

基于非线性残差的 JPEG 图像隐写分析

夏超¹, 刘亚奇¹, 关晴骁², 金鑫¹, 张艳硕¹, 许盛伟¹

(1. 北京电子科技学院, 北京 100070; 2. 集美大学计算机工程学院, 福建 厦门 361021)

摘要: 当前 JPEG 图像隐写分析方法往往只使用线性滤波器生成残差图像, 导致残差图像类型过于单一, 影响隐写检测性能。鉴于此, 提出了基于非线性残差的 JPEG 图像隐写分析方法。首先, 从现有 JPEG 图像隐写分析方法已有的线性残差图像中选择合适的图像组, 对其采用逐像素取小和取大运算, 在没有明显增加计算复杂度的情况下, 得到非线性残差图像。其次, 根据 JPEG 相位, 将非线性残差图像划分为子图像, 提取子图像直方图特征。再次, 充分考虑非线性运算的影响, 设计合适的特征对称合并方法。最后, 将合并后的直方图特征拼接形成最终的隐写分析特征。实验结果表明, 线性和非线性残差图像相结合能够有效地增加残差图像和隐写分析特征的多样性, 从而提升 JPEG 图像隐写检测性能。

关键词: 信息隐藏; 隐写分析; 隐写; JPEG 图像

中图分类号: TP309

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023010

Steganalysis of JPEG images using non-linear residuals

XIA Chao¹, LIU Yaqi¹, GUAN Qingxiao², JIN Xin¹, ZHANG Yanshuo¹, XU Shengwei¹

1. Beijing Electronic Science and Technology Institute, Beijing 100070, China

2. Computer Engineering College, Jimei University, Xiamen 361021, China

Abstract: Most current JPEG steganalytic methods can only extract features from a series of linear residuals. Non-linear filters are not considered in these JPEG steganalytic methods, resulting in single types of residuals. Hence, a JPEG steganalytic method using non-linear residuals was proposed. Firstly, non-linear residuals were generated without a high computational cost by using element-wise minimum and maximum operations across a couple of linear residuals which had been obtained in the current JPEG steganalytic method. Secondly, according to the JPEG phase, the non-linear residual was divided into sub-residuals in which the histogram features were extracted. Thirdly, considering the minimum and maximum operators, the symmetrization method was accordingly designed. Finally, all the symmetrized histogram features were concatenated to form the final feature set. Experimental results indicate that the performance for JPEG steganalysis can be improved effectively by using both the linear and the non-linear residuals.

Keywords: information hiding, steganalysis, steganography, JPEG image

0 引言

隐写是一种将秘密信息嵌入图像、视频、音频等数字载体中实现隐蔽通信的技术。隐写掩盖了通

信行为本身, 使第三方难以察觉和检测, 具有较强的欺骗性。但是, 隐写是一把“双刃剑”。不法分子可借助隐写实施非法活动。作为隐写的对抗技术, 隐写分析致力于检测载体中是否含有秘密信息, 从

收稿日期: 2022-08-25; 修回日期: 2022-10-31

通信作者: 刘亚奇, liuyaqi@besti.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62002003, No.U1936114, No.62102010); 北京高校“高精尖”学科建设基金资助项目 (No.20210085Z0401, No.20210037Z0401)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62002003, No.U1936114, No.62102010), Advanced Discipline Construction Project of Beijing Universities (No.20210085Z0401, No.20210037Z0401)

而发现、阻止，甚至破坏基于隐写的隐蔽通信行为。为了有效遏制隐写的恶意使用，近年来，隐写分析受到了国内外学术界的广泛关注和高度重视。

JPEG (joint photographic experts group) 是一种常见的图像格式，在互联网上被广泛使用，具有冗余空间充足、应用普遍等特点，是一种良好的隐写载体。因此，基于 JPEG 图像的隐写与隐写分析研究有着重要的实际意义，已成为当前研究的热点。近年来，基于“STC (syndrome-trellis codes) 编码^[1]+失真代价函数”框架的 JPEG 图像自适应隐写^[2-9]已成为 JPEG 图像隐写的主流。这类隐写可将秘密信息的嵌入位置限制在图像中难以建模的纹理和噪声区域，具有很强的抗检测性，给 JPEG 图像隐写分析带来了巨大的挑战。早期的 JPEG 图像隐写分析方法，如 PEV^[10]、JRM (JPEG rich model)^[11]，在 DCT (discrete cosine transform) 域上构造特征，面对 JPEG 图像自适应隐写时难以得到满意的检测结果。后来，研究者发现 JPEG 解压缩后空域的统计特性对 JPEG 图像自适应隐写更敏感，因此开始在 JPEG 解压缩后空域图像上结合 JPEG 相位信息构造特征，典型方法包括 DCTR (DCT residual)^[12]、PHARM (phase-aware projection model)^[13]、GFR (Gabor filter residual)^[14]。这类方法较早期的 JPEG 图像隐写分析方法具有较大优势。

在隐写分析中，残差有助于抑制图像内容、放大隐写信号。隐写分析特征往往是在残差图像上构建的。因此，残差图像的多样性对隐写检测结果至关重要。但是，DCTR、PHARM、GFR 这些当前主流的 JPEG 图像隐写分析方法中残差图像生成方式较单一，都只使用线性滤波器得到残差图像，导致残差图像多样性不足，影响隐写检测的性能。线性和非线性滤波的结合在空域隐写分析的残差图像生成中起到十分重要的作用。例如，SRM (spatial rich model)^[15]、TLBP (threshold local binary pattern)^[16]等都使用了线性和非线性残差图像。因此，JPEG 图像隐写分析有必要引入非线性滤波方法得到残差图像。

本文将非线性滤波推广到 JPEG 图像隐写分析以增加残差图像的多样性，在现有使用线性滤波的 JPEG 图像隐写分析方法的基础上，提出非线性滤波策略，生成非线性残差图像并提取特征。大量实验表明，结合线性和非线性残差图像能够有效地提升 JPEG 图像隐写检测性能。本文的主要贡献如下。

1) 将非线性残差图像应用于 JPEG 图像隐写分析。提出 JPEG 图像隐写分析非线性滤波策略，得到非线性残差图像，丰富残差图像的类型。线性和非线性残差图像的结合有助于更全面地捕获隐写对载体图像统计特性的影响，从而提升 JPEG 图像隐写检测性能。

2) 提出低计算复杂度的非线性残差图像生成方法。本文提出的非线性残差图像生成方法不需要引入额外的线性滤波操作，只需利用现有 JPEG 图像隐写分析方法中已有的线性残差图像。挑选现有 JPEG 图像隐写分析方法中具有几何变换关系的线性滤波器，将对应的线性残差图像设为一组，对其进行取小和取大运算，得到非线性残差图像。在没有明显增加计算复杂度的情况下，在现有 JPEG 图像隐写分析方法得到线性残差图像的同时，即可得到非线性残差图像。

3) 提出适配非线性滤波的对称合并方法。JPEG 图像隐写分析采用非线性滤波的一个难点在于对称合并方法的设计。JPEG 图像隐写分析在提取各个 JPEG 相位对应的直方图特征后，需要根据对称性对其进行合并。由于非线性滤波引入了非线性，因此无法使用原先的对称合并方法。针对非线性残差图像，本文设计了合适的对称合并方法，不仅将取小残差图像与相应取大残差图像相同 JPEG 相位的直方图特征进行了合并，还进一步合并了不同 JPEG 相位的直方图特征，并通过实验验证了其合理性。

1 相关工作

本文所提方法是在当前主流的 JPEG 图像隐写分析方法 DCTR、PHARM、GFR 的基础上实现的。因此，本节主要对 DCTR、PHARM、GFR 隐写分析方法进行简要介绍。这 3 种 JPEG 图像隐写分析方法都是在 JPEG 解压缩后空域图像上提取特征的，遵循相同的特征提取流程。具体特征提取步骤如下。

- 1) 将 JPEG 图像解压缩至空域。
- 2) 构造线性滤波器，将其与解压缩后空域图像进行滤波，得到线性残差图像。
- 3) 利用 JPEG 相位对线性残差图像进行隔 8 降采样操作得到子图像，并提取子图像的一阶直方图特征。
- 4) 根据对称性，合并子图像直方图特征。
- 5) 拼接合并后的直方图特征，形成最终的隐写分析特征。

这 3 种 JPEG 图像隐写分析方法的区别在于采用了不同的线性滤波器。DCTR、PHARM、GFR 分别采用了 DCT 滤波核、线性高通滤波器+随机投影矩阵、Gabor 滤波核进行滤波。

1) DCTR 使用 64 个 8×8 的二维 DCT 滤波核 $B^{(i,j)} = (B_{mn}^{(i,j)})$, 频率系数 $0 \leq i, j \leq 7, 0 \leq m, n \leq 7$ 。

$$B_{mn}^{(i,j)} = \frac{w_i w_j}{4} \cos \frac{\pi i (2m+1)}{16} \cos \frac{\pi j (2n+1)}{16} \quad (1)$$

其中, $w_0 = \frac{1}{\sqrt{2}}, w_i = 1 (i > 0), w_j = 1 (j > 0)$ 。

2) PHARM 先选择 SRM 中的 7 种线性高通滤波器 $K^{(\mu)}$ ($1 \leq \mu \leq 7$) 进行滤波。接下来, 对于滤波后的图像, 除了直接使用 900 个随机投影矩阵 $\Pi^{(\nu)}$ ($1 \leq \nu \leq 900$) 进行滤波, 还使用 $\Pi^{(\nu)}$ 的水平翻转 $\Pi_{\text{flip}}^{(\nu)}$ 、垂直翻转 $\Pi_{\text{flipud}}^{(\nu)}$ 、 180° 旋转 $\Pi_{\text{rot180}}^{(\nu)}$ 进行滤波。其中, 随机投影矩阵 $\Pi^{(\nu)}$ 的元素为标准正态随机变量的独立观察值, 且归一化到单位 F-范数。

3) GFR 使用 256 个 8×8 的二维 Gabor 滤波核 $G^{(\phi, \sigma, \theta)} = (G_{mn}^{(\phi, \sigma, \theta)})$, Gabor 滤波核的相位参数 $\phi \in \left\{0, \frac{\pi}{2}\right\}$, 尺度参数 $\sigma \in \{0.5, 0.75, 1, 1.25\}$, 方向参数 $\theta \in \left\{0, \frac{\pi}{32}, \dots, \frac{31\pi}{32}\right\}, 0 \leq m, n \leq 7$ 。

$$G_{mn}^{(\phi, \sigma, \theta)} = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \phi\right) \quad (2)$$

其中, $x' = x \cos \theta + y \sin \theta, y' = -x \sin \theta + y \cos \theta, x = -\frac{7}{2} + m, y = -\frac{7}{2} + n, \lambda = 1.78\sigma, \gamma = 0.5$ 。

同时, 由于滤波器的不同, 这 3 种 JPEG 图像隐写分析方法的对称合并也是不同的。值得注意的是, GFR 不恰当地使用了 DCTR 的对称合并方法,

文献[17]对其进行了修正。文献[18]指出 DCTR 在对称合并过程中还可利用 DCT 滤波核的转置对称性。

2 本文方法

2.1 计算框架

受空域隐写分析启发, 本文将非线性滤波推广到 JPEG 图像隐写分析, 在采用线性滤波的 JPEG 图像隐写分析方法的基础上, 提出相应的非线性滤波策略, 得到非线性残差图像上提取的隐写分析特征, 如图 1 所示。下面详细介绍基于非线性残差的 JPEG 图像隐写的计算框架。

1) 非线性残差图像生成。空域隐写分析方法的非线性滤波往往为最小和最大滤波, 即先采用同类型不同方向的多个线性滤波器进行滤波, 再对生成的线性残差图像进行取小和取大运算来得到非线性残差图像, 例如 SRM 中残差图像 minmax41, TLBP 中残差图像 $R_{D_{4,2}}^{\max}$ 、 $R_{D_{4,2}}^{\min}$ 。受此启发, 本文也使用最小和最大滤波。考虑到线性滤波操作需要花费大量计算时间, 本文的非线性滤波策略既不重新构造线性滤波器, 也不重新生成线性残差图像, 而是将非线性残差图像视作现有 JPEG 图像隐写分析方法的“副产物”, 充分利用现有 JPEG 图像隐写分析方法中已生成的线性残差图像。具体地, 挑选具有几何变换关系的线性滤波器, 将对应的线性残差图像组成一组, 对其采用逐像素取小和取大运算, 不需要过多的计算开销就能得到非线性残差图像 $U_{\min}^{(*)}$ 和 $U_{\max}^{(*)}$ 。

2) 子图像直方图特征提取。由于 JPEG 图像具有分块压缩的特点, 解压后空域图像像素的统计特性并不是空间不变的, 而是依赖于其在 8×8 块的相对位置。因此, 不同 JPEG 相位对应的统计特性

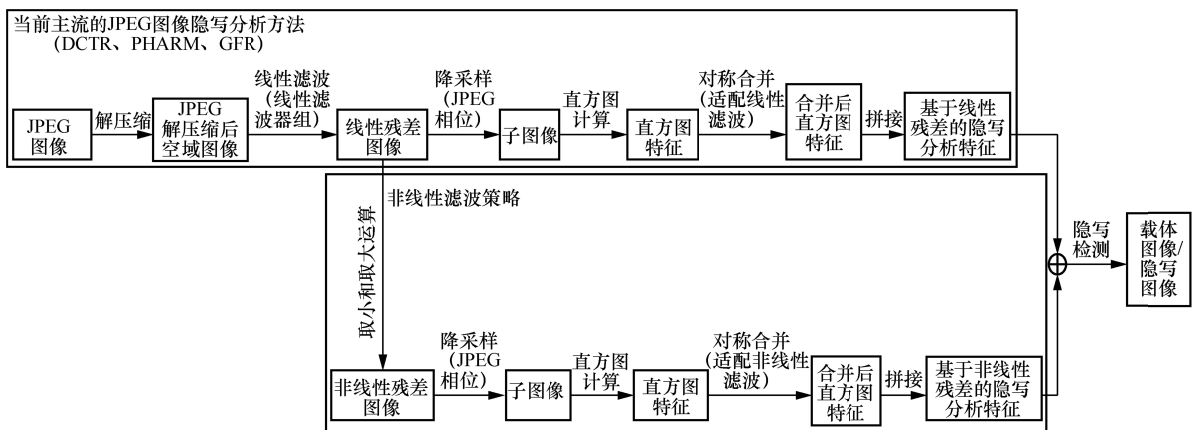


图 1 结合线性和非线性残差的 JPEG 图像隐写分析

是不同的。现有 JPEG 图像隐写分析方法在线性残差图像上提取特征时都会结合 JPEG 相位信息。本文的非线性残差图像是多个线性残差图像逐像素运算得到的，并没有混淆其 JPEG 相位信息。因此，在非线性残差图像上提取特征时，也需要考虑 JPEG 相位信息。具体地，不同于直接从整幅非线性残差图像中提取直方图特征，而是先根据 JPEG 相位 (a,b) ，对非线性残差图像 $U_{\min}^{(*)}$ 和 $U_{\max}^{(*)}$ 进行隔 8 降采样操作，再从子图像 $U_{\min}^{(*) (a,b)}$ 和 $U_{\max}^{(*) (a,b)}$ 中提取直方图特征 $h_{\min}^{(*) (a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(*) (a,b)}$ ， $0 \leq a, b \leq 7$ 。

$$h_{\min}^{(*) (a,b)}(k) = \frac{1}{\|U_{\min}^{(*) (a,b)}\|} \sum_{u \in U_{\min}^{(*) (a,b)}} \left[Q_T \left(\frac{u}{q} \right) = k \right] \quad (3)$$

$$h_{\max}^{(*) (a,b)}(k) = \frac{1}{\|U_{\max}^{(*) (a,b)}\|} \sum_{u \in U_{\max}^{(*) (a,b)}} \left[Q_T \left(\frac{u}{q} \right) = k \right] \quad (4)$$

其中， $\|\cdot\|$ 表示取集合中元素个数； q 表示量化步长； $Q_T(\cdot)$ 表示量化取整函数，子图像中任一像素 u 被量化取整到 $\{-T, -T+1, \dots, 0, \dots, T-1, T\}$ ， T 表示截断阈值； $[\cdot]$ 表示艾弗森括号，如果满足括号内的条件则为 1，不满足则为 0。

3) 特征对称合并。根据自然图像的统计对称性，可对隐写分析特征进行对称合并。合适的合并方法不但可以减少特征维数，而且可以增加特征的稳健性。但是，不合适的合并方法会混淆不同统计特性的特征，造成隐写检测性能的下降。由于取小和取大运算的非线性，原先的对称合并方法不再适用，本文需要重新设计合适的对称合并方法。具体地，一方面，由于 $\min(X) = -\max(-X)$ ， X 为实数空间上的有限集合，可以将 $U_{\min}^{(*)}$ 和 $U_{\max}^{(*)}$ 相同相位的直方图进行合并；另一方面，可以将同一非线性残差图像不同相位的直方图进行合并，由于取小和取大运算把多个线性残差图像合成一个非线性残差图像，同一非线性残差图像合并相位可视作各个线性残差图像合并相位的并集 Ω 。因此，适配非线性滤波的对称合并方法可以描述为

$$h_{\min}^{(*) (a,b)}(k) \leftarrow \sum_{(\alpha, \beta) \in \Omega} h_{\min}^{(*) (\alpha, \beta)}(k) + \sum_{(\alpha, \beta) \in \Omega} h_{\max}^{(*) (\alpha, \beta)}(-k) \quad (5)$$

3.2 节将通过实验验证所提对称合并方法的合理性。

最后，将合并后的直方图特征拼接成最终的隐写分析特征。现有的 JPEG 图像隐写分析特征是从线性残差图像上提取的，而本文所提方法可从非线性

残差图像上提取隐写分析特征。将两者结合可以有效地增加隐写分析特征的多样性，提高 JPEG 图像隐写检测成功率。3.3 节将通过一系列实验进行验证。

下面将分别详细介绍 DCTR、PHARM、GFR 隐写分析方法的非线性滤波策略。

2.2 DCTR 的非线性滤波策略

本节将在 DCTR 隐写分析方法的基础上提出相应的非线性滤波策略。

步骤 1 非线性残差图像生成。DCTR 隐写分析方法使用 64 个 8×8 大小的 DCT 滤波核得到线性残差图像。从式(1)可以看出，在 DCTR 使用的 DCT 滤波核中， $B^{(i,j)}$ 和 $B^{(j,i)}$ 之间存在转置关系， $0 \leq i < j \leq 7$ 。从 DCTR 已有的线性残差图像中将 $B^{(i,j)}$ 和 $B^{(j,i)}$ 对应的 $U^{(i,j)}$ 和 $U^{(j,i)}$ 组成一组，用于非线性运算，共有 $1+2+\dots+7=28$ 组。

对线性残差图像 $U^{(i,j)}$ 和 $U^{(j,i)}$ 采用逐像素取小和取大运算，得到非线性残差图像组 $U_{\min}^{(i,j)}$ 和 $U_{\max}^{(i,j)}$ ，共有 28 组。

$$U_{\min}^{(i,j)} = \min(U^{(i,j)}, U^{(j,i)}) \quad (6)$$

$$U_{\max}^{(i,j)} = \max(U^{(i,j)}, U^{(j,i)}) \quad (7)$$

步骤 2 子图像直方图特征提取。根据 JPEG 相位 (a,b) ，对非线性残差图像 $U_{\min}^{(i,j)}$ 和 $U_{\max}^{(i,j)}$ 进行隔 8 降采样操作，分别得到子图像 $U_{\min}^{(i,j)(a,b)}$ 和 $U_{\max}^{(i,j)(a,b)}$ ， $0 \leq a, b \leq 7$ 。

根据式(3)和式(4)，从子图像 $U_{\min}^{(i,j)(a,b)}$ 和 $U_{\max}^{(i,j)(a,b)}$ 中提取一阶直方图特征 $h_{\min}^{(i,j)(a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(i,j)(a,b)}$ ，其维数设为 5，与原始 DCTR 每个直方图的维数相同，此时截断阈值取 2。

步骤 3 特征对称合并。由文献[18]可知，线性残差图像 $U^{(i,j)}$ 的 (a,b) 、 $(8-a, 8-b)$ 、 $(8-a, b)$ 、 $(a, 8-b)$ 相位的直方图和 $U^{(j,i)}$ 的 (b,a) 、 $(8-b, 8-a)$ 、 $(b, 8-a)$ 、 $(8-b, a)$ 相位的直方图可合并，因而非线性残差图像 $U_{\min}^{(i,j)}$ 或 $U_{\max}^{(i,j)}$ 的合并相位为这些相位的并集 $\Omega = \{(a,b), (8-a, 8-b), (8-a, b), (a, 8-b), (b,a), (8-b, 8-a), (b, 8-a), (8-b, a)\}$ ，如果 $8-a$ 和 $8-b$ 小于 0 或者大于 7，那么 $8-a = \text{mod}(8-a, 8)$ ， $8-b = \text{mod}(8-b, 8)$ 。

根据式(5)进行对称合并，每组非线性残差图像 $U_{\min}^{(i,j)}$ 和 $U_{\max}^{(i,j)}$ 的 $2 \times 64 = 128$ 个直方图可合并至 15 个。

步骤 4 根据步骤 1~步骤 3，得到 28 组非线性残差图像对应的全部直方图特征，拼接形成最终的

隐写分析特征，称为 DCTRmmmx，其维数为 $28 \times 15 \times 5 = 2100$ 。

2.3 PHARM 的非线性滤波策略

本节将在 PHARM 隐写分析方法的基础上提出相应的非线性滤波策略。

步骤 1 非线性残差图像生成。PHARM 隐写分析方法在选择 SRM 中的线性高通滤波器 $\mathbf{K}^{(\mu)}$ 进行滤波之后，使用 $r \times s$ 大小的投影矩阵 $\mathbf{\Pi}^{(v)}$ 及其变形 $\mathbf{\Pi}_{\text{fliplr}}^{(v)}$ 、 $\mathbf{\Pi}_{\text{flipud}}^{(v)}$ 、 $\mathbf{\Pi}_{\text{rot180}}^{(v)}$ 进行滤波。从 PHARM 已有的线性残差图像中，将它们对应的 $\mathbf{U}^{(\mu,v)}$ 、 $\mathbf{U}_{\text{fliplr}}^{(\mu,v)}$ 、 $\mathbf{U}_{\text{flipud}}^{(\mu,v)}$ 、 $\mathbf{U}_{\text{rot180}}^{(\mu,v)}$ 组成一组，用于非线性运算，共有 $7 \times 900 = 6300$ 组。

对线性残差图像 $\mathbf{U}^{(\mu,v)}$ 、 $\mathbf{U}_{\text{fliplr}}^{(\mu,v)}$ 、 $\mathbf{U}_{\text{flipud}}^{(\mu,v)}$ 、 $\mathbf{U}_{\text{rot180}}^{(\mu,v)}$ 采用逐像素取小和取大运算，得到非线性残差图像组 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\mu,v)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\mu,v)}$ ，共有 6300 组。

$$\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\mu,v)} = \min(\mathbf{U}^{(\mu,v)}, \mathbf{U}_{\text{fliplr}}^{(\mu,v)}, \mathbf{U}_{\text{flipud}}^{(\mu,v)}, \mathbf{U}_{\text{rot180}}^{(\mu,v)}) \quad (8)$$

$$\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\mu,v)} = \max(\mathbf{U}^{(\mu,v)}, \mathbf{U}_{\text{fliplr}}^{(\mu,v)}, \mathbf{U}_{\text{flipud}}^{(\mu,v)}, \mathbf{U}_{\text{rot180}}^{(\mu,v)}) \quad (9)$$

步骤 2 子图像直方图特征提取。根据 JPEG 相位 (a,b) ，对非线性残差图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\mu,v)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\mu,v)}$ 进行隔 8 降采样操作，分别得到子图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\mu,v)(a,b)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\mu,v)(a,b)}$ ， $0 \leq a, b \leq 7$ 。

根据式(3)和式(4)，从子图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\mu,v)(a,b)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\mu,v)(a,b)}$ 中提取一阶直方图特征 $\mathbf{h}_{\text{min}}^{(\mu,v)(a,b)}$ 和 $\mathbf{h}_{\text{max}}^{(\mu,v)(a,b)}$ ，其维数设为 2，与原始 PHARM 每个直方图的维数相同，此时截断阈值取 1。

步骤 3 特征对称合并。由文献[13]可知，线性残差图像 $\mathbf{U}^{(\mu,v)}$ 的 (a,b) 相位的直方图、 $\mathbf{U}_{\text{fliplr}}^{(\mu,v)}$ 的 $(a,8-s-b)$ 相位的直方图、 $\mathbf{U}_{\text{flipud}}^{(\mu,v)}$ 的 $(8-r-a,b)$ 相位的直方图、 $\mathbf{U}_{\text{rot180}}^{(\mu,v)}$ 的 $(8-r-a,8-s-b)$ 相位的直方图可合并，因而非线性残差图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\mu,v)}$ 或 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\mu,v)}$ 的合并相位为这些相位的并集 $\Omega = \{ (a,b), (8-r-a,8-s-b), (a,8-s-b), (8-r-a,b) \}$ ， r 和 s 分别为随机投影矩阵的垂直和水平尺寸且 $1 \leq r, s \leq 8$ ，如果 $8-r-a$ 和 $8-s-b$ 小于 0 或者大于 7，那么 $8-r-a = \text{mod}(8-r-a, 8)$ ， $8-s-b = \text{mod}(8-s-b, 8)$ 。

值得注意的是，不同于 DCTR 和 GFR，PHARM 并不使用残差图像全部 64 个相位的直方图特征。因此，在 PHARM 的非线性滤波策略中，只对 PHARM 随机选择的某个相位及其相关相位的直方

图进行合并。根据式(5)进行对称合并，合并后每组非线性残差图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\mu,v)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\mu,v)}$ 对应一个直方图。

步骤 4 根据步骤 1~步骤 3，得到 6300 组非线性残差图像对应的全部直方图特征，拼接形成最终的隐写分析特征，称为 PHARMmmmx，其维数为 $6300 \times 1 \times 2 = 12600$ 。

2.4 GFR 的非线性滤波策略

本节将在 GFR 隐写分析方法的基础上提出相应的非线性滤波策略。

步骤 1 非线性残差图像生成。GFR 隐写分析方法使用 256 个 8×8 大小的 Gabor 滤波核得到线性残差图像。从式(2)可以看出，Gabor 滤波核 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_1)}$ 、 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_2)}$ 、 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_3)}$ 、 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_4)}$ 之间存在旋转关系。在 GFR 的非线性滤波策略中，若遍历 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_1)}$ 、 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_2)}$ 、 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_3)}$ 、 $\mathbf{G}^{(\phi,\sigma,\theta_4)}$ 的组合，则共有 C_{32}^4 种取法，会造成最终特征维数过高。因此，在 GFR 的非线性滤波策略中，选择 $\theta_1 = \pi - \theta_4$ ， $\theta_2 = \frac{\pi}{2} - \theta_4$ ， $\theta_3 = \frac{\pi}{2} + \theta_4$ ， $\theta_4 \in \left\{ 0, \frac{\pi}{32}, \dots, \frac{\pi}{4} \right\}$ ，共有 9 种取法。从 GFR 已有的线性残差图像中，将它们对应的 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_1)}$ 、 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_2)}$ 、 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_3)}$ 、 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_4)}$ 组成一组，用于非线性运算，共有 $2 \times 4 \times 9 = 72$ 组。

对线性残差图像 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_1)}$ 、 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_2)}$ 、 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_3)}$ 、 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_4)}$ 采用逐像素取小和取大运算，得到非线性残差图像组 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\phi,\sigma)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\phi,\sigma)}$ ，共有 72 组。

$$\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\phi,\sigma)} = \min(\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_1)}, \mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_2)}, \mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_3)}, \mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_4)}) \quad (10)$$

$$\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\phi,\sigma)} = \max(\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_1)}, \mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_2)}, \mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_3)}, \mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_4)}) \quad (11)$$

步骤 2 子图像直方图特征提取。根据 JPEG 相位 (a,b) ，对非线性残差图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\phi,\sigma)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\phi,\sigma)}$ 进行隔 8 降采样操作，分别得到子图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ ， $0 \leq a, b \leq 7$ 。

根据式(3)和式(4)，从子图像 $\mathbf{U}_{\text{min}}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ 和 $\mathbf{U}_{\text{max}}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ 中提取一阶直方图特征 $\mathbf{h}_{\text{min}}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ 和 $\mathbf{h}_{\text{max}}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ ，其维数设为 5，与原始 GFR 每个直方图的维数相同，此时截断阈值取 2。

步骤 3 特征对称合并。由文献[17]可知，线性残差图像 $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_1)}$ 的 (a,b) 、 $(8-a,8-b)$ 相位的直方图， $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_2)}$ 的 $(b,8-a)$ 、 $(8-b,a)$ 相位的直方图， $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_3)}$ 的 (b,a) 、 $(8-b,8-a)$ 相位的直方图， $\mathbf{U}^{(\phi,\sigma,\theta_4)}$ 的 $(8-a,b)$ 、 $(a,8-b)$ 相位的直方图可合并，因而非

线性残差图像 $U_{\min}^{(\phi,\sigma)}$ 或 $U_{\max}^{(\phi,\sigma)}$ 的合并相位为这些相位的并集 $\Omega = \{ (a,b), (8-a,8-b), (8-a,b), (a,8-b), (b,a), (8-b,8-a), (b,8-a), (8-b,a) \}$ ，如果 $8-a$ 和 $8-b$ 小于 0 或者大于 7，那么 $8-a = \text{mod}(8-a,8)$ ， $8-b = \text{mod}(8-b,8)$ 。

根据式(5)进行对称合并，每组非线性残差图像 $U_{\min}^{(\phi,\sigma)}$ 和 $U_{\max}^{(\phi,\sigma)}$ 的 $2 \times 64 = 128$ 个直方图可合并至 15 个。

步骤 4 根据步骤 1~步骤 3，得到 72 组非线性残差图像对应的全部直方图特征后，拼接形成最终的隐写分析特征，称为 GFRmmx，其维数为 $72 \times 15 \times 5 = 5400$ 。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

实验采用常用的隐写分析图像库 BOSSbase^[19]，其中包括 10 000 幅 512 像素 \times 512 像素的灰度图像。首先将 BOSSbase 的 PGM 图像转化为 JPEG 图像作为载体图像。然后应用当前先进的自适应隐写算法 J-UNIWARD^[2]和 UERD^[3]生成不同嵌入率下的隐写图像。分类器选用基于 FLD 的集成分类器^[20]。每次隐写分析测试均随机选取 5 000 对载体/隐写图像用于训练，剩余 5 000 对图像用于测试。采用检测错误率 $P_E = \frac{1}{2}(P_{FA} + P_{MD})$ 来衡量隐写检测性能，其中， P_{FA} 和 P_{MD} 分别表示虚警率和漏检率。每次实验需进行 10 次隐写分析测试，并取平均检测错误率 \bar{P}_E 作为最终结果。

3.2 对称合并方法合理性验证

在 JPEG 图像隐写分析中，特征的对称合并

非常重要。本文提出了适配非线性滤波的对称合并方法。本节将通过实验验证所提对称合并方法的合理性。

1) 验证 DCTRmmx 对称合并方法的合理性。在 DCTR 的非线性滤波策略的步骤 3 中，将各个非线性残差图像 $U_{\min}^{(i,j)}$ 的 (a,b) 相位的直方图 $h_{\min}^{(i,j)(a,b)}$ 进行拼接，得到 $h_{\min}^{(a,b)} = \bigcup_{i,j} h_{\min}^{(i,j)(a,b)}$ 。类似地，可以得到

$$h_{\max}^{(a,b)} = \bigcup_{i,j} h_{\max}^{(i,j)(a,b)}$$

将 $h_{\min}^{(a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(a,b)}$ 合并，得到 $h_{\text{Merged}}^{(a,b)} = h_{\min}^{(a,b)}(k) + h_{\max}^{(a,b)}(-k)$ 。将 $h_{\min}^{(a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(a,b)}$ 拼接，得到 $h_{\text{Concat}}^{(a,b)} = h_{\min}^{(a,b)} \cup h_{\max}^{(a,b)}$ 。

分别使用 $h_{\text{Merged}}^{(a,b)}$ 和 $h_{\text{Concat}}^{(a,b)}$ 进行隐写检测，得到检测错误率 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(a,b)})$ 和 $\bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)})$ 。若 2 个特征合并后的检测性能与拼接后的检测性能非常接近，则该合并是可行的。在本次实验中， $(a,b) = (1,2)$ ，质量因子为 75，隐写算法为 0.4 bpnzAC 的 J-UNIWARD，得到 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(1,2)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(1,2)}) = -0.005 \approx 0$ ，验证了合并 $U_{\min}^{(i,j)}$ 和 $U_{\max}^{(i,j)}$ 相同相位直方图的合理性。

接下来，先将 2 个不同 JPEG 相位的直方图合并 ($h_{\text{Merged}}^{(a,b)(c,d)} = h_{\text{Merged}}^{(a,b)}(k) + h_{\text{Merged}}^{(c,d)}(k)$)，进行隐写检测，得到 $\bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)(c,d)})$ 。再将这 2 个 JPEG 相位的直方图拼接 ($h_{\text{Concat}}^{(a,b)(c,d)} = h_{\text{Merged}}^{(a,b)} \cup h_{\text{Merged}}^{(c,d)}$)，进行隐写检测，得到 $\bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)(c,d)})$ 。将 2 次隐写检测的结果进行比较。在本次实验中， $(a,b) = (1,2)$ ， $c,d \in \{0,1,\dots,7\}$ ，质量因子为 75，隐写算法为 0.4 bpnzAC 的 J-UNIWARD，得到对应各个 (c,d) 的 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(1,2)(c,d)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(1,2)(c,d)})$ ，如表 1 所示。

表 1 DCTR 的非线性滤波策略中的 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(1,2)(c,d)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(1,2)(c,d)})$

c	d							
	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0.023	0.043	0.034	0.056	0.047	0.057	0.030	0.037
1	0.036	0.051	0.000	0.057	0.033	0.055	0.004	0.040
2	0.030	0.002	0.039	0.032	0.018	0.033	0.027	0.009
3	0.040	0.038	0.023	0.043	0.023	0.042	0.015	0.041
4	0.050	0.033	0.020	0.025	0.029	0.025	0.021	0.033
5	0.040	0.044	0.019	0.042	0.024	0.041	0.021	0.040
6	0.030	0.008	0.029	0.028	0.018	0.035	0.036	0.003
7	0.027	0.039	0.009	0.046	0.028	0.050	-0.001	0.040

由表 1 可知,在 DCTR 的非线性滤波策略中, JPEG 相位 (1,2)、(7,6)、(7,2)、(1,6)、(2,1)、(6,7)、(2,7)、(6,1) 对应的直方图特征是可合并的,这与 $U_{\min}^{(i,j)}$ 或 $U_{\max}^{(i,j)}$ 中相位 (1,2) 对应的合并相位并集 Ω 是一致的。

综上所述, DCTR 的非线性滤波策略中提出的对称合并方法是合理的。

2) 验证 PHARMmmmx 对称合并方法的合理性。在 PHARM 的非线性滤波策略的步骤 3 中,将各个非线性残差图像 $U_{\min}^{(\mu,\nu)}$ 的 (a,b) 相位的直方图 $h_{\min}^{(\mu,\nu)(a,b)}$ 进行拼接,得到 $h_{\min}^{(a,b)} = \bigcup_{\mu,\nu} h_{\min}^{(\mu,\nu)(a,b)}$ 。类似地,可以得到

$$h_{\max}^{(a,b)} = \bigcup_{\mu,\nu} h_{\max}^{(\mu,\nu)(a,b)}$$

将 $h_{\min}^{(a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(a,b)}$ 合并,得到 $h_{\text{Merged}}^{(a,b)}$ 。

将 $h_{\min}^{(a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(a,b)}$ 拼接,得到 $h_{\text{Concat}}^{(a,b)}$ 。

分别使用 $h_{\text{Merged}}^{(a,b)}$ 和 $h_{\text{Concat}}^{(a,b)}$ 进行隐写检测,得到检测错误率 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(a,b)})$ 和 $\bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)})$ 。在本次实验中, $(a,b) = (1,2)$, 质量因子为 75, 隐写算法为 0.4 bpnzAC 的 J-UNIWARD, 得到 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(1,2)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(1,2)}) = -0.004 \approx 0$, 验证了合并 $U_{\min}^{(\mu,\nu)}$ 和 $U_{\max}^{(\mu,\nu)}$ 相同相位直方图的合理性。

接下来,先将 (a,b) 相位的直方图分别与 $(8-r-a,8-s-b)$ 、 $(a,8-s-b)$ 和 $(8-r-a,b)$ 相位的直方图合并后进行隐写检测,再将 (a,b) 相位的直方图分别与 $(8-r-a,8-s-b)$ 、 $(a,8-s-b)$ 和 $(8-r-a,b)$ 相位的直方图拼接后进行隐写检测。将 2 次隐写检测的实验结果进行比较。在本次实验中, JPEG 相位 (a,b) 是随机选择的,投影矩阵尺寸 $r \times s$ 也是随机的,质量因子为 75, 隐写算法为 0.4 bpnzAC 的 J-UNIWARD, $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(a,b)(8-r-a,8-s-b)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)(8-r-a,8-s-b)}) = 0.008 \approx 0$,

$$\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(a,b)(a,8-s-b)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)(a,8-s-b)}) = 0.005 \approx 0,$$

$$\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(a,b)(8-r-a,b)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)(8-r-a,b)}) = -0.001 \approx 0,$$

表明在 PHARM 的非线性滤波策略中, JPEG 相位 (a,b) 、 $(8-r-a,8-s-b)$ 、 $(a,8-s-b)$ 、 $(8-r-a,b)$ 对应的直方图特征是可合并的,这与 $U_{\min}^{(\mu,\nu)}$ 或 $U_{\max}^{(\mu,\nu)}$ 中合并相位并集 Ω 是一致的。

综上所述, PHARM 的非线性滤波策略中提出的对称合并方法是合理的。

3) 验证 GFRmmmx 对称合并方法的合理性。在 GFR 的非线性滤波策略的步骤 3 中,将各个非线性残差图像 $U_{\min}^{(\phi,\sigma)}$ 的 (a,b) 相位的直方图 $h_{\min}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ 进行拼接,得到 $h_{\min}^{(a,b)} = \bigcup_{\phi,\sigma} h_{\min}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$ 。类似地,可以得到

$$h_{\max}^{(a,b)} = \bigcup_{\phi,\sigma} h_{\max}^{(\phi,\sigma)(a,b)}$$

将 $h_{\min}^{(a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(a,b)}$ 合并,得到 $h_{\text{Merged}}^{(a,b)}$ 。

将 $h_{\min}^{(a,b)}$ 和 $h_{\max}^{(a,b)}$ 拼接,得到 $h_{\text{Concat}}^{(a,b)}$ 。

分别使用 $h_{\text{Merged}}^{(a,b)}$ 和 $h_{\text{Concat}}^{(a,b)}$ 进行隐写检测,得到检测错误率 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(a,b)})$ 和 $\bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)})$ 。在本次实验中, $(a,b) = (1,2)$, 质量因子为 75, 隐写算法为 0.4 bpnzAC 的 J-UNIWARD, 得到 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(1,2)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(1,2)}) = -0.004 \approx 0$, 验证了合并 $U_{\min}^{(\phi,\sigma)}$ 和 $U_{\max}^{(\phi,\sigma)}$ 相同相位直方图的合理性。

接下来,先将 2 个不同 JPEG 相位的直方图合并后进行隐写检测,得到 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(a,b)(c,d)})$ 。再将这 2 个 JPEG 相位的直方图拼接后进行隐写检测,得到 $\bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(a,b)(c,d)})$ 。将 2 次隐写检测的结果进行比较。在本次实验中, $(a,b) = (1,2)$, $c, d \in \{0, 1, \dots, 7\}$, 质量因子为 75, 隐写算法为 0.4 bpnzAC 的 J-UNIWARD, 得到对应各个 (c,d) 的 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(1,2)(c,d)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(1,2)(c,d)})$, 如表 2 所示。

表 2

GFR 的非线性滤波策略中的 $\bar{P}_E(h_{\text{Merged}}^{(1,2)(c,d)}) - \bar{P}_E(h_{\text{Concat}}^{(1,2)(c,d)})$

c	d							
	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0.023	0.019	0.010	0.061	0.055	0.060	0.012	0.019
1	0.022	0.030	0.000	0.086	0.061	0.068	-0.003	0.026
2	0.017	0.000	0.027	0.060	0.060	0.053	0.029	0.000
3	0.057	0.056	0.062	0.065	0.068	0.071	0.049	0.053
4	0.060	0.053	0.062	0.069	0.054	0.063	0.058	0.047
5	0.051	0.050	0.049	0.070	0.060	0.070	0.047	0.050
6	0.018	0.000	0.028	0.050	0.059	0.051	0.022	0.001
7	0.019	0.023	-0.003	0.069	0.052	0.069	-0.003	0.022

由表 2 可知, 在 GFR 的非线性滤波策略中, JPEG 相位 (1,2)、(7,6)、(7,2)、(1,6)、(2,1)、(6,7)、(2,7)、(6,1) 对应的直方图特征是可合并的, 这与 $U_{\min}^{(\phi,\sigma)}$ 或 $U_{\max}^{(\phi,\sigma)}$ 中相位 (1,2) 对应的合并相位并集 Ω 是一致的。

综上所述, GFR 的非线性滤波策略中提出的对称合并方法是合理的。

3.3 隐写检测性能分析

为了验证基于非线性残差的 JPEG 图像隐写分析方法的有效性, 对本文提出的 DCTRmnmx、PHARMmnmx、GFRmnmx 进行了大量实验分析。其中, 表 3~表 5 是在质量因子为 75、隐写算法为 0.4bpnzAC 的 J-UNIWARD 的实验条件下进行的。

表 3 给出了原始 DCTR、DCTRmnmx、DCTRspam+mnmx 的检测错误率。其中, DCTRspam+mnmx 表示将原始 DCTR 和 DCTRmnmx 拼接后形成的特征。从表 3 中可以看出, 特征维数较少的 DCTRmnmx 可以取得与原始 DCTR 相似的检测性能。而且, 由于同时使用了线性和非线性残差图像, DCTRspam+mnmx 能够取得更好的检测性能。

表 4 给出了原始 PHARM、PHARMmnmx、PHARMspam+mnmx 的检测错误率。从表 4 中可以看出, PHARMmnmx 可以取得与原始 PHARM 相似的检测性能。PHARMspam+mnmx 将原始

PHARM 和 PHARMmnmx 拼接后, 利用了线性和非线性残差图像, 能够取得更好的检测性能。

表 5 给出了原始 GFR、GFRmnmx、GFRspam+mnmx、GRF (Gabor rich feature) [21] 的检测错误率。从表 5 中可以看出, 与原始 GFR 相比, 特征维数较少的 GFRmnmx 可以取得相似的检测性能。而且, 相较于当前先进的 GRF 特征, 原始 GFR 和 GFRmnmx 拼接后形成的 GFRspam+mnmx 能够取得更好的检测性能。

表 6 给出了原始 DCTR、DCTRspam+mnmx、原始 PHARM、PHARMspam+mnmx、原始 GFR、GFRspam+mnmx 这 6 种隐写分析特征在不同条件下的隐写检测结果。从表 6 中可以看出, 对于不同的质量因子、隐写算法、嵌入率, 结合非线性残差图像后都能明显地提升 JPEG 图像隐写检测性能。例如, 当质量因子为 55, 隐写算法为 0.2 bpnzAC 的 J-UNIWARD 时, 与原始 DCTR 特征相比, DCTRspam+mnmx 的检测精度提高了 1.48%。当质量因子为 95, 隐写算法为 0.3 bpnzAC 的 UERD 时, 与原始 GFR 特征相比, GFRspam+mnmx 的检测精度提高了 0.59%。由此可见, 本文提出的基于非线性残差的 JPEG 图像隐写分析方法是有益的, 有助于增加残差图像的多样性, 更好地捕获隐写对 JPEG 图像统计特性的影响, 从而减少 JPEG 图像隐写检测错误率。

表 3 原始 DCTR、DCTRmnmx、DCTRspam+mnmx 的检测错误率

隐写分析特征	特征维数	滤波方法	\bar{P}_E
原始 DCTR	8 000	线性滤波	0.153 9
DCTRmnmx	2 100	非线性滤波	0.159 8
DCTRspam+mnmx	10 100	线性&非线性滤波	0.143 3

表 4 原始 PHARM、PHARMmnmx、PHARMspam+mnmx 的检测错误率

隐写分析特征	特征维数	滤波方法	\bar{P}_E
原始 PHARM	12 600	线性滤波	0.130 4
PHARMmnmx	12 600	非线性滤波	0.128 6
PHARMspam+mnmx	25 200	线性&非线性滤波	0.118 2

表 5 原始 GFR、GFRmnmx、GFRspam+mnmx、GRF 的检测错误率

隐写分析特征	特征维数	滤波方法	\bar{P}_E
原始 GFR	17 000	线性滤波	0.103 1
GFRmnmx	5 400	非线性滤波	0.101 7
GFRspam+mnmx	22 400	线性&非线性滤波	0.094 5
GRF	92 412	线性滤波	0.095 2

表 6 多种隐写分析特征在不同条件下的检测错误率

质量因子	隐写算法	嵌入率/ bpnzAC	原始 DCTR	DCTRspam+mnmx	原始 PHARM	PHARMspam+mnmx	原始 GFR	GFRspam+mnmx
55	J-UNIWARD	0.05	0.464 1	0.459 6	0.459 8	0.456 1	0.450 1	0.448 7
		0.1	0.411 8	0.406 2	0.388 0	0.385 5	0.383 4	0.376 6
		0.2	0.296 0	0.281 2	0.241 6	0.238 4	0.238 9	0.228 4
		0.3	0.186 1	0.171 7	0.131 9	0.128 0	0.131 2	0.122 9
		0.4	0.107 1	0.096 4	0.066 9	0.062 3	0.066 9	0.060 8
	UERD	0.05	0.461 9	0.455 5	0.454 0	0.448 7	0.445 3	0.440 2
		0.1	0.404 7	0.396 0	0.371 7	0.365 8	0.374 0	0.363 2
		0.2	0.288 5	0.274 7	0.227 6	0.223 4	0.237 7	0.226 0
		0.3	0.185 0	0.171 1	0.123 1	0.119 5	0.138 0	0.129 6
		0.4	0.107 8	0.097 3	0.067 2	0.062 7	0.074 5	0.068 2
75	J-UNIWARD	0.05	0.478 1	0.474 4	0.474 3	0.472 0	0.464 1	0.462 1
		0.1	0.437 8	0.434 3	0.429 3	0.424 0	0.410 8	0.405 6
		0.2	0.338 9	0.331 4	0.319 5	0.309 0	0.2871	0.278 2
		0.3	0.238 2	0.227 7	0.213 1	0.198 7	0.179 5	0.169 1
		0.4	0.153 9	0.143 3	0.130 4	0.118 2	0.103 1	0.094 5
	UERD	0.05	0.468 5	0.465 8	0.469 1	0.465 8	0.464 2	0.461 7
		0.1	0.425 5	0.420 7	0.424 3	0.419 0	0.415 9	0.409 4
		0.2	0.331 3	0.324 8	0.326 8	0.316 0	0.309 9	0.300 3
		0.3	0.246 1	0.237 2	0.237 3	0.223 6	0.217 0	0.209 6
		0.4	0.173 7	0.166 2	0.169 5	0.155 7	0.147 4	0.137 2
95	J-UNIWARD	0.05	0.496 0	0.494 6	0.495 1	0.495 0	0.492 5	0.491 9
		0.1	0.484 7	0.480 1	0.482 8	0.481 0	0.475 1	0.473 9
		0.2	0.440 5	0.434 2	0.442 6	0.436 0	0.422 4	0.418 2
		0.3	0.379 8	0.369 5	0.383 9	0.372 2	0.350 8	0.343 5
		0.4	0.310 0	0.299 1	0.312 8	0.292 1	0.269 4	0.261 7
	UERD	0.05	0.494 4	0.492 2	0.495 2	0.493 2	0.491 4	0.491 3
		0.1	0.481 5	0.476 8	0.483 7	0.480 9	0.473 4	0.472 9
		0.2	0.437 5	0.430 7	0.443 6	0.442 5	0.427 9	0.424 5
		0.3	0.380 5	0.372 1	0.395 2	0.387 4	0.369 4	0.363 5
		0.4	0.313 2	0.305 1	0.334 6	0.322 4	0.299 2	0.289 7

4 结束语

本文将非线性滤波推广到 JPEG 图像隐写分析, 基于当前主流的 JPEG 图像隐写分析方法 DCTR、PHARM、GFR, 提出相应的非线性滤波策略。首先, 从现有 JPEG 图像隐写分析方法的已有线性残差图像中选择合适的图像组, 对其进行取小和取大运算, 得到非线性残差图像。其次, 根据 JPEG 相位, 提取子图像直方图特征。再次, 设计适配非线性滤波的特征对称合并方法。最后, 将合并后的直方图特征拼接形成最终的隐写分析特征, 分别得到 DCTRmnmx、PHARMmnmx、GFRmnmx。实验表明, 在 JPEG 图像隐写分析中, 结合线性和非线性残差图像可以有效地增加残差图像的多样性, 提升隐写检测性能。下一步, 笔者将寻找更有效的非线性滤波策略。同时, 文献[22-24]提到在基于卷积神经网络的图像隐写分析模型中, 预处理层特征图的多样性非常重要, 因此可将本文提出的基于 DCT 滤波核或 Gabor 滤波核的非线性滤波扩展至深度隐写分析模型的预处理层。此外, 借鉴文献[25], 将本文所提方法与基于卷积神经网络的隐写分析方法结合起来提升隐写检测性能也是今后需要进一步研究的。

参考文献:

- [1] FILLER T, JUDAS J, FRIDRICH J. Minimizing additive distortion in steganography using syndrome-trellis codes[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2011, 6(3): 920-935.
- [2] HOLUB V, FRIDRICH J, DENEMARK T. Universal distortion function for steganography in an arbitrary domain[J]. *EURASIP Journal on Information Security*, 2014(1): 1-13.
- [3] GUO L J, NI J Q, SU W K, et al. Using statistical image model for JPEG steganography: uniform embedding revisited[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2015, 10(12): 2669-2680.
- [4] 汤光明, 孙艺, 徐潇雨, 等. 动态更新失真代价的自适应 JPEG 隐写算法[J]. *通信学报*, 2017, 38(9): 1-8.
TANG G M, SUN Y, XU X Y, et al. Adaptive JPEG steganography based on distortion cost updating[J]. *Journal on Communications*, 2017, 38(9): 1-8.
- [5] SU W K, NI J Q, LI X H, et al. A new distortion function design for JPEG steganography using the generalized uniform embedding strategy[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 28(12): 3545-3549.
- [6] HU X L, NI J Q, SHI Y Q. Efficient JPEG steganography using domain transformation of embedding entropy[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2018, 25(6): 773-777.
- [7] CHEN K J, ZHOU H, ZHOU W B, et al. Defining cost functions for adaptive JPEG steganography at the microscale[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14(4): 1052-1066.
- [8] WANG Y F, LI W X, ZHANG W M, et al. BBC: enhanced block boundary continuity on defining non-additive distortion for JPEG steganography[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2021, 31(5): 2082-2088.
- [9] WANG Z C, FENG G R, QIAN Z X, et al. JPEG steganography with content similarity evaluation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022: doi.org/10.1109/TCYB.2022.3155732.
- [10] PEVNY T, FRIDRICH J. Merging Markov and DCT features for multi-class JPEG steganalysis[C]//*Proceeding of Security, Steganography, and Watermarking of Multimedia Contents IX*. Bellingham: SPIE Press, 2007: 28-40.
- [11] KODOVSKY J, FRIDRICH J. Steganalysis of JPEG images using rich models[C]//*Proceeding of Media Watermarking, Security, and Forensics*. Bellingham: SPIE Press, 2012: 81-93.
- [12] HOLUB V, FRIDRICH J. Low-complexity features for JPEG steganalysis using undecimated DCT[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2015, 10(2): 219-228.
- [13] HOLUB V, FRIDRICH J. Phase-aware projection model for steganalysis of JPEG images[C]//*Proceeding of Media Watermarking, Security, and Forensics*. Bellingham: SPIE Press, 2015: 259-269.
- [14] SONG X F, LIU F L, YANG C F, et al. Steganalysis of adaptive JPEG steganography using 2D Gabor filters[C]//*Proceedings of the 3rd ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security*. New York: ACM Press, 2015: 15-23.
- [15] FRIDRICH J, KODOVSKY J. Rich models for steganalysis of digital images[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2012, 7(3): 868-882.
- [16] LI B, LI Z P, ZHOU S J, et al. New steganalytic features for spatial image steganography based on derivative filters and threshold LBP operator[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2018, 13(5): 1242-1257.
- [17] XIA C, GUAN Q X, ZHAO X F, et al. Improving GFR steganalysis features by using Gabor symmetry and weighted histograms[C]//*Proceedings of the 5th ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security*. New York: ACM Press, 2017: 55-66.
- [18] XIA C, GUAN Q X, ZHAO X F, et al. Improved JPEG phase-aware steganalysis features using multiple filter sizes and difference images[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2020, 30(11): 4100-4113.
- [19] BAS P, FILLER T, PEVNY T. "Break our steganographic system": the ins and outs of organizing BOSS[C]//*Proceedings of the 13th International Workshop on Information Hiding*. Berlin: Springer, 2011: 59-70.
- [20] KODOVSKY J, FRIDRICH J, HOLUB V. Ensemble classifiers for

steganalysis of digital media[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(2): 432-444.

- [21] SONG X F, LIU F L, ZHANG Z G, et al. 2D Gabor filters-based steganalysis of content-adaptive JPEG steganography[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(24): 26391-26419.
- [22] YE J, NI J Q, YI Y. Deep learning hierarchical representations for image steganalysis[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2017, 12(11): 2545-2557.
- [23] 史晓裕, 李斌, 谭舜泉. 深度学习空域隐写分析的预处理层[J]. 应用科学学报, 2018, 36(2): 309-320.
SHI X Y, LI B, TAN S Q. Preprocessing layer in spatial steganalysis based on deep learning[J]. Journal of Applied Sciences, 2018, 36(2): 309-320.
- [24] 王晓丹, 李京泰, 宋亚飞. DDAC: 面向卷积神经网络图像隐写分析模型的特征提取方法[J]. 通信学报, 2022, 43(5): 68-81.
WANG X D, LI J T, SONG Y F. DDAC: a feature extraction method for model of image steganalysis based on convolutional neural network[J]. Journal on Communications, 2022, 43(5): 68-81.
- [25] YANG J H, KANG X G, WONG E K, et al. JPEG steganalysis with combined dense connected CNNs and SCA-GFR[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(7): 8481-8495.

[作者简介]



夏超(1987-), 男, 浙江上虞人, 博士, 北京电子科技学院助理研究员, 主要研究方向为信息隐藏。

刘亚奇(1991-), 男, 山西晋城人, 博士, 北京电子科技学院工程师, 主要研究方向为多媒体安全、图像处理。

关晴晓(1984-), 男, 湖南湘潭人, 博士, 集美大学副教授, 主要研究方向为信息隐藏、多媒体安全。

金鑫(1983-), 男, 安徽安庆人, 博士, 北京电子科技学院副教授, 主要研究方向为人工智能与安全。

张艳硕(1979-), 男, 陕西宝鸡人, 博士, 北京电子科技学院副教授, 主要研究方向为密码算法设计、密码协议分析、区块链技术。

许盛伟(1976-), 男, 江西吉安人, 博士, 北京电子科技学院研究员, 主要研究方向为网络安全。