

# JPEG 量化步长估计综述

程鑫<sup>1,2</sup>, 王金伟<sup>1,2,3</sup>, 王昊<sup>4</sup>, 罗向阳<sup>5</sup>, 李晓龙<sup>6</sup>, 朱国普<sup>7</sup>, 马宾<sup>8</sup>

<sup>1</sup> 南京信息工程大学 数字取证教育部工程研究中心 南京 中国 210044

<sup>2</sup> 南京信息工程大学 计算机与软件学院 南京 中国 210044

<sup>3</sup> 数学工程与先进计算国家重点实验室 郑州 中国 450001

<sup>4</sup> 南京理工大学 自动化学院 南京 中国 210094

<sup>5</sup> 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学 郑州 中国 450001

<sup>6</sup> 北京交通大学 信息科学研究所 北京 中国 100044

<sup>7</sup> 哈尔滨工业大学 网络空间安全学院 哈尔滨 中国 150001

<sup>8</sup> 齐鲁工业大学 网络空间安全学院 济南 中国 250353

**摘要** 随着 JPEG(Joint Photographic Experts Group)格式的图片在网络存储和传输中的广泛应用, 基于 JPEG 格式的篡改、拼接等恶意操作也层出不穷, 利用 JPEG 图像特性的研究受到越来越多的关注。其中, JPEG 图像特性与量化步长息息相关。如果, JPEG 压缩后的图像以位图的形式进行保存, 研究者无法直接获取到量化步长, 从而无法有效地分析 JPEG 图像特性。因此, 对于量化步长的估计在数字图像取证领域越来越受到关注。本文首先介绍了量化步长估计的研究背景, 并将量化步长估计问题分成两类问题: 单压缩图像的量化步长估计和重压缩图像的首次量化步长估计。其次, 在经典的 JPEG 压缩模型基础上分别给出了这两类问题的量化步长估计模型, 并对每类问题的各种现有方法进行了详细介绍和梳理。随后, 在相同实验环境下对经典算法进行了实验, 并对经典算法进行了相应的分析与评价。实验结果表明: 在单压缩图像的量化步长估计任务中, 现有技术相对成熟并且部分算法估计准确率高于 90%; 但是, 在对齐重压缩图像的首次量化步长估计任务中, 现有方法仅能估计低频、中频的量化步长, 并且当首次与第二次的压缩质量因子相近时, 估计准确率较低; 在非对齐重压缩图像的首次量化步长估计任务中, 由于网格偏移会增加估计量化步长的困难, 导致算法在非对齐重压缩上性能较差。最后, 指出了量化步长估计中有待进一步解决的问题和发展趋势。

**关键词** 数字取证; JPEG 压缩; 量化步长估计; DCT 系数分析; 深度学习取证

中图分类号 TP391 DOI 号 10.19363/J.cnki.cn10-1380/tn.2024.07.10

## A Survey on Estimation of JPEG Quantization Step

CHENG Xin<sup>1,2</sup>, WANG Jinwei<sup>1,2,3</sup>, WANG Hao<sup>4</sup>, LUO Xiangyang<sup>5</sup>, LI Xiaolong<sup>6</sup>, ZHU Guopu<sup>7</sup>, MA Bin<sup>8</sup>

<sup>1</sup> Engineering Research Center of Digital Forensics, Ministry of Education, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

<sup>2</sup> Department of Computer and Software, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

<sup>3</sup> State Key Laboratory of Mathematical Engineering and Advanced Computing, Zhengzhou 450001, China

<sup>4</sup> Department of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China

<sup>5</sup> PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China

<sup>6</sup> Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

<sup>7</sup> School of Cyberspace Security, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China

<sup>8</sup> School of Cyberspace Security, Qilu University of Technology, Jinan 250353, China

**Abstract** As JPEG (Joint Photographic Experts Group) format images are widely used in network storage and transmission, malicious operations such as tampering and stitching based on the JPEG format have emerged, and the research on exploiting the characteristics of JPEG images has received more and more attention. Among them, JPEG image characteristics are closely related to quantization steps. If the JPEG compressed image is saved in the bitmap form, the researcher cannot get the quantization step directly and thus cannot analyze the JPEG image characteristics effectively. Therefore, the quantization step estimation is attracting more attention in the field of digital image forensics. This paper first introduces the background of quantization step estimation and divides the problem into two issues: quantization step estimation for single compressed images and first quantization step estimation for recompressed images. Secondly, based on the classical JPEG compression model, the quantization step estimation models for these two issues are given. Various methods for each type of problem are introduced and sorted out in detail. Then, the classical algorithm experiments in the same ex-

**通讯作者:** 王金伟, 博士, 教授, Email: wjwei\_2004@163.com。

本课题得到国家自然科学基金(No. 62072250, No. 62172435, No. U20B2065); 省部共建藏语智能信息处理及应用国家重点实验室(藏文信息处理教育部重点实验室)开放课题(No. 2024-Z-003); 河南省网络空间态势感知重点实验室开放课题(No. HNTS2022002); 中原科技创新领军人才项目(No. 214200510019); 国家重点研发计划(No. 2021QY0700); 江苏自然科学基金(No. BK20200750)。

收稿日期: 2022-07-20; 修改日期: 2022-09-25; 定稿日期: 2024-04-07

perimental environment, and the classical algorithm is analyzed and evaluated. The experimental results show that in the quantization step estimation task of single compressed images. The existing techniques are mature, and the estimation accuracy of some algorithms is higher than 90%; however, in the first quantization step estimation task of aligned recompressed images, the current methods can only estimate the quantization steps of low and medium frequencies, and the estimation accuracy is lower when the first and second compression quality factors are similar; in the first quantization step estimation task of nonaligned recompressed images, the grid offset increases the difficulty of estimating the quantization step, resulting in poorer performance of the algorithm on nonaligned recompression. Finally, the problems to be further solved and the future development trends in the quantization step estimation task are pointed out.

**Key words** digital forensics; JPEG compression; quantization step estimation; discrete cosine transform coefficient analysis; deep learning forensics

1 引言

随着 5G 时代的到来, 数字图像的传播速度更快、传播渠道更广。QQ、微信、抖音等软件都成为了传播数字图像信息的有效渠道。但是, 随着软件技术的不断成熟, 如 Photoshop、美图秀秀等图像编辑软件的功能越来越强大, 导致图像篡改的成本变得很低。被篡改的图像可能会损害他人的合法权益、在网络中误导公共舆论、甚至在处理一些刑事案件中影响法官的判断。Stamm 等人<sup>[1]</sup>曾指出科技发展之路带来了一个必须要解决的问题: 即确保内容、设备和知识产权要被授权应用于合法目的。为了验证数字图像的真实性, 图像取证领域应运而生。

由于 JPEG 在压缩图像上面的优势, 它成为了目前最常用的图像压缩格式<sup>[2]</sup>。当前在网络中图像传输格式、智能手机和数码相机的默认存储格式多数采用 JPEG 格式, 因此对于 JPEG 格式的研究非常有意义。此外, 量化步长在关于 JPEG 格式的篡改取证中起到至关重要的作用。例如, 篡改者通常在 JPEG 格式图像上进行篡改, 篡改完成后图像通常保存为位图格式或者 JPEG 格式。若将 JPEG 压缩后的图像以位图的形式进行保存(即, 对 JPEG 码流进行解压缩操作后进行保存), 关于 JPEG 压缩的量化步长等信息就会丢失。即使以 JPEG 格式进行保存(即, 对 JPEG 码流再次进行编码操作), 也只能保存图像最后一次量化步长等有关 JPEG 压缩的信息。如果不能准确的

知道量化步长, 对于 JPEG 图像并不能进行充分的分析。因此, 量化步长估计成为了数字图像取证领域中的热点。目前, 量化步长估计主要有两个研究方向: 单压缩图像的量化步长估计、重压缩图像的首次量化步长估计。

论文剩余章节的安排如下: 第二节介绍 JPEG 压缩的过程, 并将量化步长估计分为两类问题; 第三节分别对每类问题各种方法的基本原理、发展历程、适用范围进行介绍和梳理; 第四节通过实验对比分析几种经典算法的优劣势; 第五节分析并总结量化步长估计存在的问题, 并对未来的发展方向进行展望。

2 JPEG 压缩过程

2.1 标准的 JPEG 压缩过程

如图 1 展示彩色 JPEG 图像的压缩和解压缩过程。彩色图像 JPEG 的压缩过程主要有分块、色彩空间转换(Color Space Conversion)、下采样(Downsampling)、离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)、量化(Quatization)、编码(Encode)。在以上 6 个过程中, 量化过程导致了 DCT 系数的数值数量级减小和高频 DCT 系数的损失, 从而使得编码之后的图像需要更少的存储空间, 故 JPEG 压缩属于有损压缩。与压缩的过程相反, 解压缩的过程有解码(Decode)、反量化(Dequantization)、逆离散余弦变换(Inverse Discrete Cosine Transform, IDCT)、上采样(Upsampling)、色彩空间逆转换(Inverse Color Space Conversion)、重构图像。

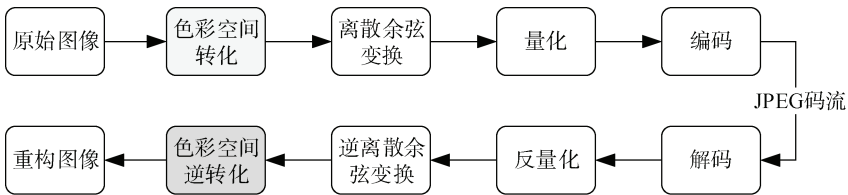


图 1 JPEG 图像编解码过程

Figure 1 JPEG image encoding and decoding process

此外, 量化步长是量化过程的重要参数, 其需要通过标准量化表进行计算。对于彩色图像, 其 JPEG

压缩过程中使用的量化表有亮度量化表和色度量化表。图 2 所示为亮度标准量化表和色度标准量化表。

16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	113	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

(a) 亮度标准量化表

17	18	24	47	99	99	99	99
18	21	26	66	99	99	99	99
24	26	56	99	99	99	99	99
47	66	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99
99	99	99	99	99	99	99	99

(b) 色度标准量化表

图 2 亮度标准量化表和色度标准量化表

Figure 2 Chrominance standard quantization table and Luminance standard quantization table

其不是直接使用在图像的量化过程中, 需要根据不同压缩情况下的质量因子(Quality Factor, QF)计算量化步长。计算公式如下:

$$Q(i, j) = \begin{cases} \left\lfloor \frac{5000}{QF} \times q(i, j) + 50 \right\rfloor, & QF < 50 \\ \left\lfloor \frac{(200 - QF \times 2) \times q(i, j) + 50}{100} \right\rfloor, & QF \geq 50 \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $q(i, j)$ 代表标准量化表中对应频率的数值,  $Q(i, j)$ 代表对应频率的量化步长,  $0 \leq i, j \leq 7$ ,  $\left\lfloor \cdot \right\rfloor$ 代表向下取整。

## 2.2 单压缩过程

色彩空间转化后, 图像将从 RGB 色彩空间转化到 YCbCr 色彩空间。但是, 在量化步长估计领域中, 目前主要的算法研究的是灰度图像, 也就是 YCbCr 通道中的 Y 通道。相较于彩色图像, 灰度图像的压缩过程并不涉及颜色空间的转换和逆转换, 其单压缩流程图如图 3 所示:

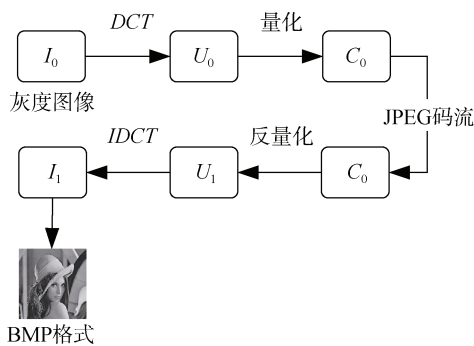


图 3 单压缩过程

Figure 3 The process of single compression

灰度图像单压缩图像模型如图 3 所示, 在编码过程中首先将原始未压缩的灰度图像  $I_0$  分解为不重叠的  $8 \times 8$  的小块, 然后按块进行 DCT 变换以获得 DCT 系数, 将像素由空间域变换到频率域:

$$U_0 = DCT(I_0) \quad (2)$$

式中,  $U_0$ 代表 DCT 系数。接着是量化过程: 将 DCT 系数除以大小为  $8 \times 8$  的量化矩阵  $Q$ , 它包括 64 个量化步长  $q_i \in N, i \in \{0, 1, \dots, 63\}$ , 然后将量化后的 DCT 系数取整:

$$C_0 = \text{round}\left(\frac{U_0}{Q}\right) \quad (3)$$

式中,  $\text{round}(\cdot)$ 代表舍入取整函数,  $C_0$ 表示取整量化后的 DCT 系数, 最后将  $C_0$  编码并且写入到文件流。其中, 由于量化过程而引起的误差称为量化误差。在解码过程中, 首先从文件流读取量化 DCT 系数  $C_0$ , 然后再反量化。

$$U_1 = C_0 Q \quad (4)$$

式中,  $U_1$ 代表反量化后的 DCT 系数。接着对  $U_1$  进行 IDCT 变换, 图像从频率域重新回到空间域。由于图像的灰度级被限制在  $[0-255]$  的整数, 所以需要对反量化系数  $U_1$  进行截断和舍入, 其中由于截断和舍入造成的误差称为截断和舍入误差。

$$I_1 = \text{round}(IDCT(U_1)) \quad (5)$$

式中,  $I_1$ 表示经过一次 JPEG 压缩重构后的图像。最后将  $I_1$  另存为无损格式(本文以 BMP 格式为例)。上述过程中的量化误差、截断和舍入误差、DCT 系数的分布对于估计量化步长起着很重要的作用。

## 2.3 重压缩过程

目前, 网络上流通的图像多数为 JPEG 格式, 如果篡改者对图像进行剪切、旋转等操作后再保存为 JPEG 格式, 这就会出现重压缩的痕迹残留。在下文中, 重压缩特指双重压缩。Hang 等人<sup>[2]</sup>将重压缩检测分成量化表一致情况下的重压缩检测和量化表不一致情况下的重压缩检测。不同情况下的重压缩特性不同, 检测的方法也不同, 所以知道第一次的压缩步长对于取证研究很有意义。如图 4 所示为重压缩图像模型。

当再次使用新的量化矩阵  $Q_2$  对  $I_1$  进行压缩时会发生双重压缩的现象。与第一次压缩类似, 图像  $I_1$  先经过 DCT 变换, 再用新量化表  $Q_2$  进行量化。

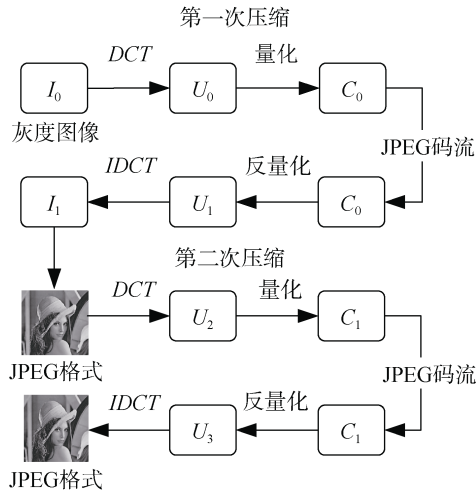


图 4 重压缩过程

Figure 4 The process of recompression

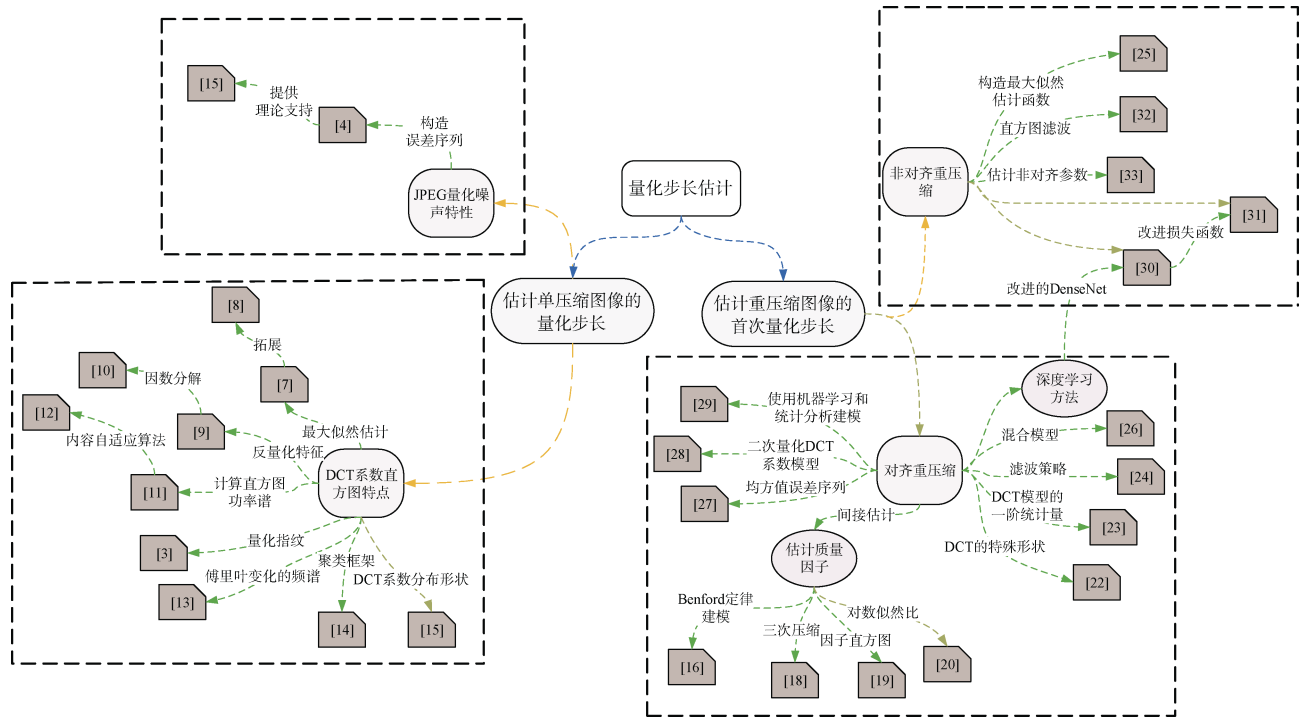


图 5 量化步长估计方法的联系与发展

Figure 5 Connection and development of quantization step estimation methods

### 3.1 单压缩图像量化步长估计

根据 JPEG 压缩的过程存在的一些伪影, 研究者设计出了多种估计单压缩图像量化步长的方法, 可以将这些方法分成两类<sup>[3]</sup>。第一类是基于 JPEG 量化噪声特性估计量化步长; 第二类是基于 DCT 系数直方图特点估计量化步长。

#### 3.1.1 基于 JPEG 量化噪声特性估计量化步长

Fridrich 等人<sup>[4]</sup>首先提出了一种估计量化步长的简单方法, 该方法用候选步长对解压缩后图像的 DCT 系数再次进行量化, 公式如下:

$$C_1 = \text{round}\left(\frac{U_2}{Q_2}\right), \text{ 其中 } U_2 = \text{DCT}(I_1) \quad (6)$$

式中,  $U_2$  代表图像  $I_1$  的 DCT 系数,  $C_1$  表示  $I_1$  量化取整后的 DCT 系数。最后将  $C_1$  通过编码写入 JPEG 文件。不同的设备都具有读取 JPEG 文件的解码器, 与单压缩类似, 解码器读取 JPEG 文件流中的信息后执行一遍解码过程, 即可显示出重压缩后的图像。

### 3 研究现状

为了便于读者的理解, 本文在图 5 中以思维导图的形式展示了估计量化步长的方法之间的联系及其发展情况。从图 5 中可以看出, 我们通过将研究者的各种角度进行归类总结进而有助于挖掘出不同方法之间的相关性。

$$E_i(q) = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T \left| d_k(i) - q \times \left\lfloor \frac{d_k(i)}{q} \right\rfloor \right| \quad (7)$$

式中,  $T$  表示该图像分成  $8 \times 8$  个子块的个数,  $q$  表示候选的量化步长,  $E_i(q)$  表示误差序列,  $d_k(i)$  表示  $8 \times 8$  量化表的第  $i$  个位置的第  $k$  个 DCT 系数,  $0 \leq i \leq 63, k=1, 2, \dots, T$ 。具体来说, 在第  $i$  个位置使误差序列  $E_i(q)$  取得最小值的点恰好是量化步长  $q$  或者  $q$  的整数因子处。此外, Fridrich 等人<sup>[4]</sup>还发现 DCT 系数的数据量较小时会产生大量的噪声, 进而会影响 DCT 系数的分布。因此, 根据 DCT 系数分布的均值和方差设



计了一种滤波策略, 通过局部最小值的深度过滤掉虚假的极小值。

针对 Fridrich 等人<sup>[4]</sup>方法中误差序列的局部最小值作为量化步长缺乏理论的证明, 并且最佳滤波阈值的选择仍然存在疑问的这些问题。Li 等人<sup>[5]</sup>采用相同的度量方法来确定量化步长, 并且为其提供了数学基础。与 Fridrich<sup>[4]</sup>不同的是, 为了能够充分捕捉到量化噪声分布的全部信息, Li<sup>[5]</sup>使用 L2 范式来构造误差序列。此外, Li 等人<sup>[5]</sup>还对高压压缩周期中的噪声分布进行分析, 将噪声分布模型应用到量化步长

估计中, 同时提供了更加合理的方法过滤错误的局部最小值。

### 3.1.2 基于 DCT 系数直方图特点估计量化步长

Lam 和 Goodman<sup>[6]</sup>认为交流频率的 DCT 分布大致服从拉普拉斯分布, 如图 6(b)所示为 Lena 图像亮度通道在频率(5, 1)处 DCT 系数的分布图, 可以观察出其 DCT 的系数分布大致服从拉普拉斯分布。基于上述发现, Fan 等人<sup>[7]</sup>提出了一种最大似然估计(Maximum Likelihood Estimation, MLE)的方法估计量化步长, 但是该方法主要适用检测大尺寸图像。

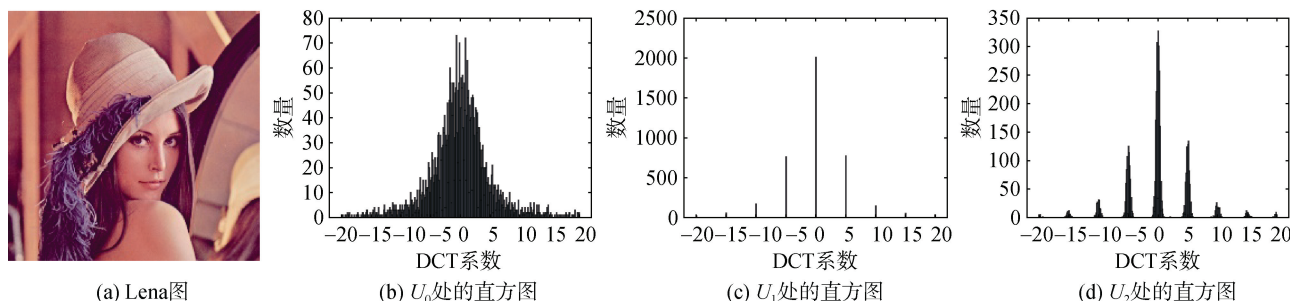


图 6 Lena 图和该图的亮度通道在 JPEG 解编码不同阶段对应的 DCT 系数分布图

Figure6 The Lena map and the corresponding DCT coefficient distribution map of the luminance channel in different stages of JPEG decoding

如果采用过大或者过小的质量因子对图像进行压缩, 该方法估计量化步长的准确率会下降。

Neelamani 等人<sup>[8]</sup>将 Fan 等人<sup>[7]</sup>的方法运用到彩色图像, 并且发现 JPEG 图像的 DCT 系数会呈现出由于量化误差引起的周期性行为。因此, 设计了一种统计方法以估计图像的量化步长。

根据 JPEG 反量化的特征, 经过反量化后 DCT 系数会分布在量化步长的整数倍。Luo 等人<sup>[9]</sup>在分析 JPEG 的量化误差、舍入和截断误差后, 推断出经过截断和舍入误差后的 DCT 系数不会精确地分布在量化步长的整数倍, 而是高概率地分布在量化步长整数倍 $[-1, +1]$ 区间的内部。如图 6(c)所示, Lena 图像亮度通道图像在频率(5, 1)处经过反量化后的 DCT 系数的分布情况。图 6(d)所示为图 6(c)中的 DCT 系数  $U_1$  经过截断和舍入后的分布情况, 从图中可以发现 DCT 系数大致分布在量化步长整数倍 $[-1, +1]$ 区间的内部。Luo 等人<sup>[9]</sup>对 DCT 系数  $U_2$  进行取整、取绝对值后得到新的 DCT 分布直方图, 并且认为使得新的 DCT 直方图达到最高点处的位置即为量化步长。但是这种方法对于低质量图像的高频部分和高质量图像的低频部分检测效果欠佳。

基于 Luo 等人<sup>[9]</sup>的思想, Yang 等人<sup>[10]</sup>提出将  $U_2$  进行因数分解, 并且对分解后的因子进行计数从而构建了一种因子直方图的统计量, 并从大于阈值的

直方图中选择索引最大的直方图块作为每个频率的量化步长。此外, Yang 等人<sup>[10]</sup>还发现对于未压缩的位图, 其因子直方图单调递减, 而解压缩的位图的因子直方图非单调。因此, 通过测量因子直方图的单调性来识别解压缩位图。

Ye 等人<sup>[11]</sup>计算 DCT 系数直方图的功率谱, 然后对功率谱的二阶导数进行低通滤波, 最后计算滤波后功率谱的二阶导数局部最小个数  $N$ , 并认为量化步长为  $N+1$ 。与 Ye 等人<sup>[11]</sup>的思想类似, Lin 等人<sup>[12]</sup>提出了一种内容自适应算法。首先将 DCT 系数分成不同的类型, 然后根据 DCT 系数直方图的能量图谱(Energy Density Spectrum, EDS)和 EDS 的傅里叶变化估计量化步长。

Thai 等人<sup>[13]</sup>通过分析 JPEG 压缩和解压缩的量化效应提出一种新的特征, 叫做量化指纹, 即量化为整数的 DCT 系数个数。然后, 从数学上解释了量化指纹局部最大值和量化步长的关系。最后, 结合 DCT 系数的统计模型和量化指纹来确定最优量化步长。实验结果表明, 该方法对于不同的图像都能保持较好的估计准确率, 但是该方法耗时较长且估计小尺寸图像量化步长的准确率低。

Yao 等人<sup>[13]</sup>针对直流(Direct Current, DC)频率、交流(Alternating Current, AC)频率的低频和中频部分进行量化步长估计, 并且采用不同的方法分别对 DC

频率和 AC 频率进行估计。具体估计的方法分成三步进行, 根据四舍五入后的 DCT 系数直方图及其傅里叶变换后的频谱来确定量化步长的值为 1、2、其他。该方法提升了量化步长估计的准确率, 但是该方法缺乏理论的数学模型, 对阈值的选取没有理论依据。

在处理小尺寸的解压缩位图时, 由于可供使用的 DCT 系数不足, 量化步长估计的精度往往会快速下降。针对这一问题, Yang 等人<sup>[14]</sup>提出了一种基于聚类框架的方法来提高现有方法的精度。主要思想是在估算量化步长之前通过聚类的方法将相同的量化步长所在的频率合并, 然后用合并后的 DCT 系数来估计量化步长。如图 7 所示为标准的量化表和 Photoshop 使用的量化表按照 zig-zag 排序后的前 20 个 AC 子带。其中, 相同的量化步长用相同的颜色标注。实验结果表明, 将聚类框架运用到已经提出的量化步长估计算法中会提高小尺寸量化步长的准确率。

3	2	2	3	5	8	10	12
2	2	3	4	5	12	12	11
3	3	3	5	8	11	14	11
3	3	4	6	10	17	16	12
4	4	7	11	14	22	21	15
5	7	11	13	16	21	23	18
10	13	16	17	21	24	24	20
14	18	19	20	22	20	21	20

4	3	4	7	9	11	14	17
3	3	4	7	9	12	12	12
4	4	5	9	12	12	12	12
7	7	9	12	12	12	12	12
9	9	12	12	12	12	12	12
11	12	12	12	12	12	12	12
14	12	12	12	12	12	12	12
17	12	12	12	12	12	12	12

(a) 标准的量化表 ( $QF=90$ )(b) Photoshop 的量化表 ( $QF=9$ )图 7 标准量化表和 Photoshop 使用的量化表<sup>[14]</sup>Figure 7 Standard quantification table and quantification table used by Photoshop<sup>[14]</sup>

Li 等人<sup>[15]</sup>通过观察 DCT 系数分布的特殊形状与量化步长值的高度相关, 设计了具有相似形状的候选步长的函数。具体如下:

$$f_{\omega}(x) = \sum_{k \in Z} g(x - k\omega)h(k) \quad (8)$$

式中  $\omega$  表示候选步长,  $Z$  表示整数集。函数  $g(\cdot)$  用来模拟在  $k\omega$  附件的高斯分布, 函数  $h(\cdot)$  用来拟合各个高斯分布峰值的下降趋势。然后, 将量化步长确定为使设计函数对 DCT 系数的概率密度函数响应最大的候选。同时, 该文给出了所提方法的理论依据。此外, 该文还发现小尺寸图像的 DCT 系数有限, 对概率密度函数的描述会不准确, 因此提出了两个调整措施对估计结果进行校准。实验结果表明, 该文方法在小尺寸样本上也可取得很高的准确率, 同时在估计双重压缩之后的解压缩图像的二次量化步长方面也有较高的准确率。

### 3.2 重压缩图像首次量化步长估计

根据第二次 JPEG 压缩过程中所采用的  $8 \times 8$  分

块网格与原始 JPEG 图像的  $8 \times 8$  分块网格对齐或非对齐可以将估计首次量化步长分成两种情况: 估计对齐情况下的首次量化步长、估计非对齐情况下的首次量化步长。

#### 3.2.1 对齐情况首次量化步长估计

在估计重压缩情况下的首次量化步长时, 部分研究者通过质量因子间接估计量化步长。Li 等人<sup>[16]</sup>提出用广义 Benford 定律<sup>[17]</sup>对量化 DCT 系数的第一位数分布建模, 并使用机器学习中的线性判别多分类器(Fisher Linear Discriminant, FLD)估计首次压缩的质量因子。Fraid 等人<sup>[18]</sup>使用不同的量化步长对双重压缩图像进行第三次压缩并计算每种量化步长对应的误差函数。实验结果表明, 误差函数会在首次量化步长和次量化步长时出现局部最大值。Fraid 等人<sup>[18]</sup>通过上述发现来估计首次压缩的质量因子。Yang 等人<sup>[19]</sup>通过构造因子直方图检测双重 JPEG 压缩和估计首次压缩的质量因子, 并且认为使因子匹配度(Factor Matching Degree, FMD)呈现局部最大值的位置即为首次压缩的质量因子。但是上述方法仅在首次压缩质量因子  $QF_1$  大于第二次压缩的质量因子  $QF_2$  的情况下适用。当  $QF_1 < QF_2$  时, Pasquini 等人<sup>[20]</sup>提出了一种基于 Benford-Fourier 系数的统计方法, 该方法通过计算每个假设的似然函数和对数似然比确定首次质量因子。该方法的优势在于不仅可以估计双重压缩, 也可以估计多重压缩的首次质量因子。

上述的四种方法主要通过估计首次压缩的质量因子进行重压缩检测。但是, 在实际情况中, 一些软件并不会使用标准量化表进行压缩, 例 Photoshop 等<sup>[21]</sup>, 因此上述的方法的通用性较差。为了增强算法的通用性, 研究者将研究的对象由估计质量因子改为估计每个频率的量化步长。

Lukas 和 Fridrich<sup>[22]</sup>根据重压缩后 DCT 分布直方图会具有双峰、零值等特殊形状的特性, 设计出三种估计前三位(zig-zag 排序)AC 系数首次量化步长的方法。如图 8 所示为理想情况下某频率经过两次压缩(首次量化步长  $q_1=7$ , 二次量化步长  $q_2=2$ )出现的双峰特征。其中前两种算法计算经过重压缩之后的 DCT 系数与校准后获得的 DCT 系数之间的损失, 并认为使损失最小的候选步长即为量化步长。第三种方法则是利用神经网络来检查第一次量化步长和第二次量化步长的不同组合引起的特定模式。实验结果表明, 采用神经网络的方法性能最好。但是该方法仅仅能估计低频系数, 并且当  $q_1$  是  $q_2$  的因子时效果不好。

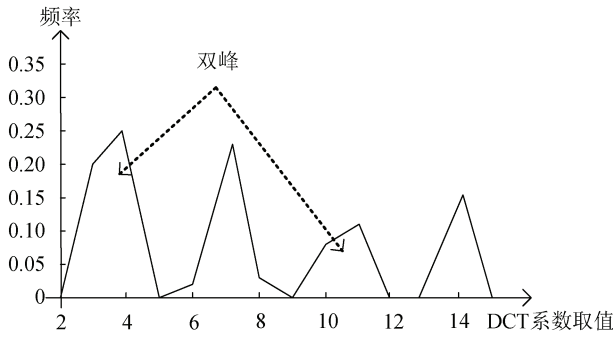


图 8 DCT 直方图的双峰形状( $q_1=7, q_2=2$ )

Figure 8 Double-peak shape of DCT histogram ( $q_1=7, q_2=2$ )

为了扩大可供估计量化步长的范围, Pevny 和 Fridrich<sup>[23]</sup>使用支持向量机(Support Vector Machines, SVM)进行分类, 其特征来源低频部分的各个 DCT 模型的一阶统计量。但是这种方法仅局限估计较小的量化步长, 难以在低质量因子压缩中进行推广。

基于 Fraid 等人<sup>[18]</sup>的发现, Galvan 等人<sup>[24]</sup>提出了一种滤波策略来处理压缩过程中产生的“split noise”和“residual noise”。当 DCT 系数直方图经过滤波之后, 设计了一种误差函数用于寻找候选的量化步长。最后, 通过将原始 DCT 系数直方图与用候选步长构造的直方图进行相似度分析从而选出最佳的首次量化步长。

Bianchi 和 Piva<sup>[25]</sup>认为某频率的 DCT 系数分布应该建模为修改分量和不变分量的混合模型。基于此思想 Yu 等人<sup>[26]</sup>利用混合模型对应似然曲面的光滑性这一特性来构造似然函数, 并且使用改进的 EM (Expectation Maximization)算法确定首次量化步长。

通过分析双重压缩 DCT 系数的直方图, Xue 等人<sup>[27]</sup>提出了一种新的特征, 叫做均方值误差(Mean Square Error, MSE)序列。由于均方误差序列呈现周期性波动, 其周期是关于首次量化步长的函数。因此, 通过分析均方值误差序列的周期可以确定首次量化步长的候选序列。最后, 通过比较模拟的双量化直方图与从真实图像中提取直方图的差异性, 从而选出最优的首次量化步长。

Thai 和 Coggan<sup>[28]</sup>考虑了舍入噪声对双量化效应的影响, 利用量化 DCT 系数的统计模型和首次量化步长的可能取值范围建立了二次量化 DCT 系数的模型, 并且通过滤波技术确定首次量化步长的候选集。最后, 通过计算二次量化 DCT 系数的直方图与观察到的直方图之间的 KL 散度确定最佳的量化步长。

Battiatto 等人<sup>[29]</sup>提出了一种基于机器学习和统计

分析的混合方法, 使用多个常量量化矩阵(矩阵中所有元素均相同)对图像进行双重压缩以构造数据集。由于第二次的量化步长可以从 JPEG 的头文件中获取, 因此可以通过计算真实的双重压缩图像 DCT 系数与构造数据集之间的距离来估计首次量化步长。该方法的优点是处理大量数据的同时避免了过拟合, 同时也可以估计自定义的量化表。

随着深度学习的兴起, Niu 等人<sup>[30]</sup>首次提出了一种利用基于卷积神经网络估计首次量化步长的方法, 将网络训练成标准回归问题来估计量化步长。具体来说, 以 DenseNet 网络为基础, 在最后一个密集块之后使用全连接层, 最终输出为前 15 个首次量化步长。选取对数余弦函数(Log-Cosh Function)作为损失函数以此提升估计量化步长的准确率。该方法的主要优点在于可以估计小尺寸的首次量化步长。缺点是实验结果仅仅考虑到  $QF_2$  取较大值的情况。

在 Niu 等人<sup>[30]</sup>思想的基础上, Tondi 等人<sup>[31]</sup>考虑到预测错误的惩罚机制问题。于是在构造损失函数时考虑估计的准确性和均方值误差, 同时提出了一种类似分类结构的网络。实验结果表明, 该方法在提高预测准确率的同时也降低了均方值误差。

### 3.2.2 非对齐情况首次量化步长估计

非对齐的 JPEG 重压缩是指第二次压缩前图像发生裁剪、旋转等操作从而引起的 DCT 网格错位。相比于对齐的情况, 非对齐的情况在 JPEG 压缩中出现的频率可能更高。如图 9 所示, 第一次压缩的网格为蓝色范围, 第二次压缩网格为红色范围, 两次压缩的 DCT 网格出现了未对齐的情况。

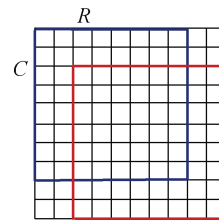


图 9 两次压缩之间的 DCT 网格的错位

Figure 9 Misalignment of DCT grids between two compressions

Bianchi 和 Piva<sup>[25]</sup>设计出了一种可以估计对齐和非对齐情况的量化步长估计算法。通过使用假设的混合模型构造最大似然估计函数, 最后通过 EM 算法确定每个频率的首次量化步长。但是, 由于 DCT 直方图中存在的异常值不能通过 EM 算法处理, 估计的首次量化步长准确率低。

Dalmia 和 Okade<sup>[32]</sup>通过发现块效应、“residual



noise”等重压缩伪影对首次量化步长的影响设计出了两种直方图滤波技术。第一种用于抵消块效应。第二种通过局部秩变换来抵消“residual noise”的影响。如图 10 所示为该文的算法流程图。此外, 该文还设计了一种新的 DCT 比较和选择策略, 将过滤后的直方图与理想直方图进行比较, 利用相似度最高的直方图估计首次量化步长。

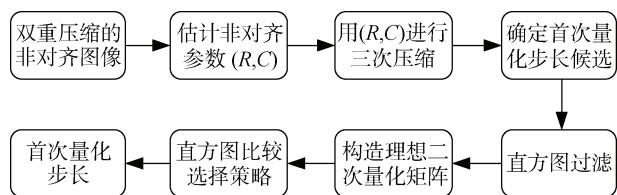


图 10 Dalmia 和 Okade 算法流程图

Figure 10 Dalmia and Okade algorithm flow diagram

Yao 等人<sup>[33]</sup>将估计非对齐的首次量化步长分成两个阶段: 非对齐参数估计和量化步长估计。在第一个阶段, 由于图像的纹理对第一次压缩网格的轨迹影响很大, 提出一种考虑纹理干扰的块选择策略, 选择纹理复杂度较低的区域估计未对准参数。在第二个阶段, 为了减少二次压缩带来的误差, 提出了一种直方图重排的策略。此外, 为了进一步揭示系数直方图的周期性, 该文对直方图进行了离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)。最后, 根据系数直方图的周期约等于首次量化步长这一性质确定量化步长。该方法同样使用了很多经验阈值, 缺乏明确的理论基础。

此外, Niu 等人<sup>[30]</sup>和 Tondi 等人<sup>[31]</sup>方法是基于 JPEG 压缩痕迹对量化步长进行估计。虽然非对齐重压缩中裁减痕迹会影响 JPEG 痕迹, 但是仍然有一定的 JPEG 痕迹残留。因此, 他们的算法虽然在估计非对齐重压缩情况的准确率会下降, 但是相比于传统算法其准确率也有提高。

## 4 性能分析

### 4.1 实验设置

本小节主要对比 Luo 等人<sup>[9]</sup>、Lin 等人<sup>[12]</sup>、Yang 等人<sup>[10]</sup>、Li 等人<sup>[15]</sup>4 种算法估计单压缩图像量化步长的性能, Bianchi 和 Piva<sup>[25]</sup>、Yao 等人<sup>[33]</sup>、Niu 等人<sup>[30]</sup>、Tondi 等人<sup>[31]</sup>4 种算法估计重压缩的首次量化步长的性能。使用 Matlab 和 Python 进行实验, 用于 JPEG 压缩的量化表和一些基础的函数来自于 Matlab JPEG toolbox 工具箱<sup>[34]</sup>, 数据集采用 UCID (Uncompressed Color Image Database)数据库<sup>[35]</sup>。首先从数据集中选取出 100 张大小为 384×512 的未压缩彩

色图像, 然后将每张图像随机裁剪成 10 张为 64×64、128×128、256×256 的图像, 最后提取 1000 张图像块的亮度通道值以测试算法的性能。本文主要从两个方面评估量化步长的性能: 准确率和耗时。其中准确率是指一幅图像被正确估计的量化步长的比例。准确率计算公式如下:

$$ACC = TS / N_C \quad (8)$$

其中,  $N_C$  示预计估计出量化步长的个数, 在下文中,  $N_C$  设为 15 或者 63。TS 表示实际估计正确量化步长的个数。耗时是指估计一幅图像量化步长消耗的时间, 采用的设备的 CPU 为 Intel i5 6300HQ, GPU 采用的是 Nvidia GeForce RTX1080 Ti。本文展示的 1000 张图像块的平均准确率和平均耗时。

### 4.2 单压缩图像量化步长估计算法分析

使用质量因子  $QF_1 \in \{60, 65, 70, 75, 80, 85, 90, 95\}$  对图像进行压缩, 并解压缩图像存储为 BMP 格式以测试估计单压缩图像量化步长的性能。

如表 1 所示为单压缩情况下不同算法在不同图片尺寸、不同质量因子压缩情况估计交流频率量化步长的准确率。从表 1 中可以看出, 压缩图像的质量因子越大、图像的尺寸越大, 检测的准确率越高。原因在于, 尺寸和质量因子越大, 可供使用的有效 DCT 系数就越多, 因此估计的准确率就越高。此外, 在这几种方法中 Li 等人<sup>[15]</sup>的方法在所有的情况下准确率最高。Yang 等人<sup>[10]</sup>和 Luo 等人<sup>[9]</sup>方法都基于反量化后 DCT 系数的主要分布在量化步长的整数倍数附近处这一主体思想。具体来说, 在小尺寸的情况下, Luo 等人<sup>[9]</sup>方法检测低质量因子压缩的准确率较高, Yang 等人<sup>[10]</sup>方法的检测高质量因子压缩的准确率较高。在其他情况下, Yang 等人<sup>[10]</sup>的方法的准确率均高于 Luo 等人<sup>[9]</sup>的方法。原因在于, Yang 等人<sup>[10]</sup>的方法通过因子直方图估计量化步长, 因此对于较小的量化步长估计准确率较高。同时, 质量因子越大, 量化步长的值越小, 因此 Yang 等人<sup>[10]</sup>的方法在高质量因子压缩的图像估计的准确率高。而 Lin 等人<sup>[12]</sup>的方法主要适用在估计中频、低频量化步长的情况, 因此估计高频量化步长准确率低。

为了探究这四种算法在估计中频、低频量化步长的准确率, 表 2 展示了 4 种算法在不同图片尺寸、质量因子压缩情况估计前 15 位交流频率量化步长的准确率。从表 2 中可以看出, 多数情况下估计前 15 位交流频率量化步长的准确率要高于估计全部交流量化步长的准确率。原因在于, 经过 DCT 变化后图像的信息都集中在低频和中频, 可供使用的信息丰富, 因此容易估计。此外, Li 等人<sup>[15]</sup>和 Yang 等人<sup>[10]</sup>



的方法在任意情况下准确率均高于 90%。通过对比表 1 与表 2 中 Lin 等人<sup>[12]</sup>方法的准确率可以发现该方法在估计中频、低频量化步长时其准确率提升幅度最大, 因此进一步证实了 Lin 等人<sup>[12]</sup>的方法更适合估计中频、低频量化步长。与其他方法不同, Luo

等人<sup>[9]</sup>方法估计量化步长的准确率随着质量因子的增加而降低, 并在高质量因子压缩情况下估计前 15 位交流频率量化步长的准确率要低于估计全部量化步长的准确率。这说明 Luo 等人<sup>[9]</sup>方法对于高质量图像的低频部分准确率低。

表 1 单压缩算法算法在不同图片尺寸、不同质量因子压缩情况估计交流频率量化步长的准确率

Table 1 Accuracy of single compression algorithms for estimating AC frequency quantization steps at different image sizes and different quality factor compressions (%)												
QF	64×64				128×128				256×256			
	Luo <sup>[9]</sup>	Lin <sup>[12]</sup>	Yang <sup>[10]</sup>	Li <sup>[15]</sup>	Luo <sup>[9]</sup>	Lin <sup>[12]</sup>	Yang <sup>[10]</sup>	Li <sup>[15]</sup>	Luo <sup>[9]</sup>	Lin <sup>[12]</sup>	Yang <sup>[10]</sup>	Li <sup>[15]</sup>
60	<b>47.01</b>	26.02	43.33	<b>54.57</b>	53.23	32.85	<b>57.67</b>	<b>69.12</b>	58.69	37.45	<b>69.38</b>	<b>81.32</b>
65	<b>50.43</b>	27.65	47.11	<b>57.68</b>	57.39	35.21	<b>63.87</b>	<b>73.19</b>	62.60	39.67	<b>77.16</b>	<b>84.42</b>
70	<b>54.38</b>	30.07	51.92	<b>61.84</b>	61.23	37.95	<b>69.30</b>	<b>77.40</b>	66.61	43.33	<b>82.29</b>	<b>87.52</b>
75	<b>58.30</b>	33.38	57.35	<b>66.56</b>	65.92	41.87	<b>74.41</b>	<b>81.65</b>	71.29	47.87	<b>86.89</b>	<b>90.93</b>
80	<b>62.80</b>	37.33	62.68	<b>71.10</b>	70.70	46.75	<b>79.53</b>	<b>85.56</b>	76.49	53.64	<b>90.75</b>	<b>93.82</b>
85	67.25	42.98	<b>69.61</b>	<b>76.90</b>	76.20	54.12	<b>86.18</b>	<b>90.48</b>	80.98	61.47	<b>94.11</b>	<b>96.13</b>
90	71.57	49.86	<b>77.18</b>	<b>82.92</b>	79.79	62.27	<b>91.78</b>	<b>94.69</b>	82.57	71.35	<b>97.38</b>	<b>98.41</b>
95	72.85	63.78	<b>88.65</b>	<b>92.31</b>	76.67	74.63	<b>97.07</b>	<b>98.31</b>	75.23	81.59	<b>99.51</b>	<b>99.77</b>

(注: 斜体加粗字体为每种情况下的准确率的最高值、加粗字体为每种情况下准确率的次高值)

表 2 单压缩算法在不同图片尺寸、不同质量因子压缩情况估计前 15 个交流频率量化步长的准确率

Table 2 Accuracy of single compression algorithm in estimating the first 15 AC frequency quantization steps for different image sizes and different quality factor compression (%)												
QF	64×64				128×128				256×256			
	Luo <sup>[9]</sup>	Lin <sup>[12]</sup>	Yang <sup>[10]</sup>	Li <sup>[15]</sup>	Luo <sup>[9]</sup>	Lin <sup>[12]</sup>	Yang <sup>[10]</sup>	Li <sup>[15]</sup>	Luo <sup>[9]</sup>	Lin <sup>[12]</sup>	Yang <sup>[10]</sup>	Li <sup>[15]</sup>
60	81.24	80.05	<b>92.91</b>	<b>94.37</b>	83.54	94.11	<b>99.38</b>	<b>99.39</b>	81.23	98.09	<b>99.93</b>	<b>99.98</b>
65	80.64	81.25	<b>94.31</b>	<b>95.31</b>	81.11	95.02	<b>99.43</b>	<b>99.63</b>	78.22	98.47	<b>99.89</b>	<b>99.98</b>
70	78.07	83.78	<b>95.33</b>	<b>95.80</b>	77.98	95.12	<b>99.41</b>	<b>99.49</b>	74.50	98.40	<b>99.90</b>	<b>1.000</b>
75	74.70	84.71	<b>95.25</b>	<b>95.76</b>	75.37	96.03	<b>99.54</b>	<b>99.67</b>	70.58	98.77	<b>99.86</b>	<b>99.97</b>
80	72.03	85.79	<b>96.12</b>	<b>96.45</b>	70.07	96.39	<b>99.47</b>	<b>99.54</b>	64.86	99.15	<b>99.91</b>	<b>99.90</b>
85	66.27	87.18	<b>97.11</b>	<b>97.24</b>	62.67	96.95	<b>99.70</b>	<b>99.73</b>	58.03	99.37	<b>99.98</b>	<b>99.99</b>
90	60.67	87.39	<b>97.88</b>	<b>97.48</b>	55.56	96.86	<b>99.86</b>	<b>99.85</b>	48.41	99.66	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>
95	40.33	92.73	<b>97.67</b>	<b>99.15</b>	34.87	99.09	<b>99.65</b>	<b>99.97</b>	26.57	99.98	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>

(注: 斜体加粗字体为每种情况下的准确率的最高值、加粗字体为每种情况下准确率的次高值)

表 3 展示这四种算法在不同的质量因子的情况估计单张图像大小为 64×64 的 63 位交流频率量化步长的耗时。从表 3 中可以看出 Luo 等人<sup>[9]</sup>和 Lin 等人<sup>[12]</sup>的方法估计一幅图片量化步长耗时较短, 而 Li 等人<sup>[15]</sup>的方法耗时最长, Yang 等人<sup>[10]</sup>方法耗时次长。

通过表 1-3 可以观察到: Li 等人<sup>[15]</sup>的方法在每种情况下表现都较好, 但是耗时最长。Yang 等人<sup>[10]</sup>的方法的准确率仅低于 Li 等人<sup>[15]</sup>, 但耗时比 Li 等人<sup>[15]</sup>短。Luo 等人<sup>[9]</sup>的方法耗时最短, 但在检测低质量图像的高频部分和高质量图像的低频部分的准确率低。Lin 等人<sup>[12]</sup>的方法耗时较短, 估计中频、低频的量化步长准确率较高, 但估计高频量化步长的准确率低。

表 3 单压缩算法估计一幅图片量化步长的耗时

Table 3 Time consumed for single compression algorithm to estimate quantization steps for a image (s)				
QF	Luo <sup>[9]</sup>	Lin <sup>[12]</sup>	Yang <sup>[10]</sup>	Li <sup>[15]</sup>
60	<b>0.0058</b>	<b>0.0057</b>	0.0108	0.0234
65	<b>0.0053</b>	<b>0.0056</b>	0.0093	0.0229
70	<b>0.0051</b>	<b>0.0056</b>	0.0102	0.0234
75	<b>0.0051</b>	<b>0.0056</b>	0.0109	0.0251
80	<b>0.0050</b>	<b>0.0057</b>	0.0117	0.0256
85	<b>0.0051</b>	<b>0.0057</b>	0.0118	0.0243
90	<b>0.0051</b>	<b>0.0057</b>	0.0114	0.0248
95	<b>0.0052</b>	<b>0.0056</b>	0.0117	0.0258

(注: 斜体加粗字体为耗时最低值, 加粗字体为耗时次低值)

### 4.3 重压缩图像的首次量化步长估计算法分析

经过质量因子  $QF_1 \in \{60, 65, 70, 75, 80, 85, 90, 95\}$  压缩之后再使用  $QF_2=90$  对图像进行压缩。为了测试算法在非对齐情况下的性能, 我们采取在两次压缩之间使用一个随机的网格移动( $R, C$ )。其中  $R$  和  $C$  应该在  $[0:7]$  范围内以均匀的概率进行选择, 以模拟两次压缩之间的非对齐参数。通过上述方式, 我们构造了对齐重压缩和非对齐重压缩的数据集, 以此

验证不同算法估计重压缩图像首次量化步长的性能表 4 展示的是两种传统方法: Bianchi 和 Piva<sup>[25]</sup>、Yao 等人<sup>[33]</sup>和两种基于深度学习的方法: Niu 等人<sup>[30]</sup>, Tondi 等人<sup>[31]</sup>估计重压缩首次前 15 个量化步长的准确率。为了消除训练方法不一致而造成的误差, 实验采用的网络模型是 Niu 等人<sup>[30]</sup>, Tondi 等人<sup>[31]</sup>在 GitHub 上发布的已经训练好的网络。其中用于训练的图像大小为  $64 \times 64$ , 所以在重压缩部分展示图像大小为  $64 \times 64$  首次量化步长的准确率。

表 4 对齐重压缩和非对齐重压缩算法估计前 15 位首次量化步长的准确率

Table 4 Accuracy of aligned recompression and nonaligned recompression algorithms for estimating the first 15 first quantization steps (%)

$QF$	对齐重压缩				非对齐重压缩			
	Bianchi <sup>[25]</sup>	Yao <sup>[33]</sup>	Niu <sup>[30]</sup>	Tondi <sup>[31]</sup>	Bianchi <sup>[25]</sup>	Yao <sup>[33]</sup>	Niu <sup>[30]</sup>	Tondi <sup>[31]</sup>
60	<b>86.61</b>	42.68	<b>71.86</b>	55.90	9.193	3.504	<b>58.48</b>	<b>50.96</b>
65	<b>90.85</b>	46.09	<b>63.88</b>	53.24	7.740	4.184	<b>50.87</b>	<b>47.14</b>
70	<b>84.75</b>	41.93	<b>72.00</b>	46.41	5.826	5.533	<b>49.68</b>	<b>42.03</b>
75	<b>58.01</b>	36.45	<b>59.74</b>	55.02	4.350	7.418	<b>58.46</b>	<b>52.70</b>
80	38.91	<b>75.15</b>	<b>74.58</b>	55.41	2.495	11.13	<b>58.71</b>	<b>47.06</b>
85	12.55	20.27	<b>35.74</b>	<b>46.12</b>	2.483	9.256	<b>40.02</b>	<b>45.13</b>
90	0.045	0.000	<b>43.28</b>	<b>33.53</b>	4.014	0.000	<b>4.360</b>	<b>6.010</b>
95	0.603	0.000	<b>19.47</b>	<b>18.94</b>	2.672	0.000	<b>0.370</b>	<b>0.610</b>

(注: 斜体加粗体为准确率最高值, 加粗体为准确率次高值)

从表 4 中我们可以观察到, 这些算法估计对齐重压缩量化步长的准确率要高于估计非对齐重压缩量化步长的准确率。原因在于, 在构造非对齐重压缩数据集时一般采取随机裁剪的方式, 这给图像带来不统一的痕迹, 因此增加了估计量化步长的困难, 导致准确率低。这种由于随机裁剪带来的网格偏移对传统方法的影响较大, 而对深度学习的方法影响较小。原因在于, 传统方法通过研究 DCT 系数来估计量化步长, 而网格偏移会改变 DCT 系数的分布方式。相反, 基于深度学习的方法是根据图像的压缩程度估计量化步长, 因此网格偏移对齐影响较小。

对于对齐重压缩而言, 传统方法在  $QF_1 < QF_2$  时准确率较高, 但是当  $QF_1$  的取值与  $QF_2$  接近时准确率低甚至失效。而在这种情况下基于神经网络的方法的准确率均高于传统方法。对于非对齐重压缩而言, 传统方法的准确率大部分情况低于 10%。相较于传统算法, 深度学习方法的优势在这种情况下被进一步扩大, 但是在  $QF_1 \geq QF_2$  时的准确率低。

表 5 所示为估计单张重压缩图像的首次量化步长算法耗时, 从中可以看出传统算法的耗时较短; 深度学习算法的耗时较长。

表 5 重压缩算法估计一幅图片量化步长的耗时

Table 5 Time consumed for recompression algorithm to estimate quantization steps for a image

$QF_1$	(s)			
	Bianchi <sup>[25]</sup>	Yao <sup>[33]</sup>	Niu <sup>[30]</sup>	Tondi <sup>[31]</sup>
60	<b>0.0397</b>	<b>0.0189</b>	0.1324	1.8733
65	<b>0.0389</b>	<b>0.0191</b>	0.1217	2.0631
70	<b>0.0400</b>	<b>0.0180</b>	0.1249	2.1089
75	<b>0.0457</b>	<b>0.0165</b>	0.1280	2.1948
80	<b>0.0372</b>	<b>0.0170</b>	0.1263	2.1092
85	<b>0.0530</b>	<b>0.0167</b>	0.1267	2.1396
90	<b>0.0404</b>	<b>0.0168</b>	0.1272	2.1202
95	<b>0.0368</b>	<b>0.0188</b>	0.1263	1.9460

(注: 斜体加粗字体为耗时最低值, 加粗字体为耗时次低值)

通过表 4~5 可以观察到在对齐重压缩估计对齐首次量化步长, Bianchi 和 Piva<sup>[25]</sup>的方法的准确率较高、耗时短, 但是当  $QF_1$  的取值在  $QF_2$  附近时检测的准确率会下降; Yao 等人<sup>[33]</sup>的耗时最短, 但是准确率较低; Niu 等人<sup>[30]</sup>的方法在  $QF_1 \geq QF_2$  的表现最好、耗时较短, 但是在  $QF_1 < QF_2$  的准确率低。而在非对齐重压缩估计量化步长时, 虽然传统方法的耗时较短, 但是准确率低; 深度学习方法虽然耗时较长, 但是准确率高。

## 5 结论

JPEG 是使用最为广泛的图像格式, 估计 JPEG 图像的量化步长对于图像的篡改检测具有重要意义。本文对量化步长估计的方法进行回顾, 将量化步长估计问题分成两种情况: 估计单压缩图像的量化步长、估计重压缩图像的首次量化步长。分别介绍了每种情况的一些代表性方法。最后对估计量化步长的一些经典算法进行对比和评价。量化步长估计问题在过去的十几年已经取得了一定的进展, 但是在 JPEG 取证中仍然存在着很多问题。笔者认为, 未来应着重关注下述几个问题:

1) 现有方法仅针对灰度图像, 对彩色图像的相关研究不足。注意到, 与灰度图像不同, 彩色图像的 JPEG 压缩过程中由 RGB 空间转化为 YCbCr 空间又会引入新的转化误差<sup>[36]</sup>。因此若要估计彩色图像的量化步长, 可以利用噪声模拟转化误差, 在此基础上设计出关于彩色图像理论模型。

2) 现有算法仅在  $QF_1 < QF_2$  能取得较高的性能, 对于  $QF_1 > QF_2$  时情况下的研究不足。除此之外, 现有算法并没充分考虑第二次压缩时发生裁剪、旋转等操作。这些问题揭示了现有算法不能有效地提取 JPEG 压缩之间的特性。因此, 量化步长估计的研究需要进一步考虑两次压缩之间的特性的变化。

3) 现有的量化步长估计算法对于高频部分估计较为困难, 这限制了估计步长算法的应用。因此对于高频量化步长的研究有待加强, 同时还可以增加量化步长在取证、图像溯源方面的应用。如 Niu 等人<sup>[37]</sup>用估计出的量化步长识别拼接区域和真实区域, 并且利用量化矩阵的不一致性解决多篡改区域的归属问题。

**致谢** 在此向本文成文中给予指导的老师给与感谢, 同时也感谢师兄一遍一遍耐心的帮助润色文章细节。

## 参考文献

- [1] Stamm M C, Wu M, Ray Liu K J. Information Forensics: An Overview of the First Decade[J]. *IEEE Access*, 2013, 1: 167-200.
- [2] Huang F J, Wan C. Review of JPEG Image Recompression Detection[J]. *Journal of Signal Processing*, 2021, 37(12): 2251-2260.  
(黄方军, 万晨. JPEG 图像重压缩检测综述[J]. *信号处理*, 2021, 37(12): 2251-2260.)
- [3] Thai T H, Cogranne R, Retraint F, et al. JPEG Quantization Step Estimation and Its Applications to Digital Image Forensics[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2017, 12(1): 123-133.

- [4] Fridrich J, Goljan M, Du R. Steganalysis Based on JPEG Compatibility[C]. *Proc SPIE 4518, Multimedia Systems and Applications IV*, 2001, 4518: 275-280.
- [5] Li B, Ng T T, Li X L, et al. Statistical Model of JPEG Noises and Its Application in Quantization Step Estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(5): 1471-1484.
- [6] Lam E Y, Goodman J W. A Mathematical Analysis of the DCT Coefficient Distributions for Images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2000, 9(10): 1661-1666.
- [7] Fan Z G, de Queiroz R L. Identification of Bitmap Compression History: JPEG Detection and Quantizer Estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2003, 12(2): 230-235.
- [8] Neelamani R, de Queiroz R, Fan Z G, et al. JPEG Compression History Estimation for Color Images[J]. *IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2006, 15(6): 1365-1378.
- [9] Luo W Q, Huang J W, Qiu G P. JPEG Error Analysis and Its Applications to Digital Image Forensics[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2010, 5(3): 480-491.
- [10] Yang J Q, Zhu G P, Huang J W, et al. Estimating JPEG Compression History of Bitmaps Based on Factor Histogram[J]. *Digital Signal Processing*, 2015, 41(C): 90-97.
- [11] Ye S M, Sun Q B, Chang E C. Detecting Digital Image Forgeries by Measuring Inconsistencies of Blocking Artifact[C]. *2007 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2007: 12-15.
- [12] Lin G S, Chang M K, Chen Y L. A Passive-Blind Forgery Detection Scheme Based on Content-Adaptive Quantization Table Estimation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2011, 21(4): 421-434.
- [13] Yao H, Wei H B, Qiao T, et al. JPEG Quantization Step Estimation with Coefficient Histogram and Spectrum Analyses[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2020, 69: 102795.
- [14] Yang J Q, Zhang Y L, Zhu G P, et al. A Clustering-Based Framework for Improving the Performance of JPEG Quantization Step Estimation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(4): 1661-1672.
- [15] Li W J, Li X L, Ni R R, et al. Quantization Step Estimation for JPEG Image Forensics[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2022, 32(7): 4816-4827.
- [16] Li B, Shi Y Q, Huang J W. Detecting Doubly Compressed JPEG Images by Using Mode Based First Digit Features[C]. *2008 IEEE 10th Workshop on Multimedia Signal Processing*, 2008: 730-735.
- [17] Fu D D, Shi Y Q, Su W. A Generalized Benford's Law for JPEG Coefficients and Its Applications in Image Forensics[C]. *Proc SPIE 6505, Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX*, 2007, 6505: 574-584.
- [18] Farid H. Exposing Digital Forgeries from JPEG Ghosts[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2009, 4(1): 154-160.
- [19] Yang J, Zhu G, Huang J. Detecting doubly compressed JPEG images by factor histogram[J]. *APSIPA ASC*, 2011.
- [20] Pasquini C, Boato G, Perez-Gonzalez F. Multiple JPEG Compres-



- sion Detection by Means of Benford-Fourier Coefficients[C]. *2014 IEEE International Workshop on Information Forensics and Security*, 2014: 113-118.
- [21] Niu Yakun, Zhao Yao, Li Xiaolong. A review of research progress in passive forensics of JPEG images. *Signal Processing*, 38(6): 1170-1179.  
(牛亚坤, 赵耀, 李晓龙. JPEG 图像被动取证研究进展综述. *信号处理*, 38(6): 1170-1179.)
- [22] Lukas J, Fridrich J. Estimation of Primary Quantization Matrix in Double Compressed JPEG Images[J]. *Proc of the Digital Forensic Research Workshop*, 2003: 5-8.
- [23] Pevny T, Fridrich J. Detection of Double-Compression in JPEG Images for Applications in Steganography[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2008, 3(2): 247-258.
- [24] Galvan F, Puglisi G, Bruna A R, et al. First Quantization Matrix Estimation from Double Compressed JPEG Images[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2014, 9(8): 1299-1310.
- [25] Bianchi T, Piva A. Image Forgery Localization via Block-Grained Analysis of JPEG Artifacts[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(3): 1003-1017.
- [26] Yu L Y, Han Q, Niu X M, et al. An Improved Parameter Estimation Scheme for Image Modification Detection Based on DCT Coefficient Analysis[J]. *Forensic Science International*, 2016, 259: 200-209.
- [27] Xue F, Ye Z Y, Lu W, et al. MSE Period Based Estimation of First Quantization Step in Double Compressed JPEG Images[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2017, 57: 76-83.
- [28] Thai T H, Cogranne R. Estimation of Primary Quantization Steps in Double-Compressed JPEG Images Using a Statistical Model of Discrete Cosine Transform[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 76203-76216.
- [29] Battiato S, Giudice O, Guarnera F, et al. First Quantization Estimation by a Robust Data Exploitation Strategy of DCT Coefficients[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 73110-73120.
- [30] Niu Y K, Tondi B, Zhao Y, et al. Primary Quantization Matrix Estimation of Double Compressed JPEG Images via CNN[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27: 191-195.
- [31] Tondi B, Costanzo A, Huang D Q, et al. Boosting CNN-Based Primary Quantization Matrix Estimation of Double JPEG Images via a Classification-Like Architecture[J]. *EURASIP Journal on Information Security*, 2021, 2021(1): 5.
- [32] Dalmia N, Okade M. Robust First Quantization Matrix Estimation Based on Filtering of Recompression Artifacts for Non-Aligned Double Compressed JPEG Images[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2018, 61: 9-20.
- [33] Yao H, Wei H B, Qin C, et al. An Improved First Quantization Matrix Estimation for Nonaligned Double Compressed JPEG Images[J]. *Signal Processing*, 2020, 170: 107430.
- [34] Sallee P. MATLAB JPEG Toolbox. [EB/OL]. [2020-2-12]. [http://dde.binghamton.edu/download/feature\\_extractors/](http://dde.binghamton.edu/download/feature_extractors/).
- [35] Schaefer G, Stich M. UCID: An Uncompressed Color Image Database[C]. *Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia. International Society for Optics and Photonics*, 2003: 472-480.
- [36] Wang J W, 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*, 2020, 30(8): 2736-2749.
- [37] Niu Y K, Tondi B, Zhao Y, et al. Image Splicing Detection, Localization and Attribution via JPEG Primary Quantization Matrix Estimation and Clustering[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2021, 16: 5397-5412.



程鑫 于 2021 年在淮阴工学院软件工程专业获得学士学位。现在南京信息工程大学计算机科学与技术专业攻读博士学位。CCF 学生会员。研究领域为信息安全, 多媒体取证。Email: chengxin0314@126.com



王金伟 于 2007 年在南京理工大学自动化学院获得博士学位。现任南京信息工程大学教授, 博士生导师。研究领域为多媒体版权保护、多媒体取证、多媒体加密和数据认证。Email: wjwei\_2004@163.com



王昊 于 2020 年在南京信息工程大学计算机科学与技术专业获得硕士学位。现在在南京理工大学自动化学院攻读博士学位。研究领域为信息安全, 多媒体取证。Email: sa875923372@163.com



罗向阳 中国人民解放军战略支援部队信息工程大学教授、博士生导师。研究领域为图像隐写和隐写分析技术。Email: luoxiy\_ieu@sina.com



**李晓龙** 北京交通大学信息科学研究所教授、博士生导师。研究方向为可逆信息隐藏、隐写和隐写分析、数字取证。Email: [lixl@bjtu.edu.cn](mailto:lixl@bjtu.edu.cn)



**朱国普** 哈尔滨工业大学网络空间安全学院教授、博士生导师。研究领域为多媒体取证与安全、人工智能安全。Email: [guopu.zhu@hit.edu.cn](mailto:guopu.zhu@hit.edu.cn)



**马宾** 齐鲁工业大学网络空间安全学院教授、博士生导师。研究方向为可逆信息隐藏、多媒体取证、隐写与隐写分析。Email: [sddxmb@126.com](mailto:sddxmb@126.com)