

基于DCT系数双量化映射关系的图像盲取证算法

王青 张荣*

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系 合肥 230027)

(中国科学院电磁空间信息重点实验室 合肥 230027)

摘要: 图像篡改过程会留下一些痕迹破坏自然图像的一致性,为图像的盲取证提供了线索。该文针对篡改过程中的JPEG重压缩操作,根据原始离散余弦变换(DCT)系数与重压缩后DCT系数的映射关系,提出一种新的图像重压缩概率模型来描述重压缩前后DCT系数统计特性的变化,并结合贝叶斯准则,利用后验概率表示JPEG篡改图像中存在的DQ(Double Quantization)效应,通过后验概率密度图实现篡改区域的定位。实验表明,该方法能够快速并准确实现篡改区域的自动检测和定位,尤其是当第2次压缩因子小于第1次压缩因子时,正确率相对于传统算法有明显的提高。该方法不仅能检测Photoshop等图像编辑软件制作的手工合成篡改图像,同样也适用于图像智能编辑算法如图像修复算法和图像重排算法制作的篡改图像。

关键词: 图像处理;盲取证;图像篡改;JPEG重压缩;映射关系;DQ(Double Quantization)效应

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)09-2068-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01488

Exposing Digital Image Forgeries Based on Double Quantization Mapping Relation of DCT Coefficient

Wang Qing Zhang Rong

(Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

(Key Laboratory of Electromagnetic Space Information, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230027, China)

Abstract: Mostly, some traces of digital tamper may be left in the image during the manipulation, which result in the inconsistency of the natural images and provide some clues for image forgeries. This paper proposes a novel double compression probability model to describe the change of DCT coefficients after double compression, and combines the Bayes' theorem to express the Double Quantization (DQ) effect and locate the tampered region with the posterior probability map. Experimental results show that the method can exactly locate the tampered region, and the accuracy improves remarkably especially when the first compression quality factor is smaller than the second one. It is also found that the method is resistant to different kinds of forgery techniques, such as manual manipulation, inpainting algorithm and Bayesian-matting.

Key words: Image processing; Image blind forensics; Image tampering; Double JPEG compression; Mapping relation; Double Quantization (DQ) effect

1 引言

数字图像取证技术的目的是确定图像的完整性和真实性,目前的取证技术分为主动取证和盲取证两种。主动取证包括图像水印技术、图像数字签名技术等,这些技术存在一定的局限性:取证者需要对图像预先嵌入数字水印或数字摘要。而图像盲取证技术不依赖任何预签名提取或预嵌入信息,具有更广泛的应用性,成为目前数字图像取证的热点研

究方向。国内外研究者已经研究出各种盲取证算法,如文献[1-3]用统计的方法针对各种篡改伪造手段设计相应的检测技术;文献[4]研究CCD镜头失真校正、色彩插值、白平衡、非线性伽马校正以及传感器噪声等在图像生成过程中不同的信号处理方法,并用数码相机响应函数定性描述这些信号处理方法,通过鉴别和确认这些过程在图像中引入的独有特征,对不同相机拍摄的照片图像进行取证。由于图像压缩往往会掩盖大部分篡改线索,现有的盲取证方法大多数针对未压缩图像。事实上,数码相机、手机和其他设备拍摄的数码图像大多采用JPEG压

2013-09-26 收到, 2014-02-25 改回

*通信作者: 张荣 zrong@ustc.edu.cn

缩格式,而来自于互联网的合成图像也多采用JPEG压缩格式存储,因此研究并利用JPEG图像的固有特性来检测图像的真实性和完整性具有十分重要的意义。目前,JPEG图像篡改检测的研究主要包括块效应检测技术和重压缩检测技术。块效应检测通过描述和表示JPEG图像固有的块效应特征,对比篡改区域和非篡改区域的块效应测度值的差异判断图像的真实性;重压缩检测通过观察篡改过程中的第2次压缩对图像统计特性的改变判断图像是否被篡改。本文主要针对重压缩操作进行研究。针对重压缩检测,文献[3]提出两次压缩会造成DCT系数直方图出现缺失值和双峰等特征;文献[5-7]提出从重压缩的JPEG图像中估计原始量化矩阵的方法;文献[8,9]对待检测图像进行尝试性的再压缩并考察失真程度,以估计待检测图像曾经历过的压缩情况;文献[10-12]根据双重压缩图像和自然图像统计特性不一致的特点,通过训练样本集,由分类结果判断图像是否经过篡改。上述重压缩检测方法都有很大的局限性:仅能定性地判断待检测图像是否经过两次压缩,不能准确地定位篡改区域。针对上述不足,文献[13]首次提出一种能自动定位篡改区域的检测算法,该算法通过分析重压缩中量化效应的机理,利用直方图周期效应概率模型结合贝叶斯理论将JPEG篡改图像中存在的2次量化效应利用后验概率来表示,通过后验概率密度图实现篡改区域的定位。但是这种方法准确率不高,尤其是当第2次压缩因子(QF_2)低于第1次压缩因子(QF_1)时,直方图周期效应不明显,几乎完全无法正确检测。

在文献[13]的基础上,本文通过分析重压缩前后DCT系数统计特性的变化,根据原始DCT系数与重压缩后DCT系数的映射关系,提出一种全新的图像重压缩概率模型来描述重压缩前后DCT系数统计特性的变化,并结合贝叶斯理论计算图像块被篡改的概率,实现篡改区域的定位。

2 基于DCT系数双量化映射关系的检测原理

图像篡改手段有很多,而图像合成是一种最常见的篡改手段。在实际篡改操作中,一幅原始JPEG图像经历了复制粘贴等合成操作后,一般会另存为JPEG格式。实际上“另存为”操作就是对图像进行了第2次JPEG压缩,若第1次的压缩因子与图像原始的压缩因子不同,则称图像经历了“JPEG重压缩”操作。下面将具体分析JPEG重压缩对图像统计特性的影响。

2.1 JPEG压缩介绍

JPEG压缩过程包括以下几个基本步骤:

(1)离散余弦变换(DCT):将图像分成 8×8 的小块并进行分块DCT变换。

(2)量化:使用指定的量化表量化DCT系数,并进行取整。

(3)编码:分别对直流分量和交流分量进行差分编码DPCM和游程编码后,利用熵编码器编码。

量化表对JPEG图像的质量起着决定性的作用,通常与压缩因子一一对应。压缩因子QF是一个1到100的整数,当进行JPEG压缩时,通常需要指定压缩因子QF。一旦QF确定了,量化表Q就可以通过式(1)计算得到

$$Q_{ij} = [(Q_{ij}^c \cdot a(QF) + 50) / 100], \quad i, j \in \{0, 1, \dots, 7\} \quad (1)$$

其中 $a(QF) = \begin{cases} 5000 / QF, & 1 \leq QF < 50 \\ 200 - 2QF, & 50 \leq QF \leq 100 \end{cases}$, Q_{ij}^c 是

JPEG标准推荐的亮度量化表 Q^c 的第 (i, j) 处分量, $[\cdot]$ 表示对小数部分采用四舍五入计算。

2.2 JPEG重压缩中的DQ效应

JPEG重压缩是指对自然图像分别使用不同的压缩因子 QF_1 (初始压缩因子)和 QF_2 (第2次压缩因子)进行2次JPEG压缩。当且仅当 $QF_1 \neq QF_2$ 时,才认为是经历了重压缩。文献[3]中提到,JPEG重压缩会改变图像的部分统计特性,如图像的DCT系数AC交流分量的直方图呈现周期性的值缺失或者周期性的极大值极小值。他把两次压缩带来的图像统计特性的改变统称为“DQ效应”(Double Quantization)。为何会产生DQ效应?我们发现,当对JPEG图像进行重压缩时,图像像素实际上经历了以下过程:

(1)第1次压缩:(a)DCT变换。变换产生了DCT系数矩阵 D ;(b)用量化表 Q^1 进行量化。DCT系数矩阵变为 $D^{Q^1} = Q(D) = [D / Q^1]$ 。

(2)第1次解压缩:(a)用量化表 Q^1 进行反量化。DCT系数变为 $Q^{-1}(D^{Q^1}) = [D^{Q^1} / Q^1] \cdot Q^1$;(b)DCT反变换。

(3)第2次压缩:(a)DCT变换。(b)用量化表 Q^2 进行量化。DCT系数变为 $D^{Q^2} = [[D^{Q^1} / Q^1] \cdot Q^1 / Q^2]$

为了简单起见,用一组呈正态分布的1维离散信号 $u[t]$ 来模拟1次压缩及重压缩过程,并设2次量化的量化步长分别为 q_1 和 q_2 。假设 $u[t]$ 中某个信号未量化前的值为 u_1 ,2次量化后的值为 u_2 ,则

$$u_2 = [[u_1 / q_1] \cdot q_1 / q_2] \quad (2)$$

其中 $[\cdot]$ 为四舍五入取整,则

$$u_2 - \frac{1}{2} \leq \left\lceil \frac{u_1}{q_1} \right\rceil \cdot \frac{q_1}{q_2} < u_2 + \frac{1}{2} \quad (3)$$

式(3)可以变换为

$$\left\lceil \frac{q_2}{q_1} \left(u_2 - \frac{1}{2} \right) \right\rceil - \frac{1}{2} \leq \frac{u_1}{q_1} < \left\lceil \frac{q_2}{q_1} \left(u_2 + \frac{1}{2} \right) \right\rceil + \frac{1}{2} \quad (4)$$

其中 $\lceil \cdot \rceil$ 和 $\lfloor \cdot \rfloor$ 是上取整函数和下取整函数。设定

$$L(u_2) = q_1 \cdot \left\lceil \frac{q_2}{q_1} \left(u_2 - \frac{1}{2} \right) \right\rceil - \frac{1}{2}$$

$$R(u_2) = q_1 \cdot \left\lceil \frac{q_2}{q_1} \left(u_2 + \frac{1}{2} \right) \right\rceil + \frac{1}{2}$$

式(4)表明,只要 u_1 的值处于区间 $[L(u_2), R(u_2)]$ 内,2次量化后的值一定为 u_2 。我们可用区间长度来刻画重压缩前后系数变化之间的关系,如式(5):

$$\begin{aligned} n(u_2) &= R(u_2) - L(u_2) \\ &= q_1 \cdot \left\lceil \frac{q_2}{q_1} \left(u_2 + \frac{1}{2} \right) \right\rceil - \left\lceil \frac{q_2}{q_1} \left(u_2 - \frac{1}{2} \right) \right\rceil + 1 \end{aligned} \quad (5)$$

$n(u_2)$ 是周期函数,它的周期性是DCT系数直方图出现DQ效应的根本原因。把离散信号 $u[t]$ 用4种不同的方式进行量化,量化后信号的统计直方图如图1所示。其中图1(a)中 $q_1=5$;图1(b)中 $q_1=5, q_2=2$;图1(c)中 $q_1=2, q_2=3$;图1(d)中 $q_1=q_2=5$ 。

从图1(b)可以看到,当 $q_1 > q_2$ 时,直方图出现周期性的零值,此时 $n(5k+1)=0$,表明2次量化后 u_2 中 $5k+1$ 的值会缺失;当 $q_1 < q_2$ 时,直方图呈现周期性的极大值和极小值,此时 $n(2k)=4, n(2k$

$+1)=2$,如图1(c)所示;当 $q_1=q_2$ 时,DCT系数经过2次量化后的值与1次量化的值是相同的,因此1次量化可以视为量化步长相同的2次量化,此时 $n(u_2)=q_2$,直方图不再呈现周期性,如图1(a)和图1(d)。

2.3 基于DCT系数双量化映射的检测算法

下面分3种情况讨论JPEG合成篡改操作对不同区域压缩情况的影响:

(1)篡改区域的源图像不是JPEG格式。当合成后的图像另存为JPEG格式时,篡改区域只经历了这1次的JPEG压缩;而背景区域原来就是JPEG格式,因此经历了2次压缩。

(2)篡改区域的源图像是JPEG格式。因为JPEG图像是按 8×8 分块进行量化编码,而篡改区域源图像的分块很可能与背景图像的分块位置不一致,且背景区域和篡改区域原始压缩质量因子也不一定相同,相当于篡改区域只经历了1次JPEG压缩。当然这些 8×8 子块也有可能凑巧对齐,但这种巧合发生的几率只有 $1/64$ 。

(3)旋转、缩放、羽化、锐化等图像后处理操作,也会消除或减弱篡改区域中原有的JPEG压缩痕迹,从而使篡改区域失去双重压缩效果,相当于只经历了1次JPEG压缩。

由以上3种讨论的情况可知,篡改区域都只经历了1次JPEG压缩,不具备DQ(Double Quantization)效应;而背景区域经历了两次JPEG

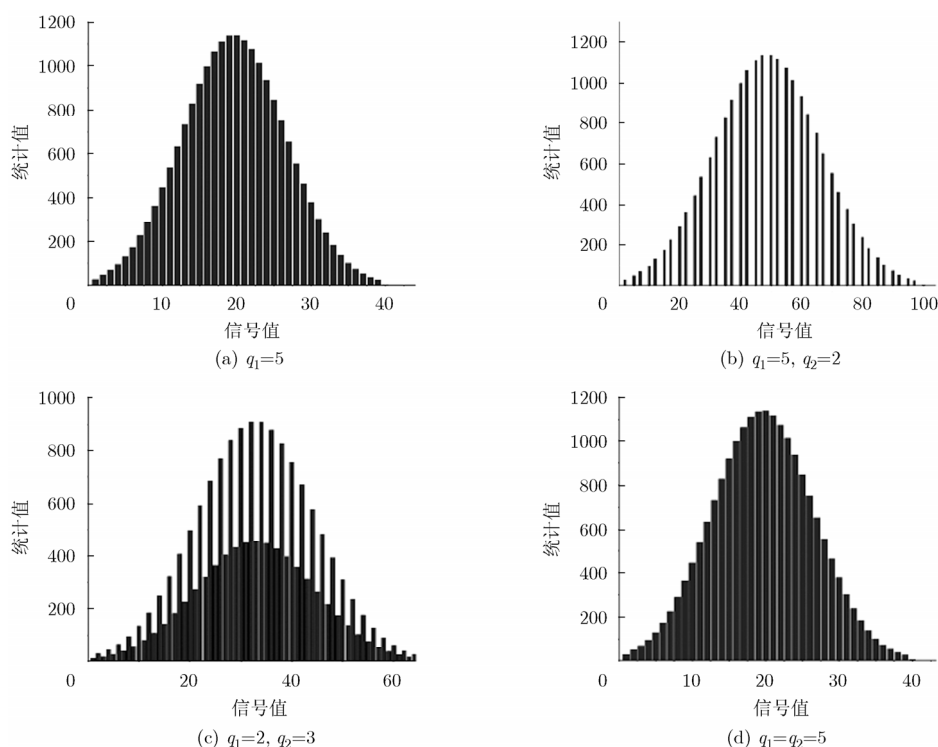


图1 4种情况下的 $n(u_2)$ 和信号的统计直方图

压缩,具备DQ效应。如果能分别确定2次压缩和1次压缩时图像像素分布的概率模型,我们可以用贝叶斯估计的方法估计出待检测图像中每一个像素点被篡改的概率。文献[14]指出,图像经过基于块的DCT变换后,AC交流系数的概率分布符合拉普拉斯分布模型。因此对于一个未经量化的DCT系数块的AC分量系数 u_1 服从以下以 λ 为参数的拉普拉斯分布:

$$p(u_1) = \frac{\lambda}{2} e^{-\lambda|u_1|} \quad (6)$$

其中 $\lambda = \sqrt{2}/\sigma$, σ 为图像的标准差。由式(5)可知,背景区域2次压缩后,区间 $[L(u_2), R(u_2)]$ 内的原始DCT系数 u_1 会被映射成同一个值 u_2 ,因此未篡改块(背景区域)中DCT系数值为 u_2 的概率可以由式(7)描述为

$$p(u_2 | M_1) = \int_{L(u_2)}^{R(u_2)} p(u_1) du_1 \quad (7)$$

其中 M_1 代表图像像素为正常像素,其DCT系数分布特性满足双量化映射关系。根据绝对值函数,如果将一个拉普拉斯分布分成两个对称的情形,那么很容易对拉普拉斯分布进行积分:

$$\begin{aligned} p(u_2 | M_1) &= F(R(u_2)) - F(L(u_2)) \\ &= 0.5[1 + \operatorname{sgn}(R(u_2))] \\ &\quad \cdot (1 - \exp(-\lambda |R(u_2)|)) \\ &\quad - 0.5[1 + \operatorname{sgn}(L(u_2))] \\ &\quad \cdot (1 - \exp(-\lambda |L(u_2)|)) \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $F(x)$ 是累积分布函数,即: $F(x) = \int_{-\infty}^x f(u) du = 0.5[1 + \operatorname{sgn}(x)(1 - \exp(-\lambda |x|))]$ 。

通过2.2节分析知道,篡改区域的1次量化可以看成量化步长 $q_1 = q_2$ 的2次量化。因此,篡改块的DCT系数为 u_2 的概率可以用式(9)表示为

$$p(u_2 | M_2) = F(R'(u_2)) - F(L'(u_2)) \quad (9)$$

其中 $R'(u_2) = Q_{ij}^2 \cdot \left[u_2 + \frac{1}{2} \right] + \frac{1}{2}$, $L'(u_2) = Q_{ij}^2 \cdot \left[u_2 - \frac{1}{2} \right] - \frac{1}{2}$ 。 M_2 代表图像像素被篡改,其DCT系数分布特性不满足双量化映射关系(或者可视为满足特定情况 $q_1 = q_2$ 时的双量化映射关系)。

根据贝叶斯定理,已知系数 u_2 ,则图像像素为正常像素的后验概率为

$$\begin{aligned} p(M_1 | u_2) &= \frac{p(u_2 | M_1) \cdot p(M_1)}{p(u_2 | M_1) \cdot p(M_1) + p(u_2 | M_2) \cdot p(M_2)} \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $p(M_1)$ 和 $p(M_2)$ 分别为待检测像素为正常和被篡改的先验概率,为方便起见,取为等概分布,即 $p(M_1) = p(M_2) = 0.5$ 。则

$$p(M_1 | u_2) = \frac{p(u_2 | M_1)}{p(u_2 | M_1) + p(u_2 | M_2)} \quad (11)$$

式(11)是单个像素为正常像素的后验概率,我们将每一个 8×8 小块内的63个AC分量(DC分量不满足拉普拉斯分布)的后验概率值相加,得到块后验概率密度图,该图大小为原图的 $1/64$ 。我们认为通过上述算法,如果待检测块是篡改块,则该区域图像块中的DCT系数值满足双量化映射关系的后验概率值很小几乎接近于0,并且都集中于一个区域,即在后验概率图中表现为一片黑色区域,而正常块则没有上述现象,表现为接近白色。这样就可以通过概率密度图定位篡改区域。

由2.1节可知,量化步长均是从量化表中读取,因此量化表的准确与否将直接影响到算法检测效果。第2次压缩量化表 Q^2 可以直接从JPEG头文件中读取,而原始压缩量化表 Q^1 只能根据待检测图像中的压缩痕迹进行估计。目前针对 Q^1 的估计有很多方法,本文实验中采用文献[9]所提供方法。另外由于块概率密度图主要由灰白色的背景区域和黑色的篡改区域两部分构成,因此我们采用基于迭代的直方图阈值分割方法区分图像的前景和背景。具体步骤如下:(1)求出图像的最大灰度值和最小灰度值,分别记为 Z_{\max} 和 Z_{\min} ,令初始阈值 $m_0 = (Z_{\max} + Z_{\min})/2$;(2)根据阈值 m_0 将图像分割为前景和背景,分别求出两者的平均灰度值 Z_o 和 Z_B ;(3)求出新阈值 $m_0 = (Z_{\max} + Z_{\min})/2$;(4)重复步骤(2)和步骤(3),直到连续迭代中 $|m - m_0|$ 比预先指定的参数小为止,所得 m 即为最佳阈值。

3 实验结果与分析

3.1 伪图数据库

为了更好地验证本文算法,本实验室构建了自己的伪图数据库¹⁾。我们用3种不同型号的相机(Nikon Coolpix1110, Nikon Cooplix P7100, Pentax K-x)拍摄图片,初始都以BMP格式保存,分辨率从最大 4288×2848 到最小 512×384 。我们选取其中的150幅图片,首先用 $QF_1 \in \{60, 65, 70, \dots, 95\}$ 这8种压缩因子进行压缩保存,共得到1200幅JPEG图片,然后用两种篡改方式随机对这些图像进行处理:(1)手工合成篡改:使用Photoshop, ACDSEE等图像编辑工具,根据图片内容采用复制粘贴等合成操作,并且为了达到更好的视觉效果,对合成区域采取缩放、旋转、高斯模糊、润饰等后处理操作;(2)

¹⁾ 中国科技大学伪图数据库 <http://image.ustc.edu.cn/spliced.html>

图像智能编辑算法篡改：使用目前比较先进的图像智能编辑算法如图像修复算法^[15]和图像重排算法^[16,17](基于 Bayesian-Matting 和 Graph Cut)对图片进行处理。将这些篡改后的图片保存为 BMP 格式,然后用 $QF_2 \in \{60, 65, 70, \dots, 95\}$ 分别对这 1200 幅图片进行重新压缩保存,得到 9600 幅篡改图片。数据库里的每一幅篡改图片都有相应的掩码图(mask), 显示人工篡改区域。

3.2 篡改图像的检测与定位

(1)手工合成图像的检测 从数据库中任意选取 100 组共 6400 幅手工合成篡改图像进行实验。图 2 展示了检测成功的一组图。可以看出篡改图片的概率密度分布图中黑色块集中的区域是篡改区域, 阈值分割后能清楚地辨析。而真实图片的概率密度图颜色分布均匀, 全图接近灰色。

(2)图像智能编辑算法合成图像的检测 为了验证本文算法的适用性,从数据库中任意选取 50 幅算法合成图像进行试验,图 3 给出了两组检测结果。可以看出,本文算法同样适用于现阶段各种复杂的图像智能编辑算法合成的伪造图像。

3.3 与文献[13]对比实验及结果分析

文献[13]使用直方图周期效应概率模型区分篡改区域和背景区域,该方法在一定条件下能定位篡改区域。为了评估本文算法,将本文算法与文献[13]提供的算法进行实验对比。我们规定阈值处理结果图中虚警率小于5%的为正确检测的图。正确率统计如图4所示,实线是本文算法的正确率曲线,虚线是文献[13]的正确率曲线,其中图4(a)-图4(g)分别描述的是 $QF_1 = 60 \sim 90$ 时的正确率,图4(h)是不同 QF_1 下的平均正确率。在这里不考虑 $QF_1 = QF_2$ 的情况,因为我们认为这种情况不符合重压缩的定义。从图4可以看出,本文算法在大多数情况中提高了正确率,尤其是在 $QF_1 > QF_2$ 的情况下,文献[13]算法几乎完全无法检测篡改图像,本文算法的检测正确率有了明显的提高。

我们可以看出,无论哪一种算法, $QF_1 < QF_2$ 时的检测率明显比 $QF_1 > QF_2$ 时高,并且两次压缩因子相差越大,正确率越高,这与2.2节中分析的双重压缩效应相吻合:当 $QF_1 < QF_2$ 时,量化步长 $q_1 > q_2$, 直方图出现周期性的 $u_2 = 0$, 所以存在 $p(M_1$

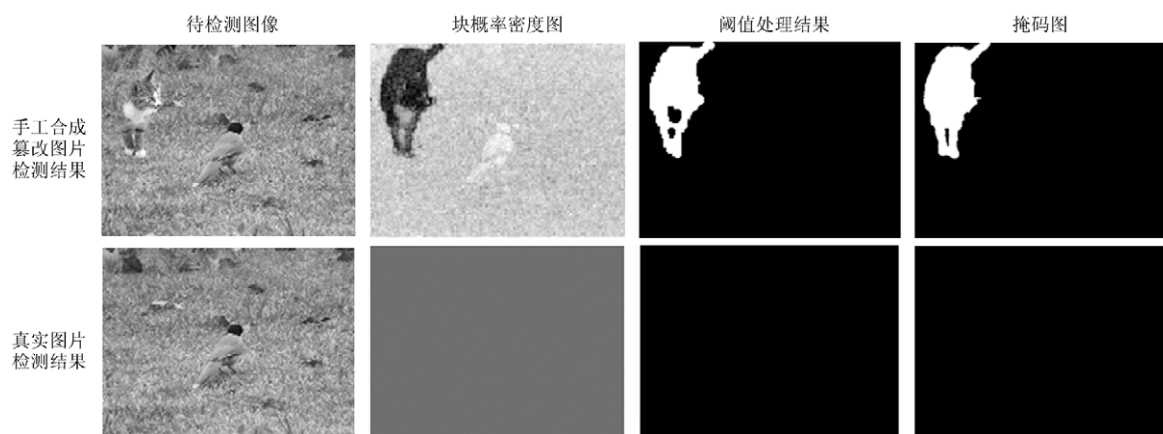


图2 手工合成篡改检测结果示例

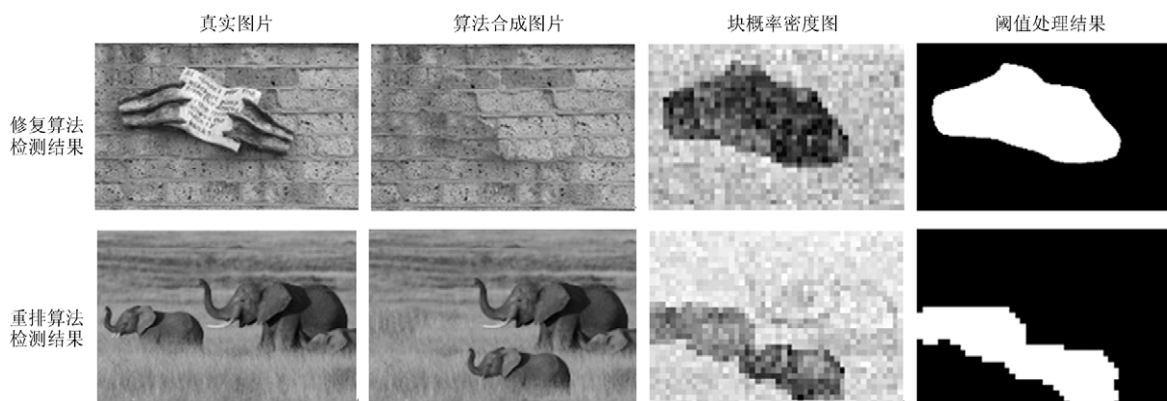


图3 算法合成图像检测结果示例

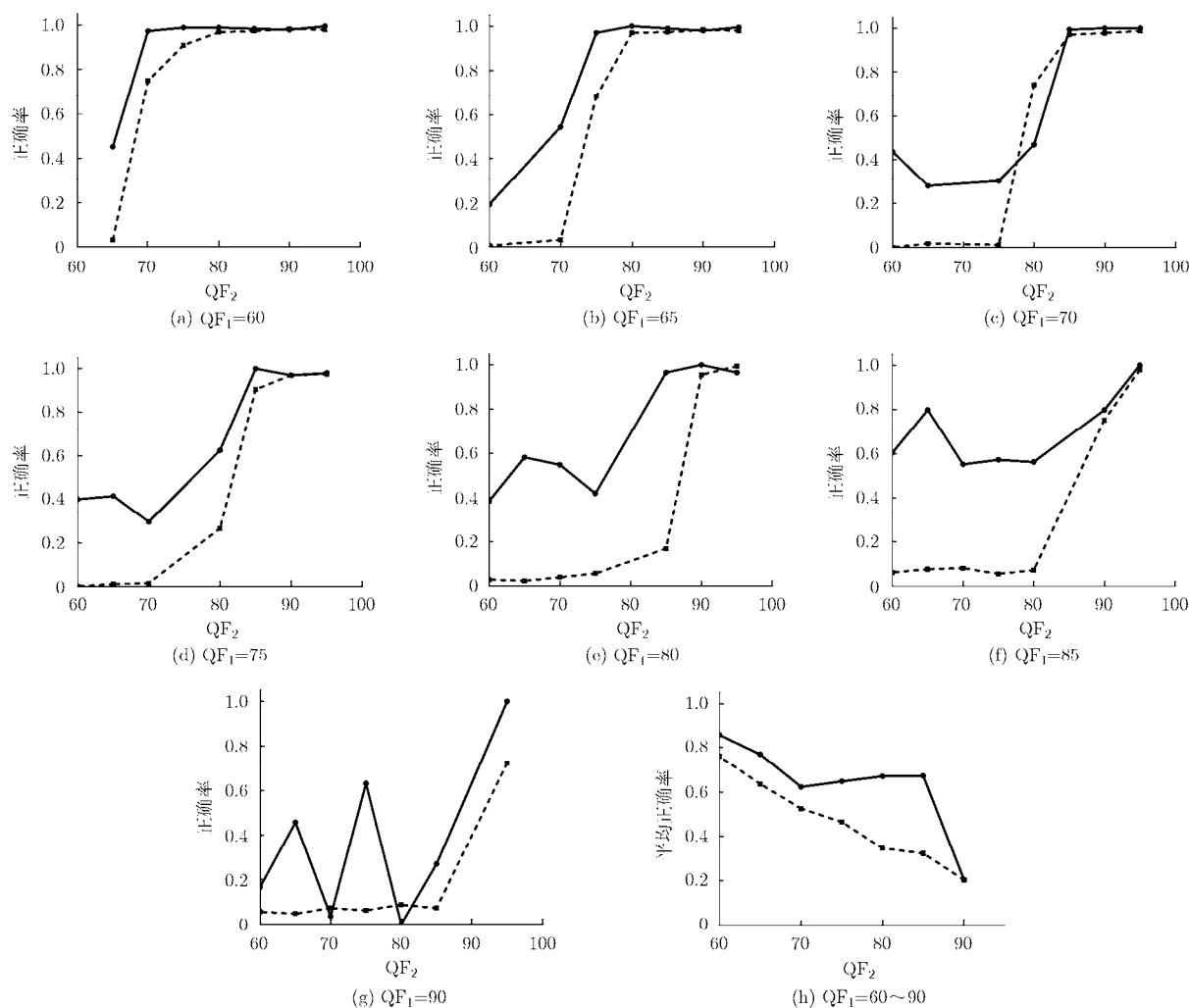


图4 两种算法的正确率统计对比图

$|u_2) = 0$ (概率密度图中表现为黑色点), 导致篡改块中黑色点密集, 大大增强了概率密度图中篡改块的检测效果。并且当 QF_2 远大于 QF_1 时, DQ效应非常明显, 直方图一个周期内的缺失值增多, 检测效果也更好。但是当 $QF_1 > QF_2$ 时, 量化步长 $q_1 < q_2$, $n(u_2)$ 的值不会出现缺失值现象, 篡改区域和未篡改区域的概率值区分不明显, 检测效果不是很理想。并且当 QF_2 较小时, 经它压缩后的图像的DCT系数的高频分量会出现很多零值, 减弱了背景区域的重压缩特性, 从而降低检测正确率。

为了更好地体现本文算法的优越性, 我们引入受试者工作特性曲线(简称 ROC 曲线)计算性能度量指标。ROC 曲线是以虚警率 P_{fa} 为横轴, 正确率 P_d 为纵轴形成的一个 2 维空间, 在此空间中不同阈值对应的 (P_{fa}, P_d) 点标出, 并连接各相邻点构建而成的一条曲线。它能够解释当算法阈值发生变化时虚警率和检测率的折中关系, 全面直观地揭示算法在多个阈值下的整体性能。常用的衡量方法是计算

ROC 曲线下的面积 AUC(Area Under roc Curve)。AUC 的值在 0.0~1.0 之间, 反映了识别算法正确区分真假目标能力的大小, AUC 值越大算法性能越好。对比阈值分割结果图和掩码图, 对待检测图像计算虚警率和漏检率。具体做法如下: 设待检测图像 8×8 块总数为 N , 其中篡改区域的块数为 N_m , 未被篡改却被判断为篡改的块数为 N_{nmf} , 未被检测出的篡改块数为 N_{mnd} 。那么虚警率 P_{fa} (false alarm probability) 为: $P_{fa} = N_{nmf} / (N - N_m)$, 漏检率 P_{md} (missed detection probability) 为: $P_{md} = N_{mnd} / N_m$, 则正确率 P_d (correct detection probability) 为: $P_d = 1 - P_{md}$ 。

我们从每组检测结果中随机选取 50 张, 计算平均值作为该组的 AUC 值。两种算法计算结果如表 1 和表 2 所示。

我们把两种算法中性能明显优于另一种算法的部分用黑体标注出来。可以看出, 本文算法的检测性能明显优于文献[13]算法。

表1 本文算法计算得到的 AUC

| QF ₁ | QF ₂ | | | | | | | |
|-----------------|-----------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| | 60 | 65 | 70 | 75 | 80 | 85 | 90 | 95 |
| 60 | | 0.68 | 0.95 | 0.98 | 0.99 | 0.99 | 0.99 | 1.00 |
| 65 | 0.81 | | 0.84 | 0.95 | 0.99 | 0.97 | 0.98 | 1.00 |
| 70 | 0.79 | 0.81 | | 0.72 | 0.89 | 0.95 | 0.97 | 0.98 |
| 75 | 0.77 | 0.83 | 0.77 | | 0.86 | 0.99 | 0.98 | 0.99 |
| 80 | 0.74 | 0.67 | 0.69 | 0.71 | | 0.89 | 0.98 | 0.96 |
| 85 | 0.90 | 0.96 | 0.87 | 0.91 | 0.93 | | 0.97 | 1.00 |
| 90 | 0.72 | 0.83 | 0.68 | 0.87 | 0.47 | 0.74 | | 0.99 |

表2 文献[13]计算得到的 AUC

| QF ₁ | QF ₂ | | | | | | | |
|-----------------|-----------------|-------------|------|------|-------------|------|------|------|
| | 60 | 65 | 70 | 75 | 80 | 85 | 90 | 95 |
| 60 | | 0.74 | 0.83 | 0.90 | 0.96 | 0.98 | 0.98 | 0.99 |
| 65 | 0.68 | | 0.67 | 0.84 | 0.94 | 0.95 | 0.98 | 0.98 |
| 70 | 0.69 | 0.68 | | 0.67 | 0.87 | 0.94 | 0.98 | 0.98 |
| 75 | 0.61 | 0.60 | 0.63 | | 0.75 | 0.93 | 0.97 | 0.98 |
| 80 | 0.64 | 0.63 | 0.66 | 0.64 | | 0.73 | 0.96 | 0.99 |
| 85 | 0.64 | 0.68 | 0.65 | 0.70 | 0.71 | | 0.89 | 0.98 |
| 90 | 0.66 | 0.62 | 0.68 | 0.63 | 0.66 | 0.62 | | 0.88 |

4 结束语

本文针对 JPEG 篡改图像中的重压缩现象, 提出一种基于 DCT 系数双量化映射关系的检测方法。该算法不仅适用于各种常见的篡改操作如复制粘贴, 相似性几何变换(旋转、缩放)等, 同样也适用于图像修复, 图像重排等多种图像智能编辑算法的攻击, 并且克服了传统 JPEG 重压缩检测方法对于 $QF_1 > QF_2$ 时无法检测的情况。能否准确估计原始 DCT 系数分布很大程度上影响了整个算法的正确性, 本文算法采用了简化的拉普拉斯分布来近似, 这在一定程度上影响了算法的准确性, 后面将针对这方面继续深入研究。

参 考 文 献

- [1] Farid H and Lyu S. Higher-order wavelet statistics and their application to digital forensics[C]. 2003 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, Madison, Wisconsin, 2003: 94.
- [2] Lyu S and Farid H. How realistic is photorealistic?[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 53(2): 845-850.
- [3] Farid H. Image forgery detection[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, 26(2): 16-25.
- [4] Ng T T, Chang S F, and Tsui M P. Using geometry invariants for camera response function estimation[C]. 2007 IEEE

- Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, Minnesota, 2007: 1-8.
- [5] Lukáš J and Fridrich J. Estimation of primary quantization matrix in double compressed JPEG images[C]. Proceedings of Digital Forensic Research Workshop, Orlando, Florida, USA, 2003: 5-8.
- [6] Lin G S, Chang M K, and 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.
- [7] Shi F L, Kang B S, Li H A, et al. A new method for detecting JPEG doubly compression images by using estimated primary quantization step[C]. 2012 IEEE International Conference on Systems and Informatics (ICSAI), Yantai, China, 2012: 1810-1814.
- [8] Shih F Y and Shi Y Q. Passive detection of copy-paste forgery between JPEG images[J]. *Journal of Central South University*, 2012, 19(10): 2839-2851.
- [9] 周响金, 李峰, 熊兵. 基于 JPEG 量化失真的合成图像盲检测[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(6): 2346-2349.
Zhou Xiang-jin, Li Feng, and Xiong Bing. Blind detection of synthetic image based on JPEG quantization distortion [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(6): 2346-2349.
- [10] Huang F, Huang J, and Shi Y Q. Detecting double JPEG compression with the same quantization matrix[J]. *IEEE Transactions on International Forensics and Security*, 2010, 5(4): 848-856.
- [11] Liu Q, Cooper P A, Chen L, et al. Detection of JPEG double compression and identification of smartphone image source and post-capture manipulation[J]. *Applied Intelligence*, 2013, 39(4): 705-726.
- [12] Zhang Y, Li S, and Wang S. Detecting shifted double JPEG compression tampering utilizing both intra-block and inter-block correlations[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2013, 18(1): 7-16.
- [13] Lin Z, He J, and Tang X, et al. Fast, automatic and fine-grained tampered JPEG image detection via DCT coefficient analysis[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(11): 2492-2501.
- [14] Reininger R and Gibson J. Distributions of the two-dimensional DCT coefficients for images[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1983, 31(6): 835-839.
- [15] Xue W W and Zhang R. Graph-based image completion using patch offsets and structure feature[C]. The 2013 5th International Conference on Graphic and Image Processing, Hong Kong, 2014: 906906-906906-9.
- [16] Li Y, Sun J, Tang C K, et al. Lazy snapping[J]. *ACM Transactions on Graphics (ToG)*, 2004, 23(3): 303-308.
- [17] Shahrian E and Rajan D. Weighted color and texture sample selection for image matting[C]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Providence, Rhode Island, USA, 2012: 718-725.

王 青: 女, 1989 年生, 硕士生, 研究方向为图像真伪鉴别。

张 荣: 女, 1968 年生, 副教授, 研究方向为超光谱图像压缩以及图像质量评估。