

文章编号: 2095-2163(2023)05-0190-07

中图分类号: TP309

文献标志码: A

# 基于 SGF-IABC 的 JPEG 图像下采样因子检测算法

郭静, 张玉金, 张立军, 孙冉

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

**摘要:** 对图像进行重采样操作是图像篡改的重要手段, JPEG 图像作为最广泛的应用载体, 对其进行重采样检测研究具有重要意义。JPEG 图像由于重采样引起的块效应移位, 差分其相邻极值间隔分布直方图呈周期性, 且周期性受到图像纹理和边缘的干扰较大, 为削弱下采样因子估计时易受到此类干扰, 本文提出一种可抵抗图像纹理边缘的 JPEG 图像下采样因子估计模型。首先, 将 JPEG 图像经过二次引导滤波 (Secondary Guidance Filtering, SGF) 的预处理去除图像的纹理噪声; 其次, 使用改进人工蜂群算法 (Improved Artificial Bee Colony algorithm, IABC) 对其进行边缘检测、提取和移除, 弱化图像边缘周期性特征, 以此减少图像极值区间直方图的统计误差, 提升下采样因子估计值的准确性; 最后, 计算图像差分极值直方图, 得到最终估计。实验结果表明, 本文方法比现有算法具有更小的平均误差, 对图像纹理和边缘在像素域的周期性干扰具有更好的鲁棒性, 能有效抵抗纹理和边缘的双重干扰。

**关键词:** 重采样; 图像篡改; 下采样因子估计; 二次引导滤波; 改进人工蜂群算法

## Downscaling factor estimation of JPEG image based on SGF-IABC

GUO Jing, ZHANG Yujin, ZHANG Lijun, SUN Ran

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

**Abstract** Image resampling is an important means of image tampering. As the most widely used carrier, it is of great significance to resample and detect JPEG images. According to the block effect shift of JPEG image caused by resampling, the histogram of the adjacent extreme interval distribution of the difference is periodic, and the periodicity is greatly disturbed by the texture edge of the image, in order to weaken this kind of interference in downscaling factor estimation. In this paper, a downscaling factor estimation model of JPEG image is proposed, which can resist the texture edge of the image. Firstly, the image is preprocessed by secondary guided filtering (Secondary Guidance Filtering, SGF) to remove the texture noise of the image. On this basis, the improved artificial bee swarm algorithm (Improved Artificial Bee Colony algorithm, IABC) is used to detect, extract and remove the edge of the image, so as to weaken the periodic features of the image edge, so as to reduce the statistical error of the image extreme interval histogram. Finally, the image difference extreme histogram is calculated to improve the accuracy of downscaling factor estimation. The experimental results show that this algorithm has smaller average error than the existing algorithms, has better robustness to the periodic interference of image texture and edge in pixel domain, and can effectively resist the double interference of texture and edge.

**Key words** resample; image tampering; downscaling factor estimation; secondary guided filtering; improved artificial bee colony algorithm

## 0 引言

随着数字时代的快速发展, 图像的编辑操作日趋多样化和复杂化, 图像的内容安全受到威胁, 最常见的是图像拼接篡改<sup>[1]</sup>。JPEG 图像由于其信息存储方式具有明显优势, 成为应用最广泛的信息载体

之一, 对 JPEG 图像拼接区域进行旋转、缩放等操作可以使伪造的图像在视觉上更加逼真, 以此来隐藏篡改痕迹, 影响图像盲取证的效果, 图像重采样检测是图像篡改操作取证的标准工具<sup>[2-3]</sup>, 对 JPEG 图像的重采样取证研究具有重要的意义和广阔的应用前景。

**基金项目:** 上海市自然科学基金 (17ZR1411900); 上海市科委重点项目 (18511101600); 上海高校青年教师培养资助计划项目 (ZZGCD 15090)。

**作者简介:** 郭静 (1996-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理、图像取证; 张玉金 (1985-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 数字多媒体取证。

**通讯作者:** 张玉金 Email: yjzhang@sues.edu.cn

**收稿日期:** 2022-04-29

目前重采样检测算法可以分为基于频谱的方法、基于特征的方法和基于模式的方法3类。在下采样因子的检测研究中,文献[4]证明了通过JPEG图像重采样信号差分的二阶信号呈现的周期性来估计因子;文献[5]通过在图像的二阶导数图上计算不同角度的拉东变换(Radon Transform)构成序列,并在该序列的自协方差上揭示重采样操作引起的周期性痕迹;文献[6]经过下采样后在频域产生3种峰,传统光谱分析法在重采样峰值检测时会被无关峰干扰,且受到JPEG压缩品质因数的影响较大,导致与上述频域分析相关算法的准确性均下降。经过下采样操作后,光谱特征进一步减弱,难以检测;文献[7]提出差分图像相邻极值的方法并结合频谱分析对JPEG预压缩图像进行下采样因子估计。

为了避免频域无关峰对检测结果造成的干扰,且根据文献[7],差分图像相邻极值之间的间隔服从几何分布且分布直方图具有周期性。未经重采样的JPEG图像的分布直方图以8为周期进行变化,而经过下采样后的周期与下采样因子有关。因此,下采样因子可以通过检测经过下采样操作后的差分极值直方图的周期进行估计。

本文分析了JPEG质量较高且纹理和边缘较丰富的图像存在以下问题:图像丰富的纹理和边缘作为高频信息周期性产生伪周期,干扰了极值直方图的统计,对检测结果影响较大;JPEG压缩图像的质量越高,压缩块效应越微弱,更是降低了下采样因子检测的准确性。

为减少纹理和边缘对块效应偏移造成的影响,本文首先引入了二次引导滤波对纹理进行平滑,降低了图像纹理产生的影响;其次,使用改进人工蜂群算法弱化图像边缘对直方图统计的影响;最后,选择交叉差分图像的方式进一步凸显JPEG图像移位的块效应网格特性,来减少最终估计值的误差。本文算法有效的提升了下采样因子检测的准确性,有效削弱图像纹理和图像边缘产生的周期性干扰,具有纹理边缘的双重抵抗性。

## 1 本文算法基本原理

### 1.1 JPEG图像重采样光谱分析

$g(n)$ 为二维连续信号 $g(x)$ 的采样,表示为图像色彩空间中的亮度通道,原始离散序列 $g_0(n)$ 以因子 $\lambda$ 进行重采样,经过计算插值信号得到重采样后信号,式(1):

$$g_r(n) = \sum_{i \in Z} g_0(i) h\left(\frac{n}{\lambda} - i\right) \quad (1)$$

当 $g_0(n)$ 为二阶平稳信号,得到插值信号的方差 $v_h(x)$ ,式(2):

$$v_h(x) = s_h(x) + r_h(x) \quad (2)$$

其中,

$$s_h(x) = \sum_{i \in Z} \text{Var}\{g_0(i)\} h^2(x - i); r_h(x) = \sum_{i \neq j \in Z^2} \text{Cov}\{g_0(i)g_0(j)\} h(x - i)h(x - j) \text{ 且 } \text{Var}\{\cdot\} \text{ 和 } \text{Cov}\{\cdot\} \text{ 为方差和协方差。}$$

使用Dirac函数 $\Delta(x) = \sum_{i \in Z} \delta(x - i)$ 将其简化后得到其傅里叶变换公式,式(3):

$$S_h(\omega) = \sigma_0^2 U_h(\omega) \Delta(\omega) \quad (3)$$

其中, $U_h(\omega) = H(\omega) * H(\omega)$ 。在重采样过程中引入了重采样因子 $\lambda$ ,则 $s_r(x) = s_h\left(\frac{x}{\lambda}\right)$ ,得到傅里叶变换,式(4):

$$S_r(\omega) = \lambda \sigma_0^2 U(\omega) \Delta_{\frac{1}{\lambda}}(\omega) \quad (4)$$

其中, $\Delta_{\frac{1}{\lambda}}(\omega) = \delta\left(\omega - \frac{i}{\lambda}\right)$ 。

重采样后信号 $g_r(n)$ 的傅里叶变换,式(5):

$$S_1(\omega) = \sum_{j \in Z} \lambda \sigma_0^2 U(\lambda\omega - j) \Delta_{\frac{1}{\lambda}}(\omega - j), \omega \in [0, 1] \quad (5)$$

其幅值如式(6):

$$M_r(\omega) = \frac{p}{q} \sigma^2 \left| \sum_{j \in Z} U\left(\frac{p}{q}\omega - j\right) \right| \Delta_{\frac{1}{\lambda}}(\omega - j) \quad (6)$$

结合公式(4)和公式(5)可以推导出谱峰的位置为: $\omega = \frac{n}{\lambda}, n \in Z$ 。根据奈奎斯特抽样定理,当 $\lambda > 2$ 时,频谱图中只有一阶谐波峰值 $S_r(\omega)$ 显示。当进行上采样因子估计时,一般将频率处于0~0.5之间的峰值作为一阶谐波峰值,由谱峰位置可得重采样因子 $\lambda = \frac{1}{\omega_r}$ ,由谱峰位置公式 $\omega = \frac{n}{\lambda}$ 可知,峰值 $M_r(\omega)$ 与下采样因子 $q$ 成反比,即用传统光谱分析方法进行下采样因子估计难度较大,因此引入了像素域的差分图像极值区间直方图的方法。

### 1.2 JPEG图像特征分析

由于JPEG压缩过程中对图像进行离散余弦变换(DFT)等步骤,在图像的像素域中形成块效应网格(Block Artifact Grid, BAG)。一幅未经JPEG压缩和重采样的图像,在空间域内差分相邻极值间隔分布直方图( $N_f$ 图)呈伯努利分布,如图1(a)所示;

对其进行缩放因子为  $\lambda$  的重采样操作,其直方图无周期性出现,如图 1(b) 所示;由于 JPEG 图像块效应的存在,图像经过压缩后导致原来的分布出现周期为 8 的峰值,且压缩率越高,图像的质量越低, BAG 越明显如图 1(c) 所示;经过缩放因子为  $\lambda$  的操作后,图像 BAG 发生移位,信号边界周期变为  $8\lambda$ , 新的峰值周期由下采样因子决定,如图 1(d) 所示。

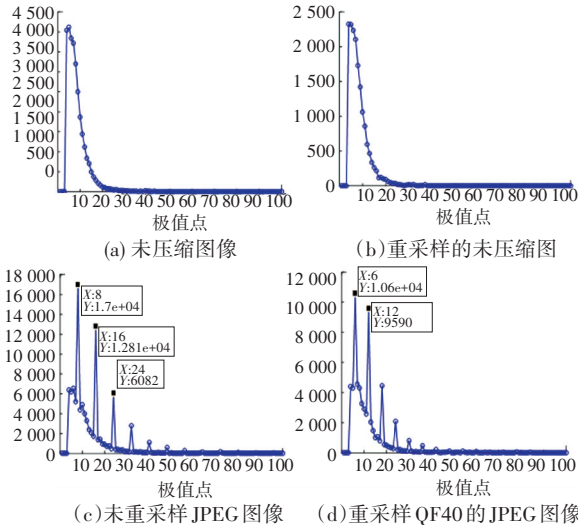


图 1 不同图像的  $N_f$

Fig. 1 Different images of  $N_f$  diagram

由上述分析可知,下采样因子的检测根据直方图的统计特性得到。但图像的周期性纹理和边缘会导致直方图产生伪周期,严重影响最终的检测结果,如图 2 所示。差分图像极值直方图后得到的周期被伪周期干扰,导致得到不准确的检测结果。

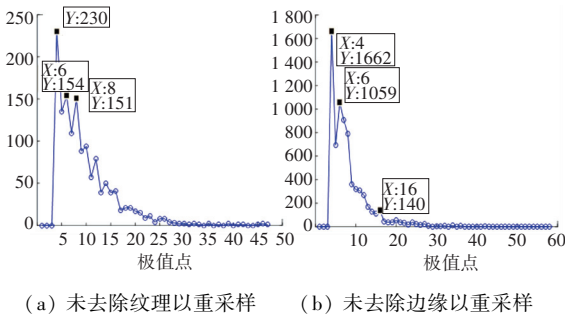


图 2 纹理边缘未去除图像

Fig. 2 Graph for images without removing textures and edges

## 2 本文算法步骤

由于图像中存在丰富的纹理噪声和边缘,在块效应网格上产生伪周期,从而干扰在像素域提取图的极值周期,使因子的估计结果准确率下降。本文引入二次引导滤波对 JPEG 图像进行预处理,去除图像纹理

和无关噪声干扰,同时保留边缘强度特征,提升蜂群算法对滤波后的图像的边缘检测的效率,使用交叉差分图像的方式凸显块效应,具体步骤如下:

- (1) 读取一幅 JPEG 图像;
- (2) 对图像使用二次引导滤波去除纹理和高频噪声;
- (3) 将滤波后的图像使用人工蜂群算法进行边缘检测和去除;
- (4) 使用交叉差分方式差分图像,计算图像相邻极值区间直方图。

结合最大似然估计和光谱分析估计直方图峰值周期,计算重采样因子,结果得到了有效优化,检测结果如图 3 所示。

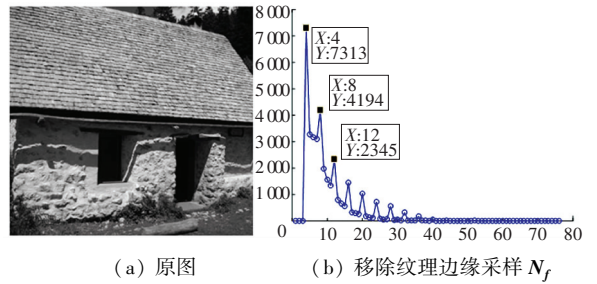


图 3 QF80 具有周期性纹理和边缘的图像

Fig. 3 QF80 images with periodic textures and edges

### 2.1 基于二次引导滤波(SFG)的图像纹理去除

He<sup>[8]</sup> 等提出引导滤波利用引导图像  $I$  与滤波输出图像  $Q$  之间的局部线性关系。在窗口内将输出图像与引导图像近似为线性关系,  $P$  为输入图像,以像素  $k$  为中心,滤波窗口为  $W_k$ ,  $a_k$  和  $b_k$  是当窗口的中心位置为像素  $k$  时线性函数的系数,  $t$  为中心窗口的领域像素点,采用最小二乘法来拟合线性关系,式(7):

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \varepsilon a_k^2] \quad (7)$$

同一个像素点会被许多不同的滤波窗口所包含,将每一个窗口求解出不同的拟合函数系数求均值,式(8):

$$Q_i = \frac{1}{|W|} \sum_{k: i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i \quad (8)$$

其中,  $\bar{a}_i$  和  $\bar{b}_i$  代表  $a_k$  和  $b_k$  在不同窗口  $W$  中的均值,  $\bar{a}_i = \frac{1}{|W|} \sum_{k \in \omega_i} a_k$ ,  $\bar{b}_i = \frac{1}{|W|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$ 。

JPEG 图像纹理和噪声所在的高频区域会在图像重采样时造成伪周期,从而影响本文算法的效果。传统引导滤波有效地去除纹理和噪声信息的能力欠佳,即经过一次引导滤波后,平滑了噪声和纹理所在

区域, 但仍有大量残余对后续检测产生干扰<sup>[9]</sup>。本文算法采用二次引导滤波模型 (Secondary Guidance

Filtering, SGF) 来进一步抑制高频信息, 二次引导滤波的过程如图 4 所示。

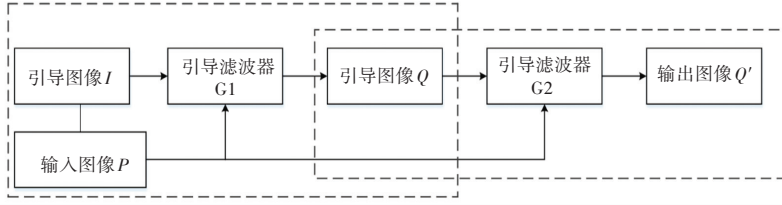


图 4 二次引导滤波模型

Fig. 4 Secondary guided filtering model

输入图像和引导图像都为 JPEG 图像, 经过引导滤波器 G1 之后得到输出图像; 第二次引导滤波的过程中, 窗口设置较小保留更多有用的细节和边缘, 待滤波图像不变, 引导图像为第一次滤波后的输出图像, 经过第二个引导滤波器 G2 输出图像 Q'。

经过 SGF 处理后的 JPEG 图像, 像素纹理区域得到平滑, 周期性减弱, 减少了噪声, 提高了检测模型的纹理抵抗性, 同时保留边缘特性, 提升了下一步对边缘移除的效率。

### 2.2 基于改进人工蜂群算法 (IABC) 的边缘去除

对图像进行边缘移除能在一定程度上减少图像内容干扰, 提高检测精度。在图像中特性不连续点构成了图像的边缘, 为了解决传统边缘检测器计算负荷较低、对噪声不敏感、导致破碎的边缘伪影的缺陷, 文献[10]提出基于蜂群识别多边的边缘检测算法, 在边缘检测中的效果较其他智能算法更精准, 具有更大的优势。本文首先引入人工蜂群算法 (Improved Artificial Bee Colony algorithm, IABC) 提取图像的边缘, 流程图如图 5 所示。

最佳食物来源并记忆; 其次, 雇佣蜂回到蜂巢将食物信息传递给观察蜂; 当食物源被放弃后雇佣蜂成为侦察蜂开始寻找新的食物来源。人工蜂群算法的改进具体步骤如下:

(1) 初始化: 设置参数空间维度  $D = 2$ , 种群大小  $NP$  即像素的大小, 雇佣蜂数量  $SN = \frac{NP}{2}$ 。

(2) 雇佣蜂阶段: 每个雇佣蜂被分配到图像像素中, 根据适合度值搜索像素位置周围的局部区域, 寻求最佳方案并将其存储, 根据公式(9)移动:

$$v_{ij} = \text{round}(x_{ij} + \varphi_{ij}(x_{ij} - x_{kj})) \quad (9)$$

其中,  $v_{ij}, x_{ij}$  为新、旧像素位置;  $\varphi_{ij}$  为  $[-1, 1]$  之间的随机数;  $x_{kj}$  为随机选择的像素;  $j \in \{1, \dots, D\}$ ,  $i, k \in \{1, 2, \dots, SN\}$ , 且  $k \neq i$ , 将新旧解进行比较, 只保留高适应度解。

(3) 计算新位置的概率: 由于花蜜量越大适应度越高, 能吸引更多的蜜蜂, 每个雇佣蜂在移动过程中的行动概率如公式(10)所示。本文使用改进的导数计算方法, 为减少由于单个噪点的像素值太高, 被检测为边缘像素的机会也越高的容错率, 除考虑像素值之差外还考虑了边缘的线性, 因此计算并比较了单个像素与其相邻的 4 个位置像素点的平均值, 选出最大值, 并将其值作为食物来源的花蜜量, 以此来得到适应度值  $fit_i$ 。

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \quad (10)$$

其中,  $i \in \{1, 2, \dots, SN\}$ ,  $fit_i$  是第  $i$  个解的适应度。

(4) 观察蜂阶段: 使用公式(9)为围观蜂分配像素位置, 将雇佣蜂的像素位置作为旧解以概率如公式(10)所示的方式移动, 每个观察蜂都以雇佣蜂阶段的相同方式搜索邻域并记忆。

(5) 侦察蜂阶段: 若放弃食物源, 则雇佣蜂成为侦察蜂寻找更好的食物来源, 此时要为侦察蜂分配

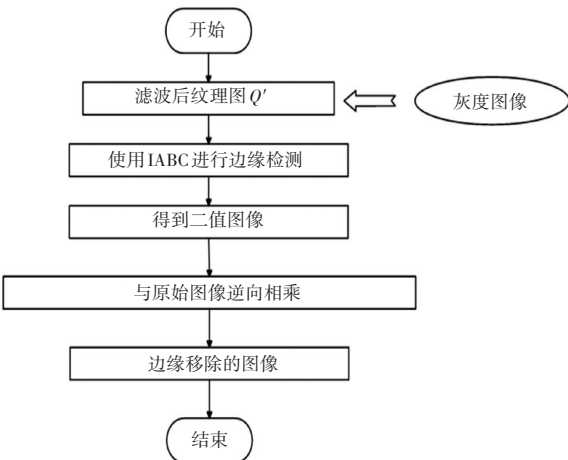


图 5 边缘提取移除流程图

Fig. 5 Flowchart of edge extraction removal

蜂群主要由雇佣蜂、观察蜂和侦察蜂组成。首先, 雇佣蜂分布在食物源上, 即图像的像素域, 寻找

新的食物源。

(6) 选择最佳食物源: 根据适应度值选择一定数量的解并标记为边缘像素。

得到的边缘提取二值图像如图6所示, 对于图像中的周期性边缘来说, 会影响到最后的检测结果, 因此将提取到边缘后的图像与原始图像进行反向相乘, 达到移除边缘的效果, 此步骤可以有效去除处于JPEG块效应区域的边缘像素, 减少了对块效应网格提取的干扰, 提高了检测模型的边缘抵抗性。



(a) QF70 原图 (b) 边缘检测提取的二值图像

图6 边缘检测

Fig. 6 Edge detection image

最后对图像进行交叉差分, 凸显块效应, 得到差分图像  $I'$ , 选择交叉差分能够跳出网格提取方法的局限性, 压缩质量越小, JPEG 网格越明显, 在不同质量因子下使用交叉差分方式可以更有效地凸显块效应<sup>[11]</sup>。

图像  $I'(x, y)$  的交叉差分公式如式(11)所示, 设  $I$  为输入图像, 大小为  $M \times N$ ,  $I(x, y)$  为像素点  $(x, y)$  的强度值:

$$I'(x, y) = |I(x, y) + I(x + 1, y + 1) - I(x + 1, y) - I(x, y + 1)| \quad (11)$$

得到了差分图像后对差分图像的相邻极值区间直方图进行估计, 求出下采样因子。

(1) 差分图像极值直方图计算

以  $I'_x(x, y)$  来表示  $x$  方向的差分, 极值点为:  $\{(x, y) | I'_x(x, y) | > | I'_x(x + \varepsilon, y) |, \varepsilon > 1\}$ , 计算极值点的相邻极值直方图  $N_f(i), i \in N$ 。

(2) 峰值周期估计

移位的块效应网格的周期  $8\lambda$ , 代表图像峰值周期性间隔  $T$ , 故估计的重采样因子为:  $\hat{\lambda} = \frac{T}{8}$ 。

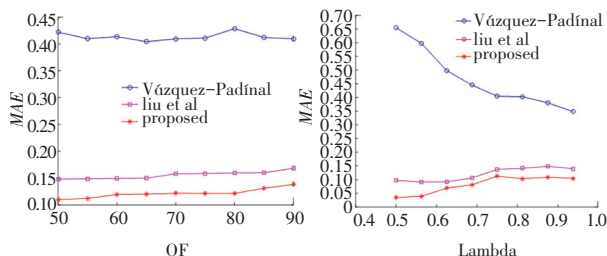
为了从直方图中获得准确的估计值, 直方图的相邻极值区间间隔必须为整数, 本文将光谱法和最大似然估计法相结合来估计最终的下采样因子值。

### 3 实验结果与分析

为了评估算法性能, 本文使用 Dresden image database 中的 200 张未经过压缩的图像。为了避免相

机内部 CFA 插值可能产生的干扰, 将每个图像使用最近邻插值核函数, 下采样 2 倍。对选取的未经压缩的图像以不同的质量因子  $\{50, 60, 70, 80, 90\}$  进行压缩, 从图像中截取  $128 \times 128$  的中心区域, 再用给定的下采样因子  $\left\{ \frac{4}{8}, \frac{4.5}{8}, \frac{5}{8}, \frac{5.5}{8}, \frac{6}{8}, \frac{6.5}{8}, \frac{7}{8}, \frac{7.5}{8} \right\}$  进行下采样, 生成待检测图像库。为了呈现更简明清晰的算法性能, 本文采用绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 评估算法性能。

在不同的质量因子和不同采样因子下, 采用双三次 (Bicubic) 和函数对篡改 JPEG 图像进行下采样因子估计时的性能如图7所示。由图7(a)可知 Padín 等人光谱分析对于下采样因子的检测性能较差, 由于下采样后谱峰较微弱、难以提取, 易受到 JPEG 峰值干扰, 使篡改图像的下采样因子检测准确率更低; 其次, JPEG 压缩产生的块效应网格越微弱, 越容易受到图像噪声、纹理及边缘等产生的伪周期的干扰, Liu 等人的算法性能急剧下降; 由图7(b)可知, 随着下采样因子增加, Padín 等人和 Liu 等人检测性能均不及本文, 本文采用二次引导滤波去除图像纹理后, 再使用改进人工蜂群算法对其进行边缘检测和移除, 进一步消除了图像边缘的干扰。实验对比分析说明本文算法能够更有效地减轻图像纹理和边缘等噪声对重采样估计的影响。



(a) 不同质量因子

(b) 不同  $\lambda$

图7 插值核为 Bicubic 时的下采样因子估计性能

Fig. 7 The downscaling factor estimation performance with Bicubic interpolation kernel

为了更直观清晰地展示算法性能, 本文在不同的压缩质量因子下, 使用两种不同插值核函数时, 双三次 (Bicubic)、双线性 (Bilinear) 函数 JPEG 图像的下采样因子检测误差, 实验结果见表1和表2。通过对比可进一步得知:

(1) 在不同压缩质量因子下的 JPEG 图像经过重采样后, 本文算法对下采样因子评估的准确性整体得到提高, 当重采样因子为  $\left\{ \frac{4}{8}, \frac{4.5}{8}, \frac{5}{8}, \frac{5.5}{8} \right\}$  时, 文献[7]和本文的检测结果较高, 而当因子为

$\left\{\frac{6}{8}, \frac{6.5}{8}, \frac{7}{8}, \frac{7.5}{8}\right\}$  时, 本文算法有更好的性能, 因为经过重采样的 JPEG 图像在空间域引起的移位的块效应的周期近似于 8, 使得此区间的直方图的提取更容易受到图像纹理和边缘噪声的干扰, 本文算法

在此区间优势明显, 经过二次引导滤波之后对图像使用了改进人工蜂群算法, 对图像的边缘进行了更为精准的提取和去除, 进一步削弱了图像边缘造成的伪周期的影响, 提高了检测结果的准确性。

表 1 不同质量因子下的 JPEG 图像在核函数为 Bicubic 时的不同下采样因子估计性能

Tab. 1 The performance MAE of JPEG images with different quality factors is estimated by different downscaling factors when the kernel function is Bicubic

QF	方法	$\lambda$							
		$\frac{7.5}{8}$	$\frac{7}{8}$	$\frac{6.5}{8}$	$\frac{6}{8}$	$\frac{5.5}{8}$	$\frac{5}{8}$	$\frac{4.5}{8}$	$\frac{4}{8}$
90	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.138 9</b>	<b>0.158 9</b>	0.202 1	0.362 1	0.412 3	0.441 2	0.523 1	0.636 2
	Liu <sup>[7]</sup>	0.178 8	0.187 3	0.169 9	0.136 3	0.086 4	0.070 4	0.079 5	0.038 1
	Our	0.141 4	0.163 2	<b>0.135 7</b>	<b>0.090 2</b>	<b>0.040 8</b>	<b>0.038 3</b>	<b>0.032 4</b>	<b>0.014 2</b>
80	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.147 3</b>	<b>0.148 6</b>	0.215 2	0.312 5	0.412 5	0.494 5	0.531 5	0.649 8
	Liu <sup>[7]</sup>	0.179 3	0.165 4	0.147 0	0.125 4	0.088 3	0.066 2	0.050 9	0.055 4
	Our	0.156 9	0.149 7	0.127 2	<b>0.090 8</b>	<b>0.040 5</b>	<b>0.039 5</b>	<b>0.022 0</b>	<b>0.021 4</b>
70	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.164 6</b>	<b>0.148 7</b>	0.227 2	0.321 3	0.421 4	0.484 2	0.523 5	0.647 3
	Liu <sup>[7]</sup>	0.200 4	0.161 7	0.158 1	0.132 8	0.094 2	0.082 8	0.057 4	0.057 3
	Our	0.175 7	0.157 6	<b>0.128 2</b>	<b>0.094 5</b>	<b>0.058 2</b>	<b>0.039 5</b>	<b>0.034 7</b>	<b>0.026 4</b>
60	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.142 3</b>	<b>0.152 5</b>	0.238 3	0.346 7	0.435 6	0.497 2	0.548 5	0.678 2
	Liu <sup>[7]</sup>	0.167 0	0.165 2	0.165 0	0.121 7	0.099 8	0.063 5	0.059 9	0.056 6
	Our	0.149 7	0.157 4	0.127 5	<b>0.089 7</b>	<b>0.066 7</b>	<b>0.030 3</b>	<b>0.029 8</b>	<b>0.034 3</b>
50	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	0.149 8	0.157 3	0.258 3	0.359 2	0.469 1	0.498 3	0.562 4	0.667 9
	Liu <sup>[7]</sup>	0.167 4	0.164 2	0.129 6	0.098 6	0.080 4	0.058 5	0.057 4	0.059 6
	Our	<b>0.148 6</b>	<b>0.149 9</b>	<b>0.084 7</b>	<b>0.062 1</b>	<b>0.041 7</b>	<b>0.027 7</b>	<b>0.023 8</b>	<b>0.021 6</b>

表 2 不同质量因子下的 JPEG 图像在核函数为 Bilinear 时的不同下采样因子估计性能

Tab. 2 The performance MAE of JPEG images with different quality factors is estimated by different downscaling factors when the kernel function is Bilinear

QF	方法	$\lambda$							
		$\frac{7.5}{8}$	$\frac{7}{8}$	$\frac{6.5}{8}$	$\frac{6}{8}$	$\frac{5.5}{8}$	$\frac{5}{8}$	$\frac{4.5}{8}$	$\frac{4}{8}$
90	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.138 9</b>	<b>0.123 9</b>	0.282 1	0.365 1	0.432 3	0.451 2	0.573 1	0.646 2
	Liu <sup>[7]</sup>	0.174 4	0.146 5	0.084 8	0.078 8	0.060 9	0.055 9	0.061 3	0.054 1
	Our	0.154 3	0.137 0	<b>0.058 1</b>	<b>0.044 2</b>	<b>0.037 1</b>	<b>0.039 7</b>	<b>0.048 7</b>	<b>0.032 6</b>
80	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.147 3</b>	<b>0.148 6</b>	0.215 2	0.342 5	0.432 5	0.497 5	0.541 5	0.659 8
	Liu <sup>[7]</sup>	0.162 4	0.160 1	0.120 1	0.100 1	0.071 2	0.057 2	0.039 1	0.053 2
	Our	0.155 4	0.154 7	<b>0.099 1</b>	<b>0.073 4</b>	<b>0.062 7</b>	<b>0.039 2</b>	<b>0.028 7</b>	<b>0.022 1</b>
70	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.124 6</b>	<b>0.108 7</b>	0.237 2	0.325 3	0.431 4	0.474 2	0.543 5	0.657 3
	Liu <sup>[7]</sup>	0.157 3	0.131 3	0.146 3	0.097 6	0.089 7	0.056 8	0.051 6	0.053 6
	Our	0.131 5	0.113 5	<b>0.101 4</b>	<b>0.065 8</b>	<b>0.048 7</b>	<b>0.028 5</b>	<b>0.022 2</b>	<b>0.022 2</b>
60	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.142 3</b>	<b>0.132 5</b>	0.248 3	0.346 7	0.437 6	0.498 2	0.547 5	0.687 2
	Liu <sup>[7]</sup>	0.183 1	0.152 5	0.169 9	0.147 9	0.096 5	0.066 8	0.055 2	0.054 3
	Our	0.154 3	0.138 7	<b>0.126 3</b>	<b>0.098 7</b>	<b>0.043 1</b>	<b>0.047 7</b>	<b>0.024 5</b>	<b>0.025 3</b>
50	Vázquez-Padín <sup>[6]</sup>	<b>0.139 8</b>	0.147 3	0.268 3	0.357 2	0.479 1	0.488 3	0.582 4	0.697 9
	Liu <sup>[7]</sup>	0.158 6	0.150 6	0.108 6	0.093 2	0.084 3	0.056 3	0.059 8	0.054 8
	Our	0.148 6	<b>0.130 6</b>	<b>0.078 6</b>	<b>0.053 2</b>	<b>0.044 3</b>	<b>0.026 3</b>	<b>0.026 5</b>	<b>0.024 4</b>

(2) 以不同的插值方式进行下采样操作时, 对不同的质量因子下的 JPEG 图像进行检测估计, 传统的基于频谱分析的检测误差较大, 文献[6]明显没有优势, 经过下采样后在频谱图上引起的峰值很微弱, 且 JPEG 压缩产生额外的干扰峰值, 下采样因子的估计过于依赖频谱峰值。

(3) 随着质量因子的递增, JPEG 压缩的块效应越来越微弱, 直方图的提取越困难。图像的纹理分布属性具有规律性, 边缘影响了图像直方图的提取。

本文利用二次引导滤波进一步削弱了图像纹理, 改进人工蜂群算法检测图像边缘并移除, 减轻了边缘对其造成的伪周期的影响, 利用交叉差分图像来凸显块效应, 进一步提高了算法的检测性能, 对于 JPEG 压缩图像来说具有更好的鲁棒性, 准确率更好。

#### 4 结束语

针对直方图的提取受到图像周期纹理和边缘的干扰, 本文提出的 JPEG 图像下采样因子估计算法

具有对纹理和边缘的双重抵抗,在传统引导滤波的基础上,利用二次引导滤波去除图像的纹理和低频噪声,同时保留 JPEG 图像原来的边缘特性,使用改进人工蜂群算法进行边缘提取和移除,有效地抑制图像中高频纹理和边缘对直方图周期性的干扰,使用交叉差分图像的方式来凸显块效应,更精确地提取直方图,减少重采样中下采样估计的误差,提高了算法性能,增强算法鲁棒性。

## 参考文献

- [1] 高铁杠 杨富圣 盛国瑞. 一种新的基于 DCT 域系数对直方图的图像篡改取证方法[J]. 光电子·激光, 2014, 25(11): 2196-2202.
- [2] ZHANG Z L, CAO T T. Unbalanced data classification algorithm based on resampling and feature selection [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2020, 41(6): 1327-1333.
- [3] PENG F, ZHAO Y, ZHANG X, et al. Reversible data hiding based on RSBEMD coding and adaptive multi-segment left and right histogram shifting [J]. Signal Processing: Image Communication, 2020, 81: 115715.
- [4] LIU Y X, YANG C N, SUN Q D, et al. Enhanced embedding capacity for the SMSD-based data-hiding method [J]. Signal Processing: Image Communication, 2019, 78: 216-222.

- [5] BIRAJDAR G K, MANKAR V H. Blind method for rescaling detection and rescale factor estimation in digital images using periodic properties of interpolation[J]. AEU-International Journal of Electronics and Communications, 2014, 68(7): 644-652.
- [6] VAZQUEZ-PADIN D, COMESANA P, PEREZ-GONZALEZ F. An SVD approach to forensic image resampling detection [C]//2015 23<sup>rd</sup> European Signal Processing Conference (EUSIPCO). IEEE, 2015: 2067-2071.
- [7] KIRCHNER M, GLOE T. On resampling detection in re-compressed images [C]//2009 First IEEE international workshop on information forensics and security (WIFS). IEEE, 2009: 21-25.
- [8] RAN W, PING X. Detection of resampling based on texture complexity and singular value decomposition [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(9): 1606-1612.
- [9] BAYAR B, STAMM M C. On the robustness of constrained convolutional neural networks to JPEG post-compression for image resampling detection [C]// IEEE International Conference on Acoustics. IEEE, 2017: 2152-2156.
- [10] CAO G, ZHOU A T, HUANG X L, et al. Resampling detection of recompressed images via dual-stream convolutional neural network [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2019, 16(5): 5022-5040.
- [11] GALLAGHER A C. Detection of linear and cubic interpolation in JPEG compressed images [C]//The 2<sup>nd</sup> Canadian Conference on Computer and Robot Vision (CRV'05). IEEE, 2005: 65-72.

(上接第 189 页)

表 2 cifar10 数据集分类准确率实验结果 (%)

Tab. 2 Experimental results of classification accuracy (%) for the cifar10 dataset

模型	生成数据	原始数据	生成+原始
CNN	90.36	91.56	91.83
ResNet18	90.79	91.82	92.07
ResNet34	91.83	92.03	92.68
ResNet50	90.31	91.85	92.43
ResNet101	90.37	91.71	91.95

通过表 1 和表 2 可以看出,使用深度残差注意力生成网络进行数据增强能够提高数据集的分类效果,证明本文提出的模型是切实有效的。利用本文模型进行数据增强的数据和原始数据相结合,在 MNIST 数据集上达到了 98.95% 的准确率,在 cifar10 数据集上达到了 92.68% 的准确率。

## 3 结束语

本文提出了一种深度残差注意力生成网络用于数据增强,从而提高分类的准确率。实验结果证明,该模型在 MNIST 数据集上获得了 98.95% 的准确率,准确率提高了 0.93 个百分点;在 cifar10 数据集上获得了 92.68% 的准确率,准确率提高了 0.65 个百分点。本文模型的提出,为数据增强提供了一种解决思路和方式。

## 参考文献

- [1] YKRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet

- classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [2] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 770-778.
- [3] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 7132-7141.
- [4] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module [C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 3-19.
- [5] WANG F, JIANG M, QIAN C, et al. Residual attention network for image classification [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3156-3164.
- [6] PARK J, WOO S, LEE J Y, et al. Bam: Bottleneck attention module [J]. arXiv preprint arXiv:1807.06514, 2018.
- [7] XI B, LI J, LI Y, et al. Deep prototypical networks with hybrid residual attention for hyperspectral image classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 3683-3700.
- [8] LIANG L, CAO J, LI X, et al. Improvement of residual attention network for image classification [C]//Intelligence Science and Big Data Engineering. Visual Data Engineering: 9<sup>th</sup> International Conference, IScIDE 2019, Nanjing, China, October 17-20, 2019, Proceedings, Part I. Cham: Springer International Publishing, 2019: 529-539.
- [9] ALI-GOMBE A, ELYAN E, JAYNE C. Multiple fake classes GAN for data augmentation in face image dataset [C]//2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2019: 1-8.