sigmoid 非线性激活函数得到  $R_{e.m}$ ,再进行全局平均池化操作得到  $S_{e.m}$ ,然后对相 邻通道进行求差得到直方图特征 (histogram features,64×120×1),记为  $T_{e.m}$ 。经过参数搜索实验, m 的取值设置为[-60,60],n 的值设置为 10<sup>6</sup>。注意  $T_{e.m}$ 的尺寸是恒定的。

JPEG 图像的头文件包含 1 个 8×8 矩阵形式的 量化表,对于 DJPEG 图像,图像头文件中只存储第 2 次 JPEG 压缩的量化表。量化表与 QF 之间存在特 殊的映射关系,该关系由图像编辑软件自行定义,1 个 QF 可能对应多张量化表,但是 1 张量化表只对应 1 个 QF。即使在 QF 相等的前提下,PHOTOSHOP 和 MATLAB 等图像编辑软件对应的量化表并不完 全相同。

如图 3 分支(b)所示,DJPEGNet 预处理层提取 输入图像的量化表,将其展平为量化表特征(Qtable features,64×1),然后将其和直方图特征一起输入到 DJPEGNet 主体结构中。注意预处理层提取到的直 方图特征和量化表特征的尺寸都是恒定的,因此使 得 DJPEGNet 对输入图像的尺寸不存在限制。

## 2.2 DJPEGNet 主体结构

DJPEGNet 主体结构如图 4 所示,主要由深度可 分离卷积和残差结构堆叠而成,输入为预处理层提 取的两个特征向量,分别是表征 DCT 域信息的直方 图特征和表征压缩信息的量化表特征,输出为表征 输入图像属于 SJPEG 还是 DJPEG 的二分类结果。

DJPEGNet的 Conv包括一般的二维 Conv和 深度可分离卷积层(depthwise separable convolution layers, SeparableConv), Conv 均使用小尺寸卷积核, 以此减少模型参数实现轻量化。DJPEGNet存在多 个残差结构,该结构可以抑制训练过程中的梯度消 失和梯度爆炸,在加深网络深度的同时保证模型的稳定性。通过对 Conv 的卷积核数量、尺寸、步幅等 参数的设置(均在图4中注明),可以对输出特征图的尺寸大小进行特定的调整。DJPEGNet使用最大 池化层(MaxPooling)和全局池化层(Global AveragePooling)对特征图进行降维,池化窗口大小设置 为 3×3,步长设置为 2×2。DJPEGNet 的全连接层 (fully connect layer, FC)通过权值矩阵对输入特征 图进行线性变换, 然后使用非线性激活函数对乘积 进行非线性变换, 激活函数均选用 ReLU。



图 4 DJPEGNet 主体结构图

Fig. 4 Main structure diagram of DJPEGNet

DJPEGNet 主体结构由 Entry flow, Middle flow 和 Exit flow 3 大部分组成。Entry flow 的输入是直 方图特征(histogram features, 120×64×1), 然后经 过2次二维Conv和1次深度可分离卷积,此时分成 两路分支,主分支经历1次深度可分离卷积和最大 池化,残差分支经历1次二维卷积,再对主分支和残 差分支进行拼接操作,最后经过1次类似的残差结 构得到输出特征图(32×32×256)并传给 Middle flow。Middle flow 其结构是 ReLU、深度可分离卷 积和残差结构的堆叠,不会改变输入特征图的尺寸, 将其重复8次,用于增加模型的深度从而对提取到 的特征进行充分的学习。Exit flow 接受 Middle flow 的输出特征图,经过1次残差结构后再应用1 次 ReLU 激活和深度可分离卷积,然后使用全局平 均池化得到特征向量(Vector,1024×1),与输入的 量化表特征向量(Qtable features, 64×1)进行特征 融合,再经过 FC 和 ReLU 激活,如此重复 3 次,得到 最终的二分类特征向量(2×1),用于表示输入的图 像属于 SIPEG 图像还是 DIPEG 图像。

## 2.3 滑动窗口算法

构建一个尺寸为 L×L 的滑动窗口,以 8 为滑动 步长,遍历待检测 JPEG 图像。滑动窗口的尺寸越 小,用于检测图像块属性的必要统计信息量将越少, 尺寸越大,篡改区域定位精度越低。依次从滑动窗 口提取每一个图像块的 DCT 系数直方图特征和量 化表特征,将特征输入到训练完毕的 DJPEGNet 模 型中,从而得到二分类特征向量。遍历完整张图像 后可以得到篡改检测概率图,对其边缘上的像素值 进行零填充,使其大小和待检测图像保持相同。

## 3 实验与结果分析

## 3.1 数据集构建

实验所用的数据集由图像取证领域 3 个经典公 开数据集组成,分别是 RAISE、Dresden 和 BOSS 数 据集。首先从中选取共计 18 946 张原始图像作为原 始数据集,然后将每一张图像分割成互不重叠且尺 寸相同的图像块,尺寸的选择范围为 256×256,128 ×128,64×64,32×32,16×16,8×8。QF 的值小于 50 时,生成的 JPEG 图像失真严重,不予考虑。本文 一共收集了 1 120 张源于不同图像编辑软件的量化 表作为量化表集,对于每个图像块,先从量化表集中 随机选取 1 张量化表对其进行压缩生成 SJPEG 图像 块,再随机选取 1 张量化表进行压缩生成 DJPEG 图 例为1:1,随机打乱之后再根据9:1的比例划分训 练集和验证集。

## 3.2 实验环境和参数设置

本文实验的运行环境为 64 位 Win10 操作系统, intel(R) Gold 5118 CPU,NVIDIA TITAN RTX 显 卡,使用 pytorch 深度学习框架搭建模型,模型参数 如表 1 所示。

表1 模型参数

Tab. 1 Model parameter

Lr	Batch_size	Loss	Workers	Epoch
0.001	256	Cross entropy	48	30

DJPEGNet 网络权重参数的初始化方案如下, Conv参数使用均值为 0、标准差为 0.01 的高斯随机 分布,偏置参数使用范围为[0,1]均值随机分布,FC 参数使用"凯明初始化"方法生成。模型优化器选择 Adam,训练参数如下,学习率设置为 0.01,批处理大 小设置为 256,损失函数选择 Cross entropy,工作进 程数设置为 48 个,训练轮数设置为 30 轮,如果模型 收敛,可以提前结束训练。

#### 3.3 消融实验

DJPEGNet 在不同尺寸的数据集上的实验结果如表 2 所示,第 1 列为使用的模型,第 2 列为数据集图像尺寸,第 3—5 列为 ACC、TPR、TNR 共 3 种模型性能评价指标。DJPEGNet 模型提取了直方图特征和量化表特征。NoHistgoram 模型和 NoQtable 模型总体结构与 DJPEGNet 保持一致,仅有的差别是 NoHistgoram 没有提取 DCT 域直方图特征,No-Qtable 没有提取量化表特征。上述两个模型均在尺寸为 256 × 256 的图像集上进行实验,进而验证 DJPEGNet 预处理层提取到的两个特征的有效性。

表 2	不同图像尺寸的 DJPEGNet 实验数据

Tab. 2 DJPEGNet experimental data of different image size
---

Method	Image size	ACC	TPR	TNR
DJPEGNet	$256 \times 256$	0. 945 4	0.9290	0.9619
NoHistgoram	$256 \times 256$	0.5005	0.0196	0.9814
NoQtable	$256 \times 256$	0.8950	0.8327	0.9574
DJPEGNet	$128 \times 128$	0.8885	0.8040	0.9731
DJPEGNet	$64 \times 64$	0.8541	0.7591	0.9490
DJPEGNet	$32 \times 32$	0.7815	0.6774	0.8855
DJPEGNet	16  imes 16	0.7119	0.5025	0.9212
DJPEGNet	8×8	0.6572	0.4247	0.8897

在图像尺寸均为 256×256 的前提下,DJPEG-Net 总体性能最优,ACC为0.9454,TPR为 0.9290,TNR为0.9619;NoHistgoram模型的TNR 值最优,达到了0.9814,甚至大于DJPEGNet的 TNR,但是其ACC 仅为0.5005,TPR 仅为0.0196, 显然可以推断出该模型即使经历了30轮迭代依然 无法达到收敛状态,因此该TNR值不具备参考价 值;NoQtable模型性能较为良好,ACC为0.8950, TPR为0.8327,TNR为0.9574,但是相较于 DJPEGNet,ACC、TPR、TNR分别下降了0.0504、 0.0963、0.0045。实验表明:DJPEGNet直方图特征 的提取是至关重要的,失去该特征会导致模型无法 收敛,而量化表特征对模型性能有一定的提升作用。

在模型均提取直方图特征和量化表特征的前提 下,DJPEGNet使用了 256×256,128×128,64×64, 32×32,16×16,8×8 共 6 种尺寸的图像集进行实 验。总体而言,随着图像尺寸的不断减小,DJPEG-Net模型性能也相应降低。ACC、TPR、TNR等指标 均符合上述规律,其中 TPR 下降最为剧烈,从 256× 256 的 0.9290 一路下降到 8×8 的 0.4247;TNR 指 标下降最为缓和,从 256×256 的 0.9619 一路下降 到了 8×8 的 0.8897;ACC 指标下降较为平稳,尺寸 为 64×64 时为 0.8541,32×32 时为 0.7815,16×16 时为 0.7119,直到 8×8 时仍有 0.6572。实验结果 表明:DJPEGNet在小尺寸图像上仍有良好的检测 性能。

选取 DJPEG 取证领域最先进的算法,分别是 WANG<sup>[7]</sup>和 BARNI<sup>[10]</sup>和 PARK<sup>[13]</sup>所提算法,与 DJPEGNet 进行对比,得到的数据如表 3 所示。实验 数据集尺寸统一为 256×256,可以看出 DJPEGNet 在 ACC、TPR、TNR 指标上的值均取得了最优。需 要指出的是,PARK 的算法只适用于 256×256 尺寸 以上的 DJPEG 图像取证,没有深入到更小尺寸,泛 化能力差。实验表明:DJPEGNet 检测准确率优于同 类最优算法。

表 3 不同算法实验结果对比 Tab. 3 Comparison of experimental results of different algorithms

		-		
Method	Image size	ACC	TPR	TNR
WANG	$256 \times 256$	0.7305	0.6774	0.7837
BARNI	$256 \times 256$	0.8446	0.7835	0.9053
PARK	$256 \times 256$	0.9276	0.9090	0.9459
DJPEGNet	$256 \times 256$	0. 945 4	0.9290	0.9619

为了从视觉层面直观地验证 DJPEGNet 在 DJPEG 图像上的篡改区域定位性能,进行了可视化 实验,实验结果如图 5 和图 6 所示,图 5 为复制粘贴 图像篡改区域的定位结果,图 6 为拼接图像篡改区 域的定位结果。图 5 和图 6 均包含 12 张子图,其中, 图(a)为原图像,图(b)为篡改图像,图(c)为真实篡改 区域的定位结果,图(d)一图(f)分别为 WANG、 BARNI和 PARK 所提算法的定位结果,图(g)—图 (l)分别为 DJPEGNet 在 256×256,128×128,64× 64,32×32,16×16,8×8 共 6 种尺寸的图像集上训 练完成后的定位结果。







Fig. 6 Splicing image tampering area localization

如图 5 所示,图(d)—(g)的尺寸均为 256×256 时,WANG 和 BARNI 算法定位结果误差显著, PARK 算法大体上绘制出了真实篡改区域,但是画 面较为粗糙,DJPEGNet 定位结果更为饱满充实。如 图(g)—(1)所示,尺寸逐渐变小,DJPEGNet 图像篡 改定位结果颗粒感逐渐增强,细节逐渐丰富,但是误 检测区域逐渐累积。如图(h)所示,128×128 尺寸 下,DJPEGNet 篡改区域的定位结果几乎完美贴合代 表真实篡改区域的图(c)。从图(i)开始,篡改区域定 位结果开始出现颗粒感,定位区域从大块白色逐渐 转变为若干小块白色的集合。图(j)中开始出现误检 测区域,主要集中在左侧区域。图(k)和图(i)的篡改 区域图像颗粒感强烈,细节相当丰富,能够得到篡改 区域的具体轮廓,但是误检测区域相应累积。实验 结果表明:DJPEGNet 篡改区域定位效果优于同类最 优算法。

如图 6 所示,DJPEGNet 在拼接图像篡改区域定 位结果的表现和复制粘贴图像基本一致。实验证 明,与 DJPEG 取证领域最先进的算法进行对比, DJPEGNet 篡改区域定位性能有所提升。

## 4 结 论

本文探索了 DJPEG 压缩篡改图像的篡改区域与 定位问题,提出了一种端到端得的混合 QF DJPEG 图 像取证网络架构 DJPEGNet,可以从图像的直方图特 征和量化表特征中学习对 DJPEG 图像有鉴别力的 深层特征,适用于任意尺寸的 DJPEG 图像篡改取证 任务,应用面得到了拓展。

本文使用来源于不同图像编辑软件的多种量化 表构建混合 QF DJPEG 图像数据集,图像类型更接 近现实 JPEG 图像的伪造场景。重点探索了 DJPEGNet 在小尺寸图像上的性能,随着图像尺寸的 减小,模型评价指标随之下降,篡改区域的定位结果 颗粒感增强,细节变得饱满丰富,同时误检测区间也 会增加。实验结果表明,DJPEGNet优于同类最优 算法。

## 参考文献:

 LIS Z,LIC, DENG X H. A tamper location and restoration approach for watermarking using image texture complexity[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2019, 30(1): 44-51.

李淑芝,黎琛,邓小鸿.基于纹理复杂度的图像篡改定位 和恢复水印算法[J].光电子・激光,2019,30(1):44-51.

 [2] HU J B, CHAI X L, SHAO F. Deep features similarity for blind quality assessment using pseudo-reference image
[J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2019, 30(11): 1184-1193.

胡晋滨,柴雄力,邵枫.基于伪参考图像深层特征相似性的盲图像质量评价[J].光电子·激光,2019,30(11): 1184-1193.

- [3] AHN W,NAM S H, SON M, et al. End-to-end double JPEG detection with a 3D convolutional network in the DCT domain[J]. Electronics Letters, 2020, 56(2); 82-85.
- [4] ZHANG Y J,SONG W Q,WU F,et al. Revealing the traces of nonaligned double JPEG compression in digital images [J]. Optik, 2020, 204(7):164196.
- [5] HARISH A N, VERMA V, KHANNA N. Double JPEG compression detection for distinguishable blocks in images compressed with same quantization matrix [C]//2020 IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP), September 5-8, 2020, Espoo, Finland. New York: IEEE, 2020, 1109:1551-2541.
- [6] VERMA V, SINGH D, KHANNA N. Block-level double JPEG compression detection for image forgery localization[EB/ OL]. (2020-03-20)[2022-07-14]. https://arxiv.org/abs/ 2003.09393.
- WANG Z F, ZHU L, MIN Q S, et al. Double compression detection based on feature fusion[C]//2017 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICM-LC), July 5-8, 2017, Ningbo, China. New York: IEEE, 2017, 1109:379-384.
- XUE F,YE Z,LU W,et al. MSE period based estimation of first quantization step in double compressed JPEG images
  [J] Signal Processing: Image Communication, 2017, 57 (3):76-83.
- [9] AMERINI I, URICCHIO T, BALLAN L, et al. Localization of JPEG double compression through multi-domain convolutional neural networks [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), July 5-8, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2017, 233:1865-1871.
- [10] BARNI M, BONDI L, BONETTINI N, et al. Aligned and nonaligned double JPEG detection using convolutional neural networks[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2017, 49(10):153-163.
- [11] PASQUINI C, BOATO G, PéREZ-GONZáLEZ F. Statistical detection of JPEG traces in digital images in uncompressed formats[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(12):2890-2905.
- [12] JIANG X, HE P, SUN T, et al. Detection of double compression with the same coding parameters based on quality degradation mechanism analysis [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 13(1);

## 光 电 子 · 激 光 2023 年 第 34 卷

#### 170-185.

- [13] PARK J, CHO D, AHN W, et al. Double JPEG detection in mixed JPEG quality factors using deep convolutional neural network[C]//2018 European Conference on Computer Vision (ECCV), September 8-14, Munich, Germany. Cham: Springer, 2018, 11212:636-652.
- [14] PENG P, SUN T, JIANG X, et al. Detection of double JPEG compression with the same quantization matrix based on convolutional neural networks [C]//2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), November 12-15,2018, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE, 2018, 783: 717-721.
- [15] HUANG X, WANG S, LIU G. Detecting double JPEG compression with same quantization matrix based on dense CNN feature[C]//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), October 7-10, 2018, Athens,

Greece. New York: IEEE, 2018, 1109: 3813-3817.

- [16] WANG J, WANG H, LI J, et al. Detecting double JPEG compressed color images with the same quantization matrix in spherical coordinates [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 30(8): 2736-2749.
- [17] MARRA F, GRAGNANIELLO D, VERDOLIVA L, et al. A full-image full-resolution end-to-end-trainable CNN framework for image forgery detection[J]. IEEE Access, 2020, 8(1):133488-133502.

#### 作者简介:

**张玉金** (1982-),男,博士,副教授,硕士生导师,主要从事多媒体取 证、信号处理、人工智能和模式识别方面.