

针对 BMP 格式掩盖的 JPEG 同步重压缩检测方法*

王金伟^{1,2,3}, 王伟^{1,2}, 王昊⁴, 罗向阳^{3,5}, 马宾⁶



¹(数字取证教育部工程研究中心(南京信息工程大学), 江苏 南京 210044)

²(南京信息工程大学 计算机学院、网络空间安全学院, 江苏 南京 210044)

³(数学工程与先进计算国家重点实验室, 河南 郑州 450001)

⁴(南京理工大学 自动化学院, 江苏 南京 210094)

⁵(中国人民解放军战略支援部队信息工程大学, 河南 郑州 450001)

⁶(齐鲁工业大学 网络空间安全学院, 山东 济南 250353)

通信作者: 罗向阳, E-mail: luoxy_jeu@sina.com

摘要: 检测 JPEG (joint photographic experts group) 同步重压缩是数字图像取证中一项具有挑战性的任务. 已有的研究提出了一些能够有效检测同步 JPEG 重压缩的方法, 但这些方法基本上都是在 JPEG 解压缩过程中获取的特征, 如果以 BMP 格式保存同步 JPEG 重压缩图像, 则这些方法将难以直接应用. 为了解决该问题, 提出一种基于双阈值的量化步长估计方法, 从而获取量化表并提取特征. 此外, 根据质量因子 100 时 JPEG 压缩的特殊性定义最小误差, 通过去除特征中的最小误差, 进一步提高特征的检测性能. 最后, 基于反量化后 JPEG 系数的收敛特性提取一阶相对误差特征, 进一步提高所提方法在质量因子较低时的检测性能. 实验结果表明, 所提方法在不同质量因子时的性能均优于当前先进算法.

关键词: 数字图像取证; JPEG 重压缩; 量化步长估计; 最小误差; 收敛特性

中图法分类号: TP391

中文引用格式: 王金伟, 王伟, 王昊, 罗向阳, 马宾. 针对BMP格式掩盖的JPEG同步重压缩检测方法. 软件学报, 2024, 35(12): 5653-5670. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7055.htm>

英文引用格式: Wang JW, Wang W, Wang H, Luo XY, Ma B. Aligned Double JPEG Compression Detection Method Based on BMP Format Masking. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2024, 35(12): 5653-5670 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/7055.htm>

Aligned Double JPEG Compression Detection Method Based on BMP Format Masking

WANG Jin-Wei^{1,2,3}, WANG Wei^{1,2}, WANG Hao⁴, LUO Xiang-Yang^{3,5}, MA Bin⁶

¹(Engineering Research Center of Digital Forensics (Nanjing University of Information Science and Technology), Ministry of Education, Nanjing 210044, China)

²(School of Computer Science, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

³(State Key Laboratory of Mathematical Engineering and Advanced Computing, Zhengzhou 450001, China)

⁴(Department of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

⁵(PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

⁶(School of Cyberspace Security, Qilu University of Technology, Jinan 250353, China)

* 基金项目: 国家自然科学基金 (62072250, 62172435, U1804263, U20B2065, 61872203, 71802110, 61802212); 中原科技创新领军人才项目 (214200510019); 国家重点研发计划 (2021QY0700); 江苏自然科学基金 (BK20200750); 河南省网络空间态势感知重点实验室开放基金 (HNTS2022002); 江苏省研究生研究与实践创新项目 (KYCX200974); 广东省信息安全技术重点实验室开放项目 (2020B1212060078); 山东省计算机网络重点实验室开放课题基金 (SDKLCN-2022-05); 人文社会科学教育部项目 (19YJA630061); 江苏省研究生科研创新计划 (KYCX23_1359)

收稿时间: 2023-03-15; 修改时间: 2023-05-09; 采用时间: 2023-09-24; jos 在线出版时间: 2024-02-05

CNKI 网络首发时间: 2024-02-09

Abstract: Detecting aligned double joint photographic experts group (JPEG) compression is a challenging task in digital image forensics. Previous studies have proposed methods that can effectively detect aligned double JPEG compression, but these methods mostly rely on features extracted during the JPEG decompression process. If the aligned double compressed JPEG image is saved in BMP format, these methods may be difficult to be directly applied. To address this issue, this study proposes a quantization step estimation method based on dual thresholds, which allows for the acquisition of quantization tables and the extraction of features. Furthermore, the study defines a minimum error based on the unique properties of JPEG compression with a quality factor of 100, and by removing the minimum error from the features, the feature detection performance of the proposed method is further improved. Finally, the study extracts first-order relative error features based on the convergence properties of the de-quantized JPEG coefficients, which further enhances the detection performance of the proposed method at lower quality factors. Experimental results demonstrate that the proposed method outperforms current state-of-the-art algorithms at different quality factors.

Key words: digital image forensics; double JPEG compression; quantization step estimation; minimum error; convergence characteristic

随着科技的发展, 电子设备越来越普及, 数字图像成为社会生产生活中的重要信息载体。近年来, 为了确保图像的可信度, 数字图像取证技术引起了广泛的关注^[1-4]。JPEG 格式由于其占用空间小、存储迅速、兼容性强, 成为日常生活中保存图片时广泛使用的图片格式。因此, 关于 JPEG 的数字图像取证技术是取证技术的重点之一, 如 JPEG 隐写^[5-8]、JPEG 历史取证^[9-17]、JPEG 重采样取证^[18,19]、JPEG 重压缩检测^[20-41]和 JPEG 量化步长估计等^[9,10,13,16,42-50]。

在 JPEG 图像篡改中, 篡改者需要将 JPEG 图像解压缩到空域并在空域中对图像进行篡改, 当篡改者继续将篡改图片保存为 JPEG 格式时, 此时图片经历两次甚至多次 JPEG 压缩, 我们称图片经过了 JPEG 重压缩。因此, JPEG 重压缩检测有助于我们判别图像的可靠性。并且, 在拼接篡改中, 如果篡改区域和背景区域的 JPEG 压缩次数不同, 则可以通过 JPEG 重压缩检测实现篡改定位。此外, 通过检测 JPEG 重压缩, 还有助于实现 JPEG 隐写与隐写分析^[51]。根据两次 JPEG 压缩之间的 DCT 块是否对齐, JPEG 重压缩可以分为两类^[20]: 一类是对齐 JPEG 重压缩^[21-37], 另一类是非对齐 JPEG 重压缩^[38-41]。其中对齐 JPEG 重压缩检测的难度要大于非对齐 JPEG 重压缩检测。根据两次 JPEG 压缩之间的质量因子是否相同可以进一步将对齐 JPEG 重压缩分为两类: 异步 JPEG 重压缩^[21-26]和同步 JPEG 重压缩^[27-37]。其中, 同步 JPEG 重压缩检测的难度更高。

虽然现有的 JPEG 重压缩检测方法已经能够取得很好的效果, 但其依然存在着不足, 尤其是同步 JPEG 重压缩检测。对于异步 JPEG 重压缩检测而言, 其特征差异主要来自两次不同量化矩阵的 JPEG 压缩所造成的 DCT 系数中的异常模式。若将异步 JPEG 图像以 BMP 格式保存, 此时只要对图片进行 DCT 变换, 依然可以统计 DCT 系数之间的特征差异。然而, 对于同步 JPEG 重压缩而言, 其现有特征提取方法所提特征基本上都是在 JPEG 解压缩过程中获取的。此时, 若将图像以 BMP 格式保存, 不但会丢失 JPEG 量化表, 而且会导致 JPEG 解压缩过程中的信息丢失。如果篡改者利用这个特点, 以 BMP 格式保存同步 JPEG 重压缩图像, 那么之前的算法将无法直接提取特征, 从而导致性能下降。并且, 以 BMP 格式保存 JPEG 图像时, 图像文件将丢失 JPEG 量化表, 这使得截断误差等重压缩特征难以直接获取。因此, 通过选择合适的量化步长估计算法来获得量化表是必要的。

因为同步重压缩图像的两次 JPEG 压缩使用了相同量化表, 所以单压缩图像量化步长估计方法也适用于同步重压缩图像。根据所用特征的不同, 单压缩图像量化步长估计算法可分为两类^[42], 一类是基于 JPEG 量化噪声特性估计量化步长^[43,44], 一类是基于 DCT 系数直方图特点估计量化步长^[9,10,13,16,42,45-50]。其中 Yang 等人^[46]提出通过统计 DCT 系数的因子来构建因子直方图, 进而估计量化步长。其在量化步长较低时, 能够取得优秀的估计精度, 而在量化步长较大时, 其性能较差, 往往会将实际量化步长的因子错估为量化步长。

为了解决上述不足, 我们提出了以下方案。首先针对文献^[46]中方法的不足, 我们根据因子直方图的定义发现其存在如下特性: 对应量化步长处频数与其因子处的频数接近, 而与其倍数处的频数差距较大。根据这一特性, 我们定义了占比度, 能够表征不同因子处的频数关联程度, 然后通过经验阈值来检验所估量化步长是否正确, 进而解决文献^[46]中方法在估计较大量化步长时的缺陷, 为后续提取特征提供了较为准确的量化表。此外, 当使用质量因子 100 对应的最小量化表对图像进行 JPEG 压缩时, 由于域变化与颜色转换误差的存在, 图像会产生误差。而对于非 100 质量因子的 JPEG 压缩而言, 除了域变化和颜色转换之外, 量化操作也会使得图像产生误差。因此, 我们将域变化与颜色转换误差所造成的误差定义为最小误差, 可以通过最小量化表对图像进行 JPEG 压缩来

获得. 由于任意质量因子的 JPEG 压缩所造成的误差都包含了最小误差, 当我们将 JPEG 压缩误差作为特征时, 最小误差其实是一种冗余信息. 尤其是在图像信息量较少的情况下, 这种冗余会干扰特征从而使得 JPEG 重压缩检测性能下降. 因此, 我们分别使用所估计的量化表与最小量化表对所给图像进行 JPEG 压缩并提取特征, 称为期望误差特征和最小误差特征. 通过将期望误差特征与最小误差特征相减构建期望-最小误差特征, 去除冗余信息, 提高 JPEG 重压缩检测的性能. 最后, 我们通过实验观察到反量化后的 JPEG 系数相对变化幅度逐渐变小. 基于这一现象, 我们对 JPEG 图像连续压缩和解压缩, 并提取解压缩过程中反量化后的 JPEG 系数. 利用多组反量化后的 JPEG 系数计算其相对变化速率, 提取一阶相对误差特征, 有效地提高了在较低质量因子时的 JPEG 重压缩检测效果. 本研究的主要贡献如下.

- 通过定义占比度表征不同因子处的频数接近程度. 根据量化步长与其因子处的占比度大而与其倍数处的占比度小的特点, 通过额外添加经验阈值来避免将实际量化步长的因子错估为量化步长, 从而为后续提取特征提取了较为准确的量化表.

- 提出了一种基于期望-最小误差的特征. 分别利用估计的量化表和最小量化表计算期望误差特征和最小误差特征. 通过将期望误差特征和最小误差特征相减, 去除所提特征中的冗余信息, 从而提高了特征的检测性能.

- 提出了一种基于一阶相对误差的特征. 通过计算反量化后 JPEG 系数的相对变换速率, 表征了反量化后 JPEG 系数的收敛趋势. 单压缩与重压缩图像反量化后 JPEG 系数的收敛趋势不同, 因此一阶相对误差能够有效区分单压缩和重压缩图像, 进而提高 JPEG 重压缩检测的性能.

本文第 1 节介绍相关的工作. 第 2 节介绍所提方案的技术背景. 第 3 节详细介绍我们所提取的特征. 第 4 节通过实验验证所提方案的性能. 第 5 节对本文进行总结. 本文之后所提及的 JPEG 重压缩都指的是同步 JPEG 重压缩.

1 相关工作

Huang 等人^[27]首先提出了一种基于随机扰动的检测算法. 在该算法中, 首先通过相同的量化矩阵将所给 JPEG 图像 J 再次压缩, 记为 J' , 计算 J 与 J' 之间不同 JPEG 系数, 记为 D . 然后通过对图像 J' 的随机的 JPEG 系数加 1 或减 1 来给图像添加扰动并再次 JPEG 压缩, 计算其与图像 J' 不同的 JPEG 系数的个数. 对图像 J' 重复此操作, 取平均值, 以此作为阈值. 最后将 D 与阈值作为比较, 以此区分单 JPEG 压缩和 JPEG 重压缩. Niu 等人^[29]在文献 [27] 的基础上, 提出通过限制添加扰动的符号, 进一步提高了算法的效果.

Yang 等人^[30]提出了一种基于误差图像的算法. 将一张给定的 JPEG 图片解压缩成空域图像, 将解压缩过程中的逆离散余弦变换系数与图像像素值作差, 得到误差图像. 然后根据误差的来源, 将误差块分为舍入误差块和截断误差块. 通过对舍入误差块和截断误差块分别作 DCT 变换, 将误差映射到 DCT 域中. 最后, 分别对 DCT 域和空域中的误差特征进行提取并利用 SVM 来进行分类. 在文献 [30] 的基础上, Peng 等人^[32]设计了 1 个包含 4 个卷积层和 2 个全连接层的简单卷积神经网络. 将误差图像作为网络的输入, 以此来检测 JPEG 重压缩. 此外, 文献 [33] 中提出了一种基于密集 CNN 框架的卷积神经网络. 将舍入误差图像和截断误差图像作为网络的输入, 能够提取 JPEG 重压缩留下的细微痕迹. Deshpande 等人^[34]还针对较小尺寸图像的重压缩检测, 在文献 [30] 所提特征的基础上, 提出了一个基于量化 DCT 系数差值的特征, 共同作为网络的输入. 最后利用多层感知机对其进行分类.

在文献 [35] 中, Wang 等人针对彩色图像的 JPEG 重压缩, 提出了一种基于球坐标系的特征提取方法. 通过将彩色图像 3 个通道中的截断误差和舍入误差映射到球坐标系, 并提取球坐标系中的振幅和角度作为特征, 充分利用了彩色图像 3 个通道之间的相关性. 同时, 还提出利用彩色图像在压缩中颜色转换所导致的转换误差, 提取发生转化误差的个数作为特征. 最后将这些特征用 SVM 进行分类.

在文献 [36] 中, Niu 等人提出了一种基于收敛和扰动的检测 JPEG 重压缩的新方法. 根据舍入、截断误差和 JPEG 系数在多次压缩时的收敛特性, 定义了反量化误差. 然后根据舍入和截断将反量化误差分为取整误差的反量化误差和截断误差的反量化误差并从中提取特征. 同时通过对 JPEG 系数添加扰动, 将基于扰动的特征与多个阈值的差异作为特征. 最后利用 SVM 根据上述特征对图片进行检测.

最近, Wang 等人^[37]还提出了一种基于收敛的 JPEG 重压缩检测算法. 利用了对图像进行连续同步 JPEG 压缩时, JPEG 图像将趋于稳定的特点, 提取了收敛误差. 此外, 在该算法中还通过对检测图像进行转置攻击, 得到换位误差, 来表征特征的抗干扰能力. 然后通过四元素映射来保持连续压缩的 JPEG 图像之间的关系. 最后利用 SVM 依据特征对图像进行分类, 取得了目前最佳的效果.

2 预备知识

2.1 球坐标系在彩色图像 JPEG 重压缩检测任务中的运用

在文献 [35] 中, Wang 等人考虑到彩色图像的 3 个通道之间的相关性, 提出利用球坐标系来对彩色图像特征进行处理. 在球坐标系中, 任何点都可以由振幅、平面角、空间角表示. 而振幅和角度是根据笛卡尔坐标系的 3 个轴计算得出. 这意味着笛卡尔坐标系中某一轴的变化会导致球坐标系中振幅与角度都发生变化, 进而能够放大笛卡尔坐标系中的微小差异. 将彩色图像映射到球坐标系, 利用 Y 通道表示 X 轴, Cb 通道表示 Y 轴, Cr 通道表示 Z 轴, 则振幅 r 、方位角 φ 以及空间角 θ 的计算过程如公式 (1) 所示.

$$\begin{cases} r = \sqrt{Y^2 + Cb^2 + Cr^2} \\ \varphi = \arccos\left(\frac{Y}{\sqrt{Y^2 + Cb^2}}\right) \\ \theta = \arccos\left(\frac{Y}{\sqrt{Y^2 + Cb^2 + Cr^2}}\right) \end{cases} \quad (1)$$

根据公式 (1) 可知, 振幅和角度的计算均涉及彩色图像的 3 个通道, 这意味着振幅和角度特征能够构建 3 个通道之间的联系. 通过将 3 个通道上的痕迹信息融合并提取特征, 能够提供额外的信息并放大特征的差异. 因此, 本文将利用球坐标系对初步提取的彩色图像重压缩特征进行处理.

2.2 基于因子直方图的量化步长估计

图 1 显示了一张彩色图像 I_n 经 JPEG 压缩与解压缩转化为 I_{n+1} 的流程图. 据图可知图像 I_{n+1} 经历了量化与反量化, 而量化与反量化过程与量化表息息相关. 公式 (2) 为反量化过程的计算公式.

$$DB_n = U_n \times Q \quad (2)$$

其中, U_n 为量化后的量化系数, Q 为量化表, DB_n 为反量化后的 JPEG 系数. 由于, U_n 与 Q 为整数, 根据公式 (2) 可知, DB_n 应为 Q 的倍数. 将 I_n 进行颜色转换和 DCT 变换得到 DCT 系数, 记为 D_{n+1} , 用公式表示为:

$$D_{n+1} = DCT(CCConv(I_n)) \quad (3)$$

其中, $CCConv(\cdot)$ 为颜色转换操作, $DCT(\cdot)$ 为 DCT 变换操作. Luo 等人^[13]在分析 JPEG 的截断和舍入误差以后, 推断出此时 D_{n+1} 不会精确地分布在 Q 的倍数处, 而是高概率地分布在 Q 的倍数 $[-1, +1]$ 区间的内部. 将 D_{n+1} 舍入到最近整数得到 Z , 用公式表示如下:

$$Z = round(D_{n+1}) \quad (4)$$

其中, $round(\cdot)$ 为四舍五入函数. 如图 2(a) 显示了当量化步长为 6 时所对应的 Z 处的系数直方图.

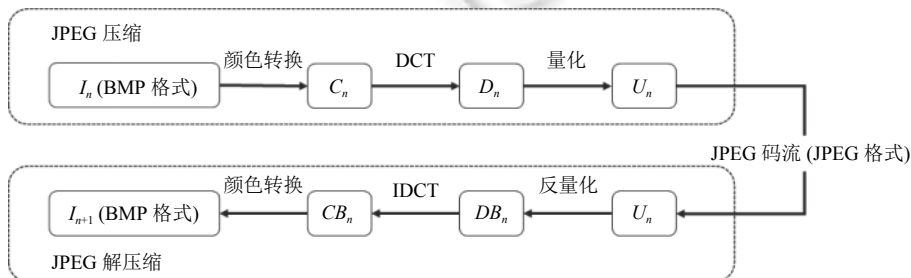


图 1 彩色图像 JPEG 压缩与解压缩流程图

在上述内容的基础上, Yang 等人在文献 [46] 中提出通过因子直方图来估计量化步长. 因子直方图是通过将 Z 中某一频率的所有系数进行因数分解并统计分解后因子的分布直方图来构建的一种统计量. 首先, Yang 等人从 Z 中统计了每个频率的 DCT 系数并计算每个频率的 DCT 系数直方图. 最后根据系数直方图计算对应的因子直方图, 并利用最大最小归一化对因子直方图进行规范化处理.

在因子直方图中, 量化步长处频数往往会是一个局部最大值. 这是因为经过舍入操作后, 仍有较多的 DCT 系数分布在量化步长的倍数处. 如图 2(b) 显示了当量化步长等于 6 时所对应的因子直方图. 若量化步长为非质数, 以量化步长 6 为例, 因为量化步长 6 有因子 2、3, 所以 6 处的频数也会累加到因子 2 和 3 的频数上. 这使得因子 2、3 处的频数要大于量化步长处频数. 为了估计出正确的量化步长, Yang 等人通过设置一个经验阈值 T_1 , 选择频数大于 T_1 的最大因子作为量化步长 \hat{q} . 计算过程如下:

$$\hat{q} = \max \{x | \bar{h}_f(x) \geq T_1\} \tag{5}$$

其中, $\bar{h}_f(x)$ 是一个归一化的因子直方图, x 是因子. Yang 等人在文献 [46] 中将阈值设为 0.7. 当量化步长较小时, 该方法能够取得优秀的效果. 然而, 当量化步长较大时, 会导致许多 DCT 系数为 0, 提取的有效信息变少. 此时, 量化步长处频数虽然仍是局部最大值, 但其频数与量化步长较小时所对应的频数差异较大, 仅依靠 T_1 难以准确估计量化步长. 如图 2(c) 所示, 显示了当量化步长等于 16 时所对应的因子直方图. 此时量化步长 16 处的频数为 0.482, Yang 等人的方法无法估计出正确的量化步长. 针对这一问题, 我们将在第 3 节中对 Yang 等人的方法进行改进.

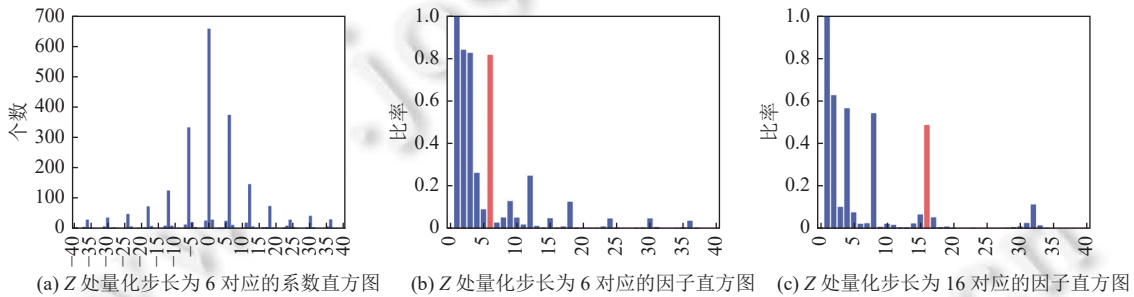


图 2 不同量化步长所对应 Z 处系数直方图及因子直方图

3 所提方法

本节将对所提出的方法进行详细分析和介绍. 首先, 我们改进了文献 [46] 中的量化步长估计方法, 解决了其在量化步长较大时估计准确率不足的问题. 进而利用所估量化步长估计质量因子并生成完整量化表, 为后续提取特征提供可靠的量化表. 然后我们分别使用所估计的量化表与最小量化表提取期望误差与最小误差, 利用最小误差的冗余性, 构建了期望-最小误差特征, 提高了所提特征的分类效果. 此外, 我们根据反量化后 JPEG 系数的相对变换速率逐渐减小的特性, 提取一阶相对误差特征来表征其收敛趋势, 进一步提高了较低质量因子时的 JPEG 重压缩检测性能. 最后, 我们使用 SVM 来检测同步 JPEG 重压缩. 图 3 为所提方法的示意图.

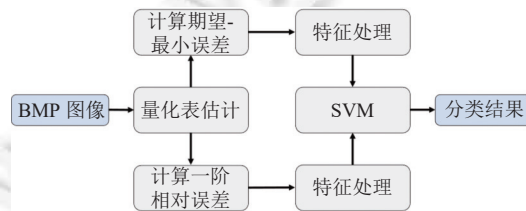


图 3 所提方法示意图

3.1 量化表估计

因为同步 JPEG 重压缩使用了相同的量化表, 并且 DCT 网格完全对齐, 所以重压缩特征更加细微, 少数图像的 JPEG 单压缩版本与其对应的 JPEG 重压缩版本之间几乎没有差异. 因此, JPEG 重压缩检测需要更加充分的特征. 而由于 JPEG 压缩的主要过程是在 DCT 域中进行, DCT 中也存在着压缩痕迹. 若仅从空域中提取特征, 会使得特征不够充分, 难以取得优秀的检测效果. 因此, 从 DCT 域中提取特征是必要的, 然而若将 JPEG 压缩后的图像以 BMP 格式进行保存, 关于 JPEG 压缩的量化步长等信息就会丢失. 这也就导致我们无法获取 JPEG 压缩过程中的量化表. 因此, 我们需要设计估计量化表的方法.

Yang 等人在文献 [46] 中提出了一种基于因子直方图的量化步长估计算法. 当量化步长较小时, 其方法能够取得较高的准确率. 但是当量化步长较大时, 其准确率将明显下降. 这是因为较大的量化步长会导致较多 DCT 系数为 0, 使得提取的有效信息量变少. 此时在因子直方图中, 量化步长处频数可能会小于经验阈值 T_1 , 而量化步长因子处的频数大于阈值 T_1 . 这是因为在因子直方图中, 某一点的频数也会累加到其因子处, 导致该点处的频数要小于其因子处的频数, 如图 2(c) 中量化步长等于 16 时所对应的因子直方图.

为了解决上述问题, 我们通过添加阈值 T_2 对 Yang 等人的方法进行了改进. 具体流程如图 4 所示. 通过研究因子直方图中量化步长及其因子和倍数处的频数, 我们发现量化步长与其因子和倍数处的频数存在不同的关系. 以量化步长 16 为例, 因为 Z 处大部分系数仍然分布在 16 的倍数处, 所以在 Z 处是 2、4、8 的倍数而不是 16 的倍数的系数较少. 这使得量化步长 16 与其因子 2、4、8 处的频数较为接近. 而由于 Z 处较多的系数分布在量化步长处, 这使得量化步长与其倍数处的频数差距较大. 为了表征这种联系, 我们定义了占比度 PCT , 用来表征两个因子处的频数相近程度, 计算公式如下:

$$PCT = \frac{\bar{h}_f(a)}{\bar{h}_f(b)}, \bar{h}_f(a) < \bar{h}_f(b) \quad (6)$$

其中, a 、 b 为两个不同的因子. 根据上述分析可知, 量化步长与其因子的 PCT 较大, 而量化步长与其倍数处的 PCT 较小. 当利用公式 (5) 估计出量化步长 \hat{q} 后, 计算因子直方图中 \hat{q} 的倍数, 并计算出每个倍数与 \hat{q} 的 PCT . 然后基于上述分析, 利用阈值 T_2 来判断 \hat{q} 是否估计准确. 具体来说, 若所有的 PCT 均小于 T_2 , 则认为 \hat{q} 的倍数中没有量化步长, \hat{q} 是估计准确的. 若存在 PCT 大于 T_2 , 则说明 \hat{q} 是实际量化步长的因子, 此时在所有与 \hat{q} 的 PCT 大于 T_2 的倍数中选择最大的倍数 \hat{q}_2 作为所估计的量化步长.

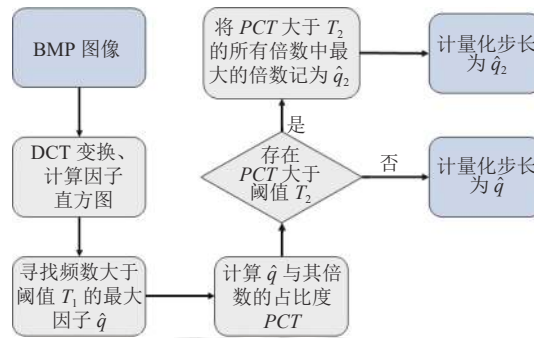


图 4 量化步长估计流程图

此外, 当量化步长大于 40 时, 其 DCT 系数多数为 0, 有效信息过少, 此时量化步长难以直接估计. 因此, 我们进一步对量化表进行研究. 公式 (7) 为量化表的计算公式.

$$Q(i, j) = \text{floor}\left(\frac{(200 - QF \times 2) \times q(i, j) + 50}{100}\right) \quad (7)$$

其中, QF 是质量因子, $q(i, j)$ 为量化底表中第 i 行第 j 列所对应的量化底数, $\text{floor}(\cdot)$ 为向下取整函数, $Q(i, j)$ 为量

化表中第 i 行第 j 列的量化步长. 根据公式 (7) 可知, 量化表是通过质量因子计算得出, 因此量化表与质量因子紧密相关. 通过这种关联, 质量因子能够利用部分所估量化步长来估计, 进而生成完整量化表. 详细方法如下. 将舍入误差记为 ε , 则有公式 (8):

$$\begin{aligned}
 Q(i, j) &= \frac{(200 - QF \times 2) \times q(i, j)}{100} + 0.5 + \varepsilon \\
 \Rightarrow \frac{Q(i, j)}{q(i, j)} \times 50 - \frac{0.5 + \varepsilon}{q(i, j)} \times 50 &= 100 - QF \\
 \Rightarrow QF &= 100 - \frac{Q(i, j)}{q(i, j)} \times 50 + \frac{0.5 + \varepsilon}{q(i, j)} \times 50
 \end{aligned} \tag{8}$$

记 $\omega = (0.5 + \varepsilon) / q(i, j) \times 50$. 以标准量化表为例, 考虑到 ε 的取值范围为 $(-1, 0]$, 而标准量化表中最低的量化底数是 10, 因此 ω 的取值范围为 $(-2.5, 2.5]$. 并且由于量化底数多数大于 20, ω 的取值多数在 $(-1.25, 1.25]$ 内部. 因此 ω 对 QF 的影响较小, 在此处 ω 可以忽略, 将公式 (8) 改写为公式 (9):

$$QF \approx \text{round}\left(100 - \frac{Q(i, j)}{q(i, j)} \times 50\right) \tag{9}$$

此时可以利用所估量化步长与标准量化表根据公式 (9) 直接计算质量因子. 如若使用的是未知量化表, 也可以利用标准量化表来计算, 这是因为未知量化表多为标准量化表变化而来, 两者联系性较强.

在估计质量因子时, 因为是逐个根据所估量化步长来估计质量因子, 所以会获得多个质量因子, 将所有质量因子集合记为 C . 由于舍去了 ω 并且使用了取整函数, 质量因子的计算过程引入了误差, 误差范围在 $(-3, 3]$. 并且由于 ω 的取值多数在 $(-1.25, 1.25]$ 之间, 实际误差多数为 $[-1, 1]$ 内的整数. 这使得 C 中的质量因子也多数分布在实际质量因子 $[-1, 1]$ 区间内. 图 5 显示了当实际质量因子为 85 时, 利用所有估计出的量化步长根据公式 (9) 计算出的质量因子的分布直方图, 从中可以看出估计出的质量因子大多分布在 $[84, 86]$ 之内. 根据上述分析, 我们计算集合 C 的均值并取整, 将其作为所估计的质量因子 \widehat{QF} . 用公式表示如下:

$$\widehat{QF} = \text{round}(\text{mean}(C)) \tag{10}$$

其中, $\text{mean}(\cdot)$ 为计算均值的函数. 最后, 利用所估计的质量因子 \widehat{QF} , 通过公式 (7) 计算出完整量化表, 为后续重压缩特征提取提供条件.

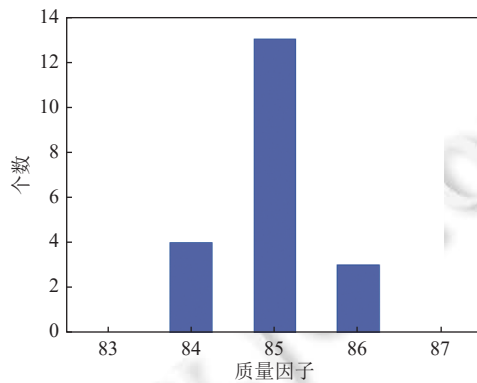


图 5 所估计的质量因子分布直方图

3.2 期望-最小误差特征

在本节中, 我们利用所估计的量化表与最小量化表分别提取压缩特征, 然后通过空间映射将其映射到球坐标系提取特征并构建期望-最小误差.

图 6 显示了在 UCID (uncompressed color image database) 数据集^[52]中, 对图片进行一次 JPEG 压缩后, 不同通道的系数变化误差之和随质量因子的变化趋势. 从中可以看出, 当对图像进行一次 JPEG 压缩时, 质量因子越高,

图像的变化幅度就越小. 而在质量因子 100 处, 图像依然会产生变化. 这是因为图像在 RGB 颜色空间与 YCbCr 颜色空间之间的颜色转换以及空域与 DCT 频域之间的域变换所造成的误差. 而对于非 100 质量因子的 JPEG 压缩而言, 除了域变化和颜色转换误差会造成图像误差之外, 量化误差也会使得图像产生误差. 因此, 我们将域变化与颜色转换误差所造成的误差定义为最小误差. 由于任意质量因子的 JPEG 压缩所造成的误差都包含了最小误差, 当提取重压缩特征时, 最小误差其实是一种冗余信息. 尤其是在图像信息量较少的情况下, 这种冗余会干扰特征从而使得 JPEG 重压缩检测性能下降.

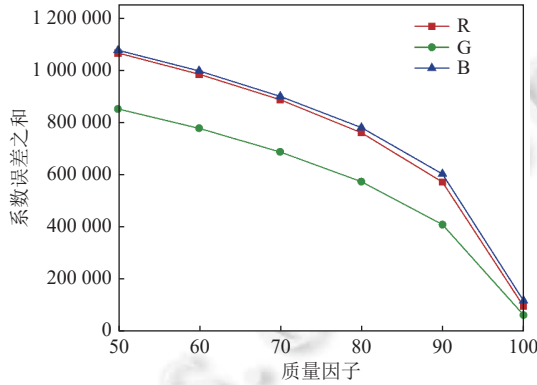


图 6 经过 1 次 JPEG 压缩后, 3 个通道的系数变化误差之和随质量因子变化的趋势

此外, 由于在估计量化表时可能会估计错误, 此时利用所估量化表提取特征将会引入噪声, 对重压缩检测造成干扰. 而图像最小误差是已知的, 可以通过质量因子 100 的 JPEG 压缩来获取. 将最小误差作为基准值, 能够降低噪声带来的影响. 根据上述分析, 我们提出了一种基于期望-最小误差的新特征. 其大概思想为: 分别使用所估计的量化表和最小量化表, 提取图像两次压缩时的差值特征, 记为期望误差特征和最小误差特征. 然后将两者作差得到期望-最小误差特征, 从而去除冗余特征并减轻噪声的干扰. 其具体流程图如图 7 所示.

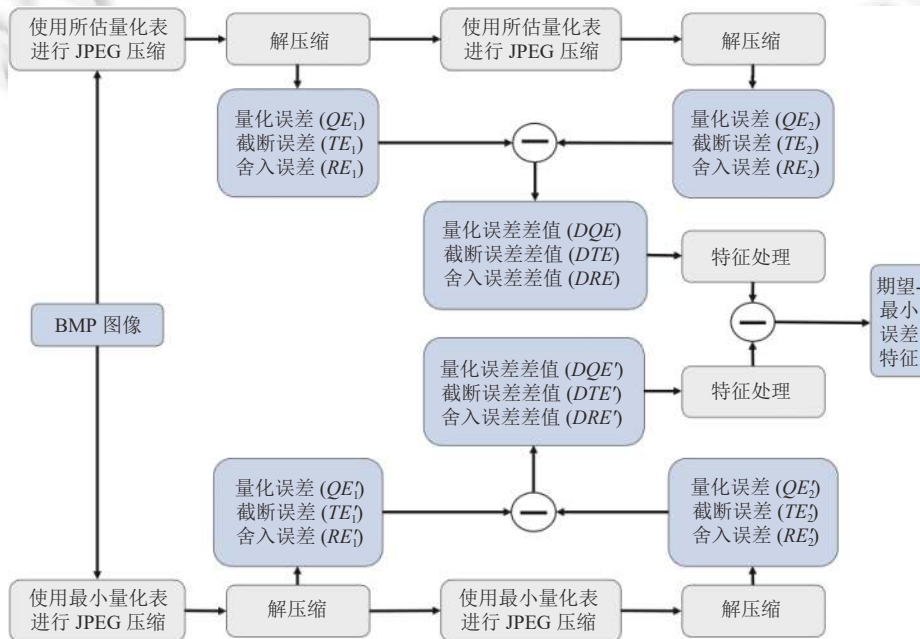


图 7 期望-最小误差特征提取示意图

图 7 中期望误差特征通过所估计的量化表计算, 最小误差特征通过最小量化表计算. 以期望误差特征计算为例, 首先将所给图片使用所估计的量化表进行两次 JPEG 压缩, 提取两次压缩中的量化误差、截断误差与舍入误差, 分别记为 QE_1 、 TE_1 、 RE_1 、 QE_2 、 TE_2 、 RE_2 . 在文献 [35] 中 Wang 等人证明了相较于截断误差和舍入误差, 截断误差差值 DTE 与舍入误差差值 DRE 进一步放大了单压缩图像和重压缩图像得统计学差异. 因此, 我们也将使用 DTE 与 DRE 作为特征. 其中 DTE 、 DRE 的计算公式如下:

$$\begin{cases} DTE = TE_1 - TE_2 \\ DRE = RE_1 - RE_2 \end{cases} \quad (11)$$

此外, 在整个 JPEG 压缩流程中, 截断误差和舍入误差受到量化误差的直接影响. 因此, 量化误差和截断、舍入误差之间存在着一定的联系. 为了能够表征联系, 提取额外信息, 我们将两次 JPEG 压缩的量化误差的差值 DQE 变换到空域后再与 DTE 、 DRE 分别作差, 记为 DQT 、 DQR . 其中 DQE 、 DQT 、 DQR 的计算公式如下:

$$\begin{cases} DQE = QE_1 - QE_2 \\ DQT = IDCT(DQE) - DTE \\ DQR = IDCT(DQE) - DRE \end{cases} \quad (12)$$

其中, $IDCT(\cdot)$ 为反离散余弦变换函数. 将 DTE 、 DRE 、 DQT 、 DQR 记为期望误差特征. 最小误差特征与期望误差特征的计算过程相似, 仅使用的量化表不同. 通过最小量化表重复上述流程, 计算出 DTE' 、 DRE' 、 DQT' 、 DQR' 记为最小误差特征. 然后分别对期望误差特征与最小误差特征进行处理.

由于彩色图像的 Y 、 Cb 、 Cr 这 3 个通道的能量分布并不均衡, 3 个通道之间存在着联系. 直接提取特征将会破坏这种联系. 因此, 通过将特征分映射到球坐标系, 提取振幅 r 、方位角 φ 以及空间角 θ 作为特征, 进一步对期望误差特征与最小误差特征进行处理. 通过构建 3 个通道之间的联系, 从而提取更多的额外信息. 最后, 将处理后的期望误差特征与最小误差特征作差得到期望-最小误差特征. 其中期望-最小误差特征包括 $SDTE$ 、 $SDRE$ 、 $SDQT$ 、 $SDQR$, 计算公式如下:

$$\begin{cases} SDTE = scs(DTE) - scs(DTE') \\ SDRE = scs(DRE) - scs(DRE') \\ SDQT = scs(DQT) - scs(DQT') \\ SDQR = scs(DQR) - scs(DQR') \end{cases} \quad (13)$$

其中, $scs(\cdot)$ 为球坐标系特征提取函数. 表 1 显示了在 UCID 数据集中不同质量因子时单压缩和重压缩图像的 $SDTE$ 、 $SDRE$ 特征的统计差异, 表 2 显示了在 UCID 数据集中不同质量因子时单压缩和重压缩图像的 $SDQT$ 、 $SDQR$ 特征的统计差异. 根据表 1、表 2 可以看出, 单压缩和重压缩图像存在着明显的差异. 如质量因子为 70 时, 单压缩和重压缩图像的 $SDTE$ 、 $SDRE$ 、 $SDQT$ 的振幅特征的差异在 0.24 左右. 而在 $SDQR$ 处, 由于本身数值较小, 单压缩图像振幅的均值特征比重压缩图像大两倍. 因此, 期望-最小误差特征能够作为 JPEG 重压缩检测的有效特征.

表 1 不同质量因子时单压缩和重压缩图像的 $SDTE$ 、 $SDRE$ 特征的统计差异

类型	质量因子	$SDTE$						$SDRE$					
		振幅		方位角		空间角		振幅		方位角		空间角	
		均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差
单压缩	70	0.693	0.678	-0.049	-0.050	-0.040	-0.041	0.883	0.669	-0.017	-0.027	-0.048	-0.051
	75	0.571	0.538	-0.097	-0.069	-0.009	-0.059	0.757	0.517	-0.063	-0.050	-0.016	-0.075
	80	0.433	0.384	-0.169	-0.092	0.102	-0.079	0.640	0.389	-0.127	-0.075	0.091	-0.097
	85	0.288	0.262	-0.194	-0.076	0.191	-0.076	0.509	0.282	-0.138	-0.055	0.174	-0.093
	90	0.082	0.150	-0.261	-0.044	0.252	-0.054	0.294	0.170	-0.203	-0.028	0.237	-0.074
重压缩	70	0.459	0.341	-0.115	-0.100	-0.106	-0.064	0.637	0.318	-0.079	-0.079	-0.114	-0.075
	75	0.345	0.272	-0.175	-0.125	-0.045	-0.076	0.520	0.236	-0.139	-0.106	-0.052	-0.094
	80	0.256	0.184	-0.231	-0.139	0.039	-0.099	0.459	0.183	-0.186	-0.122	0.026	-0.119
	85	0.189	0.142	-0.235	-0.119	0.075	-0.096	0.420	0.157	-0.176	-0.098	0.056	-0.114
	90	0.087	0.093	-0.265	-0.101	0.171	-0.097	0.323	0.138	-0.205	-0.083	0.152	-0.119

表 2 不同质量因子时单压缩和重压缩图像的 $SDQT$ 、 $SDQR$ 特征的统计差异

类型	质量因子	$SDQT$						$SDQR$					
		振幅		方位角		空间角		振幅		方位角		空间角	
		均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差
单压缩	70	0.942	0.491	0.001	0.000	-0.095	0.001	0.064	0.016	-0.160	-0.125	-0.069	-0.086
	75	0.820	0.383	0.000	0.000	-0.087	0.001	0.019	0.019	-0.208	-0.143	-0.026	-0.089
	80	0.667	0.298	0.000	0.000	-0.045	0.001	0.065	0.019	-0.269	-0.158	0.082	-0.119
	85	0.542	0.218	0.000	0.000	-0.025	0.000	0.109	0.009	-0.251	-0.123	0.095	-0.099
	90	0.366	0.118	0.000	0.000	0.018	0.000	0.104	0.013	-0.276	-0.095	0.243	-0.097
重压缩	70	0.696	0.194	0.001	0.000	-0.227	0.002	0.030	0.010	-0.196	-0.155	-0.196	-0.095
	75	0.621	0.160	0.000	0.000	-0.181	0.002	-0.011	0.014	-0.243	-0.171	-0.112	-0.108
	80	0.494	0.124	0.000	0.000	-0.112	0.001	0.047	0.012	-0.316	-0.189	0.025	-0.135
	85	0.391	0.093	0.000	0.000	-0.076	0.000	0.091	0.002	-0.305	-0.160	0.053	-0.117
	90	0.250	0.053	0.000	0.000	-0.028	0.000	0.077	0.009	-0.312	-0.132	0.165	-0.111

3.3 一阶相对误差特征

量化操作是 JPEG 压缩的核心操作, 反量化后 JPEG 系数 DB_n 不仅包含了重压缩特征, 还体现了特征的抗量化能力, 因此我们观察了反量化后 JPEG 系数 DB_n . 图 8 显示了相邻两次 JPEG 压缩之间 DB_n 系数的相对变化幅度之和 S_n 随压缩次数增加的变化趋势, 其中相对变化幅度 S_n 计算公式如下:

$$S_n = \text{sum}(|(DB_{n+1} - DB_n)/DB_n|) \quad (14)$$

其中, $\text{sum}(\cdot)$ 为求和函数. 从中可以看出, 随着压缩次数的增加, DB_n 系数的变化幅度逐渐变小. 这意味着 DB_n 系数将会随着压缩次数的增加逐渐收敛. 而对于单压缩图像和重压缩图像而言, 其收敛趋势是不同的. 因此, DB_n 系数的收敛趋势能够有效检测 JPEG 重压缩. 根据上述分析, 我们通过计算 DB_n 系数的相对变化速率构造一阶相对误差特征, 以此来表征其收敛趋势, 从而检测 JPEG 重压缩.

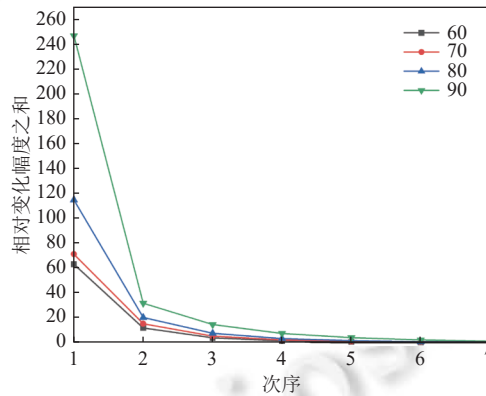


图 8 反量化后 JPEG 系数的相对变化幅度之和随压缩次数增加的变化趋势

具体方法如图 9 所示. 首先, 将所给图像进行 3 次 JPEG 压缩与解压缩, 提取 3 次压缩过程中的反量化后 JPEG 系数 DB_1 、 DB_2 和 DB_3 . 然后分别计算相邻两次 JPEG 压缩之间的 DB_n 的相对变化幅度 R_1 、 R_2 , R_1 、 R_2 的计算公式如下:

$$\begin{cases} R_1 = \left| \frac{DB_2 - DB_1}{DB_1} \right| \\ R_2 = \left| \frac{DB_3 - DB_2}{DB_2} \right| \end{cases} \quad (15)$$

最后, 从 R_1 、 R_2 中提取特征作为一阶相对误差特征, 从而表征 DB_n 系数的收敛趋势. 表 3 和表 4 分别显示了

在 UCID 数据集中, 不同质量因子时从单压缩图像与重压缩图像提取的 R_1 和 R_2 的统计差异. 从中可以看出, 单压缩图像的 R_1 和 R_2 统计特征基本上大于重压缩图像, 并且两者之间存在着明显的差异, 尤其在 Cb 和 Cr 通道上差异更大. 这说明一阶相对误差特征能够有效提取 Cb 和 Cr 通道的特征, 并检测 JPEG 重压缩.

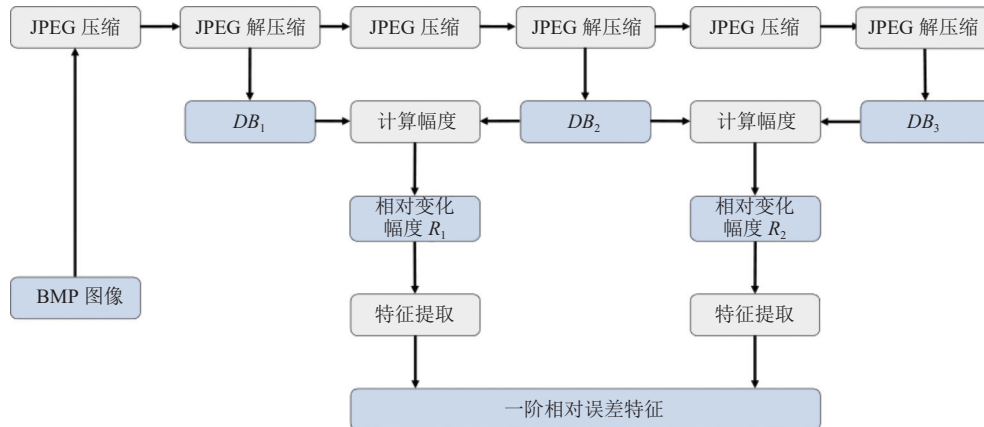


图 9 一阶相对误差特征提取示意图

表 3 不同质量因子时单压缩和重压缩图像 R_1 特征的统计差异

质量因子	单压缩						双压缩					
	Y		Cb		Cr		Y		Cb		Cr	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差
70	0.0381	0.0034	0.0226	0.0005	0.0163	0.0004	0.0315	0.0027	0.0134	0.0003	0.0085	0.001
75	0.0371	0.0038	0.0265	0.0009	0.0184	0.0006	0.0289	0.0026	0.0151	0.0004	0.0095	0.0001
80	0.0357	0.0041	0.0388	0.0014	0.0268	0.0011	0.0299	0.0030	0.0226	0.0007	0.0142	0.0003
85	0.0373	0.0044	0.0549	0.0033	0.0385	0.0022	0.0305	0.0035	0.0318	0.0016	0.0222	0.0011
90	0.0368	0.0049	0.0599	0.0051	0.0483	0.0035	0.0321	0.0042	0.0402	0.0026	0.0316	0.0019

表 4 不同质量因子时单压缩和重压缩图像 R_2 特征的统计差异

质量因子	单压缩						双压缩					
	Y		Cb		Cr		Y		Cb		Cr	
	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差	均值	方差
70	0.0534	0.0057	0.0487	0.0018	0.0323	0.0013	0.0382	0.0035	0.0231	0.0005	0.0166	0.0005
75	0.0484	0.0058	0.0563	0.0025	0.0419	0.0017	0.0378	0.0040	0.0273	0.0010	0.0191	0.0007
80	0.0459	0.0055	0.0698	0.0036	0.0571	0.0031	0.0357	0.0041	0.0388	0.0014	0.0268	0.0011
85	0.0478	0.0060	0.0849	0.0069	0.0698	0.0054	0.0373	0.0044	0.0548	0.0033	0.0385	0.0022
90	0.0618	0.0103	0.0807	0.0081	0.0726	0.0068	0.0369	0.0049	0.0598	0.0052	0.0482	0.0035

3.4 特征提取

在本节中, 我们将详细介绍我们所提取的特征. 所提特征大致可分为两类.

基于期望-最小误差的特征: 以期望误差特征为例, 在第 3.2 节中介绍了 DRE 、 DTE 、 DQT 、 DQR 这 4 个差值特征, 在此处进一步从中提取特征. 对上述每一个差值特征进行同样的处理. 处理流程如图 10(a) 所示. 首先, 将差值特征映射到球坐标系, 计算仰角、平面角以及振幅, 分别统计均值和方差作为特征. 最后将差值特征按 DCT 网格分块, 统计 3 个通道上全 0 块的个数和全 0 点的个数作为辅助特征. 共从空域中提取了 8 维特征.

此外, 由于 JPEG 压缩主要流程存在于 DCT 域中, 我们还将差值特征变换到 DCT 域, 然后再将其映射到球坐标系提取特征. 因为在 DCT 系数中直流系数与交流系数存在着较大的差异, 所以我们分别提取直流和交流系数的

仰角、方位角以及振幅的均值和方差作为特征. 最后统计 DCT 域中全 0 块和全 0 点的个数作为辅助特征. 共从 DCT 域中提取了 14 维特征.

因此, 从每个差值特征中提取了 22 维特征. 4 个差值特征共计提取 88 维特征. 最小误差特征与期望误差特征采取了一样的操作, 也提取了 88 维特征. 然后将从期望误差提取的特征与最小误差提取的特征作差, 作为期望-最小误差特征. 因此期望-最小误差特征有 88 维.

基于一阶相对误差的特征: 在第 3.3 节中介绍了所提取的相对变化幅度 R_1 和 R_2 . 在此处, 我们对 R_1 和 R_2 进行同样特征提取方式. 提取流程如图 10(b). 以 R_1 为例, 分别提取 Y 、 Cb 、 Cr 这 3 个通道均值、方差、最大值与最小值作为特征, 还提取了每个通道中值为 0 和 1 的点的个数作为辅助特征. 共计从 R_1 中提取 18 维特征. 再从 R_2 中提取 18 维特征, 共计 36 维特征. 此外, 我们还使用了最小量化表来获取收敛趋势. 与使用所估计量化表提取特征流程类似, 我们通过同样的方法使用最小量化表提取了 36 维特征. 因此, 基于一阶相对误差的特征共有 72 维.

最后, 所提方案所提取的特征共 160 维.

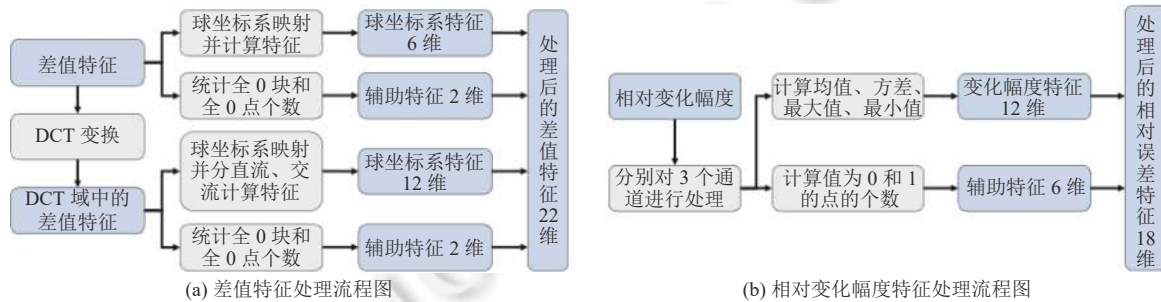


图 10 特征处理流程图

4 实验分析

本节实验所用数据集有 UCID、NRCS (natural resources conservation service)^[37]、MIXDATA^[37]、MIXDATA-I^[37]. 其中, UCID 数据集由 1338 张尺寸为 512×384 或 384×512 的图像组成. NRCS 由 959 张被裁剪为 512×768 大小的图片组成. MIXDATA 由中山大学 (SYSU)^[27] 的 423 张被裁剪为 600×800 大小的图片和南京信息工程大学 (NUIST) 的 500 张被裁剪为 1024×1024 大小的图片共同组成. MIXDATA-I 由 SYSU 中的 423 张被裁剪为 512×716 的图像以及 NUIST 中 500 张裁剪为 512×768 大小的图像共同组成.

正样本是经过两次同步 JPEG 压缩后保存为 BMP 格式的图像, 负样本是经过一次 JPEG 压缩后保存为 BMP 格式的图像. 对于不同数据集中的每个质量因子, 随机选择 50% 的正样本和负样本作为训练集, 其余的样本作为测试集. 最后利用 SVM, 将高斯核作为核函数并对样本进行分类.

对于性能的评价, 使用真阳性率 (true positive rate, TPR) 和真阴性率 (true negative rate, TNR) 以及准确率 (accuracy, ACU) 作为评估标准. 其中, TPR 指重压缩图像被判断为重压缩图像的概率, TNR 指单压缩图像被判断为单压缩图像的概率. 三者关系如下:

$$ACU = \frac{TPR + TNR}{2} \quad (16)$$

4.1 量化表估计方法性能评估

为了选取合适的经验阈值 T_1 与 T_2 , 我们在 UCID 数据集上进行了测试. 当 $T_1 = 0.5$, $T_2 = 0.5$ 时, 量化表估计准确率最高. 此外, 为了验证所提量化表估计方法在不同数据集上的性能, 我们还将其用于另外 3 种数据集, 并分别测试了不同质量因子时单压缩图像和双压缩图像的量化表估计性能. 表 5 显示了所提量化表估计方法在 4 个数据集上的性能. 从中可以看出, 所提量化表估计方法的性能较为优秀, 估计精度都在 90% 以上. 随着质量因子的提高, 量化表估计的精度也在提高. 这是因为随着质量因子提高, 量化步长也在减小, 所以所提方法能够估出更多的

量化步长,使得在估计质量因子时有更多的数据信息.此外, MIXDATA 数据集上的性能优于 UCID 数据集,这说明随着图片尺寸的增大,估计精度也在提高.同时,由于 JPEG 重压缩经历的两次 JPEG 压缩是基于相同量化表,加深了 DCT 系数与对应量化步长的联系,因此重压缩图像的量化表估计准确率较高于单压缩图像.

表 5 不同质量因子时所提量化表估计方法对于不同数据集上的单压缩图像和双压缩图像的估计性能 (%)

质量因子	单压缩				双压缩			
	UCID	MIXDATA	MIXDATA-I	NRCS	UCID	MIXDATA	MIXDATA-I	NRCS
70	90.31	91.24	91.84	91.16	90.61	91.26	91.83	91.23
75	90.46	90.59	91.02	90.69	90.83	90.64	91.15	90.72
80	92.48	93.45	93.62	91.83	92.48	93.12	93.71	91.85
85	93.25	94.52	94.21	93.96	93.55	94.34	94.23	94.02
90	95.33	96.34	95.94	95.61	95.55	96.32	96.38	95.73

4.2 特征子集的性能评估

为了验证期望-最小误差特征和一阶相对误差特征的检测效果,我们分别在 4 种数据集上,统计了在不同质量因子时,两类特征的 JPEG 重压缩检测的性能.如表 6 所示,所提两类特征在每一个数据集上都有良好的分类效果.相较于 UCID 数据集上的性能,两类特征在 MIXDATA 和 MIXDATA-I 数据集上取得了更加优秀的分类效果.这说明,随着图片尺寸的扩大,所提方法将会取得更好的效果.此外,两类特征相对比,期望-最小误差特征精度要比一阶相对误差特征高 15% 左右,这是因为期望-最小误差特征通过将量化误差与截断和舍入误差相结合,提取了更为丰富的特征.随着质量因子的提高,期望-最小误差的精度提升较大.这是因为随着质量因子的提高,第 1 次 JPEG 压缩的信息损失变小,而第 2 次 JPEG 压缩的信息损失变大,单压缩和重压缩图像之间有着更大的差异.

表 6 期望-最小误差特征与一阶相对误差特征分别在 4 个数据集上的分类性能 (%)

质量因子	期望-最小误差特征								一阶相对误差特征							
	UCID		MIXDATA		MIXDATA-I		NRCS		UCID		MIXDATA		MIXDATA-I		NRCS	
	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR	TPR	TNR
70	82.02	82.38	88.72	88.50	88.86	88.63	85.98	85.63	74.43	73.66	82.66	83.00	81.57	81.61	75.97	75.97
75	82.67	82.29	88.49	89.20	89.12	90.15	85.40	85.13	74.53	73.72	83.21	83.04	81.65	83.62	76.74	76.32
80	85.90	86.48	90.82	90.62	90.63	90.93	87.72	87.53	74.98	74.49	83.84	84.07	83.06	83.66	76.80	77.32
85	90.19	90.60	92.04	91.87	93.13	93.02	91.15	91.71	75.12	75.23	83.94	84.14	83.59	83.93	77.38	77.73
90	95.61	95.03	95.13	95.03	95.27	95.16	95.67	95.72	75.44	76.10	84.71	84.25	84.98	84.32	79.79	79.38

4.3 对比实验

在本节中,我们将所提方法与其他方法相比较,共分为两个方面:量化步长估计方法的性能对比与 JPEG 重压缩检测的性能对比.首先,我们将所改进的量化步长估计方法与文献 [46] 中方法相对比,比较其在不同量化步长时的估计效果,表 7 展示了当质量因子为 90 时,所提方法与文献 [46] 在 UCID 数据集上对于部分量化步长的估计性能.从表 7 可以看出,当量化步长较低时,所提方法和文献 [46] 中方法都取得了优秀的效果.随着量化步长的提高,量化步长估计的精度逐渐下降,但所提方法的下降趋势要低于文献 [46] 中方法,这说明我们的改进方案有效.

表 7 所提方法与文献 [46] 在 UCID 数据集上对于部分量化步长的估计性能

方法	2	3	4	5	6	7	8	10	12	14	16
文献[46]	0.997	0.994	0.997	0.982	0.982	0.943	0.942	0.893	0.709	0.637	0.512
Ours	0.997	0.995	0.997	0.985	0.983	0.950	0.951	0.900	0.741	0.714	0.605

对于 JPEG 重压缩检测性能对比,由于现今没有针对 BMP 图片的 JPEG 重压缩检测,我们将所提方法与文献 [29,30,37] 等方法相比较.其中文献 [30] 中首次提出使用截断和舍入误差作为 JPEG 重压缩检测特征,是检测同步 JPEG 重压缩的经典算法.文献 [29] 是对于首次提出检测同步 JPEG 重压缩的文献 [27] 中方法的改进.文

献 [37] 是当前同步 JPEG 重压缩检测性能最好的算法. 由于文献 [29,30,37] 等方法依赖从解压缩过程中提取特征, 对于 BMP 格式保存的图片, 其需要再次压缩成 JPEG 图像作为输入再提取特征. 因此, 当利用文献 [29,30,37] 等方法来进行 BMP 格式保存的 JPEG 重压缩检测时, 其相当于检测 2 次和 3 次 JPEG 压缩.

表 8 显示了我们的方法和其他 3 个方法在 4 个数据库上不同质量因子时对以 BMP 格式保存的 JPEG 重压缩图像的检测准确率. 从表 8 中可以看出, 在 4 个数据集上, 所提方法的准确率均优于其他的方法. 这是因为文献 [29,30] 主要针对检测一次和二次 JPEG 压缩, 所提的特征主要是表层信息. 文献 [37] 虽然提取了一定的深层信息作为特征, 但由于 2 次和 3 次的收敛差异没有 1 次和 2 次的明显, 其检测效果也不理想. 并且文献 [30] 仅从空域中提取了截断和舍入误差作为特征, 忽视了频域中的重压缩特征. 而文献 [29] 仅从频域中提取了相关特征, 忽视了空域中的特征. 这使得文献 [30] 与文献 [29] 的性能要显著低于文献 [37] 以及所提方法. 所提方法通过构建一阶相对误差特征, 额外提取了 JPEG 压缩痕迹, 使得所提方法取得了优秀的检测效果. 此外, 所提方法通过构建期望-最小误差特征, 降低了特征的冗余, 进一步提高了所提方法的性能.

表 8 所提方法与文献 [29,30,37] 在不同数据集上的性能对比 (%)

质量因子	UCID				MIXDATA				MIXDATA-I				NRCS			
	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours
70	68.86	75.74	81.03	86.52	71.68	75.56	88.24	92.93	69.96	75.51	86.95	92.04	61.22	68.03	80.53	88.65
75	70.65	74.36	81.15	86.59	72.36	74.91	87.70	93.31	72.36	75.51	87.30	93.58	60.88	66.63	78.61	87.59
80	70.54	72.01	82.20	88.42	72.27	70.15	88.26	95.05	73.63	73.45	88.67	94.04	61.32	63.03	80.10	89.48
85	72.53	71.44	81.77	92.27	78.11	70.20	89.94	96.54	76.13	71.77	89.14	95.72	60.57	63.08	81.57	93.03
90	80.68	68.49	88.01	96.57	89.13	68.68	92.51	98.27	84.95	69.98	91.70	98.33	76.07	61.62	86.74	96.64

在其他 3 种方法中, 文献 [37] 取得了更为优秀的效果. 在 UCID 数据集上, 所提方法的准确率比文献 [37] 要高 7% 左右. 在 MAXDATA 和 MAXDATA-I 数据集上, 所提方法比文献 [37] 高 6% 左右. 而在 NRCS 数据集上, 所提方法要比文献 [37] 高 9% 左右.

4.4 泛化实验

为了测试所提方法的泛化性能, 将所提方法与文献 [29,30,37] 等方法分别在 UCID、NRCS、MAXDATA、MAXDATA-I 这 4 个数据集上进行训练, 并利用其他数据集对所训练的模型进行测试. 其结果如表 9-表 12 所示.

表 9 所提方法与文献 [29,30,37] 在数据集 UCID 上训练的泛化性能 (%)

质量因子	NRCS				MIXDATA				MIXDATA-I			
	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours
70	60.06	65.74	75.28	85.66	74.91	75.94	82.99	85.91	73.40	75.78	83.26	86.72
75	59.69	66.05	74.50	86.39	76.38	73.29	83.36	86.67	74.91	73.61	83.85	88.89
80	59.33	61.73	75.07	88.06	76.59	69.33	83.80	89.76	78.22	72.26	84.72	89.76
85	59.95	62.25	76.32	91.24	79.46	69.60	84.59	91.38	76.86	70.53	85.69	93.22
90	62.20	60.06	82.22	91.91	85.59	66.68	90.08	92.03	78.98	67.71	89.65	93.55

表 10 所提方法与文献 [29,30,37] 在数据集 NRCS 上训练的泛化性能 (%)

质量因子	UCID				MIXDATA				MIXDATA-I			
	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours
70	59.26	74.17	76.19	85.42	58.66	74.21	81.25	91.38	56.71	72.86	81.36	91.54
75	56.83	74.40	78.88	85.16	57.80	74.86	81.74	89.76	52.27	75.08	82.44	91.00
80	63.34	70.10	79.74	88.19	65.49	66.35	84.45	93.55	63.10	68.30	86.18	93.87
85	61.43	70.47	80.41	91.70	68.09	67.06	84.96	94.58	64.03	70.96	85.75	95.55
90	75.29	65.47	82.13	91.55	82.28	62.24	86.45	96.37	72.53	61.86	88.84	98.42

根据表 9-表 12 可以发现 4 个数据集上的泛化性能, 所提方法均优于其他方法. 计算 4 个数据集上的平均泛化性能, 所提方法比文献 [30] 高 22%, 比文献 [29] 高 21%, 比文献 [37] 高 8%. 而在第 4.2 节中, 所提方法性能比文

献 [37] 高 7% 左右. 这说明所提方法的泛化性能更好. 这主要因为期望-最小误差特征所去除的冗余信息跟图像内容有较大的联系, 从而使得所提特征对图像内容的依赖较弱. 而其他方法所提取的特征较为依赖图像内容, 从而导致其泛化性能不足. 此外, 通过观察表 9-表 12 发现, 所提方法的泛化性能较为稳定. 其中, 以 UCID 数据集上的测试结果为例, 相较于在 UCID 上训练, 在其他数据集上训练的性能稍微降低, 但幅度较小, 准确率依然在 84% 以上. 泛化性能较为优秀.

表 11 所提方法与文献 [29,30,37] 在数据集 MIXDATA 上训练的泛化性能 (%)

质量因子	UCID				NRCS				MIXDATA-I			
	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours
70	72.64	74.21	79.70	84.39	59.38	66.26	78.72	87.64	70.47	75.51	87.91	93.33
75	73.76	74.58	78.92	85.94	59.28	65.01	77.42	87.12	74.32	75.40	89.59	84.42
80	72.75	69.39	78.55	87.18	57.19	60.37	78.15	88.47	73.83	72.96	89.92	94.79
85	75.18	69.61	78.84	89.72	61.26	60.79	78.25	91.65	80.22	71.93	90.73	96.58
90	80.41	67.48	80.19	90.80	61.83	59.01	81.28	92.75	74.86	69.93	91.60	98.91

表 12 所提方法与文献 [29,30,37] 在数据集 MIXDATA-I 上训练的泛化性能 (%)

质量因子	UCID				NRCS				MIXDATA			
	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours	[30]	[29]	[37]	Ours
70	69.54	75.11	79.67	84.52	58.49	65.95	78.67	88.99	71.07	76.00	88.94	94.04
75	72.15	74.32	79.48	85.46	58.81	65.58	76.95	87.43	74.32	74.43	88.73	91.17
80	69.50	69.58	78.55	85.17	57.03	60.27	79.22	88.52	75.02	70.74	89.54	92.09
85	71.89	69.88	79.22	89.53	58.75	61.26	77.73	91.60	77.08	70.20	87.91	95.01
90	72.87	64.34	81.76	90.65	57.14	57.82	83.42	92.96	80.71	76.00	92.74	98.26

5 总结

本文研究了针对以 BMP 格式保存的 JPEG 重压缩图像的检测问题, 改进了文献 [46] 中的量化步长估计方法. 进而利用量化表与质量因子之间的关系, 估计质量因子并生成完整量化表. 此外, 提出了利用质量因子为 100 时 JPEG 压缩的特殊性, 提取期望-最小误差特征, 去除所提特征的冗余, 从而提高特征的分类性能. 最后, 还利用反量化后的 DCT 系数的相对变换幅度, 提取一阶相对误差特征来表征其收敛趋势, 提高了图像在低质量因子时的检测准确率. 所提方法在不同数据集上的性能均优于现有方法.

现有的方法对量化误差的利用较为不足. 在未来, 我们将利用卷积神经网络, 从量化误差着手, 对其进行处理并作为网络的输入, 以此检测 JPEG 重压缩.

References:

- [1] Wallace GK. The JPEG still picture compression standard. Communications of the ACM, 1991, 34(4): 30–44. [doi: 10.1145/103085.103089]
- [2] Ma B, Shi YQ. A reversible data hiding scheme based on code division multiplexing. IEEE Trans. on Information Forensics and Security, 2016, 11(9): 1914–1927. [doi: 10.1109/TIFS.2016.2566261]
- [3] Wang XY, Wang XY, Ma B, Li Q, Shi YQ. High precision error prediction algorithm based on ridge regression predictor for reversible data hiding. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1125–1129. [doi: 10.1109/LSP.2021.3080181]
- [4] Luo XY, Zhang P, Zhang ML, Hao L, Cheng QF. A novel covert communication method based on bitcoin transaction. IEEE Trans. on Industrial Informatics, 2022, 18(4): 2830–2839. [doi: 10.1109/TII.2021.3100480]
- [5] Zhang Y, Qin C, Zhang WM, Liu FL, Luo XY. On the fault-tolerant performance for a class of robust image steganography. Signal Processing, 2018, 146: 99–111. [doi: 10.1016/j.sigpro.2018.01.011]
- [6] Chen KJ, Zhou H, Zhou WB, Zhang WM, Yu NH. Defining cost functions for adaptive JPEG steganography at the microscale. IEEE Trans. on Information Forensics and Security, 2019, 14(4): 1052–1066. [doi: 10.1109/TIFS.2018.2869353]

- [7] Zhang JM, Zhao XF, He XL, Zhang H. Improving the robustness of JPEG steganography with robustness cost. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 164–168. [doi: [10.1109/LSP.2021.3129419](https://doi.org/10.1109/LSP.2021.3129419)]
- [8] Wu TY, Huang FJ. Adaptive JPEG reversible data hiding method based on pairwise coefficients. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2022, 33(2): 725–737 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6143.htm> [doi: [10.13328/j.cnki.jos.006143](https://doi.org/10.13328/j.cnki.jos.006143)]
- [9] Fan ZG, De Queiroz RL. Identification of bitmap compression history: JPEG detection and quantizer estimation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2003, 12(2): 230–235. [doi: [10.1109/TIP.2002.807361](https://doi.org/10.1109/TIP.2002.807361)]
- [10] Neelamani R, De Queiroz R, Fan ZG, Dash S, Baraniuk RG. JPEG compression history estimation for color images. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2006, 15(6): 1365–1378. [doi: [10.1109/TIP.2005.864171](https://doi.org/10.1109/TIP.2005.864171)]
- [11] Farid H. Exposing digital forgeries from JPEG ghosts. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2009, 4(1): 154–160. [doi: [10.1109/TIFS.2008.2012215](https://doi.org/10.1109/TIFS.2008.2012215)]
- [12] Lin ZC, He JF, Tang XO, Tang CK. Fast, automatic and fine-grained tampered JPEG image detection via DCT coefficient analysis. *Pattern Recognition*, 2009, 42(11): 2492–2501. [doi: [10.1016/j.patcog.2009.03.019](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2009.03.019)]
- [13] Luo WQ, Huang JW, Qiu GP. JPEG error analysis and its applications to digital image forensics. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2010, 5(3): 480–491. [doi: [10.1109/TIFS.2010.2051426](https://doi.org/10.1109/TIFS.2010.2051426)]
- [14] Li CT, Li Y. Color-decoupled photo response non-uniformity for digital image forensics. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2012, 22(2): 260–271. [doi: [10.1109/TCSVT.2011.2160750](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2011.2160750)]
- [15] Bianchi T, Piva A. Image forgery localization via block-grained analysis of JPEG artifacts. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2012, 7(3): 1003–1017. [doi: [10.1109/TIFS.2012.2187516](https://doi.org/10.1109/TIFS.2012.2187516)]
- [16] Yang JQ, Zhang YL, Zhu GP, Kwong S. A clustering-based framework for improving the performance of JPEG quantization step estimation. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(4): 1661–1672. [doi: [10.1109/TCSVT.2020.3003653](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2020.3003653)]
- [17] Yang JQ, Zhu GP, Luo Y, Kwong S, Zhang XP, Zhou YC. Forensic analysis of JPEG-domain enhanced images via coefficient likelihood modeling. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 32(3): 1006–1019. [doi: [10.1109/TCSVT.2021.3071218](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2021.3071218)]
- [18] Feng XY, Cox IJ, Doerr G. Normalized energy density-based forensic detection of resampled images. *IEEE Trans. on Multimedia*, 2012, 14(3): 536–545. [doi: [10.1109/TMM.2012.2191946](https://doi.org/10.1109/TMM.2012.2191946)]
- [19] Liu XJ, Lu W, Zhang Q, Huang JW, Shi YQ. Downscaling factor estimation on pre-jpeg compressed images. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(3): 618–631. [doi: [10.1109/TCSVT.2019.2893353](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2019.2893353)]
- [20] Huang FJ, Wan C. Review of JPEG image recompression detection. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(12): 2251–2260 (in Chinese with English abstract). [doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2021.12.002](https://doi.org/10.16798/j.issn.1003-0530.2021.12.002)]
- [21] Lukáš J, Fridrich J. Estimation of primary quantization matrix in double compressed JPEG images. In: *Proc. of the 2003 Digital Forensic Research Workshop*. 2003. 5–8. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:6776486>
- [22] Popescu AC, Farid H. Statistical tools for digital forensics. In: *Proc. of the 6th Int'l Workshop on Information Hiding*. Berlin: Springer, 2004. 128–147. [doi: [10.1007/978-3-540-30114-1_10](https://doi.org/10.1007/978-3-540-30114-1_10)]
- [23] Fu DD, Shi YQ, Su W. A generalized Benford's law for JPEG coefficients and its applications in image forensics. In: *Proc. of the 2007 Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX (Vol. 6505)*. San Jose: SPIE, 2007. 574–584. [doi: [10.1117/12.704723](https://doi.org/10.1117/12.704723)]
- [24] Li B, Shi YQ, Huang J. Detecting doubly compressed JPEG images by using mode based first digit features. In: *Proc. of the 10th IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing*. Cairns: IEEE, 2008. 730–735. [doi: [10.1109/MMSP.2008.4665171](https://doi.org/10.1109/MMSP.2008.4665171)]
- [25] Pevny T, Fridrich J. Detection of double-compression in JPEG images for applications in steganography. *IEEE Trans. on information forensics and security*, 2008, 3(2): 247–258. [doi: [10.1109/TIFS.2008.922456](https://doi.org/10.1109/TIFS.2008.922456)]
- [26] Chen CH, Shi YQ, Su W. A machine learning based scheme for double JPEG compression detection. In: *Proc. of the 19th Int'l Conf. on Pattern Recognition*. Tampa: IEEE, 2008. 1–4. [doi: [10.1109/ICPR.2008.4761645](https://doi.org/10.1109/ICPR.2008.4761645)]
- [27] Huang FJ, Huang JW, Shi YQ. Detecting double JPEG compression with the same quantization matrix. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2010, 5(4): 848–856. [doi: [10.1109/TIFS.2010.2072921](https://doi.org/10.1109/TIFS.2010.2072921)]
- [28] Lai SY, Böhme R. Block convergence in repeated transform coding: JPEG-100 forensics, carbon dating, and tamper detection. In: *Proc. of the 2013 IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Vancouver: IEEE, 2013. 3028–3032. [doi: [10.1109/ICASSP.2013.6638214](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6638214)]
- [29] Niu YK, Li XL, Zhao Y, Ni RR. An enhanced approach for detecting double JPEG compression with the same quantization matrix. *Signal Processing: Image Communication*, 2019, 76: 89–96. [doi: [10.1016/j.image.2019.04.016](https://doi.org/10.1016/j.image.2019.04.016)]
- [30] Yang JQ, Xie J, Zhu GP, Kwong S, Shi YQ. An effective method for detecting double JPEG compression with the same quantization matrix. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2014, 9(11): 1933–1942. [doi: [10.1109/TIFS.2014.2359368](https://doi.org/10.1109/TIFS.2014.2359368)]

- [31] Wang ZF, Zhu L, Min QS, Zeng CY. Double compression detection based on feature fusion. In: Proc. of the 2017 Int'l Conf. on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC). Ningbo: IEEE, 2017. 379–384. [doi: [10.1109/ICMLC.2017.8108951](https://doi.org/10.1109/ICMLC.2017.8108951)]
- [32] Peng P, Sun TF, Jiang XH, Xu K, Li B, Shi YQ. Detection of double JPEG compression with the same quantization matrix based on convolutional neural networks. In: Proc. of the 2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conf. (APSIPA ASC). Honolulu: IEEE, 2018. 717–721. [doi: [10.23919/APSIPA.2018.8659763](https://doi.org/10.23919/APSIPA.2018.8659763)]
- [33] Huang XS, Wang SL, Liu GS. Detecting double JPEG compression with same quantization matrix based on dense CNN feature. In: Proc. of the 25th IEEE Int'l Conf. on Image Processing (ICIP). Athens: IEEE, 2018. 3813–3817. [doi: [10.1109/ICIP.2018.8451569](https://doi.org/10.1109/ICIP.2018.8451569)]
- [34] Deshpande AU, Harish AN, Singh S, Verma V, Khanna N. Neural network based block-level detection of same quality factor double JPEG compression. In: Proc. of the 7th Int'l Conf. on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN). Noida: IEEE, 2020. 828–833. [doi: [10.1109/SPIN48934.2020.9070977](https://doi.org/10.1109/SPIN48934.2020.9070977)]
- [35] Wang JW, Wang H, Li J, Luo XY, Shi YQ, Jha SK. Detecting double JPEG compressed color images with the same quantization matrix in spherical coordinates. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(8): 2736–2749. [doi: [10.1109/TCSVT.2019.2922309](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2019.2922309)]
- [36] Niu YK, Li XL, Zhao Y, Ni RR. Detection of double jpeg compression with the same quantization matrix via convergence analysis. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(5): 3279–3290. [doi: [10.1109/TCSVT.2021.3097351](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2021.3097351)]
- [37] Wang H, Wang JW, Luo XY, Zheng YH, Ma B, Sun JS, Jha SK. Detecting aligned double JPEG compressed color image with same quantization matrix based on the stability of image. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(6): 4065–4080. [doi: [10.1109/TCSVT.2021.3111195](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2021.3111195)]
- [38] Chen YL, Hsu CT. Detecting recompression of JPEG images via periodicity analysis of compression artifacts for tampering detection. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2011, 6(2): 396–406. [doi: [10.1109/TIFS.2011.2106121](https://doi.org/10.1109/TIFS.2011.2106121)]
- [39] Bianchi T, Piva A. Detection of nonaligned double JPEG compression based on integer periodicity maps. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2012, 7(2): 842–848. [doi: [10.1109/TIFS.2011.2170836](https://doi.org/10.1109/TIFS.2011.2170836)]
- [40] Luo WQ, Qu ZH, Huang JW, Qiu GP. A novel method for detecting cropped and recompressed image block. In: Proc. of the 2007 IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Honolulu: IEEE, 2007. II-217–II-220. [doi: [10.1109/ICASSP.2007.366211](https://doi.org/10.1109/ICASSP.2007.366211)]
- [41] Wu LY, Kong XW, Wang B, Shang SZ. Image tampering localization via estimating the non-aligned double JPEG compression. In: Proc. of the 2013 Media Watermarking, Security, and Forensics 2013 (SPIE Vol. 8665). Burlingame: SPIE, 2013. 86650R. [doi: [10.1117/12.2003695](https://doi.org/10.1117/12.2003695)]
- [42] Lin GS, Chang MK, Chen YL. A passive-blind forgery detection scheme based on content-adaptive quantization table estimation. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, 21(4): 421–434. [doi: [10.1109/TCSVT.2011.2125370](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2011.2125370)]
- [43] Fridrich J, Goljan M, Du R. Steganalysis based on JPEG compatibility. In: Proc. of the 2001 Multimedia Systems and Applications IV (SPIE Vol. 4518). Denver: SPIE, 2001. 275–280. [doi: [10.1117/12.448213](https://doi.org/10.1117/12.448213)]
- [44] Li B, Ng TT, Li XL, Tan SQ, Huang JW. Statistical model of JPEG noises and its application in quantization step estimation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2015, 24(5): 1471–1484. [doi: [10.1109/TIP.2015.2405477](https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2405477)]
- [45] Lam EY, Goodman JW. A mathematical analysis of the DCT coefficient distributions for images. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2000, 9(10): 1661–1666. [doi: [10.1109/83.869177](https://doi.org/10.1109/83.869177)]
- [46] Yang JQ, Zhu GP, Huang JW, Zhao X. Estimating JPEG compression history of bitmaps based on factor histogram. *Digital Signal Processing*, 2015, 41: 90–97. [doi: [10.1016/j.dsp.2015.03.014](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2015.03.014)]
- [47] Ye SM, Sun QB, Chang EC. Detecting digital image forgeries by measuring inconsistencies of blocking artifact. In: Proc. of the 2007 IEEE Int'l Conf. on Multimedia and Expo. Beijing: IEEE, 2007. 12–15. [doi: [10.1109/ICME.2007.4284574](https://doi.org/10.1109/ICME.2007.4284574)]
- [48] Thai TH, Cogramme R, Retraint F, Doan TNC. JPEG quantization step estimation and its applications to digital image forensics. *IEEE Trans. on Information Forensics and Security*, 2017, 12(1): 123–133. [doi: [10.1109/TIFS.2016.2604208](https://doi.org/10.1109/TIFS.2016.2604208)]
- [49] Yao H, Wei HB, Qiao T, Qin C. JPEG quantization step estimation with coefficient histogram and spectrum analyses. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2020, 69: 102795. [doi: [10.1016/j.jvcir.2020.102795](https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2020.102795)]
- [50] Li WJ, Li XL, Ni RR, Zhao Y. Quantization step estimation for JPEG image forensics. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(7): 4816–4827. [doi: [10.1109/TCSVT.2021.3123477](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2021.3123477)]
- [51] Guan QX, Chen KM, Chen HF, Zhang WM, Yu NH. Detecting steganography in JPEG images recompressed with the same quantization matrix. *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(9): 6002–6016. [doi: [10.1109/TCSVT.2022.3155758](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2022.3155758)]
- [52] Schaefer G, Stich M. UCID: An uncompressed color image database. In: Proc. of the 2004 Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia (SPIE Vol. 5307). San Jose: SPIE, 2004. 472–480. [doi: [10.1117/12.525375](https://doi.org/10.1117/12.525375)]

附中文参考文献:

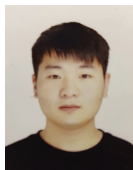
- [8] 吴桃宇, 黄方军. 基于系数配对的自适应 JPEG 可逆信息隐藏方法. 软件学报, 2022, 33(2): 725–737. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6143.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006143]
- [20] 黄方军, 万晨. JPEG 图像重压缩检测综述. 信号处理, 2021, 37(12): 2251–2260. [doi: 10.16798/j.issn.1003-0530.2021.12.002]



王金伟(1978—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 专业会员, 主要研究领域为人工智能安全, 多媒体取证, 信息隐藏.



罗向阳(1978—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为图像隐写, 隐写分析技术.



王伟(1999—), 男, 硕士生, 主要研究领域为多媒体取证, 人工智能安全.



马宾(1973—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 专业会员, 主要研究领域为可逆信息隐藏, 多媒体取证, 隐写, 隐写分析.



王昊(1995—), 男, 博士生, 主要研究领域为多媒体取证, 人工智能安全.