基于 S&P 和 Rec-Net 的图像隐蔽通信主动防御方法

马媛媛[1),2)] 赵颖澳[1)] 张祎[3)] 张倩倩[1),3)] 罗向阳[3)]

[1)](河南师范大学 计算机与信息工程学院, 河南 新乡 453007)

[2)](河南师范大学 河南省教育人工智能与个性化学习重点实验室, 河南 新乡 453007)

[3)](中国人民解放军战略支援部队信息工程大学 信息工程大学河南省网络空间态势感知重点实验室, 郑州 450001)

摘 要 近年来，隐蔽通信在社交网络中的广泛应用加剧了网络安全风险，使得可靠防御面临新的挑战。在防御方面，以往的研究主要集中在隐写检测等被动防御。然而，目前被动防御存在一些漏洞，一方面，在低负载率下，隐写检测的虚警率和漏检率过高，使得隐写检测尚未达到百分百正确率，导致无法可靠判别；另一方面，因在社交网络等现实场景中无法获得载密图像的负载率、质量因子和隐写算法种类等先验知识，导致隐写分析人员难以对秘密信息进行定位和提取。因此，隐写检测为主的被动防御无法及时应对实际应用场景。针对上述问题，本文提出一种针对图像隐写的隐蔽通信主动防御方法，使得在通信双方毫无察觉的情况下彻底阻断秘密信息的传输。首先，分析不同噪声模型对载密图像的破坏程度，选取效果最好的椒盐噪声(salt-and-pepper noise, S&P)进行秘密信息的破坏，得到噪声图像;其次，通过对中值滤波层和高斯滤波层的原理性分析，发现中值滤波层和高斯滤波层适用于恢复噪声图像质量和破坏秘密信息，基于此，设计一个端到端的图像恢复网络(recovery network, Rec-Net)，得到高质量的“干净”图像。Rec-Net 既维持社交网络通信双方传递图像的视觉效果和秘密信息破坏效果，又不改变图像的存储空间大小;最后，鉴于误码率和清除率准则在未知隐写和完整秘密信息序列等先验知识前提下无法度量主动防御效果，本文提出一种新的基于改变率的隐写主动防御图像评价准则，同时能够快捷准确度量图像中秘密信息破坏的主动防御效果。所提方法不仅对不同隐写的隐蔽通信具有通用性，而且满足社交网络实时性要求。实验结果表明，在不同数据集下，本文方法均具有高秘密信息破坏效果和高图像质量，能够达到 100%的防御成功率，阻断社交网络中的隐蔽通信，其中“干净”图像的误码率最高可达到 0.53。同时，在不同负载率的数据集下，本方法与 SC-Net 方法和 AO-Net 方法进行对比，在秘密信息破坏方面各提升 5.61%和 0.56%;在图像质量方面各提升 4.44%和 34.8%.

关键词 主动防御; 鲁棒隐写; 卷积神经网络; S&P 噪声; 隐蔽通信

中图法分类号 TP18

An Active Defense Method for Image Covert Communication Based on S&P and Rec-Net

MA Yuan-Yuan[1),2)] ZHAO Ying-Ao[1)] ZHANG Yi[3)] ZHANG Qian-Qian[1),3)] LUO Xiang-Yang[3)]

[1)](Department of Computer and Information Engineering, Henan Normal University, Xinxiang, Henan 453007)

[2)](Engineering Lab of Intelligence Business & Internet of Things, Henan Normal University, Xinxiang, Henan 453007)

[3)](Key Laboratory of Cyberspace Situation Awareness of Henan Province, University, Zhengzhou 450001)

本课题得到河南省优秀青年科学基金(No.222300420058)、国家自然科学基金(No.62002103, 62202495, 62272163, 62172435, U23A20305)、国家重点研发项目(No.2022YFB3102900)、中原科技创新领军人才计划(No.214200510019)、河南省重点研发项目(No.221111321200)资助. 马媛媛(**通信作者**)，博士，副教授，计算机学会(CCF)会员,主要研究领域为网络与信息安全、图像隐写分析、粒计算. 赵颖澳，硕士研究生，计算机学会(CCF)会员,主要研究领域为隐写分析. 张祎，博士，讲师，主要研究领域为图像隐写与分析技术. 张倩倩，博士，讲师，主要研究领域为粗糙集、粒计算. 罗向阳，博士，教授，主要研究领域为网络信息安全、图像隐写、隐写分析.

Abstract In recent years, the wide application of covert communication in social networks has exacerbated network security risks, making reliable defense face new challenges. In terms of defense, previous research mainly focuses on passive defense such as steganalytic. However, there are some loopholes in passive defense. On the one hand, under low payload, the false alarm rate and miss detection rate of steganalytic are too high, so that steganalytic has not yet reached the 100% accuracy rate, resulting in the inability to reliably discriminate. on the other hand, due to the impossibility of obtaining the a priori knowledge of the payload of the stego image, the quality factor, the type of steganography algorithms in the real scenarios such as the social networks. It is difficult for steganalysts to locate and extract secret messages. Therefore, the passive defense based on steganalytic can not cope with the practical application scenarios in a timely manner. To address the above problems, this paper proposes an active defense method for image steganography, which can completely block the transmission of secret messages without the awareness of both parties. Firstly, we analyze the damage degree of different noise models to the stego image, and select the most effective Salt-and-Pepper noise (S&P) to destroy secret messages and obtain the noise image. secondly, we analyze the original rationality of the median and gaussian filter layers, and find that the median and gaussian filter layers are suitable for restoring the quality of noise image and destroying secret messages. Based on this, an end-to-end image recovery network (Rec-Net) is designed to obtain high-quality "clean" image. Rec-Net maintains the visual effect of the image and the effect of destroying secret messages transmitted by both parties in the social networks without changing the size of the image storage space. Finally, given that the bit error rate and removal rate criteria are unable to measure the active defense effect under the premise of a priori knowledge of the unknown steganography and the complete sequence of secret messages, this paper proposes a new active defense steganographic image evaluation criterion based on the change rate. The evaluation criterion can quickly and accurately measure the active defense effect of the destruction of secret messages in the image. The proposed method is not only generalized for covert communications with different steganography, but also meets the real-time requirements of social networks. The experimental results show that the proposed method has high secret messages destruction effect and high image quality in different datasets, and can achieve 100% success rate in blocking covert communication in social networks, and the highest BER of the "clean" image can reach 0.53. Meanwhile, under the datasets with different payloads, this method is compared with the SC-Net method and the AO-Net method, and each of them improves 5.61% and 0.56% in terms of secret messages destruction; and each of them improves 4.44% and 34.8% in terms of image quality.

Key words Active defense; Robust steganography; Convolutional neural network; Salt-and-pepper noise; Covert communication

1 引言

隐写[1]是一门将秘密信息隐藏到图像、视频、文本等载体中进行隐蔽通信的技术。作为图像隐写的对立面，隐写分析[2-5]是对它的防御，它通过对载体进行检测，判断其中是否隐藏秘密信息，以及指出载体中秘密信息的容量和位置，提取秘密信息，甚至破坏秘密信息。根据防御方式不同，本文将其分为被动防御技术和主动防御技术。被动防御技术不修改载密图像的内容,主要包括隐写检测[6]、隐写定位[7-9]、隐写提取等。其中，隐写检测判断图像为载体图像还是载密图像;隐写定位是判断载密图像中秘密信息的位置;隐写提取是通过具体了

解先验知识的前提下从载密图像中提取秘密信息。主动防御技术是对被动防御技术的补充和提升，通过主动修改载密图像内容来破坏秘密信息，利用神经网络的表征能力实现对秘密信息的过滤，阻断社交网络平台中不法用户隐蔽通信。目前，在社交网络等现实场景中载密图像的负载率参数、隐写算法种类等先验知识获取难度较大，使得隐写分析人员对载密图像的检测以及秘密信息的定位和破译较为困难。一方面，被动防御技术对载密图像的检测无法阻止隐蔽通信；另一方面，即使技术人员花费大量时间与精力得到载密图像中的秘密信息，仍然难以保证破译秘密信息的时效性，无法有效阻止隐蔽通信滥用事件发生。因此，在社交网络中隐蔽通信主动防御更具有实际应用优势。

针对隐蔽通信主动防御，研究者已经提出了一些方法。本文将其分为两类，第一类是利用卷积神经网络的主动防御方法。朱等人[10]受到 DnCNN[11]网络的启发，提出了一种包含攻击模块和优化模块的深度学习网络(简称 AO-Net)，AO-Net 能够在破坏秘密信息的能力和图像质量两方面达到较好的均衡。张等人[12]受到 DnCNN 网络架构的启发，提出一种针对水印的主动防御方法，通过测试三种不同的鲁棒水印算法 Block DCT、BSS-C、ULPM 证明该网络可以对水印图像达到实时防御的目的。李等人[13]提出一种基于残差学习的卷积神经网络主动防御方法，通过在网络中提取 7 个特征块的方式提高水印主动防御能力，利用超深分辨率(very deep super resolution, VDSR)技术[14]，提升图像质量。第二类是利用对抗神经网络的主动防御方法。王等人[15]提出针对隐写的生成式对抗网络(generative adversarial networks, GAN)主动防御方法，通过 GAN 训练 n 种算法的载密图像到载体图像的映射模型，使得在应用阶段载密图像经过 n 次无替换抽样的映射模型下达到破坏秘密信息的目的。该文[16]提出一种 DDSP(deep digital steganography purifier)网络，DDSP 网络利用预训练的自动编码器作为生成器破坏秘密信息，并且通过判别器对生成的干净图像与对应的载体图像进行判别，从而在不牺牲图像质量的情况下针对隐写进行主动防御。朱[17]等人提出两种针对隐写的 Scaling-Net 和 SC-Net 主动防御方法，其中，Scaling-Net 适用于社交网络中的超大尺寸图像，SC-Net 适用于普通尺寸图像。以上两类主动防御方法都是依靠神经网络强大的端到端学习能力和表征能力，一方面在破坏秘密信息的能力上取得较好的效果，另一方面也在图像的不可感知方面有较大提升。

图像隐写主动防御技术目前面临着诸多难点和挑战。其中，难点在于：①现有主动防御方法主要关注于固定模式和正态分布扭曲等破坏方式，以达到对秘密信息破坏的目的，而嵌入秘密信息的模式及分布无迹可寻，导致破坏未知隐写嵌入时秘密信息误码率低，从而降低图像隐秘信息的阻断率；②卷积层的局部性和低冗余性使得中心像素值在感受野内映射时发生改变，使得现有方法缺失有效像素值，导致无法重构干净图像，从而不可避免地造成图像退化的问题，阻碍隐写主动防御在实际场景的推广和使用。③现有主动防御评价准则所需的隐写算法、嵌入率以及完整秘密信息序列等，在公开信道场景下通常难以获得，导致无法定量评估主动防御效果。挑战在于：①随着社交网络的发展，在主动防御平台破坏秘密消息中，往往存在大量冗余网络，造成计算资源的浪费和时空成本的增加，难以在实际应用中满足图像隐写防御方法对时效性的需求；②目前隐写方法层出不穷，例如生成式隐写等等均给隐写主动防御带来新的挑战。

目前，图像隐蔽通信主动防御的研究引起广泛关注，其方法虽然能够在一定程度上对秘密信息的提取进行干扰，但是仍存在一定的局限性：现有主动防御方法对载密图像处理后，“干净”图像的误码率仍较低。现有主动防御方法生成的“干净”图像质量被削弱。现有主动防御方法使用频率最高的误码率难以操作，无法给出定量评价结果。

考虑到上述问题，本文拟提出一种基于 S&P 和 Rec-Net 的图像隐蔽通信主动防御方法。该方法的应用场景是社交网络中公开通讯方式传递的图像。本文通过加入 S&P 噪声的方式破坏潜在的载密图像中的秘密信息。另外，将破坏后的图像进行一定程度的恢复，使得最终得到的“干净”图像质量不低于“发布”图像质量，能够综合考虑秘密信息破坏与恢复图像质量两个因素。本方法能够使接收方即使获得载密图像但仍然无法成功获取秘密信息，达到在社交网络中图像隐蔽通信主动防御的目的。本文的主要贡献如下：

(1) 对比分析不同噪声模型对社交网络中“发布”图像的破坏程度后，选取破坏能力最好的 S&P 噪声无差别攻击载体图像和载密图像，即在载体图像和载密图像中叠加椒噪点和盐噪点，使得载密图像中存在的秘密信息被覆盖和过滤，从而得到破坏

秘密信息后的噪声图像，进而达到主动防御的目的。

(2) 鉴于噪声图像中存在明显黑白像素点，影响图像的视觉效果，在图像恢复卷积神经网络 Rec-Net 中，本文增加更适用于优化 S&P 噪声图像质量兼顾破坏秘密信息的中值滤波层和高斯滤波层，既维持社交网络通信双方传递图像的视觉效果又不改变图像的存储空间大小。

(3) 误码率无法在未知隐写算法和未知秘密信息序列的情况下得到评价结果，在实际应用中具有较大局限性。针对上述问题，本文提出一种隐写主动防御图像评价准则——改变率，该准则能够在未知隐写算法与完整秘密信息序列等先验条件下更加快速简便的度量载密图像中秘密信息的破坏效果。

本文的其余部分组织如下。第 2 节介绍本工作的动机。第 3 节阐述本文提出的主动防御方法。第 4 节介绍隐写主动防御图像评价准则。在第 5 节中，验证本文方法的有效性。最后一部分对本文进行总结与展望。

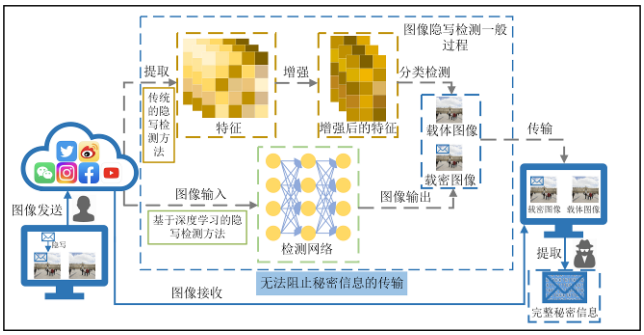
2 动机

本文动机主要包括两个方面，分别是“加噪”主动防御的动机和隐写主动防御图像评价准则的动机。

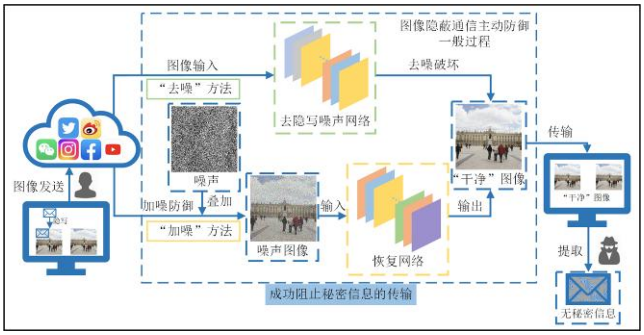
2.1“加噪”主动防御的动机

近些年来，针对图像的隐写检测取得长足的发展，检测准确率也已达到较高的水平。目前，一些层出不穷的生成式隐写算法[18]给检测带来巨大挑战。鲁棒图像隐写技术是指在非完美传输通道下嵌入隐秘信息，实现隐蔽通信。Luo 等人提出一种抗 JPEG 压缩检测的自适应隐写算法 DMAS。DMAS 利用基于量化表的自适应抖动调制算法、基于侧信息的嵌入代价计算算法以及 RS 码，能够保证嵌入信息对 JPEG 压缩的鲁棒性。在 DMAS 基础上，Chen 等人提出自适应隐写算法 GMAS。该算法通过双层 STCs 的三元嵌入并合理扩展嵌入域，显著提高 GMAS 的鲁棒性与安全性。与此同时，社交网络存在的图像数量巨大，且规格类型多样，不乏存在隐写算法与负载率未知的载密图像，这导致载体失配问题。上述问题使得隐写分析从基础科学研究到实际应用的转化过程减慢。对于经过普通隐写算法嵌入秘密信息后的载密图像而言，裁剪、美化、融合、拼贴等轻量级的数字图像处理能够达到破坏载密图像中秘密信息的效果。然而，对于目前较为流行的鲁棒隐写技术[19-25]而言，一方面，简单的有损信道无法达到破坏其秘密信息的目的；另一方面，由于在低载荷下隐写检测结果的虚警率和漏检率过高，导致最终对载密图像的分类结果不够准确，即图像隐写检测在防止鲁棒隐写秘密通信方面尚未达到实际应用要求。此外，安全部门即使确认社交网络传输的是载密图像，可能仍无法使用 IP 定位找到接收方的位置，依然不能阻止接收方的不法行为。

因此，图像隐写分析需要主动防御技术。该技术对社交网络中所有的图像进行处理，使得无论是否检测到载密图像，接收方都无法从载密图像中提取秘密信息，从而达到图像隐蔽通信主动防御的目的。图 1 展示在社交网络中图像隐写检测和图像隐蔽通信主动防御的一般过程。



(a) 社交网络中图像隐写检测的一般过程



(b) 社交网络中图像隐蔽通信主动防御的一般过程

图 1 社交网络中图像隐写检测
和图像隐蔽通信主动防御的一般过程

由图 1(a)可知，社交网络中图像隐写检测的一般过程分为两大类。第一类是传统的隐写检测方法，第二类是基于深度学习的隐写检测方法。传统的隐写检测方法对上传到社交网络中的图像进行特征提取、特征增强和分类检测。基于深度学习的隐写检测方法主要通过神经网络强大的表征学习能力对图像进行分类检测。无论是传统还是基于深

度学习的图像隐写检测方法，接收方无法直接阻止秘密信息的传输。由图 1(b)可知，主动防御能够使得接收方无法提取秘密信息，从而成功阻止秘密信息的传输。

本文根据方式不同，将主动防御分为两类，如图 1(b)所示。第一类方法是通过去除隐写噪声的主动防御方法，简称“去噪”方法。由于隐写可被认为是在图像中加入一些高频弱噪声信号，因此，使用去噪网络或者图像滤波能够破坏其中的秘密信息。此类方法具有减少人工干预的优势，但在破坏秘密信息效果方面有待提高。一方面，载密图像具有特征隐蔽性的特点，与载体图像高度相似，通过常规图像领域的去噪网络进行训练较为困难；另一方面，使用图像滤波对秘密信息进行破坏则会降低图像的视觉质量。第二类方法是通过叠加噪声的形式破坏秘密信息，简称“加噪”方法。“加噪”方法本质是通过孤立噪声点对载密图像像素点进行无差别覆盖，实现破坏秘密信息的目的。该方法的优势在于无论载密图像中的秘密信息嵌入在哪个区域，“加噪”方法都能够全面的破坏秘密信息。鉴于此，本文考虑使用“加噪”方法对载密图像进行攻击，达到隐蔽通信主动防御的目的。

2.2 隐写主动防御图像评价准则的动机

隐写主动防御图像评价准则是在一定的标准下对秘密信息破坏效果进行定量度量，为主动防御方法的有效性提供判定依据。目前较为常用的准则有误码率(bit error rate, BER)[12]和清除率(removal rate, RR)[10]。误码率是秘密信息中错误的比特数占总比特数的比率。计算误码率时需要提前知晓隐写算法、隐写负载率、载密图像质量因子与完整的秘密信息序列，并对载密图像中嵌入的秘密信息进行提取，才能与发送方嵌入的秘密信息序列进行比较，从而得到错误比特数，导致该准则在社交网络等实际场景下难以应用。即使侥幸得到上述各种先验知识，提取秘密信息的过程也较为繁琐，无法快速给出定量评价结果。清除率评价方法的计算过程如下所示。

$$RR = 1 - |2 \times BER - 1| \tag{1}$$

可见：清除率评价方法的计算需要使用到误码率，因此在误码率无法计算时，也同样无法得到清除率的结果。因此清除率和误码率类似，都具有相同的局限性。鉴于上述可知，本文提出一种在无任何先验条件下即可对秘密信息破坏效果进行度量的评价准则。

3 提出的方法

针对被动防御的局限性，本文提出基于 S&P 和 Rec-Net 的图像隐蔽通信主动防御方法(简称 SPRN 方法)，在“发布”图像中加入 S&P 噪声，破坏社交网络中潜在载密图像的秘密信息，以达到主动防御的目的。本节将从 SPRN 方法原理、S&P 主动防御和 Rec-Net 图像恢复三个方面对 SPRN 方法进行详细阐述。

3.1 SPRN方法原理

针对隐写检测在社交网络中的局限性，本文提出 SPRN 方法，通过修改图像内容的方式破坏秘密信息，使接收方即使获得载密图像仍无法成功获取秘密信息。该方法既维持图像质量，又破坏隐藏在其中的秘密信息，从而实现图像隐蔽通信主动防御的目的。本方法主要包括两部分，如图 2 所示。

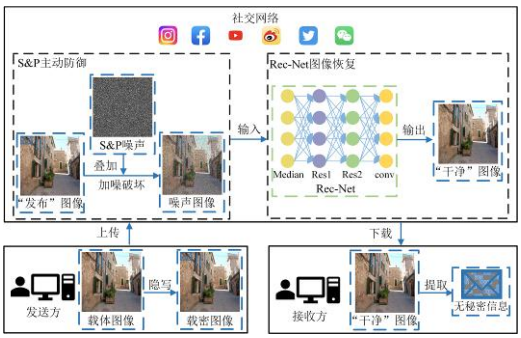


图 2 本方法的整体框架

图 2 中，第一部分为 S&P 主动防御，在该阶段“发布”图像中加入 S&P 噪声，得到噪声图像，达到破坏秘密信息的目的。第二部分为 Rec-Net 图像恢复，通过训练好的带中值滤波层与高斯滤波残差块的 Rec-Net 对噪声图像进行优化，使得在无人察觉的情况下恢复该图像的质量，并维持第一部分中主动防御效果。最终，接收方将会接收到“干净”图像，且无法提取秘密信息。

3.2 S&P主动防御

在计算机视觉领域，图像噪声和图像滤波都对图像产生不同程度的影响。隐蔽通信主动防御可以通过加入噪声和滤波的方式破坏载密图像中的秘密信息。图像噪声通常是存在于图像中的干扰信息或者无关信息，对图像的分辨率会有较大影响。常

见的噪声有 S&P 噪声、高斯白噪声、泊松噪声等。通过分析文献[26]发现，如果恰当使用噪声就能够成功防御隐蔽通信，这是因为在载密图像中加入噪声点便会覆盖掉该图像中嵌入秘密信息的像素点，噪声点越随机，秘密信息被破坏的越多。由于高斯白噪声与泊松噪声的概率密度函数分别符合高斯分布与泊松分布，它们的噪声点不具有严格随机性，破坏秘密信息较少。并且，泊松噪声依赖于信号本身，对于不同强度的信号会导致噪声点出现概率不同，无法达到破坏秘密信息的目的，不能成功防御隐蔽通信。由于 S&P 噪声是脉冲噪声，它以纯噪声的形式出现在被污染的位置(称为缺失像素)，并且随机的改变一些像素值，能够在缺失像素上，擦除载密图像该位置的所有秘密信息，故可成功防御隐蔽通信。为了验证上述分析的可信性，本文采用 DMAS 和 GMAS 隐写算法，得到质量因子为 95 的 30 张载密图像，在其中分别加入均值和方差均为 0.01 的高斯白噪声、泊松噪声、噪声水平为 0.5 的 S&P 噪声以及标准差为 0.5 的高斯滤波，以此为例，使用误码率准则评价主动防御效果，如表 1 所示。

表 1　主动防御方法效果对比

隐写算法	主动防御方法	负载率				
		0.01	0.02	0.03	0.04	0.05
DMAS	高斯滤波	0.4572	0.4556	0.4809	0.4897	0.4856
	泊松噪声	0.4573	0.4541	0.4679	0.4815	0.4875
	S&P 噪声	**0.5041**	**0.5087**	**0.4948**	**0.4951**	**0.4999**
	高斯白噪声	0.4771	0.483	0.4802	0.4811	0.4826
GMAS	高斯滤波	0.4587	0.4891	0.4656	0.4815	0.4954
	泊松噪声	0.4867	0.4473	0.4804	0.4751	0.4819
	S&P 噪声	**0.4979**	**0.4967**	**0.5074**	**0.5048**	**0.4972**
	高斯白噪声	0.4607	0.4708	0.4826	0.4867	0.4784

表 1 可知，在主动防御 DMAS 隐写时，加入高斯滤波、泊松噪声、S&P 噪声与高斯白噪声得到图像误码率最小值分别为 0.4556、0.4541、0.4948 和 0.4771，其中 S&P 噪声主动防御 DMAS 隐写得到图像误码率值最高。在主动防御 GMAS 隐写时，加入高斯滤波、泊松噪声、S&P 噪声与高斯白噪声得到图像误码率最小值分别为 0.4587、0.4473、0.4967 和 0.4607，其中椒盐主动噪声防御 GMAS 隐写得到图像误码率值最高。以上数据均表明 S&P 噪声能够成功破坏秘密信息，其主动防御效果远高于其它主动防御方法。

本文以主动防御 DMAS 隐写为例，在载密图像中加入不同噪声水平的 S&P 噪声（实验环境设置见 5.1），主动防御效果如图 3 所示。

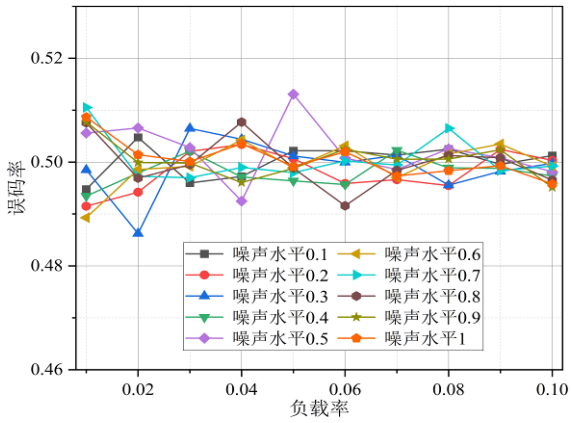


图 3　不同 S&P 噪声水平的主动防御效果对比

由图 3 可知，横坐标表示不同负载率，纵坐标表示误码率，不同噪声水平使用不同颜色的折线表示，颜色由图例所示。以上折线数据表明 S&P 噪声主动防御 DMAS 隐写的误码率结果在 0.485 与 0.515 之间，即均在 0.5 处波动。以噪声水平 0.5 为例，当负载率为 0.05 时，载密图像的误码率最大为 0.5131；当负载率为 0.04 时，载密图像的误码率最小为 0.4925。由此可知不同负载率下载密图像的误码率均值为 0.5021，秘密信息序列不能被恢复。因此，不同噪声水平的 S&P 噪声均能够对载密图像中秘密信息进行破坏，实现主动防御隐写的目的。

综合上述原因，在本阶段采用叠加 S&P 噪声进行主动防御，这里 S&P 主动防御方式定义如下：

$$I(m,n)=\begin{cases}0 & r_1<p\,\&\,r_2<0.5\\ 255 & r_1<p\,\&\,r_2\geq 0.5\\ I(m,n) & r_1\geq p\end{cases} \tag{2}$$

其中，$I(m,n)$ 表示图像位于坐标 (m,n) 处的像素值，$p\in(0,1)$ 为给定的噪声水平，r_1 和 r_2 分别是在每个像素上生成的两个随机值，前者决定像素是否会被污染，后者控制像素是最大值还是最小值。

在此阶段，本文在“发布”图像中加入 S&P 噪声，实现对图像的无差别攻击，从而达到主动防御的目的。这一过程具体表述如下。

$$\begin{cases}C+M=S\\ C\bigcup S=\theta\\ \theta+I=\theta_n\end{cases} \tag{3}$$

其中，θ 和 θ_n 分别表示“发布”图像和噪声图像，C 和 S 别表示载体图像和载密图像，M 和 I 分别表示秘密信息和噪声信息。

3.3 Rec-Net图像恢复

在 SPRN 方法的 S&P 主动防御阶段中得到噪声图像，该图像中的秘密信息虽然已经遭受到攻击，但是由于 S&P 噪声中随机的椒噪点和盐噪点的叠加会对图像视觉效果层面造成一定的影响，针对上述问题，受到梁等人[27]的启发，本文设计一个端到端的图像恢复网络(Recovery Network, Rec-Net)，用于维持社交网络中“干净”图像的质量效果。

3.3.1 Rec-Net 整体架构

噪声图像中存在的随机黑白点在像素层面会表现在图像像素峰点上的最大值和最小值，使得图像邻域像素点间的值相差过大，这势必会影响社交网络通信双方的正常传递，使得接收方能够轻易察觉到图像的变化。因此，本文设计 Rec-Net，目的是使接收方接收到的“干净”图像既无秘密信息又无像素极值点(椒噪点和盐噪点)，且更加接近“发布”图像，不影响视觉改观的同时，存储空间大小的变化也在可接受范围。Rec-Net 的整体架构如图 4 所示。

在 Rec-Net 中，输入为 S&P 主动防御阶段生成的噪声图像，输出为秘密信息被破坏掉的“干净”图像。Rec-Net 首先以三层中值滤波层(Median Layers)开始，得到与噪声图像大小一致的中值滤波特征图，目的是去除该图像中的极值点；其次是一层高斯滤波层(Gauss Layer)，得到由 64 个特征通道组成的特征图，目的是消除中值滤波层产生的窗口模糊化和块状化；然后是 16 组高斯滤波残差块(Gauss Residual blocks)与中值滤波层(Median Layers、Gauss+BN、Gauss+BN+Prelu 和 Conv+BN+Relu)、16 组高斯滤波残差块(Gauss+BN、Gauss+BN+Prelu 和 Conv+BN+Relu)，目的是将去极值点与去窗口模糊化相结合，得到邻域像素差值更小的特征图。网络中最后一层为卷积层(Conv Layer)，目的是生成三个通道 RGB 的图像。

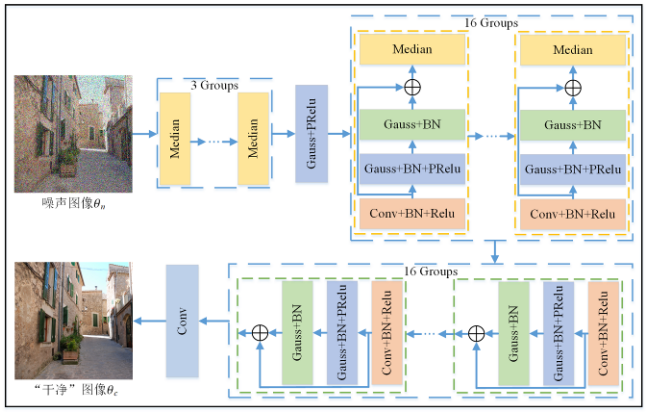


图 4 Rec-Net 的整体架构

Rec-Net 能够实现对噪声图像的恢复，使得社交网络接收方能够接收没有秘密信息并且视觉质量较好的图像，本文将该网络反向传播的问题定义为公式(4)。

$$Loss = \|\theta - \theta_c\|_2^2 \tag{4}$$

其中，θ 为“发布”图像，θ_c 为网络生成的“干净”图像。Rec-Net 在整个网络训练过程中都使用公式(4)作为损失函数，能够使训练过程更加容易收敛。具体过程是通过公式(4)计算出 θ_c 和 θ 之间的差异值，在反向传播过程中再通过公式(4)去更新 Rec-Net 中每层的各个参数，以此用来降低 θ_c 和 θ 与之间的差异，最后 Rec-Net 生成的 θ_c 更加接近 θ，从而达到恢复具有不同程度 S&P 噪声污染的潜在 θ_c 的目的。下面将详细描述 Rec-Net 中的中值滤波层、高斯滤波层以及高斯滤波残差块。

3.3.2 基于中值滤波层的极值点优化

对于本文方法的第一阶段破坏秘密信息之后，噪声图像中的 S&P 噪声点较为明显，S&P 噪声点在图像像素层面体现在极值点上，椒噪点为最小极值点，盐噪点为最大极值点。极值点在图像上的表现为黑色像素点和白色像素点，影响视觉效果。而一般的卷积层主要用于提取图像特征，不能够清除图像中的所有极值点，由于存在上述问题，因此，需要考虑其他方法。

中值滤波作为一种传统的非线性滤波，本质上是一种统计排序滤波器，它用局部窗口的中值替换给定窗口中居中的像素，能够在消除噪声的同时保持较好的图像细节。一个 2-D 中值滤波的输出可用公式(5)表示。

$$g_{median}(x,y) = \underset{(m,n)\in N(x,y)}{median}\left[\theta_n(m,n)\right] \tag{5}$$

其中，$\theta_n(m,n)$ 和 $g_{median}(x,y)$ 分别是噪声图像和中值

滤波处理后的图像，$N(x,y)$ 为 (x,y) 的 N 邻域，邻域越大图像平滑的效果越好，但邻域过大，平滑会使边缘和轮廓信息损失的越大，从而使输出的图像变得模糊，因此需合理选择邻域的大小，通常为 3×3 或 5×5。受文献[27]启发，在图像上重复应用中值滤波，直到所有极值点被固定大小的局部窗口中的中值所取代，使得噪声图像中的极值点被消除。因此，本文使用中值滤波来代替卷积层，称为中值滤波层。

Rec-Net 不是直接对图像进行中值滤波操作，而是作为网络中的中值滤波层对图像中不同特征通道的椒盐噪点进行过滤。网络使用中值滤波层的滤波核大小为 3×3。通过这种方式，Rec-Net 基本上去除了不同特征图中的极值点，然后结合中值滤波特征用于预测更好的“干净”图像。其中，中值滤波层和传统卷积层相同，都是以移动窗口的方式应用于特征通道的每个元素，如图 5 所示。

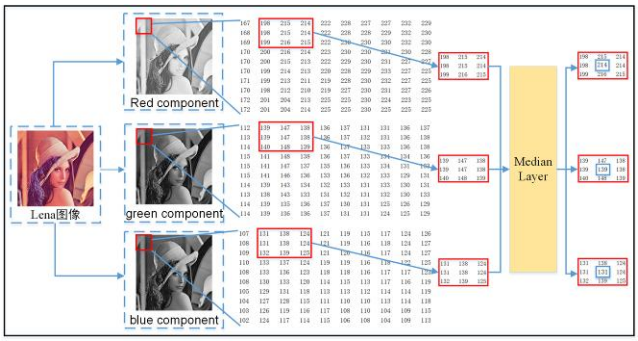


图 5 中值滤波层的应用示例

图 5 中，由 RGB 通道组成的 Lena 图像对应于 3 个特征通道，分别是红绿蓝三个特征通道，中值滤波层在该图像中应用三次。以 R 通道为例说明中值滤波层的应用过程，在该通道中取 3×3 的像素点矩阵，如 $\begin{bmatrix}198 & 215 & 214\\198 & 215 & 214\\199 & 216 & 215\end{bmatrix}$，找出该矩阵像素点中的中值(214)，用该值替换中心像素点(像素值 215)的值，得到 $\begin{bmatrix}198 & 215 & 214\\198 & 214 & 214\\199 & 216 & 215\end{bmatrix}$。通过改变噪声图像中的局部窗口像素中心点的值，使得局部窗口中邻域像素点的值差异变小，从而达到消除最大极值点和最小极值点的目的。G 和 B 通道采用相同的处理过程，消除每个通道的极值点，从而对图像实现中值滤波。

3.3.3 基于高斯滤波层与高斯滤波残差块的图像恢复

经过 Rec-Net 中值滤波层的噪声图像虽然能够去除噪声图像中 90%以上的椒盐噪点，但是，中值滤波层会使得该图像中部分区域变得窗口模糊化和块状化，未能有效保持噪声图像的边界信息与细节的处理。从而造成接收方收到的图像质量下降，并影响秘密信息破坏效果。而与中值滤波不同，高斯滤波是一种线性平滑滤波，是对整幅图像进行加权平均的过程。经过高斯滤波处理后的图像中每一个像素点的值，都由其本身和邻域内的其他像素值经过加权平均后得到，能够在过滤秘密信息的同时降低图像相邻局部窗口中边界像素点值的差别，并且能够使噪声图像中边缘细节的保持效果更好，从而达到减少窗口模糊化和块状化的目的。因此，本文通过使用高斯滤波层破坏秘密信息，并改善图像中存在模糊化和块状化的区域。高斯滤波层是使用一组可学习的卷积运算代替高斯滤波器(固定参数的平滑滤波器)，在该层中使用 64 个高斯滤波器生成 64 个特征通道，其中高斯滤波器的滤波核大小固定为 3×3 用于 Rec-Net 网络的训练。

传统的线性整流单元(rectified linear unit, ReLU)激活函数见公式(6)，它能增加网络特征提取能力，但会导致神经元坏死问题，使得网络训练过程中拟合能力下降。为了缓解这一困局，对 ReLU 激活函数进行改进，在该激活函数中加入变量 a，称为参数整流线性单元(Parametric Rectified Linear Unit, PReLU)激活函数，见公式(7)。PReLU 激活函数区别于 ReLU 激活函数，如图 6 所示。

$$ReLU(x)=\begin{cases}x, & x>0\\0, & x\le 0\end{cases} \tag{6}$$

$$PReLU(x)=\begin{cases}x, & x>0\\ax, & x\le 0\end{cases} \tag{7}$$

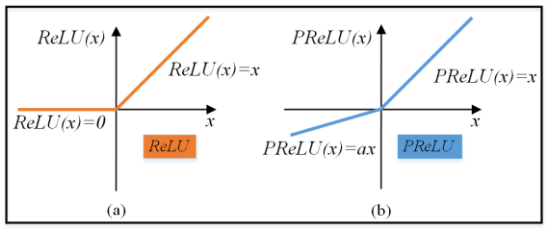


图 6 ReLU 与 PReLU 激活函数对比

这里，a 的值会随着网络训练的反向传播进行更新。PReLU 能够在不增加计算量的前提下，改善 Rec-Net 过拟合问题，使得网络训练过程中收敛更快。进而在一定程度上缓解神经元坏死的问题。于

是，本文在高斯滤波层中选择 PReLU 作为激活函数，用来为 Rec-Net 提供非线性关系，提高该网络的表征和拟合能力。

由于 Rec-Net 网络的层数较多，单独训练会使得模型的复杂度上升，也使得训练变得困难，进而导致网络退化。因此，本文在网络中加入残差学习的思想，使得网络中的数据可以实现跨层流动，避免因网络层数增加导致网络梯度消失问题。本文将嵌入高斯滤波层的残差块称为高斯滤波残差块。它是由 Gauss+BN、Gauss+BN+Prelu 和 Conv+BN+Relu 组成。如图 4 所示，Rec-Net 中带中值层的高斯滤波残差块与不带中值层的高斯滤波残差块分别训练 16 组，能更好的去除噪声图像中的极值点以及全面恢复该图像中的残缺信号，使得接收方能够得到视觉质量佳且提取不出秘密信息的“干净”图像。

4 隐写主动防御图像评价准则

为了在无任何隐写先验条件下更加快捷的描述载密图像中秘密信息的破坏效果，本文提出一种新的隐写主动防御图像评价准则——改变率(change rate, *CR*)。另外，为了验证所提准则的可信性，本文采用相关性分析来对其有效性进行阐明。

4.1 改变率

CR 是“发布”图像与接收方接收到的“干净”图像的像素改变量占总像素数的比率。它是对图像整体变化程度的一种描述。*CR* 的计算公式如下所示。

$$CR=\frac{1}{HW}\sum_{m,n}D(m,n) \tag{8}$$

$$D(m,n)=\begin{cases}1, & \theta(m,n)\neq\theta_c(m,n)\\ 0, & otherwise\end{cases} \tag{9}$$

其中，H 与 W 分别表示图像的高度与宽度，m 与 n 分别表示图像像素点的横坐标和纵坐标，$D(m,n)$ 表示衡量图像像素改变次数，若改变的次数越多，则破坏秘密信息越多。同时，*CR* 越大，隐写主动防御效果越好。

4.2 相关性分析

为了描述 *CR* 与 *BER* 对评价结果的一致性，通常通过两事物之间联系紧密程度关系进行相关性分析和评估，因此，本文采用协方差 *Cov* 和皮尔森相关系数 ρ 对两者进行相关性度量，并衡量它们之间的偏差关联程度。*Cov* 和 ρ 的计算公式如下所示。

$$Cov(X,Y)=E(XY)-E(X)E(Y) \tag{10}$$

$$\rho_{XY}=\frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} \tag{11}$$

其中，变量 X 和 Y 分别表示为 $X=[x_1,x_2,x_3,\cdots,x_n]$ 和 $Y=[y_1,y_2,y_3,\cdots,y_n]$，$E(X)$ 为 X 的期望，$D(X)$ 为 X 的方差，$\bar{X}$ 表示 X 的平均值，P 为概率。公式(11)中 ρ_{XY} 是描述变量 X 和 Y 之间的线性相依性和联动性强弱的一种度量。$\rho\in[-1,1]$，ρ 越接近 1，表明 X 和 Y 之间正相关越强，越接近-1，表明 X 和 Y 之间负相关越强。根据 4.1 节中的实验设置和过程，本节数据来源随机选择 30 幅载密图像(质量因子为 95)，并在载密图像中加入噪声水平 0.4(即 p=0.4)的 S&P 噪声得到相应的噪声图像，通过 Rec-Net 得到“干净”图像，以 30 幅“干净”图像为例，得到一组实验数据(包括 30 幅“干净”图像的 *CR* 和 *BER*)，如图 7 所示。

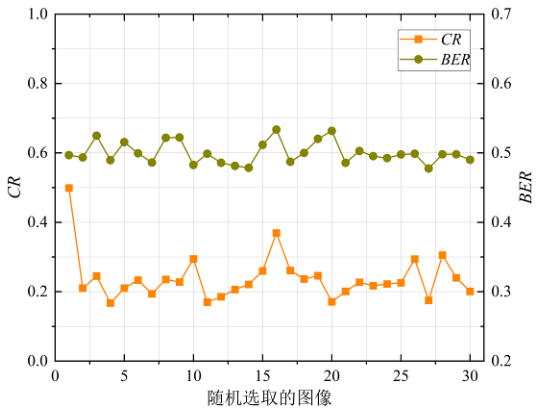


图 7 *CR* 与 *BER* 的结果对比

在图 7 中，横坐标表示随机选择的图像，左纵轴表示 *CR*，右纵轴表示 *BER*，橙色正方形点表示 *CR* 值，绿色圆形点表示 *BER* 值，橙色线条和绿色线条分别表示 *CR* 值和 *BER* 值的折线。

根据图 7 中的数据点对 *CR* 和 *BER* 的 *Cov* 进行计算，得到它们的相关性度量结果，过程如下：

a. 计算 *CR* 与 *BER* 的方差，分别为 $D(CR)=4.368\times10^{-3}$，$D(BER)=2.4983\times10^{-4}$。

b. 由公式(10)得到 *CR* 与 *BER* 的协方差 $Cov(CR,BER)$，结果为 $Cov(CR,BER)=6.4\times10^{-4}$，可得该结果为正，由此可知 *CR* 与 *BER* 之间的协同关系是同向变化的，即为正相关。

c. 根据 $D(CR)$、$D(BER)$ 和 $Cov(CR,BER)$ 计算

得到 $\rho = 0.6132$ 。

根据上述结果，能够看出 *CR* 和 *BER* 数据点值之间具有较高的相似度。为了更好的对 *CR* 和 *BER* 进行相关性分析，本节从函数角度说明 *CR* 与 *BER* 的关联程度，对图 7 中 30 张图像的 *CR* 值与 *BER* 值使用 Allometric1 函数进行非线性拟合，其中 *CR* 与 *BER* 拟合曲线参数值如表 2 所示。

表 2 *CR* 与 *BER* 拟合曲线参数值

拟合参数	Allometric1 函数拟合参数值	
Equation	$y = ax^b$	
Plot	*CR*	*BER*
a	0.3151 ± 0.04046	0.50469 ± 0.00921
b	-0.11431 ± 0.05155	-0.0038 ± 0.00696
Reduced Chi-Sqr	0.004	2.56024E-4
Residual Sum of Squares	0.1119	0.00717
R-Square(COD)	0.11663	0.01056

表 2 中， Allometric1 函数的原型为 $y = ax^b$ ，a 和 b 分别是函数的两个系数；Reduced Chi-Sqr 为标准误差；Residual Sum of Squares 是残差平方和，用于度量二者曲线的差异程度；R-Square(COD)表示回归拟合效果。其中，根据 CR 与 BER 的拟合曲线函数能够得到 CR 趋近 BER 的 0.5 倍，故 CR 的基准值为 0.05。根据表 2 中的参数值，生成 *CR* 与 *BER* 的拟合曲线图，如图 8 所示。

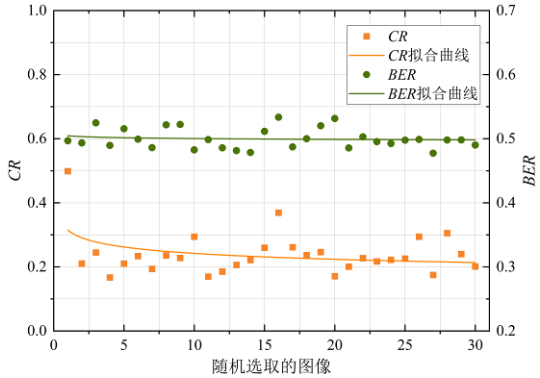


图 8 *CR* 与 *BER* 的拟合曲线趋势图

如图 8 所示，横坐标表示随机选取的图像，左纵轴表示 *CR*，右纵轴表示 *BER*，橙色正方形数据点和绿色圆形数据点分别代表 *CR* 值和 *BER* 值，橙色曲线和绿色曲线分别代表 *CR* 拟合曲线和 *BER* 拟合曲线。由图 8 可知，*CR* 拟合曲线和 *BER* 拟合曲线走向趋势基本一致，可得二者之间的相关程度较高。结合图 7 中折线走向也看出，在误差允许范围内，*CR* 与 *BER* 的折线走向趋势大致相同，意味着两者结果一致。这也说明本文提出的隐写主动防御图像评价准则 *CR* 与 *BER* 的评价结果具有一致性。

综合上述可知，*CR* 与 *BER* 具有相同的评价能力，*CR* 能够在未知隐写算法、负载率与完整秘密信息序列下发挥优势，且无需提取秘密信息。因此，图像隐蔽通信主动防御中能够使用 *CR* 对秘密信息破坏效果进行评价。

4.3 基于 *CR* 的秘密信息破坏度量

为了更加详细的描述隐写主动防御图像度量过程，本节给出一个基于 *CR* 的秘密信息破坏度量算法，具体步骤如算法 1 所示。

算法 1：基于 *CR* 的秘密信息破坏度量算法

输入： 发送方发送的“发布”图像 θ 与接收方接收到的“干净”图像 θ_c ；

输出： θ 和 θ_c 的改变率 *CR* 值；

```
For m=1: H Do /*H为图像的高度□/
    For n=1:W Do /*W为图像的宽度□/
        If θ(m,n) ≠ θc(m,n) Then
            D(m,n) = 1
        Else D(m,n) = 0
        End If
    End For
End For
For m=1: H Do
    For n=1:W Do
        while D(m,n) =1 Do
            Sum=Sum+1 /*Sum为累加变量□/
        End While
    End For
End For
Return Sum/HW
```

利用算法 1 可以得到 *CR* 评价准则的计算结果，为后续在实验过程中充分利用 *CR* 进行度量提供了理论依据。此外，本节对计算 *CR* 与 *BER* 结果所需要的先验知识进行对比，如表 3 所示。

表 3 *CR* 与 *BER* 拟合曲线参数值

先验知识	*CR*	*BER*
载密图像所对应的隐写算法	不需要	需要
载密图像的负载率	不需要	需要
载密图像的质量因子	不需要	需要
原始嵌入秘密信息长度	不需要	需要
原始嵌入秘密信息完整序列	不需要	需要

由表 3 可知，*CR* 皆不需要上述的先验知识即可计算结果，而 *BER* 需要上述全部的先验知识才能得到结果。因此，在社交网络等实际应用场景中本文

提出的 *CR* 隐写防御评价准则具有较大优势。

BER 同 *CR* 类似，都是对秘密信息破坏程度进行度量，但是二者计算过程中时间开销有所区别。由于 *BER* 在实际场景中无法计算，为了便于与 *CR* 对比，本文以具体的鲁棒隐写 DMAS、固定隐写负载率为 0.1、质量因子 95 的载密图像、载密图像分辨率 m×n 以及 s 个秘密信息序列为例，对 *CR* 与 *BER* 的计算过程时间复杂度进行对比分析，如表 4 所示。

表 4 *CR* 与 *BER* 计算时间复杂度对比

计算过程	*CR*		*BER*	
	计算过程	时间复杂度	计算过程	时间复杂度
获得□发布□图像	□	□□	□	□□
获得□干净□图像	□	□□	□	□□
计算□干净□图像的宽度和高度	□	$O(1)$	□	□□
比较□发布□图像和□干净□图像像素点值	□	$O(1)$	□	□□
提取□发布□图像中秘密信息的比特位值	□	□□	□	$O(mn)$
计算□发布□图像中嵌入秘密信息的总长度	□	□□	□	$O(1)$
提取□干净□图像中秘密信息的比特位值	□	□□	□	$O(mn)$
遍历信息比特位值	□	□□	□	$O(s)$
计算□干净□图像中秘密信息错误比特位值的总长度	□	□□	□	$O(1)$

表 4 中“计算过程”表示 *CR* 与 *BER* 需要的计算过程，“时间复杂度”表示计算 *CR* 与 *BER* 值的时间复杂度。“√”表示需要该计算过程，“×”表示不需要该计算过程，“--”表示不存在时间复杂度。这里获得主动防御方法的“发布”图像和“干净”图像，无论使用哪种评价准则，都是必须要有的步骤。计算“干净”图像的宽度和高度是图像属性值的计算，时间复杂度为 $O(1)$。从表 4 中能够看出 *CR* 需要的时间复杂度仅为 $O(1)$。而 *BER* 需要的时间复杂度为 $O(mn+s)$。显而易见 $O(CR)$□ $O(BER)$，因此 CR 需要的计算过程较少，时间复杂度较低。

以图 7 中选取的 30 张载密图像为例，计算此 30 张载密图像 *CR* 值与 *BER* 值的平均运行时间，如表 5 所示。

表 5 *CR* 与 *BER* 平均计算时间对比

评价方法	平均计算时间（秒）
CR	0.014
BER	4.535

从表 5 中能看出 *CR* 时间开销中需要花费的时间较少，仅在 10-2 数量级；而 *BER* 的平均计算时间达到 4.545 秒。因此，*CR* 评价方法的计算时间远远低于 *BER* 的计算时间。

综上可知，在 *CR* 与 *BER* 对图像隐蔽通信主动防御的评价结果具有一致性的基础上，*CR* 的时间复杂度与平均计算时间远低于 *BER*。并且与 *BER* 不同，*CR* 的计算过程不必获取隐写算法、负载率和秘密信息序列等先验知识，因此，在社交网络中使用 *CR* 对秘密信息破坏程度度量更具有实用性。

5 实验结果与分析

为了分析 SPRN 方法的有效性，本文从实验设置和评价准则、秘密信息破坏程度、图像质量效果、消融实验与对比实验四个方面进行一系列实验验证及相应说明。

5.1 实验设置和评价准则

本节包括两部分：实验设置和评价准则.下面分别对这两部分进行详细的说明。

5.1.1 实验设置

实验过程中所使用的处理器型号为 11th Gen Intel(R) Core(TM) i5-11300H 3.11 GHz。为了更好验证实验效果的准确性，本文在 BOSSbase 1.01 和 BOWS2 数据集中各取 100 张图像进行验证,将“发布”图像转换成质量因子为 65、75、85 和 95 的频域图像，并选取六种算法进行隐写(Payloads=0.01~0.1,步长 0.01)，如表 6 所示。为了便于表达实验结果，本文在图表中将 BOSSbase 1.01 数据集简称 B1，BOWS2 数据集简称 B2，鲁棒隐写算法 DMAS 和 GMAS 分别简写 D 和 G，普通隐写算法 J-UNIWARD、nsF5、S-UNIWARD 和 WOW 分别简写成 J、F、S 和 W。

表 6 六种隐写算法

鲁棒隐写算法	普通隐写算法	
	空域	频域
DMAS[2](D)	S-UNIWARD[3](S)	J-UNIWARD[3](J)
GMAS[4](G)	WOW[5](W)	nsF5[6](F)

在网络训练阶段，为了加快网络的训练速度，本文在 BOSSbase 1.01 中任意选择 100 张图像进行预处理。首先，对每张图像使用三次样条插值方法缩放成大小为 256×256 的预处理图像；其次，对每张预处理图像按照步长为 25 划分成 9 个 64×64 的小块；最后，对每个小块按照 0.1~0.9 的噪声级别生成 9 张噪声图像作为网络的训练集。Rec-Net 网络的参数设置如表 7 所示。

表 7 Rec-Net 参数设置

参数名称	数值
图像数量	8100
图像大小	64×64
训练集比例	0.8
验证集比例	0.2
S&P 噪声级别	0.1~0.9(步长 0.1)
学习率 Learning rate	0.001
批量大小 Batch_size	32

5.1.2 评价准则

评价准则主要包括两个方面，第一方面是秘密信息的破坏效果评价准则，本文采用 *BER* 与所提 *CR* 进行衡量。*BER* 见公式(17)和(18)。第二方面是秘密信息破坏后“干净”图像的质量恢复效果评价准则，本文采用均方误差(Mean Square Error, *MSE*)、峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, *PSNR*)和结构相似度(Structural Similarity Index Measure, *SSIM*)来进行度量，公式如下所示。

$$BER=\frac{M_e}{M_t}=\frac{\sum_i M(i)}{M_t} \tag{12}$$

其中，M_t 表示嵌入秘密信息的总长度，M_e 表示秘密信息的序列。*BER* 的结果越大，表示清除秘密信息越多，隐写破坏的效果越好。文献[8]中描述当 *BER*>0.1 时，秘密信息序列不能被恢复。因此，*BER*>0.1 时，说明图像中的秘密信息被破坏。

$$MSE=\frac{1}{HW}\sum_{m=0}^{H-1}\sum_{n=0}^{W-1}\left[\theta(m,n)-\theta_c(m,n)\right]^2 \tag{13}$$

$$PSNR=20\log_{10}\left(\frac{MAX_\theta}{\sqrt{MSE}}\right) \tag{14}$$

$$SSIM=\frac{(2\mu_\theta\mu_{\theta_c}+k_1^2L^2)(2\sigma_{\theta\theta_c}+k_2^2L^2)}{(\mu_\theta^2+\mu_{\theta_c}^2+k_1^2L^2)(\sigma_\theta^2+\sigma_{\theta_c}^2+k_2^2L^2)} \tag{15}$$

其中，μ_θ 和 μ_{θ_c} 分别是 θ 和 θ_c 的平均值，σ_θ^2 和 $\sigma_{\theta_c}^2$ 分别是 θ 和 θ_c 的方差，$\sigma_{\theta\theta_c}$ 是 θ 和 θ_c 的协方差，L 为图像像素值的范围，k_1 和 k_2 是常数，分别取 0.01 和 0.03。*MSE* 越小，代表该图像相互映射的误差越小，图像间的相似程度越高，也就是该图像的质量越好。相反的，*PSNR* 与 *SSIM* 越大，表示该图像的质量越好。

5.2 秘密信息破坏实验

本节针对鲁棒隐写和普通隐写进行实验，验证 SPRN 方法对图像隐蔽通信主动防御的有效性，包括两部分：主动防御鲁棒隐写和主动防御普通隐写。

5.2.1 主动防御鲁棒隐写

根据 5.1 节中的实验设置，本文方法对两种鲁棒隐写算法 DMAS 和 GMAS 进行主动防御，破坏其嵌入的秘密信息。在不同负载率下，SPRN 方法生成 50 张“干净”图像的 *BER* 和 *CR* 取均值作为最终的实验结果，如表 8~9 所示。

表 8 主动防御 DMAS 得到“干净”图像的 *BER* 和 *CR* 值

数据集	质量因子	指标	Payloads									
			0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
B1	65	*BER*	0.4957	0.4952	0.4857	0.4828	0.4761	0.4755	0.477	0.4729	0.473	0.4726
		CR	0.3143	0.3148	0.3152	0.3156	0.3165	0.3171	0.3177	0.3185	0.3193	0.3203
	75	*BER*	0.4956	0.4909	0.4837	0.4782	0.4725	0.4698	0.4659	0.4654	0.4618	0.4606
		CR	0.299	0.2994	0.2998	0.3003	0.3006	0.3011	0.3017	0.3024	0.303	0.3036
	85	*BER*	0.5014	0.499	0.4956	0.493	0.4913	0.4909	0.4893	0.4901	0.4887	0.4861
		CR	0.3034	0.3036	0.3037	0.3039	0.304	0.3044	0.3046	0.3049	0.3052	0.3055
	95	*BER*	0.4959	0.4958	0.494	0.4942	0.4937	0.4904	0.4891	0.4892	0.4876	0.4874
		CR	0.2825	0.2825	0.2826	0.2827	0.2831	0.2834	0.2835	0.2837	0.2843	0.2846
B2	65	*BER*	0.497	0.497	0.4976	0.4989	0.4976	0.499	0.4997	0.4998	0.4996	0.5013
		CR	0.2596	0.2598	0.2602	0.261	0.2613	0.262	0.2627	0.2633	0.2639	0.2645
	75	*BER*	0.4814	0.4823	0.472	0.4647	0.4578	0.4558	0.4527	0.4513	0.4449	0.4443
		CR	0.2517	0.2518	0.2522	0.2528	0.2531	0.2536	0.2541	0.2544	0.2551	0.2555
	85	*BER*	0.4875	0.4771	0.4701	0.4698	0.4629	0.4582	0.4573	0.4599	0.4563	0.4581
		CR	0.2857	0.2859	0.2861	0.2862	0.2866	0.2869	0.2872	0.2876	0.2878	0.2882
	95	*BER*	0.4962	0.4995	0.4999	0.4976	0.5018	0.5025	0.5017	0.5024	0.502	0.5018
		CR	0.277	0.2775	0.2776	0.2779	0.2781	0.2787	0.279	0.2795	0.28	0.2803

表 9 主动防御 GMAS 得到“干净”图像的 *BER* 和 *CR* 值

数据集	质量因子	指标	Payloads									
			0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
B1	65	*BER*	0.5025	0.4885	0.4919	0.4842	0.4858	0.4804	0.4878	0.4878	0.481	0.4831
		CR	0.2766	0.2768	0.2767	0.277	0.2772	0.2773	0.2778	0.2776	0.2783	0.2785
	75	*BER*	0.4937	0.4938	0.4895	0.4905	0.4952	0.4913	0.4896	0.4854	0.4868	0.4843
		CR	0.2664	0.2667	0.2667	0.2669	0.2669	0.2673	0.2672	0.2676	0.2676	0.2681
	85	*BER*	0.5015	0.505	0.5035	0.4962	0.5015	0.5009	0.5012	0.5004	0.5011	0.4996
		CR	0.2706	0.2705	0.2705	0.2708	0.2707	0.271	0.2712	0.2713	0.2714	0.2717
	95	*BER*	0.4889	0.4917	0.49	0.4947	0.4936	0.4921	0.4923	0.4883	0.4884	0.485
		CR	0.2219	0.2222	0.2221	0.2224	0.2226	0.2225	0.2228	0.2228	0.2233	0.2237
B2	65	*BER*	0.4981	0.4981	0.4963	0.4952	0.4935	0.4918	0.4899	0.4887	0.4867	0.4859
		CR	0.3059	0.3062	0.306	0.3061	0.3064	0.3065	0.3068	0.3071	0.3074	0.3076
	75	*BER*	0.4957	0.4978	0.4972	0.4936	0.4897	0.4817	0.4771	0.4716	0.4607	0.4592
		CR	0.3116	0.3117	0.3116	0.3117	0.312	0.3121	0.3124	0.3126	0.3127	0.3131
	85	*BER*	0.4942	0.4967	0.4932	0.4905	0.4886	0.481	0.4756	0.4724	0.4668	0.4588
		CR	0.2988	0.2989	0.2987	0.2991	0.2993	0.2992	0.2996	0.2997	0.2998	0.3
	95	*BER*	0.5038	0.5002	0.4989	0.5001	0.5001	0.4999	0.5008	0.4993	0.5005	0.4996
		CR	0.2017	0.2018	0.2018	0.2022	0.2022	0.2021	0.2025	0.2025	0.2028	0.2031

由表 8 可见，在 B1 数据集与不同负载率下，本方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *BER* 和 *CR* 均值为 0.4849 和 0.3014，分别是基准值(秘密信息序列不能被恢复时 *BER*=0.1, *CR*=0.05)的 4.849 倍和 6.028 倍，表明本方法成功破坏秘密信息，实现主动防御。在 B1 数据集与不同质量因子下，随着负载率的减小，“干净”图像的误码率不断增加，即主动防御能力不断增强，也验证本方法在低负载率下的有效性。在 B2 数据集与不同负载率下，在质量因子 95、负载率为 0.06bpnac 时，“干净”图像的 *BER* 值最大为 0.5025.并且“干净”图像的 *BER* 和 *CR* 均值为 0.4814 和 0.2868，分别是基准值的 4.814 倍和 5.736 倍。以上数据表明，在不同数据集与不同质量因子下，本方法都能够达到破坏秘密信息的目的，成功实现主动防御 DMAS 鲁棒隐写。

由表 9 可见，在 B1 数据集和不同负载率下，以质量因子 85 为例，本方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *BER*和 *CR*最大值分别是 0.505 和 0.2717。本方法破坏秘密信息后，在不同质量因子(65、75、85 和 95)下,“干净”图像的 *BER*均值分别是 0.4873、0.49、0.5011 和 0.4905，*CR*均值分别为 0.2774、0.2671、0.271 和 0.2226。以上数据表明在不同质量因子下，本方法均能够成功破坏秘密信息。在 B2 数据集和不同质量因子下，本方法破坏秘密信息后,“干净”图像的 *BER*均值分别为 0.4924、0.4824、0.4818 和 0.5003，*CR*均值分别为 0.3066、0.3122、0.2993 和 0.2023。结果表明本方法能够成功防御 GMAS 鲁棒隐写。在 B2 数据集与不同质量因子下，随着负载率的减小，“干净”图像的误码率不断增加，即主动防御能力不断增强。以上数据表明，在不同数据集、负载率以及质量因子下，本方法破坏秘密信息后,“干净”图像具有不同的 *BER* 和 *CR* 值，且该结果远远超过秘密信息的不可恢复值。因此，本方法能够在社交网络中实现防御 GMAS 鲁棒隐写的目的。

5.2.2 主动防御普通隐写

本文方法对四种普通隐写算法 J-UNIWARD、nsF5、S-UNIWARD 和 WOW 进行主动防御，破坏其嵌入的秘密信息。本文在使用频域隐写算法时，对“发布”图像采用 4.1 节的实验设置中的质量因子进行压缩，而对空域隐写算法的“发布”图像不进行压缩。本文对破坏 J-UNIWARD 隐写算法采用 *BER* 与 *CR* 两种评价指标进行评价，而其余普通隐写算法则采用 *CR* 评价指标进行评价。实验分别对不同负载率下 SPRN 方法生成的 50 张“干净”图像取平均值作为最终的结果，如表 10~11 所示。

表 10 主动防御 J-UNIWARD 得到“干净”图像的 *BER* 和 *CR* 值

数据集	质量因子	Payloads									
		0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
B1	65	0.504	0.5001	0.5007	0.4981	0.4974	0.499	0.5023	0.5009	0.4989	0.5011
	75	0.4988	0.4952	0.499	0.5004	0.4982	0.496	0.4997	0.5009	0.5019	0.5026
	85	0.5012	0.5019	0.5016	0.4996	0.4988	0.4993	0.5004	0.4994	0.5018	0.5017
	95	0.5008	0.5026	0.5052	0.4996	0.4994	0.4957	0.4995	0.4994	0.4994	0.5008

	65	0.5032	0.4961	0.4982	0.4984	0.5	0.4979	0.5006	0.5017	0.5002	0.4998
	75	0.4994	0.4995	0.4996	0.5046	0.4985	0.4993	0.4981	0.5	0.5007	0.4983
B2	85	0.5008	0.4991	0.5002	0.5019	0.501	0.5	0.5014	0.5014	0.5008	0.4995
	95	0.5	0.4991	0.4989	0.5011	0.4994	0.4993	0.5006	0.5001	0.5016	0.4995

表 11 主动防御 J-UNIWARD、nsF5、S-UNIWARD 和 WOW 得到“干净”图像的 *CR* 值

数据集	算法	质量因子	Payloads									
			0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
B1	J	65	0.2973	0.2972	0.2973	0.2973	0.2971	0.2974	0.2972	0.2974	0.2972	0.2973
		75	0.2865	0.2864	0.2864	0.2864	0.2864	0.2863	0.2863	0.2863	0.2866	0.2863
		85	0.2908	0.2906	0.2906	0.2907	0.2907	0.2906	0.2905	0.2906	0.2906	0.2906
		95	0.2863	0.2861	0.286	0.2862	0.2864	0.3036	0.3036	0.3037	0.3037	0.2862
	F	65	0.2972	0.2972	0.2967	0.2969	0.2968	0.2968	0.2969	0.2967	0.2964	0.2965
		75	0.2862	0.2863	0.2862	0.2861	0.2863	0.2862	0.2859	0.286	0.2859	0.2857
		85	0.2906	0.2906	0.2905	0.2905	0.2906	0.2905	0.2905	0.2905	0.2905	0.2907
		95	0.2863	0.2861	0.2861	0.2861	0.2858	0.2857	0.2859	0.2858	0.2855	0.2856
	S		0.2914	0.2912	0.2911	0.2911	0.2911	0.291	0.2913	0.2911	0.2912	0.2911
	W		0.2912	0.2913	0.2911	0.2912	0.2911	0.2909	0.2912	0.2912	0.2911	0.2912
B2	J	65	0.3059	0.3059	0.3059	0.306	0.3058	0.3059	0.306	0.306	0.3059	0.306
		75	0.2936	0.2935	0.2934	0.2935	0.2934	0.2934	0.2935	0.2936	0.2936	0.2935
		85	0.2987	0.2987	0.2986	0.2988	0.2989	0.2988	0.2989	0.2986	0.2986	0.2988
		95	0.2267	0.2265	0.2262	0.2266	0.2264	0.2268	0.2266	0.2263	0.2265	0.2266
	F	65	0.3062	0.3059	0.3057	0.3058	0.3056	0.3056	0.3055	0.3052	0.3052	0.3052
		75	0.2935	0.2932	0.2932	0.2934	0.2933	0.2932	0.2931	0.2928	0.2932	0.2928
		85	0.2986	0.2988	0.2986	0.2985	0.2986	0.2984	0.2985	0.2986	0.2985	0.2984
		95	0.2247	0.2248	0.2247	0.2248	0.2249	0.2246	0.2249	0.2246	0.2248	0.2246
	S		0.3039	0.304	0.3039	0.3038	0.304	0.3039	0.3041	0.3038	0.3038	0.3041
	W		0.304	0.3039	0.3039	0.3038	0.3039	0.304	0.304	0.304	0.3038	0.3039

由表 10 可知，在 B1 数据集上，质量因子为 95、负载率为 0.03bpnac 时，本文方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *BER* 取得最大值为 0.52；质量因子为 75、负载率为 0.02bpnac 时，“干净”图像的 *BER* 取得最小值为 0.4952。表明本文方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *BER* 值均在 0.4952-0.52 之间，由于 *BER*>0.1 时，说明图像中的秘密信息被破坏。在 B2 数据集不同质量因子上，本文方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *BER* 最小值分别为 0.4961、0.4981、0.4991 和 0.4989，表明“干净”图像的 *BER* 值不低于 0.49，说明图像中的秘密信息百分百被破坏。由此可知，SPRN 方法能够成功破坏 J-UNIWARD 嵌入的秘密信息，使得接收方无法完整提取秘密信息序列。故本方法能够在社交网络中达到主动防御 J-UNIWARD 隐写的目的。

表 11 可见，在 B1 和 B2 数据集中，SPRN 方法破坏 J-UNIWAR 嵌入的秘密信息后，“干净”图像的 *CR* 最大值分别为 0.3037 和 0.306，最小值分别为 0.286 和 0.2262，其中最小值分别是基准值的 5.72 倍和 4.524 倍；在不同数据集下，本方法破坏隐写算法 nsF5 嵌入的秘密信息后，“干净”图像的 *CR* 最大值分别为 0.2972 和 0.3062，最小值分别为 0.2855 和 0.2246，其中最小值分别是基准值的 5.71 倍和 4.492 倍；当负载率为 0.07bpnac 时，以 B2 数据集为例，本方法破坏隐写算法 S-UNIWARD 和 WOW 嵌入的秘密信息后，“干净”图像的 *CR* 值最大为 0.3041 和 0.304，分别是基准值的 6.082 倍和 6.08 倍。由此可知，在不同负载率下，本文方法能够主动防御多种普通隐写。

综上，对于主动防御鲁棒隐写和普通隐写而言，本文方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *BER* 与 *CR* 的结果远远高于基准值 0.1 和 0.05(秘密信息序列不能被恢复时 *BER*=0.1，*CR*=0.05)。并且在不同数据集与负载率下，二者的值均趋于稳定。验证 SPRN 方法能够有效的破坏社交网络中潜在载密图像中的秘密信息，并无需考虑隐写者使用的具体隐写算法、质量因子以及负载率等因素，实现社交网络中隐蔽通信主动防御的目的。

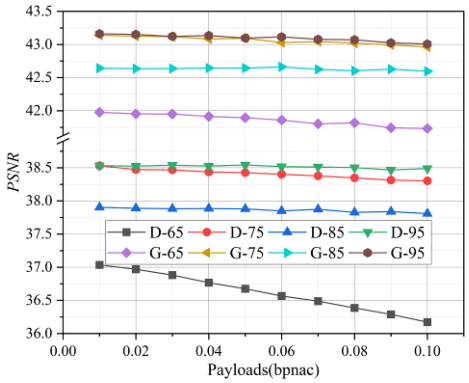
5.3 图像质量恢复实验

在 SPRN 方法第一阶段使用 S&P 噪声破坏载密图像中隐藏的秘密信息，将会导致图像的质量发生

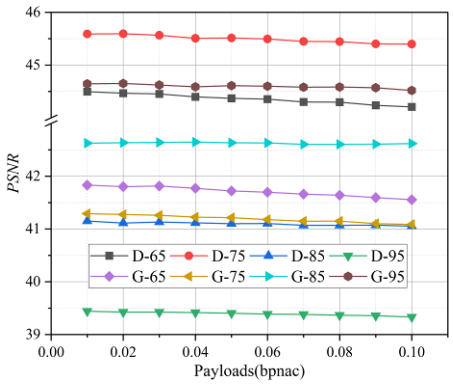
一定变化，本节针对鲁棒隐写和普通隐写进行一系列实验，验证本文方法对图像质量恢复的有效性，包括三部分：主动防御鲁棒隐写、主动防御普通隐写以及实验结果展示。图像质量恢复实验的过程与秘密信息破坏实验类似，本实验采用 *PSNR*、*SSIM* 以及 *MSE* 对“干净”图像进行评价。

5.3.1 主动防御鲁棒隐写

与 4.2 节中的实验类似，在使用相同数据集下，本文方法主动防御鲁棒隐写 DMAS 和 GMAS，将 Rec-Net 生成“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 以及 *MSE* 的平均值作为实验结果，如图 9~11 所示。

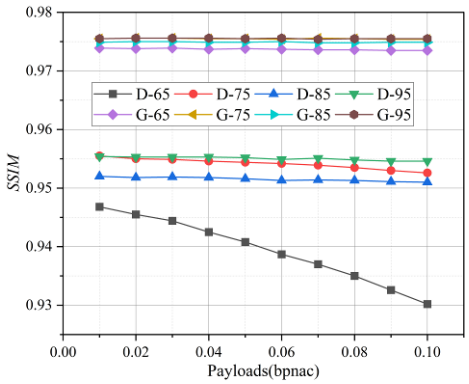


(a) B1 数据集

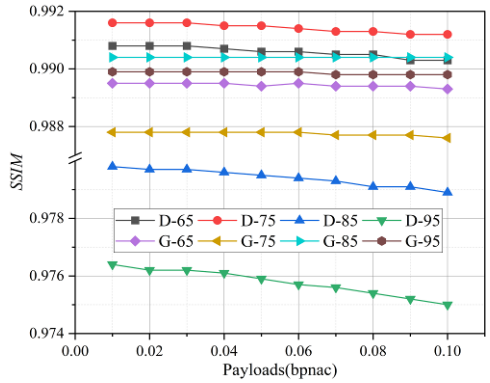


(b) B2 数据集

图 9 主动防御 DMAS 和 GMAS 得到“干净”图像的 PSNR

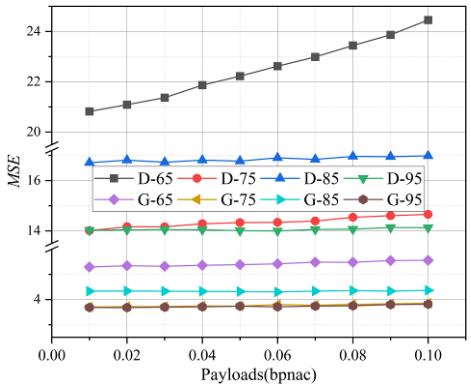


(a) B1 数据集

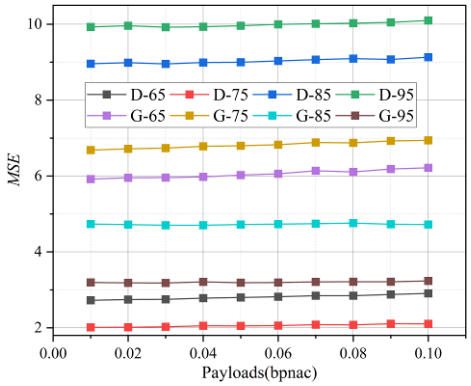


(b) B2 数据集

图 10 主动防御 DMAS 和 GMAS 得到“干净”图像的 SSIM



(a) B1 数据集



(b) B2 数据集

图 11 主动防御 DMAS 和 GMAS 得到“干净”图像的 MSE

图 9(a)和(b)中横轴表示 DMAS 和 GMAS 的不同负载率，纵轴表示 *PSNR* 值，数据用不同颜色的折线显示。这里，具体的算法和质量因子如图例所示。例如黑色折线表示在质量因子为 65 中，本方法主动防御 DMAS 后，得到“干净”图像的 *PSNR*。由图 9(a)可知，在不同质量因子与不同负载率下，本方法主动防御 DMAS 后，“干净”图像的 *PSNR* 值介于 36 和 39 之间。本方法主动防御 GMAS 后，“干净”图像的 *PSNR* 值介于 41 和 43.5 之间。因此，在 B1 数据集中不同质量因子下，实验结果表明本方法对图像质量恢复的有效性。由图 9(b)可知，在不同质量因子与不同负载率下，本方法主动防御 DMAS 后，

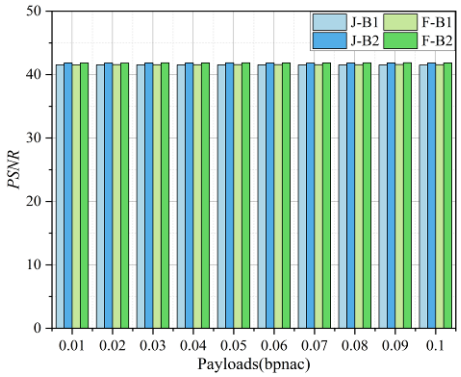
在质量因子为 75 时，“干净”图像的 *PSNR* 值达到 45.5，在质量因子为 95 时，“干净”图像的 *PSNR* 值为 39.5。故“干净”图像的 *PSNR* 值分布虽然较为分散，但都达到社交网络传输图像的质量要求。本方法主动防御 GMAS 后，“干净”图像的 *PSNR* 值介于 41 和 45 之间，因此，由上述可知在 B2 数据集中不同质量因子下，本文方法都能够恢复噪声图像的质量。

图 10(a)和(b)中横轴代表 DMAS 和 GMAS 的不同负载率，纵轴表示 *SSIM* 值，不同质量因子的 *SSIM* 值用不同颜色的折线显示。这里，具体的算法和质量因子如图例所示。由图 10(a)可知，在不同质量因子和不同负载率下，本方法主动防御 DMAS 后，“干净”图像的 *SSIM* 值均介于 0.93 和 0.96 之间。本方法主动防御 GMAS 后，“干净”图像的 *SSIM* 值在 0.975 波动。在 B1 数据集以及不同质量因子下，以上数据表明本文方法能够恢复噪声图像质量。由图 10(b)可知，在不同质量因子和不同负载率下，本方法主动防御 DMAS 后，在质量因子为 75 时，“干净”图像的 *SSIM* 值达到 0.9915，在质量因子为 95 时，“干净”图像的 *SSIM* 值为 0.976。“干净”图像的 *SSIM* 值都符合社交网络传输图像的质量要求。本方法主动防御 GMAS 后，“干净”图像的 *SSIM* 值 0.99 处波动。因此，在 B2 数据集中，以上数据均表明本文方法恢复噪声图像质量的有效性。

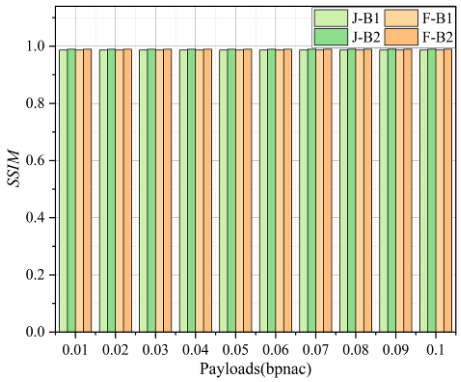
图 11(a)和(b)中横轴代表 DMAS 和 GMAS 的不同负载率，纵轴表示 *MSE* 值，不同质量因子的 *MSE* 值用不同颜色的折线显示。这里，具体的算法和质量因子如图例所示。由图 11(a)可知，在不同质量因子与不同负载率下，本方法主动防御 DMAS 后，“干净”图像的 *MSE* 值均介于 14 和 24.5 之间。本方法主动防御 GMAS 后，“干净”图像的 *MSE* 值在 6 以下。以上表明在 B1 数据集中不同质量因子下，本文方法都能够恢复噪声图像的质量。由图 11(b)可知，在不同负载率下，本方法主动防御 DMAS 后，质量因子 95 时，“干净”图像的 *MSE* 值在 9.8 和 10.5 之间，质量因子为 75 时，“干净”图像的 *MSE* 值在 2.1 以下。本方法主动防御 GMAS 后“干净”图像的 *MSE* 值在 2.8 和 7 之间。以上数据表明在 B2 数据集中，SPRN 能够恢复噪声图像的质量。

5.3.2 主动防御普通隐写

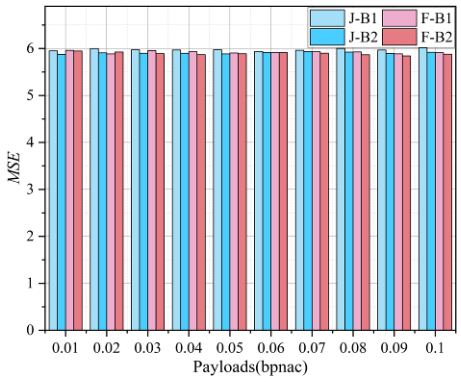
与 4.2 节中的实验类似，在相同数据集下，本文方法主动防御普通隐写，将 Rec-Net 生成“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 以及 *MSE* 的平均值作为实验结果，如图 12~16 所示。



(a) *PSNR*

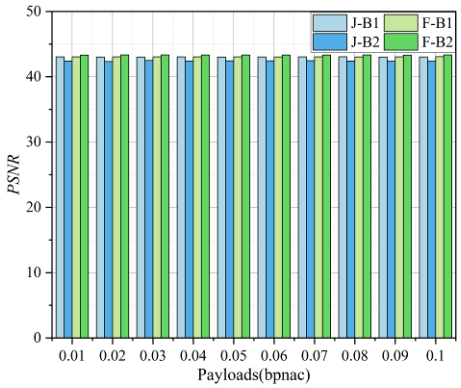


(b) *SSIM*

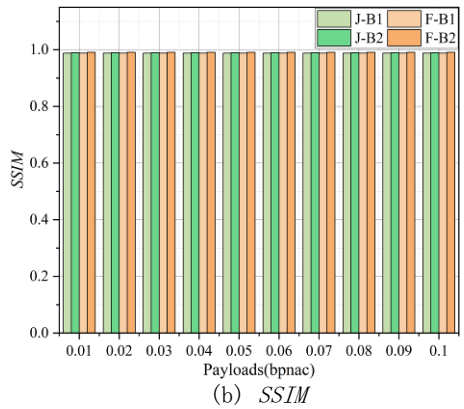


(c) *MSE*

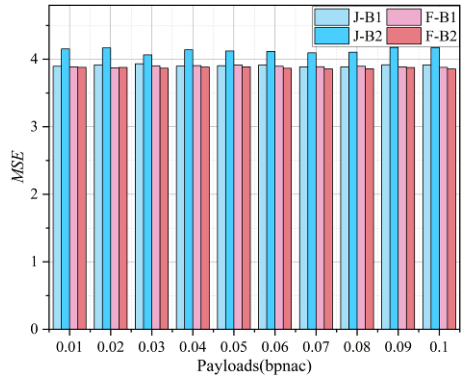
图 12 主动防御 J-UNIWARD 和 nsF5(QF65)得到“干净”图像的评价结果



(a) *PSNR*

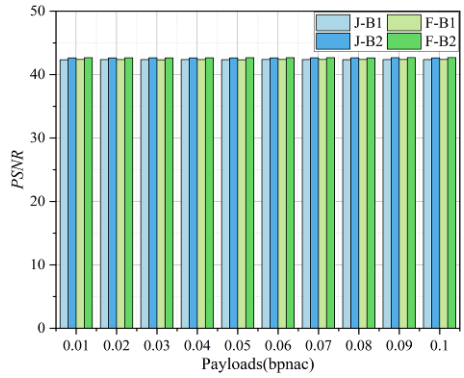


(b) *SSIM*

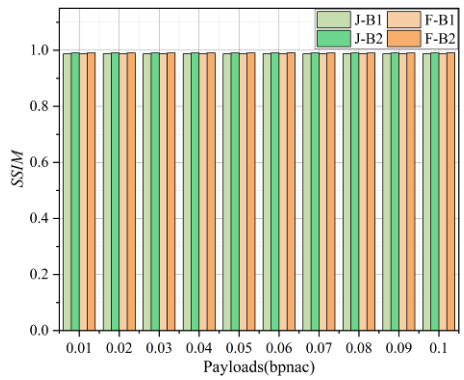


(c) *MSE*

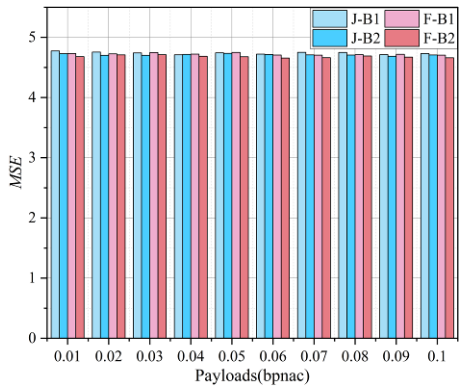
图 13 主动防御 J-UNIWARD 和 nsF5(QF75)得到“干净”图像的评价结果



(a) *PSNR*

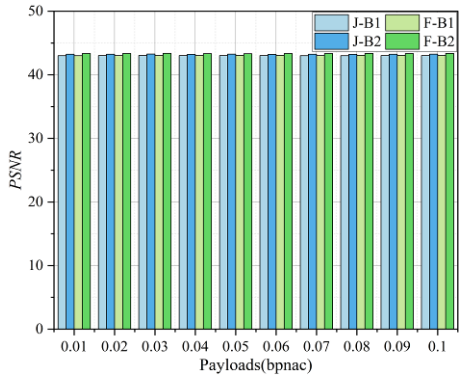


(b) *SSIM*

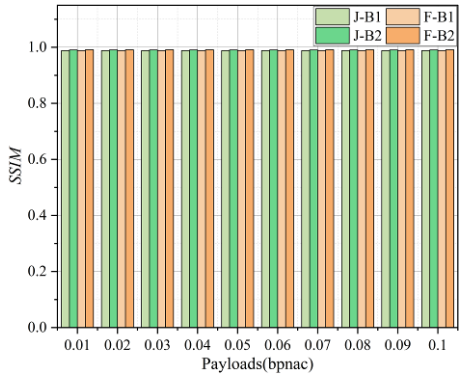


(c) *MSE*

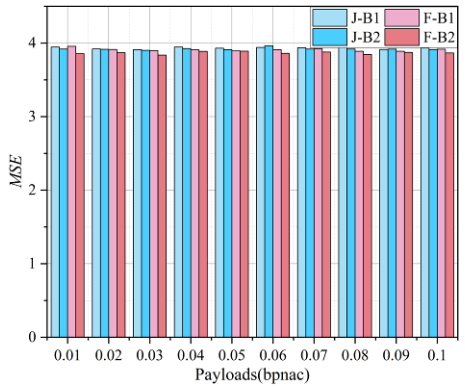
图 14 主动防御 J-UNIWARD 和 nsF5(QF85)得到“干净”图像的评价结果



(a) *PSNR*

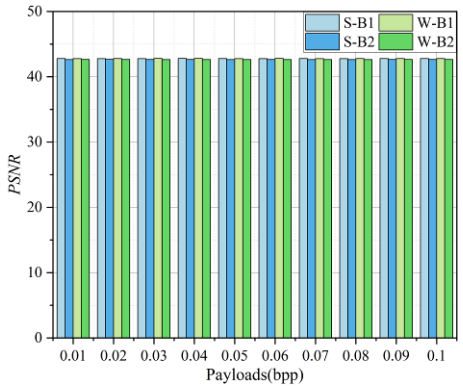


(b) *SSIM*

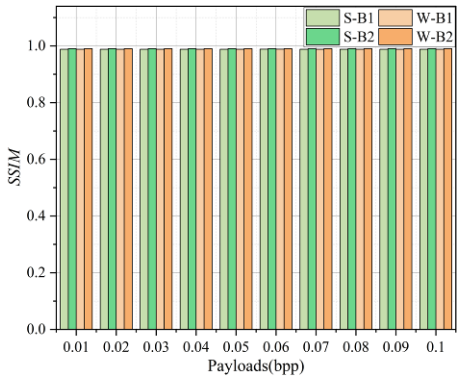


(c) *MSE*

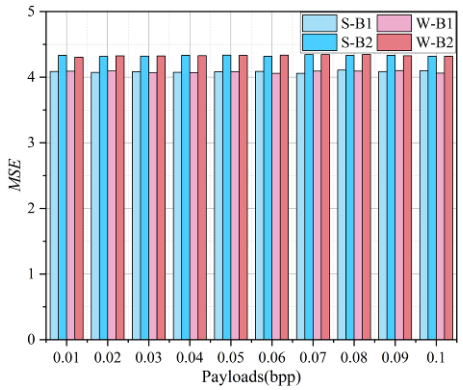
图 15 主动防御 J-UNIWARD 和 nsF5(QF95)得到“干净”图像的评价结果



(a) *PSNR*



(b) *SSIM*



(c) *MSE*

图 16 主动防御 S-UNIWARD 和 WOW 得到“干净”图像的评价结果

如图 12~16 所示，横坐标表示负载率，图 12~16(a)坐标表示不同负载率下 *PSNR* 值，(b)纵坐标表示不同负载率下 *SSIM* 值，(c)纵坐标表示不同负载率下 *MSE* 值。其中，图 12~15 表示本方法主动防御 J-UNIWARD 和 nsF5 后，“干净”图像的不同图像质量指标，图 16 表示本方法主动防御 S-UNIWARD 和 WOW 后，“干净”图像的不同图像质量指标。由图 12~16 可知，本方法主动防御四种普通隐写，各组图像的 *PSNR* 值介于 40~45 之间，*SSIM* 值介于 0.95~1 之间，*MSE* 值都在 6 以内，同时在不同负载率下的差距很小，在一定程度上表明本方法不仅对恢复噪声图像有效，也表明本方法对不同隐写算法具有普适性。

5.3.3 实验结果展示

从测试图像中随机选择 8 幅图像，视觉效果与具体评价标准值在图 17 与表 12 分别展示。

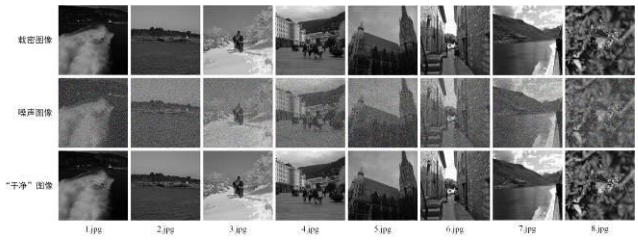


图 17 随机选取 8 幅图像

图 17 从上到下依次是载密图像、噪声图像、“干净”图像。通过实验结果表明，破坏秘密信息之后，通过网络恢复的“干净”图像和载密图像没有明显视觉差别。

表 12 “干净”图像评价结果对比

“干净”图像	*BER*	*CR*	*PSNR*	*SSIM*	*MSE*
1. jpg	0.5248	0.2451	42.3801	0.9742	3.7589
2. jpg	0.5156	0.2102	44.2492	0.991	2.4443
3. jpg	0.5218	0.2356	41.9672	0.9909	4.1339
4. jpg	0.5223	0.2278	42.2294	0.9901	3.8917
5. jpg	0.5116	0.2599	41.0880	0.9828	5.0615
6. jpg	0.5336	0.3691	40.4960	0.9911	5.8007
7. jpg	0.5203	0.2463	42.1201	0.987	3.9909
8. jpg	0.5317	0.1709	46.3700	0.9926	1.4999

如表 12 所示，图 6. jpg 的 *BER* 值与 *CR* 值分别达到 0.5336 和 0.3691；*PSNR* 值与 *MSE* 值分别达到 40.496 和 5.8007。随机选择的 8 张图像的 *BER* 值都达到 0.5 以上，同时，图像的 *PSNR* 值在 40 以上。以上数据表明本方法对秘密信息破坏和图像质量恢复是有效的。同时，从另一方面也说明本文的方法在主动防御社交网络中的隐蔽通信是有效性。

综上可知，对于鲁棒隐写和普通隐写而言，本文方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 值均符合社交网络中发送图像的要求，并且在不同数据集与负载率下，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 值均趋于稳定。以上数据表明 SPRN 方法能够有效恢复噪声图像的质量。因此，针对图像隐蔽通信，本文方法能够成功进行防御，并使得通信双方在毫无察觉的情况下彻底阻断秘密信息的传输。

5.3.4 社交网络实验结果

由于实际场景图像往往会经过多次压缩，为了验证在社交网络中所提方法的有效性，本文对质量

因子为 65 与 75 的测试图像，再次采用质量因子 65 与 75 进行压缩。在该情况下对 DMAS 隐写进行防御，得到不同负载率下的主动防御评价效果，如表 13 和表 14 所示。

表 13 SPRN 主动防御重压缩载密图像（QF65）得到“干净”图像的评价结果

Payloads	评价指标				
	PSNR	*SSIM*	*MSE*	*CR*	*BER*
0.01	37.6653	0.9825	15.9402	0.3725	0.4938
0.02	37.6484	0.9825	15.8913	0.3727	0.4964
0.03	37.5881	0.9824	16.0828	0.3733	0.4947
0.04	37.5907	0.9821	16.0582	0.3742	0.4902
0.05	37.5504	0.982	16.193	0.3748	0.4863
0.06	37.5277	0.9817	16.276	0.3759	0.4809
0.07	37.4999	0.9816	16.3345	0.3767	0.4798
0.08	37.4627	0.9813	16.4514	0.3776	0.505
0.09	37.4501	0.981	16.5166	0.3785	0.481
0.1	37.3864	0.9807	16.6878	0.3798	0.4815

表 14 SPRN 主动防御重压缩载密图像（QF75）得到“干净”图像的评价结果

Payloads	评价指标				
	PSNR	*SSIM*	*MSE*	*CR*	*BER*
0.01	41.5585	0.9891	4.9377	0.3096	0.4953
0.02	41.5105	0.9891	4.968	0.31	0.4903
0.03	41.5219	0.989	4.9576	0.3105	0.4724
0.04	41.4669	0.9888	5.0251	0.311	0.4724
0.05	41.4189	0.9888	5.0626	0.3116	0.4613
0.06	41.372	0.9886	5.1152	0.3124	0.4510
0.07	41.394	0.9885	5.109	0.3128	0.4470
0.08	41.3361	0.9883	5.1631	0.3134	0.4464
0.09	41.3209	0.9881	5.1903	0.3143	0.4419
0.1	41.1939	0.9879	5.3355	0.3152	0.4340

由表 13 和表 14 可知，在经过多次压缩下，SPRN 方法主动防御 DMAS 隐写得到“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 均符合社交网络传递图像的要求。干净图像的 *BER* 和 *CR* 均超过破坏秘密信息的基准值。因此，SPRN 方法能够抵御社交网络中的多次压缩情况。

5.4 消融实验和对比实验

本节分为两部分：Rec-Net 消融实验和对比实验。

5.4.1 Rec-Net 消融实验

为了验证 Rec-Net 高斯滤波层、高斯滤波残差块和中值滤波层对秘密信息破坏与图像质量恢复的影响，本小节选取 BOWS2 数据集中 50 张“发布”图像验证，然后将图像压缩成质量因子为 85 的载体图像。同时使用鲁棒隐写算法 DMAS 进行不同负载率的隐写，其它的实验设置与 4.1 节中一致。实验结果如表 15 所示。其中，本节将去掉高斯滤波层(Without Gauss Layers)网络简写为 WGL-Net，将去掉高斯滤波残差块(Without Gauss Residual Blocks)网络简写为 WGRB-Net，将去掉中值滤波层(Without Median Layers)网络简写为 WML-Net。

表 15 Rec-Net 消融实验

网络	指标	Payloads									
		0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
WGL-Net	*PSNR*	25.28	25.26	25.27	25.26	25.25	25.27	25.25	25.25	25.24	25.24
	SSIM	0.67	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.69	0.69	0.69	0.69
	MSE	231.1	231.6	231.6	231.4	232.1	231.3	231.8	232.1	232.3	232.4
	BER	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
	CR	**0.308**	**0.309**	**0.309**	**0.309**	**0.309**	**0.309**	**0.31**	**0.31**	**0.31**	**0.31**
WGRB-Net	*PSNR*	25.39	25.38	25.38	25.39	25.38	25.38	25.37	25.37	25.37	25.37
	SSIM	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68
	MSE	229.2	229.3	229.2	229.4	229.26	229.5	229.6	229.6	229.6	229.8
	BER	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
	CR	0.303	0.303	0.303	0.304	0.304	0.304	0.304	0.305	0.305	0.305
WML-Net	*PSNR*	22.68	22.6	22.68	22.68	22.68	22.7	22.65	22.68	22.6	22.66
	SSIM	0.68	0.68	0.68	0.68	0.67	0.67	0.67	0.67	0.67	0.67
	MSE	389.3	390.7	388.7	389	389.4	388.3	391	389.2	389.6	390.6
	BER	0.49	0.49	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	**0.51**	**0.5**	**0.51**
	CR	0.276	0.276	0.276	0.277	0.277	0.277	0.278	0.278	0.278	0.278
Rec-Net	*PSNR*	**42.63**	**42.64**	**42.65**	**42.63**	**42.63**	**42.59**	**42.59**	**42.58**	**42.57**	**42.58**
	SSIM	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**	**0.99**
	MSE	**4.7**	**4.7**	**4.7**	**4.7**	**4.8**	**4.8**	**4.8**	**4.8**	**4.8**	**4.8**
	BER	**0.5**	**0.5**	**0.5**	**0.5**	**0.5**	**0.5**	**0.5**	0.5	0.5	0.5
	CR	0.299	0.299	0.299	0.3	0.3	0.3	0.301	0.301	0.301	0.302

图像质量方面，在不同负载率下，Rec-Net 所得“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 的均值分别是 42.209、0.99 和 4.76。其中 WGL-Net 所得“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 的均值分别为 25.257、

0.693 和 231.77。WGRB-Net 所得“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 的均值分别为 25.378、0.68 和 229.446。WML-Net 所得“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 的均值分别为 22.661、0.674 和 389.58。以上数据表明 WGL-Net、WGRB-Net 和 WML-Net 所得“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 和 *MSE* 值较低，说明它们不能够较好的恢复图像质量。验证 Rec-Net 生成的图像在经过 S&P 隐写防御后都能得到较好恢复。

破坏秘密信息方面，在不同负载率下，四种网络所得“干净”图像的 *BER* 的均值相等均为 0.5。WGL-Net、WGRB-Net、WML-Net 和 Rec-Net 所得“干净”图像的 *CR* 均值分别为 0.3093、0.304、0.2771 和 0.3002。以上结果表明图像的 *BER* 和 *CR* 值均超过破坏秘密信息的要求，也验证本网络的架构设置都不影响第一阶段 S&P 主动防御的效果。综上，Rec-Net 架构的设置不仅保持第一阶段破坏秘密信息的效果，也将噪声图像较好的恢复成“发布”图像的质量。

5.4.2 对比实验

对比实验采用 BOWS2 数据集中 30 张载体图像，并将图像压缩成质量因子为 75 的 JPEG 图像，在每个负载率下分别生成 30 张载密图像。实验以鲁棒隐写算法 DMAS 和 GMAS 以及普通频域隐写算法 J-UNIWARD 和 nsF5 为例，分别对比本文方法与 AO-Net[6]方法、SC-Net[13]方法、基于高斯白噪声的主动防御方法以及基于图像 JPEG 压缩的主动防御方法。其中高斯白噪声的均值和方差为 0.01，图像 JPEG 的压缩因子为 65。

(a) 主动防御 DMAS 和 GMAS 对比实验

在不同负载率下，五种方法主动防御 DMAS 和 GMAS 的对比结果如表 16~17 所示。由表 16 可知，在不同负载率下，与 AO-Net[6]方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM*、*MSE*、*BER* 与 *CR* 的结果分别提升 2.85%、0.957%、6.958%、5.461%和 24.258%。与 SC-Net[13]方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM*、*MSE*、*BER* 与 *CR* 的结果分别提升 34.795%、8.189%、92.577%、0.559%和 20.43%。与基于高斯白噪声的主动防御方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 与 *MSE* 的结果分别提升 53.017%、66.8%和 14450%。“干净”图像的 *BER* 与 *CR* 基本一致。与基于图像 JPEG 压缩的主动防御方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM*、*MSE*、*BER* 与 *CR* 的结果分别提升 7.585%、0.451%、50.13%、12.602%和 18.913%。由此可知，与其它方法主动防御 DMAS 相比，SPRN 方法既能高误码率破坏秘密信息，又能提升图像视觉质量。由表 17 可知，不同负载率下，与 AO-Net[6]方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM*、*BER* 与 *CR* 的结果分别提升 1.292%、0.664%、0.923%和 18.01%。与 SC-Net[13]方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM*、*BER* 与 *CR* 的结果分别提升 33.345%、7.841%、0.071%和 14.055%。并且，在负载率为 0.02、0.03、0.05、0.06、0.07 和 0.09 中，“干净”图像的 *BER* 值远超过其他方法，而“干净”图像的 *MSE* 值介于 AO-Net[6]方法和 SC-Net[13]方法之间。与基于高斯白噪声的主动防御方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM* 与 *MSE* 的结果分别提升 52.5%、66.83%和 13352%。“干净”图像的 *BER* 与 *CR* 基本一致。与基于图像 JPEG 压缩的主动防御方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM*、*MSE*、*BER* 与 *CR* 的结果分别提升 3.267%、0.225%、24.1%、1.008%和 14.366%。由此可知，与其它方法主动防御 GMAS 相比，SPRN 方法具有明显优势。

表 16 五种方法主动防御 DMAS 的结果对比

方法	指标	Payloads									
		0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
SPRN 方法	*PSNR*	42.77	42.756	42.716	42.714	42.691	42.659	42.633	42.607	42.579	42.587
	SSIM	0.9907	0.9906	0.9906	0.9905	0.9905	0.9904	0.9903	0.9902	0.9901	0.99
	MSE	4.3199	4.3561	4.3881	4.3963	4.3991	4.4294	4.4679	4.5066	4.5044	4.5069
	BER	0.4989	0.4997	0.4987	0.5016	0.5002	0.4998	0.4976	0.4984	0.4989	0.4986
	CR	0.3041	0.3046	0.305	0.3054	0.306	0.3064	0.307	0.308	0.3082	0.3085
AO-Net[7]方法	*PSNR*	41.689	41.68	41.622	41.579	41.523	41.476	41.419	41.364	41.288	41.232
	SSIM	0.983	0.9829	0.9824	0.9821	0.9815	0.9809	0.9803	0.9797	0.9789	0.9783
	MSE	4.5567	4.5646	4.6175	4.661	4.7169	4.7691	4.8258	4.8837	4.9628	5.0275
	BER	0.4984	0.4853	0.4683	0.457	0.4448	0.4378	0.4263	0.4132	0.4108	0.4044
	CR	0.0633	0.0632	0.0635	0.0634	0.0637	0.0637	0.0639	0.064	0.0642	0.0645
SC-Net[8]方法	*PSNR*	31.744	31.726	31.711	31.59	31.679	31.663	31.637	31.624	31.606	31.584
	SSIM	0.9188	0.9184	0.9178	0.9171	0.9163	0.9154	0.9143	0.9132	0.912	0.911
	MSE	58.94	59.09	59.222	59.412	59.515	59.709	59.898	60.037	60.213	60.4

	BER	0.4851	0.4966	0.4979	0.4931	0.4934	0.4915	0.491	0.4947	0.4971	0.4961
	CR	0.1012	0.1013	0.1015	0.1016	0.1018	0.1020	0.1023	0.1025	0.1028	0.1032
基于高斯白噪声的主动防御方法	*PSNR*	20.047	20.051	20.045	20.05	20.051	20.046	20.05	20.045	20.047	20.048
	SSIM	0.3279	0.3281	0.3284	0.3284	0.3286	0.3288	0.329	0.329	0.3293	0.3297
	MSE	644	644	644	644	644	645	644	645	644	644
	BER	0.4974	0.5002	0.5048	0.4987	0.4985	0.5038	0.5023	0.5000	0.4963	0.4991
	CR	0.5595	0.5594	0.5596	0.5596	0.5598	0.56	0.5597	0.56	0.5599	0.5596
基于图像JPEG 压缩的主动防御方法	*PSNR*	39.495	39.485	39.472	39.459	39.444	39.43	39.416	39.398	39.38	39.364
	SSIM	0.9861	0.9861	0.9861	0.986	0.9869	0.9858	0.9857	0.9856	0.9855	0.9854
	MSE	8.7776	8.7933	8.8158	8.8353	8.8599	8.8831	8.9108	8.9383	8.9724	8.9974
	BER	0.4575	0.4565	0.4261	0.3903	0.3773	0.3575	0.3346	0.3215	0.3112	0.2997
	CR	0.117	0.1171	0.1171	0.1171	0.1172	0.1172	0.1172	0.1173	0.1173	0.1174

表 17 五种方法主动防御 GMAS 的结果对比

方法	指标	Payloads									
		0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
SPRN 方法	*PSNR*	42.221	42.199	42.222	42.204	42.217	42.194	42.188	42.218	42.196	42.232
	SSIM	0.9897	0.9896	0.9896	0.9896	0.9896	0.9896	0.9896	0.9896	0.9896	0.9896
	MSE	4.7952	4.7833	4.7911	4.7995	4.7779	4.8032	4.8005	4.7848	4.7927	4.7268
	BER	0.4986	0.5017	0.502	0.4999	0.4989	0.5007	0.5012	0.4995	0.4995	0.5004
	CR	0.2431	0.2436	0.2433	0.2439	0.2437	0.2436	0.2435	0.2436	0.2438	0.2434
AO-Net[7] 方法	*PSNR*	41.724	41.727	41.69	41.701	41.691	41.665	41.656	41.64	41.626	41.584
	SSIM	0.9832	0.9832	0.983	0.9832	0.9831	0.9831	0.983	0.9831	0.983	0.9829
	MSE	4.5267	4.5238	4.558	4.5464	4.5591	4.5846	4.5922	4.6055	4.6184	4.6611
	BER	0.5002	0.5006	0.4996	0.4957	0.4951	0.4925	0.4885	0.4871	0.4786	0.4722
	CR	0.0632	0.0632	0.0633	0.0633	0.0634	0.0635	0.0635	0.0635	0.0637	0.0639
SC-Net[8] 方法	*PSNR*	31.747	31.735	31.716	31.696	31.676	31.66	31.624	31.591	31.567	31.528
	SSIM	0.9188	0.9187	0.9185	0.9183	0.918	0.9177	0.9173	0.9169	0.9164	0.916
	MSE	58.874	58.948	59.057	59.236	59.396	59.518	59.82	60.103	60.335	60.701
	BER	0.4997	0.4972	0.499	0.5009	0.4976	0.4998	0.4988	0.5015	0.4987	0.5021
	CR	0.1016	0.1018	0.1021	0.1024	0.1027	0.103	0.1034	0.1039	0.1043	0.1048
基于高斯白噪声的主动防御方法	*PSNR*	20.0419	20.0487	20.0489	20.0492	20.0542	20.0545	20.0436	20.0507	20.0499	20.0511
	SSIM	0.3276	0.328	0.328	0.3282	0.3283	0.3283	0.328	0.3284	0.3285	0.3288
	MSE	645	644	644	644	643	643	645	644	644	644
	BER	0.5057	0.5020	0.5031	0.4972	0.4927	0.5022	0.4974	0.5066	0.5022	0.4979
	CR	0.5597	0.5598	0.5596	0.5595	0.5594	0.5596	0.5596	0.5595	0.5596	0.5592
基于图像JPEG 压缩的主动防御方法	*PSNR*	40.8558	40.8581	40.8501	40.844	40.8417	40.8328	40.8254	40.8075	40.8028	40.7825
	SSIM	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874
	MSE	5.9109	5.909	5.9168	5.9221	5.9266	5.9358	5.9438	5.9605	5.9707	5.9925
	BER	0.4974	0.4974	0.4988	0.4919	0.4999	0.4903	0.4853	0.4849	0.4778	0.4779
	CR	0.0999	0.0998	0.0999	0.0998	0.0998	0.0999	0.0999	0.0999	0.1	0.1

(b) 主动防御 J-UNIWARD 和 nsF5 对比实验

在不同负载率下，五种方法主动防御 J-UNIWARD 和 nsF5 的对比结果如表 18~19 所示。

表 18 五种方法主动防御 J-UNIWARD 的结果对比

方法	指标	Payloads									
		0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
SPRN 方法	*PSNR*	42.393	42.341	42.494	42.391	42.435	42.436	42.458	42.406	42.381	42.372
	SSIM	0.9897	0.9896	0.9897	0.9896	0.9897	0.9897	0.9898	0.9897	0.9896	0.9897
	MSE	4.152	4.1679	4.0645	4.1391	4.1212	4.1145	4.0944	4.104	4.1743	4.1735
	BER	0.5118	0.5099	0.5004	0.5092	0.5103	0.5123	0.4922	0.4976	0.503	0.4966
	CR	0.3003	0.2999	0.3	0.3008	0.3001	0.3003	0.3001	0.3004	0.3006	0.3009
AO-Net[7] 方法	*PSNR*	41.723	41.717	41.721	41.721	41.725	41.711	41.713	41.711	41.724	41.72
	SSIM	0.9832	0.9832	0.9832	0.9832	0.9832	0.9831	0.9831	0.9831	0.9832	0.9832
	MSE	4.5221	4.5384	4.5316	4.5286	4.5268	4.5371	4.5387	4.5388	4.5261	4.5289
	BER	0.4985	0.501	0.5007	0.5015	0.4991	0.5003	0.5018	0.5012	0.5031	0.5021
	CR	0.0632	0.0632	0.0632	0.0632	0.0632	0.0633	0.0633	0.0633	0.0632	0.0632
SC-Net[8] 方法	*PSNR*	31.76	31.759	31.759	31.76	31.758	31.759	31.756	31.756	31.757	31.754
	SSIM	0.919	0.919	0.919	0.919	0.919	0.919	0.919	0.919	0.9191	0.919
	MSE	58.793	58.784	58.798	58.797	58.8	58.803	58.829	58.823	58.792	58.834
	BER	0.4908	0.5027	0.4983	0.5033	0.4996	0.5026	0.4992	0.5017	0.5015	0.4999
	CR	0.1013	0.1014	0.1013	0.1013	0.1013	0.1013	0.1013	0.1013	0.1013	0.1013
基于高斯白噪声的主动防御方法	*PSNR*	20.0498	20.0503	20.0513	20.0438	20.0514	20.0484	20.0498	20.0534	20.0556	20.044
	SSIM	0.3278	0.328	0.3285	0.3277	0.3279	0.3283	0.328	0.3282	0.3285	0.3277
	MSE	645	645	644	645	644	645	645	644	644	645
	BER	0.486	0.5029	0.5083	0.4978	0.4992	0.4991	0.5001	0.4977	0.4982	0.5008

	CR	0.5597	0.5596	0.5597	0.5596	0.5596	0.5594	0.5595	0.5595	0.5594	0.56
基于图像JPEG压缩的主动防御方法	*PSNR*	40.8557	40.8557	40.8551	40.8544	40.8554	40.8557	40.8551	40.8537	40.8542	40.8546
	SSIM	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874
	MSE	5.913	5.9129	5.9131	5.9137	5.9132	5.913	5.9132	5.9141	5.9146	5.9132
	BER	0.507	0.4877	0.5003	0.4939	0.4958	0.5063	0.501	0.4977	0.4982	0.5003
	CR	0.0999	0.0999	0.1	0.0999	0.0999	0.0999	0.1	0.1	0.0999	0.0999

表 19 五种方法主动防御 nsF5 的结果对比

方法	指标	Payloads									
		0.01	0.02	0.03	0.04	0.05	0.06	0.07	0.08	0.09	0.1
SPRN方法	*PSNR*	42.322	42.34	42.349	42.316	42.313	42.335	42.347	42.354	42.332	42.369
	SSIM	0.9904	0.9904	0.9904	0.9904	0.9904	0.9904	0.9904	0.9904	0.9904	0.9904
	MSE	4.7335	4.7495	4.7291	4.7627	4.7612	4.7236	4.7114	4.7144	4.7349	4.7031
	CR	0.3131	0.3128	0.3127	0.3129	0.3128	0.3127	0.3125	0.3123	0.3125	0.3122
AO-Net[7]方法	*PSNR*	41.734	41.706	41.72	41.718	41.72	41.716	41.716	41.694	41.701	41.708
	SSIM	0.9832	0.9831	0.9831	0.9832	0.9831	0.9831	0.9831	0.983	0.9831	0.983
	MSE	4.5148	4.5429	4.5311	4.5318	4.5265	4.5359	4.5336	4.5551	4.5544	4.5434
	CR	0.063	0.0632	0.0631	0.0632	0.0632	0.0632	0.0633	0.0634	0.0634	0.0633
SC-Net[8]方法	*PSNR*	31.764	31.767	31.77	31.774	31.776	31.781	31.785	31.788	31.792	31.797
	SSIM	0.919	0.9191	0.9191	0.9191	0.9192	0.9192	0.9192	0.9193	0.9193	0.9194
	MSE	58.74	58.693	58.654	58.612	58.567	58.517	58.452	58.407	58.352	58.29
	CR	0.1012	0.1012	0.1011	0.1011	0.101	0.101	0.1009	0.1008	0.1008	0.1007
基于高斯白噪声的主动防御方法	*PSNR*	20.049	20.0444	20.0523	20.0545	20.042	20.0504	20.0473	20.0503	20.0457	20.052
	SSIM	0.3278	0.3275	0.3277	0.3282	0.3276	0.3277	0.3276	0.3277	0.3274	0.328
	MSE	645	645	644	644	646	645	645	645	645	644
	CR	0.5601	0.5597	0.5592	0.5592	0.56	0.5594	0.5598	0.5595	0.5596	0.5596
基于图像JPEG压缩的主动防御方法	*PSNR*	40.8578	40.861	40.8639	40.868	40.8714	40.8758	40.8801	40.8849	40.8893	40.8951
	SSIM	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9874	0.9875	0.9875	0.9875	0.9875
	MSE	5.9096	5.9052	5.9009	5.8948	5.8896	5.883	5.8775	5.8714	5.8655	5.8575
	CR	0.0999	0.0999	0.0998	0.0998	0.0998	0.0997	0.0997	0.0996	0.0996	0.0995

由表18可知，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*以及*CR*值均比其它方法高，“干净”图像的*MSE*值比其它方法的值低，在负载率为0.01、0.02、0.04、0.05和0.06下，“干净”图像的*BER*值远高于AO-Net方法和SC-Net方法。与AO-Net[6]方法相比，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*、*MSE*、*BER*与*CR*的结果分别提升 1.659%、0.662%、8.852%、0.34%和23.711%。与SC-Net[13]方法相比，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*、*MSE*、*BER*与*CR*的结果分别提升33.544%、7.69%、92.976%、0.437%和 19.903%。与基于高斯白噪声的主动防御方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的 *PSNR*、*SSIM*、*MSE* 与 *BER* 的结果分别提升52.723%、67.51%、15507%和0.532%。“干净”图像的*CR*的值略低。与基于图像JPEG压缩的主动防御方法相比，SPRN 方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*、*MSE*、*BER*与*CR*的结果分别提升3.668%、0.232%、43.168%、0.551%和20.041%。由此可知，与上述两种方法相比，本文方法对秘密信息破坏的同时仍然保持较高的图像质量。

由表19可知，一方面，在不同负载率下，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*和*SSIM*值明显高于AO-Net[6]方法和SC-Net[13]方法，而“干净”图像的*MSE*值介于AO-Net[6]方法和SC-Net[13]方法之间。与AO-Net[6]方法相比，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*与*CR*的结果分别提升 1.497%、0.746%和 24.942%。与SC-Net[13]方法相比，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*与*CR*的结果分别提升33.223%、7.747%和21.167%。与基于高斯白噪声的主动防御方法相比，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*与*MSE*的结果分别提升53.047%、66.91%和13617%。“干净”图像的*CR*的值略低。与基于图像 JPEG 压缩的主动防御方法相比，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*PSNR*、*SSIM*、*MSE*与*CR*的结果分别提升3.455%、0.298%、24.468%和 21.29%。以上结果表明本方法生成“干净”图像的质量满足社交网络需求，且质量较好。另一方面，在不同负载率下，SPRN方法破坏秘密信息后，“干净”图像的*CR*结果均高于另外两种方法，以上数据表明本文方法对秘密信息破坏程度较高。

综上可知，在秘密信息破坏和图像质量恢复方面，SPRN方法均优于其他两种方法。

6 总结

现有的隐蔽通信防御大多数基于检测等被动

防御方法。针对检测在低负载率下虚警率和漏检率过高，并且，面对社交网络中未知隐写、负载率等先验知识情况下无法实时有效阻断隐蔽通信的问题，本文提出 SPRN 主动防御方法。在第三方毫无察觉的情况下，清除秘密信息，主动防御社交网络中的隐蔽通信。所提方法分析不同的噪声对秘密信息的破坏效果，选择叠加 S&P 噪声的方式破坏秘密信息，达到主动防御的目的。由于 S&P 噪声中随机的椒噪点和盐噪点的叠加会对图像视觉效果层面造成一定的影响。因此，利用 Rec-Net 对图像进行视觉质量恢复，实现对图像的优化。最后，得到无法提取出秘密信息的“干净”图像，既保持图像的高视觉质量，又不增加存储空间大小。此外，本文提出一种新的基于 *CR* 的隐写主动防御图像评价准则，该准则能够在未知隐写的先验条件下度量秘密信息破坏效果，弥补误码率的不足。实验结果表明，在不同数据集和负载率下，所提方法能够有效的破坏社交网络中潜在载密图像中的秘密信息，实现隐蔽通信主动防御的目的。同时，与先进方法 SC-Net 和 AO-Net 在 BOWS2 测试集上进行对比，结果充分表明在秘密信息破坏和图像质量恢复方面，SPRN 方法具有较大优势。该方法应用于社交网络平台，可通过主动防御的方式实现阻断不法用户隐蔽通信的目的。

在未来的工作中，我们将致力于在秘密信息破坏精准度与时效性两大方面进一步提升主动防御能力，使主动防御具有更强的适用性，并为完善主动防御评价体系提供理论支撑。

参 考 文 献

[1] Xiang Lingyun, Yang Shuanghui, Wang Rong, et al. A Constraint-based Natural Language Information Hiding Method from Sequence to Steganographic Sequence. Chinese Journal of Computers. 2023, 46(8): 1650-1669
向凌云, 杨双辉, 王蓉, et al. 基于序列到隐写序列的约束型自然语言信息隐藏方法. 计算机学报. 2023, 46(8): 1650-1669

[2] Ma Yuanyuan, Xu Jiucheng, Zhang Yi, et al. Feature Selection Method for Rich Model Steganalysis Detection Based on W2ID Criterion. Chinese Journal of Computers, 2021, 44(4): 724-740
马媛媛,徐久成,张祎,等.基于W2ID准则的Rich Model隐写检测特征选取方法.计算机学报,2021,44(4):724-740

[3] Yang Yu, Zhang Ziwei, Wen Juan. Multi-task and Few-sample Text Steganalysis Based on Capsule Network. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(12):2592-2604
杨雨,张梓葳,文娟.基于胶囊网络的多任务少样本文本隐写分析.计算机学报,2022,45(12):2592-2604

[4] Tian Hui, Wu Junyan, Yan Yan, et al. Adaptive Multi-rate Speech Stream Steganalysis Based on Fractional Pitch Delay Correlation. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(6): 1308-1325
田晖,吴俊彦,严艳,等.基于小数基音延迟相关性的自适应多速率语音流隐写分析.计算机学报,2022,45(6):1308-1325

[5] Ma Yuanyuan, Xu Lige, Zhang Yi, et al. Steganalysis Feature Selection with Multidimensional Evaluation & Dynamic Threshold Allocation . IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023,34(3), 1954-1969

[6] Zhou Zhili, Ding Chun, Li Jin, et al. Research on Generative Steganography. Chinese Journal of Computers, 2023, 46(9): 1855-1887
周志立, 丁淳, 李进, 等. 生成式隐写研究. 计算机学报, 2023, 46(9): 1855-1887

[7] Li Ruixiang, Xu Rui, Ma Yuanyuan, et al. LandmarkMiner . ACM Transactions on Internet of Things, 2021, 2(3): 1-22

[8] Zhou Fan, Wang Tianliang, Zhong Ting, et al. Identifying user geolocation with Hierarchical Graph Neural Networks and explainable fusion . Information Fusion, 2022, 81: 1-13

[9] Zhang Fan, Liu Fenlin, Luo Xiangyang. Correction: Geolocation of covert communication entity on the Internet for post-steganalysis . EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2023, 2023(1): 2

[10] Zhu Zhiying, Li Sheng, Qian Zhenxing, et al. Destroying robust steganography in online social networks . Information Sciences, 2021, 581: 605-19

[11] Zhang Kai, Zuo Wangmeng, Chen Yunjin, et al. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising . IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3142-3155

[12] Geng Linfeng, Zhang Weiming, Chen Haozhe, et al. Real-time attacks on robust watermarking tools in the wild by CNN . Journal of Real-Time Image Processing, 2020, 17(3): 631-641

[13] Li Qi, Wang Chunpeng, Wang Xiaoyu, et al. A New Imperceptible Watermark Attack Method Based on Residual Learning. Journal of Software, 2023, 34(9): 4351-4361
李琦, 王春鹏, 王晓雨, 等. 基于残差学习的新型不可感知水印攻击方法 . 软件学报, 2023, 34(9): 4351-4361

[14] Kim J, Lee J K, Lee K M. Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, USA. 2016,1646-1654

[15] Wang Huaqi, Qian Zhenxing, Feng Guorui, et al. Defeating data hiding in social networks using generative adversarial network . EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2020,

2020(1): 30

[16]Corley I A, Lwowski J, Hoffman J. Destruction of Image Steganography using Generative Adversarial Networks . ArXiv, 2019, abs/1912.10070

[17]Zhu Zhiying, Wei Ping, Qian Zhenxing, et al. Image Sanitization in Online Social Networks: A General Framework for Breaking Robust Information Hiding . IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(6): 3017-3029

[18]Wei Ping, Li Sheng, Zhang Xinpeng, et al. Generative Steganography Network. Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia. Lisboa, Portugal; Association for Computing Machinery. 2022: 1621-1629

[19] Zhu Liyan, Luo Xiangyang, Zhang Yi, et al. An Asymmetric Distortion Steganography Method Based on Super-pixel Filtering. Chinese Journal of Computers, 2023, 46(7): 1473-1493
朱利妍, 罗向阳, 张祎, 等. 基于超像素滤波的非对称失真隐写方法. 计算机学报, 2023, 46(7): 1473-1493.

[20]Lu Wei, Zhang Junhong, Zhao Xianfeng, et al. Secure Robust JPEG Steganography Based on AutoEncoder With Adaptive BCH Encoding . IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 31(7): 2909-2922

[21]Tao Jinyuan, Li Sheng, Zhang Xinpeng, et al. Towards Robust Image Steganography. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 29(2): 594-600

[22]Yu Xinzhi, Chen Kejiang, Wang Yaofei, et al. Robust adaptive steganography based on generalized dither modulation and expanded embedding domain . Signal Processing, 2020, 168: 107343

[23]Zhang Yi, Luo Xiangyang, Yang Chunfang, et al. Joint JPEG compression and detection resistant performance enhancement for adaptive steganography using feature regions selection . Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(3): 3649-68

[24]Li Jiyu, Fu Zhangjie, Wang Fan. A Canny-Gauss General-Domain Image Steganography Algorithm. Chinese Journal of Computers, 2024, 47(1): 213-230
李季瑀, 付章杰, 王帆. Canny-Gauss通用域图像隐写算法. 计算机学报, 2024, 47(1): 213-230.

[25]Zhang Yi, Zhu Xiaodong, Qin Chuan, et al. Dither modulation based adaptive steganography resisting jpeg compression and statistic detection . Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(14): 17913-35

[26]Langelaar G C, Lagendijk R L, Biemond J. Removing spatial spread spectrum watermarks by non-linear filtering//Proceedings of 9th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 1998), Island of Rhodes, Greece, 1-4.

[27]Liang Luming, Deng Sen, Gueguen L, et al. Convolutional neural network with median layers for denoising salt-and-pepper contaminations . Neurocomputing, 2021, 442: 26-35

[28]Holub V, Fridrich J, Denemark T. Universal distortion function for steganography in an arbitrary domain . EURASIP Journal on Information Security, 2014, 2014(1): 1-13

[29]Holub V, Fridrich J. Designing steganographic distortion using directional filters//Proceedings of 2012 IEEE International Workshop on Information Forensics and Security (WIFS), Tenerife, Spain, 2012: 234-239

[30]Fridrich J. Statistically undetectable jpeg steganography: dead ends challenges, and opportunities//Proceedings of Workshop on Multimedia & Security, Dallas, USA, 2007: 3-14,

Ma Yuanyuan, Ph.D., associate professor. Her main research interests include network and information security, image steganalysis, granular computing.

Zhao Yingao, Master candidate. Her main research interests include image steganalysis and deep learning.

Zhang Yi, Ph.D. candidate. Her main research interests include Image steganography and steganalysis.

Zhang Qianqian, Ph.D. candidate, Senior member of CCF. Her main research interests include Rough Set and Granular Computing.

Luo Xiangyang, Ph.D., professor, Ph.D. supervisor. His main research interests include network information security, image steganography, steganalysis.