空频域结合的多尺度扩张卷积注意力数字水印

孙刘杰，刘磊
（上海理工大学，上海 200125）

摘要：目的 将深度学习应用于数字水印，在隐藏信息的同时，不断提高图像的不可见性和鲁棒性，提出一种结合空间域和频率域的多尺度扩张卷积注意力数字水印算法（SF-ACA）。**方法** SF-ACA 算法的网络框架包含由 ACA 和 SFE 构成的生成器、解码器 2 个部分组成。其中，ACA 网络中的 MCA 模块将 3 个不同扩张率的扩张卷积对载体图像以多尺度融合的方式进行特征提取，使载体图像能更有效地隐藏水印信息；SFE 结合快速傅里叶卷积块，在空域和频域中通过不同大小的感受野捕获互补信息，更精准地获取水印的特征信息，增强了秘密信息的不可见性和鲁棒性。**结果** 本文提出的水印方法在隐藏与载体图像尺寸相等的三通道彩色图像时，PSNR 值为 38.81 dB，较 UDH 方法的 PSNR 值提高了 7.78%。水印图像的隐藏容量是 4 096 比特，该算法与 UDH 方法在 Dropout、Gaussian 噪声、JPEG 攻击下，提取精度分别提升了 5.38%、10.5%、1.65%，满足不可见性要求的同时实现了强鲁棒性。**结论** 本文方法在隐藏容量较大时，不可见性和鲁棒性都达到了较好的性能。

关键词：深度学习；水印；注意力机制；扩张卷积；傅里叶变换
中图分类号：TB486；TP391 **文献标志码：**A **文章编号：**1001-3563(2024)03-0193-08
DOI：10.19554/j.cnki.1001-3563.2024.03.022

Digital Watermarking Combining Spatial Domain and Frequency Domain Based on Multi-scale Expanded Convolutional Attention

SUN Liujie, *LIU Lei*

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200125, China)

ABSTRACT: The work aims to apply the deep learning to the digital watermarking and propose a digital watermarking algorithm combining spatial domain and frequency domain based on multi-scale expanded convolutional attention (SF-ACA), so as to improve the invisibility and robustness of images while concealing information. The network framework of this algorithm consisted of two parts: a generator composed of ACA and SFE and a decoder. Among them, the MCA module in the ACA network combined three dilation convolutions with varying atrous rates for feature extraction of carrier images with multi-scale fusion, so that the carrier images could conceal the watermark information more effectively. The SFE combined fast Fourier convolution blocks to capture complementary information in the spatial and frequency domains with varied widths of perceptual fields to collect the feature information of the watermark more effectively and enhance the invisibility of the secret information and robustness. According to experimental findings, the PSNR value of the proposed watermarking method was 38.81 dB which was improved by 7.78% in comparison to the UDH method while concealing a color image of equal size to the carrier image. The watermarked image had a hiding capacity of 4 096 bits, and the method improved the extraction accuracy under Dropout, Gaussian noise, and JPEG attacks by 5.38%, 10.5%, and 1.65%, respectively, meeting the requirement of invisibility and achieving strong

收稿日期：2023-04-26
基金项目：上海市科学技术委员会科研计划（18060502500）；上海市自然科学基金面上项目（19ZR1435900）

robustness. When the hiding capacity is high, the method described in this study performs better in terms of robustness and invisibility.

KEY WORDS: deep learning; watermarking; attention mechanism; expanded convolution; Fourier transformation

随着大数据时代的来临，数字通信和多媒体数据日益普及，数字水印在媒体通信安全、解决数字作品的版权纠纷[1]和识别数字作品的真伪方面[2]发挥了巨大作用。数字水印[3]技术是将信息嵌入图片、音频、视频等数字载体中，且不影响原载体的使用价值，同时难以被发现和篡改。即使图像被第三方截获，除了发送者和接收者之外，没有人能够正确识别隐藏信息。出于安全考虑，数字水印通常要求与原始图像无法进行区分。近年来，数字水印技术在包装印刷防伪[4]、信息传输[5]、版权保护[6]等领域具有重要的应用价值。基于深度学习的数字水印技术已经成为水印技术领域的研究热点。Zhu 等[7]于 2018 提出了基于深度学习的端对端盲水印方法 HiDDeN，该篇论文在顶级会议 ECCV 上发表。在 HiDDeN 中，基于深度学习的数字水印网络框架有编码层、解码层和噪声层，该算法相较于传统水印方法在鲁棒性方面有了巨大提升。2020 年，Tancik 等[8]提出了一种的新的基于深度学习的数字水印算法 StegaStamp，该方法实现了更真实的图像攻击下（例如图像打印或者摄屏攻击下）的水印鲁棒性。可见，将深度学习应用于数字水印技术中在鲁棒性方面有大大的提升。

目前，数字水印技术存在的问题是如何做到较高容量的同时，能够抵抗范围更广的攻击，拥有强鲁棒性[9]和更好的不可见性。本文基于空频两域的数字水印技术研究，能将一幅彩色图像隐藏在另一幅同等大小的彩色图像中，是一种更高效、更高容量、更好的不可见性、鲁棒性更强的数字水印方法。在数字水印领域，深度学习模型提供了适应性强的通用框架。深度学习可以增强使用数字水印技术嵌入信息的安全性。由于深层神经模型的高度非线性，嵌入的信息很难被检索到。本文提出的空频域结合的多尺度扩张卷积注意力数字水印方法不仅更安全，应用范围更广，而且针对对抗性攻击和失真具有更强的鲁棒性，还能够将数据更隐蔽地嵌入进图像中。基于深度学习的数字水印模型的持续发展将极大地提高数字 IP 保护的有效性和安全性，以及安全保密通信，具有重要的理论意义及应用价值。

1 相关工作

注意力机制通过对特征图中的可用信息进行提取，然后按照得分对特征加权，以突出重要特征对下游模型或模块的影响，抑制无用信息，这种优化模型性能的做法已经广泛应用于图像处理领域。2020 年 Yu 等[10]提出了基于注意力的 CNN 模型的数字水印方法 ABDH。注意力机制有助于生成模型感知载体图像的显眼和不显眼的区域，注意力机制可以感知更多不明显的像素，以提高鲁棒性。

通常情况下，为了使数字水印有更好的鲁棒性，会在一定程度上导致水印图像的质量下降。采取在频域[11]中进行数据隐藏的方式来实现鲁棒性和不可见性之间的平衡。将秘密信息隐藏到载体图像经过频域变换的低频系数部分，可以提高鲁棒性；或者将秘密信息隐藏到载体图像经过离散余弦变换的高频系数部分，提高不可见性。2021 年 Jing 等提出 HiNet[12]，这是一种在小波域隐藏秘密信息的深度学习数字水印方法，这种方法的安全性很好，但鲁棒性待提高。在鲁棒性方面与传统水印方法相比有了很大提高，但隐藏信息受限于二进制信息，且隐藏容量小。Zhang 等[13]在 2020 年提出的一种基于深度学习的端对端的通用型数字水印模型，将完整的彩色图像隐藏在另一幅彩色图像中。在迭代时使用分割策略，从而加快收敛速度并显著提高性能，在训练阶段主动加入噪声攻击来解决鲁棒性这个问题。即便如此，UDH 在均匀随机噪声干扰下鲁棒性依然较差。

综上可以看出，现有的数字水印方法具有抗攻击能力弱和无法兼顾水印容量与不可见性的问题，为了更高效、更高容量地实现水印加密的不可见性和强鲁棒性。本文提出的网络框架是一种探索深度学习的数字水印方法，本方法可以进行水印嵌入和提取。通过结合扩张卷积、注意力机制以及编码过程结合频域和空域对图像进行处理，实现了更好的鲁棒性和不可感知性。

2 算法设计

2.1 网络结构

本文提出一种新的空频域结合的多尺度扩张卷积注意数字水印算法 SF-ACA（Spatial Domain and Frequency Domain Multi-Scale Atrous Convolutions Attention），其框架图如图 1 所示。SF-ACA 分为 2 个部分：生成器和解码器。生成器包含用于处理载体图像的注意力网络 ACA（ACA Network）和用于处理秘密图像的编码网络 SFE（SF-Encoded Network），解码器与 UDH 中的 R 网络[13]类似，是多个卷积层堆叠的解码网络（DN）。随机原图 CI 经过多尺度扩张卷积注意力网络 ACA 生成图像 $\hat{CI}$，将秘密图像 SI 输入编码网络 SFE（SF-Encoded Network）中，得到的

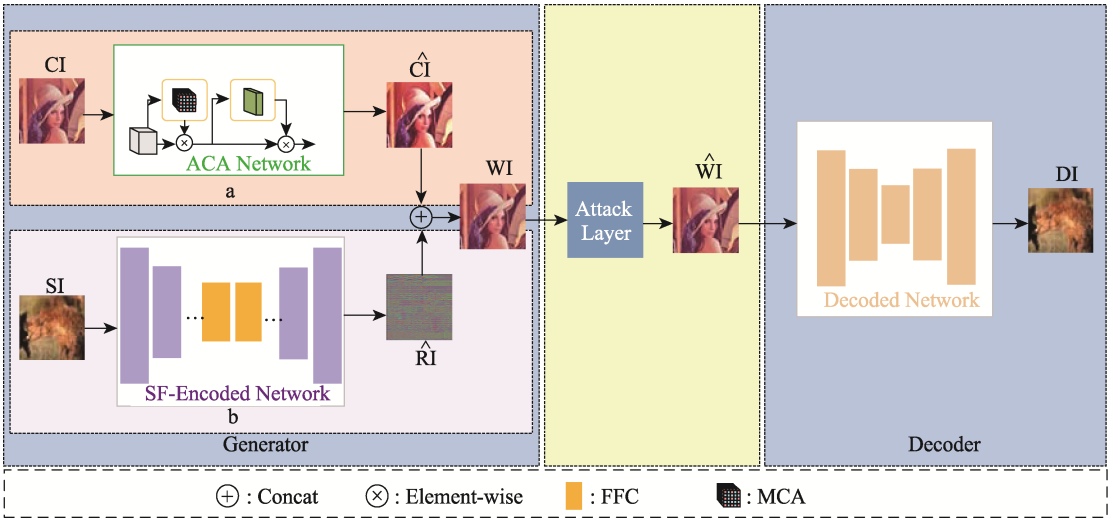

图 1　本文提出的 SF-ACA 水印框架的框图

Fig.1 Block diagram of the proposed SF-ACA watermarking framework

结果是图像 $\hat{\mathrm{SI}}$。然后将 $\hat{\mathrm{SI}}$ 添加到 $\hat{\mathrm{CI}}$ 中，生成水印图像 WI。为了抵抗通信信道中的真实攻击，水印图像 WI 在攻击层中遭受到多种类型的攻击，可以提升网络的鲁棒性。被攻击后的图像 $\hat{\mathrm{WI}}$ 通过解码网络 DN 进行提取可以得到解密图像 DI。

2.1.1　扩张卷积注意网络

注意力模块有助于生成模型感知载体图像的显眼和不显眼的区域。注意力模块在深度学习中，使网络学习中的重要特征被强调，不重要特征被忽略。在不使用注意力模型时，提取到的信息流以相同的权重向前传递，但如果有已知的先验信息，根据先验信息可以做到抑制某些无效信息的流动，以及关注某些关键信息。同时，通过多尺度的扩张卷积，来使卷积核更加密集并扩大感受野，从而达到提升水印图像质量和增强鲁棒性的作用。

为了生成更高质量的水印图像，以及提高从水印图像中提取秘密图像提取准确率。本文采用扩张卷积注意力网络(ACA)对载体图像 CI 进行处理，生成 $\hat{\mathrm{CI}}$。图 1a 展示了本文提出的一种新的多尺度扩张卷积注意力网络（ ACA ），ACA 是多尺度扩张卷积模块（ MCA)、通道注意力和空间注意力模块相结合的网络。当感受野太小，网络只能观察到图像的局部特征；当感受野过大时，网络虽然对全局信息理解更强，但无效信息也增多了。为了提高有效感受野且避免冗余信息，ACA 网络采用多尺度特征。图 2 中的是多尺度扩张卷积模块，MCA 包括 3 个不同扩张率的扩张卷积块。扩张率[14]是定义卷积核处理数据时各值间距的超参数，这里设置的扩张率分别为 1、2、5。扩张率的设定参考了 HDC 原则，以便更好地获取多尺度信息的同时避免网格效应。同时结合残差网络的思想，除了第 1 块扩张卷积块以外，后 2 块扩张卷积块都与其前一扩张卷积块像素相加，最后通过 3×3 的卷积对其进行融合处理。载体图像处理过程中，通过扩张卷积注意网络（ ACA ）来增加网络的表征力，即关注重要特征，抑制不必要特征。经过池化层处理后的结果 C_i 进入多尺度扩张卷积模块中，式（ 1 ）到式（ 4 ）详细地说明了其处理过程，处理后得到 K_i。

$$K_1 = Conv2d_{r=1}(C_i) \tag{1}$$

$$K_2 = Conv2d(Conv2d_{r=1}(C_i) + Conv2d_{r=2}(C_i)) \tag{2}$$

$$K_3 = Conv2d(Conv2d(Conv2d_{r=1}(C_i) + Conv2d_{r=2}(C_i)) + Conv2d_{r=5}(C_i)) \tag{3}$$

$$K_i = C_i + Conv2d(K_1, K_2, K_3) \tag{4}$$

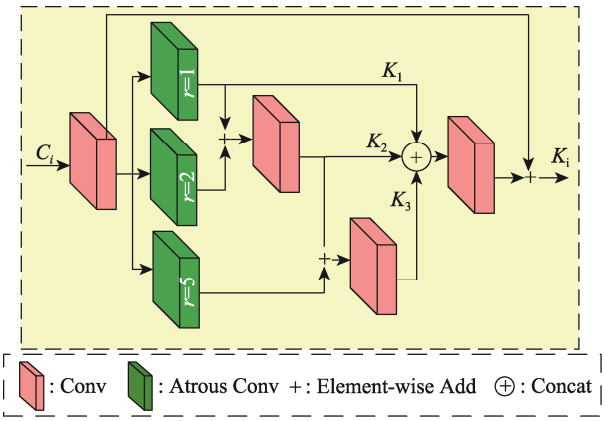

图 2　多尺度扩张卷积模块

Fig.2 Multi-scale dilation convolution block

注：r=1、2、5 表示 3 个扩张卷积块的扩张率分别是 1、2、5。

2.1.2　编码网络

本文设计的编码网络（ SF-Encoded Network ）是一种不依赖载体图像的编码网络，即编码网络只需处理秘密图像 SI。将秘密图像 SI 经过处理后嵌入到载

体图像 CI 中，同时最小化载体图像和水印图像之间的感知差异。使用 U-Net[15]风格的架构，接收三通道 128×128 的像素输入。将 SI 作为输入，SI 进入编码网络后输出的是 $\hat{\mathrm{SI}}$，将 $\hat{\mathrm{CI}}$ 与 $\hat{\mathrm{SI}}$ 相加即可得到水印图像 WI。SF-ACA 方法对载体图像 CI 的处理和对秘密图像 SI 的处理是分开进行的，最后只用简单相加的方式将他们结合生成水印图像，同时该方法可以做到对任意随机的 3 个通道的彩色载体图像有效。

本文提出的编码网络是一种空域与频域相结合的网络，使秘密图像在被处理的过程中，输入进网络并进行一系列的卷积与反卷积。由于普通卷积感受野有限，不能捕获到全局信息，本文在网络的第 5 层和第 6 层利用了快速傅里叶卷积块（FFC）。FFC 的架构如图 3 所示。从理论上讲，相互连接的 2 条路径组成 FFC，空间路径在部分输入特征信道上进行普通卷积，光谱路径在光谱域中运行。每条路径捕获具有不同感受野的互补信息。被捕获的信息在内部进行交换。在卷积过程中不断交换全局和局部分支信息流，扩大感受野，提高捕获全局信息的能力。

将经过 FFC 的张量的输入通道和输出通道设置为相同的数量，参数 $\alpha\in[0,1]$控制全局分支与局部分支在模块中使用的通道比率。将 FFC 用傅里叶变换到频域，在频域内做卷积，然后再通过傅里叶逆变换进行处理。FFC 包含 4 个部分：局部到局部，局部到全局，全局到局部，全局到全局。前 3 部分都是使用 3×3 的标准卷积实现的，只有最后一部分是使用频域变换。通过路径间转换获得信息，以充分利用多尺度感受野。

2.1.3　解码网络

解码网络是多个卷积层的堆叠。水印图像 WI 经过攻击层（Attack Layer）攻击后的结果为 $\hat{\mathrm{WI}}$。解码网络是多个卷积层的堆叠，能够从被攻击后的水印图像 $\hat{\mathrm{WI}}$ 中获得解码图像 DI。

2.2　损失函数

由于 SF-ACA 是一种端对端的训练模型，所以在训练的过程中，ACA 网络、SFE 网络、解码网络同步更新。由于数字水印技术要求 WI 和 CI 之间，以及 SI 和 DI 之间保持高度不可感知性，因此采用均方误差来约束图像损失。优化的目标是将损失最小化，即见式（5），β 的值设置为 0.25。通过交替训练生成器和解码器到损失收敛为止，其中 ACA、SFE 和 DN 共同学习以达到最小化 $\mathcal{L}$。

$$\mathcal{L}(\mathrm{CI},\mathrm{WI},\mathrm{SI},\mathrm{DI})=\|\mathrm{DI}-\mathrm{SI}\|+\beta\|\mathrm{CI}-\mathrm{WI}\| \tag{5}$$

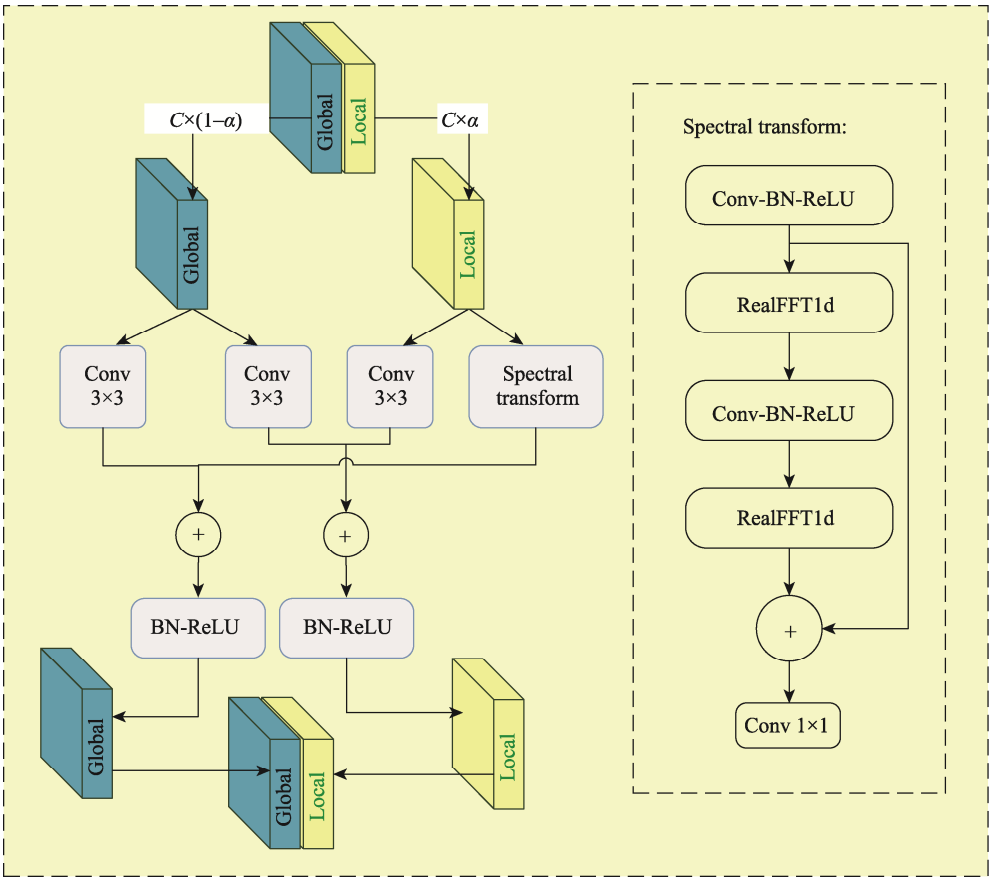

图 3　用于数字水印的快速傅里叶卷积神经模块

Fig.3 Fast Fourier convolutional neural module for digital watermarking

3　实验结果与分析

实验部分介绍了实验装置、参数设置、评估性能指标。另外，为了验证多尺度扩张卷积注意模块以及快速傅里叶卷积对 SF-ACA 水印算法所提供的有效性，还完成了相关消融实验和泛化能力实验，并进行了分析。在对比实验中，本文的水印算法与现有的数字水印算法 HiDDeN、UDH、CDWT[16]和 IDEAS[17]进行了对比分析。选择这些水印算法进行对比的原因是在端对端的深度学习数字水印技术研究中，这些算法获得了较好的不可见性、鲁棒性和大容量嵌入等性能。

3.1　实验设置

将 SF-ACA 网络搭建在 Pytorch 平台上。模型分别在数据集 ImageNet[18]和 MIRFLICKR[19]上进行训练，用 2 000 张图像进行验证。在 2 000 幅图像的测试集上评估了具有最佳验证性能的图像。训练数据集中的图像被随机裁剪，然后被缩放到 128×128 的大小，再进行随机翻转之后将其传递给编码器，设计这些转换是为了增强模型的鲁棒性。用来测试的图像尺寸也是 128×128，且在测试时经过随机变换或裁切，以验证其抗攻击能力。用来测试的图像大小为 128×128，且在测试时经过随即变换或裁切，以验证其鲁棒性。Adam[20]优化器使用默认超参数，学习速率 v_{lr} 为 0.001，FFC 的通道比率 α=0.75。实验硬件方面，采用实验室工作站，配置如下：Intel® Core™ i7-10700K CPU，8 G 内存，NVIDIA GeForce RTX 2070 SUPER/PCIe/SSE2 显卡。

3.2　评估性能指标

从以下 4 个方面对 SF-ACA 数字水印算法进行了评价与分析：不可见性，即载体图像 CI 和水印图像 WI 之间的相似性，使用峰值信噪比（PSNR）[21]、结构相似性（SSIM）[22]、感知损失（LPIPS）和平均像素差异（APD）进行评价，PSNR 值和 SSIM 值与图像质量呈正相关，LPIPS[23]和 APD 则与图像质量呈负相关；提取准确性，即秘密图像 SI 和解码图像 DI 之间的相似性，使用提取准确率进行评价；容量，即载体图像中能够隐藏的数据量。

能否从水印图像中准确地提取到秘密图像，是一项评价数字水印技术的重要标准。依据误码率（BER）来计算水印的提取准确性（T），如式（6）中，L_{S} 表示隐藏信息的量，S_i 和 E_i 别表示原始秘密图像和提取的秘密图像在位置 i 处的信息。在测试阶段计算提取准确性时，文中选择二值信息作为隐藏内容。秘密图像 SI 的尺寸是 128×128，当 SI 被划分为 8×8×3 的块，一共 16×16 块，其中块表示的是二值信息，即隐藏的信息量可以看作是 16×16 位。

提取准确率：

$$T_i=(1-\frac{1}{L_{\mathrm{S}}}\sum_{i=1}^{L}\left|S_i-E_i\right|)\times 100\% \tag{6}$$

3.3　鲁棒性实验

训练和测试在同一配置的硬件设备和同一数据集上进行。从表 1 中可以看出，在 JPEG 噪声攻击下，SF-ACA 在隐藏 256 位的信息量时的解码准确率是 92.8%，UDH 和 CDWT 在隐藏 256 位的信息时解码准确率分别是 91.19%、89.35%，HiDDeN 隐藏信息量为 30 位时的解码准确率是 63%。在隐藏 1 024 位的信息时，IDEAS 解码准确率是 57.81%，远低于 SF-ACA 的解码准确率 74.18%。显而易见，由表 1 可知，控制变量下 SF-ACA 的提取准确率要明显优于 HiDDeN、UDH、IDEAS 和 CDWT。

表 1　HiDDeN、UDH、IDEAS、CDWT 与 SF-ACA 解码精度实验结果对比

Tab.1 Experimental result comparison of decoding accuracy of HiDDeN, UDH, IDEAS, and CDWT and SF-ACA

方法	隐藏容量	解码精度/%			
		无攻击	Dropout	高斯噪声	JPEG
HiDDeN	30	100	93	96	63
UDH	4 096	91.02	72.48	84.18	60.72
UDH	1 024	99.49	90.62	98.23	73.35
UDH	256	99.96	99.18	99.96	91.19
IDEAS	1 024	98.44	67.19	64.06	57.81
CDWT	256	99.97	95.42	97.05	89.35
SF-ACA	4 096	97.06	76.38	93.02	61.41
SF-ACA	1 024	99.92	92.47	99.59	74.18
SF-ACA	256	100	99.82	100	92.8

3.4　不可见性实验

SF-ACA 是一种十分灵活的数字水印方法，载体图像和秘密图像不要求保持相同数量的通道。由于 IDEAS 和 CDWT 隐藏的是字符串内容，本文的隐藏内容是彩色图像，前 2 个方法与本文隐藏内容的类型不一致，因此并没有在定性分析中对他们的实验结果进行展示。SF-ACA 和 UDH 的不可见性结果对比如图 4 所示。不难看出，UDH 的 CI 和 WI 之间的差异明显，该方法的水印图像质量与 SF-ACA 之间存在较大差距，SF-ACA 的 CI 和 WI 的 PSNR 值要优于 UDH，SF-ACA 有着较好的图像不可见性。图 4 中，PSNRc 表示 CI 与 WI 之间的峰值信噪比值，PSNRs 表示 SI 与 DI 之间的峰值信噪比值。UDH 方法下，PSNRc 和 PSNRs 的值分别为 36.36 dB 和 35.19 dB，SF-ACA 的 PSNRc 和 PSNRs 的值分别为 38.85 dB 和 35.95 dB。

UDH 的 SI 和 DI 之间的差值明显大于 SF-ACA 的，说明 SF-ACA 的解码精度要优于 UDH 的解码精度。图 5 展示的是 SF-ACA 隐藏单幅图像的不可见性，CI 和 WI 之间的差异或 SI 和 DI 之间的差异被放大，以便更好地可视化。可以看出 CI 和 WI、SI 和 DI 之间的差异都很小，难以被人眼察觉。在没有显著性能下降的情况下，SF-ACA 可以在一个 CI 中可以隐藏多个 SI。

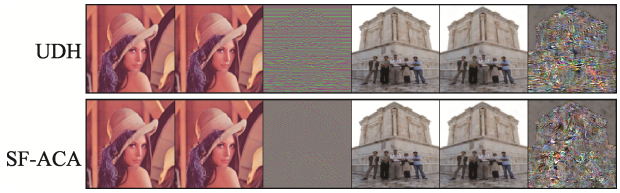

图 4 UDH、SF-ACA 的不可见性实验结果展示
Fig.4 Experimental results of invisibility of UDH and SF-ACA

图 5 SF-ACA 隐藏单幅图像时的不可见性
Fig.5 Invisibility of a single image concealed by SF-ACA

3.5 对不同数据集的泛化能力

实际应用中，被使用的图片可能来自各个行业和各个领域。因此，在使用数字水印的模型时，为了充分验证 SF-ACA 对新数据的泛化能力，本文除了在 MIRFLICKR 数据集上对 SF-ACA 进行训练、验证和测试以外，还在大数据集 ImageNet 中对其进行评估。同时，当训练和验证所使用的图片来自不同的数据集时，SF-ACA 的网络精度不受影响。这种模拟更接近实际的通信环境，数字水印模型无法在其实际应用的图像集上进行检测器模型的训练。图 6 展示的是 SF-ACA 在 MIRFLICKR 数据集上进行训练和 SF-ACA 在 ImageNet 数据集上进行测试的图片，显而易见，即使训练和测试时使用不同的数据集，水印图像和解码图像仍然有很好的表现，证明 SF-ACA 具有很好的泛化性。

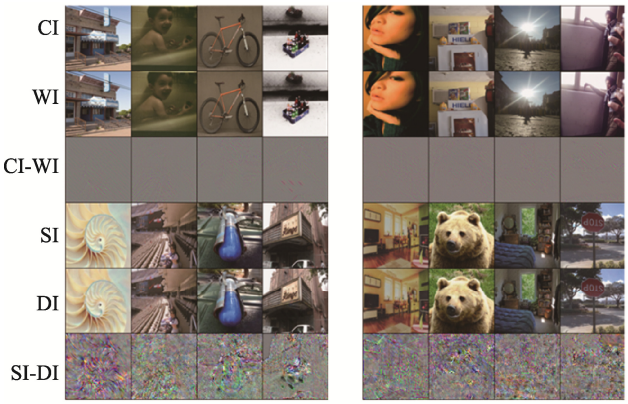

图 6 SF-ACA 在不同数据集上进行训练时的表现
Fig.6 Performance of the training images on different datasets

3.6 消融实验

SF-ACA 网络中用到了多尺度扩张卷积注意力网络（ACA）和快速傅里叶卷积。为了验证 ACA 和快速傅里叶卷积对 SF-ACA 网络的有效性，本小节中通过改变所提出的 SF-ACA 网络中的配置，以 UDH 为基线进行了消融研究。定义 2 种变体：变体 1，不使用多尺度扩张卷积注意力网络，仅使用快速傅里叶卷积；变体 2，删除快速傅里叶卷积，仅使用多尺度扩张卷积注意力网络。在相同的环境下训练了 SF-ACA 和 2 种变体，通过将他们的实验结果进行对比，并分析了它们在不可见性和提取准确性方面的性能。消融实验结果详见表 2，C、S 分别表示表示 CI 与 WI、SI 与 DI 之间的实验结果，SF-ACA 方法在图像质量方面的优势很明显。

表 2 SF-ACA 网络、变体 1、变体 2 的消融实验结果
Tab.2 Results of ablation experiments for SF-ACA network, variant 1, and variant 2

算法	APD	PSNR	SSIM	LPIPS
SF-ACA（C/S）	2.49/3.29	38.81/36.11	0.979 1/0.980 4	0.000 21/0.019 77
变体 1（C/S）	3.61/4.95	36.26/31.88	0.969 9/0.955 5	0.000 65/0.035 654
变体 2（C/S）	2.623/3.73	38.19/34.43	0.982 9/0.977 1	0.000 49/0.009 13
UDH（C/S）	3.85/5.47	36.01/30.4	0.962 4/0.948 7	0.001 59/0.331 07

4　结语

本文提出了一个多尺度扩张卷积注意力模块 ACA，通过多尺度扩张卷积注意力对载体图像进行处理，部分无效信息的流动受到合理抑制，关键信息受到关注，有利于载体图像获得更有效的隐藏空间；在 U-Net 网络上结合快速傅里叶卷积层搭建 SFE 编码网络，使秘密图像在空间域和频率域都可以通过不同感受野获取互补信息，实现秘密图像特征的跨尺度融合，有利于提高水印图像的鲁棒性和透明性。本文对所提出的算法进行了严格评估，证明了它在现实场景中的实用性，并通过消融实验来证实了 SF-ACA 中结合多尺度扩张卷积注意力模块和傅里叶卷积的关键作用。实验结果显示，SF-ACA 在嵌入阶段可以实现与载体图像同等大小的大容量信息隐藏，其中 APD 值达到了 2.49，相较于 UDH 方法降低了 54.62%，LPIPS 值为 0.000 22，与 UDH 相比较降低了 86.16%，SSIM、PSNR 的值分别是 0.979 1 和 38.81，与 UDH 方法相比分别提高了 2.97%、7.78%，得到的水印图像具有高度不可感知性。同时 SF-ACA 的解码精度有优越的表现，当隐藏容量为 4 096 时进行 Gaussian 噪声攻击，水印的提取准确率仍然达到 93.02%，足以证明本文方法有优秀的鲁棒性。SF-ACA 在实现了较高的隐藏容量的同时，水印图像还具有较好的不可见性及鲁棒性。此外，SF-ACA 能够做到在单幅载体图像中隐藏 N 幅秘密图像，并取得良好的图像质量。

参考文献：

[1] CHENG B, ZHANG B. Application of Robust Digital Watermarking Technology in Image Copyright Disputes[J]. Journal of Physics Conference Series, 2021, 1883(1): 012124.

[2] XU X D, YU X. A Network Digital Works Protection Method Based on Digital Watermarking and Intrusion Detection[C]// Proceedings of the 2020 International Conference on Cyberspace Innovation of Advanced Technologies, 2020: 582-586.

[3] COX I, MILLER M, BLOOM J, et al. Digital Watermarking[J]. Journal of Electronic Imaging, 2002, 11(3): 414-414.

[4] NGUYEN H, RETRAINT F, MORAIN-NICOLIER F, et al. A Watermarking Technique to Secure Printed Matrix Barcode—Application for Anti-Counterfeit Packaging[J]. IEEE Access, 2019, 7: 131839-131850.

[5] SAYAH M, MOHAMED REDOUANE K, KHALDI A. A Wavelet Based Medical Image Watermarking Scheme for Secure Transmission in Telemedicine Applications[J]. Microprocessors and Microsystems, 2022, 90(4): 104490.

[6] WANG B W, SHI J W, WANG W S, et al. Image Copyright Protection Based on Blockchain and Zero-Watermark[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2022, 9(4): 1.

[7] ZHU J, KAPLAN R, JOHNSON J, et al. Hidden: Hiding Data with Deep Networks[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 657-672.

[8] TANCIK M, MILDENHALL B, NG R. Stegastamp: Invisible Hyperlinks in Physical Photographs[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference On Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 2117-2126.

[9] 刘盼，袁影影，赵蒙蒙. 数字水印技术及其攻击防御方法研究[J]. 软件导刊, 2016, 15(6): 198-199.
LIU P, YUAN Y Y, ZHAO M M. Research on Digital Watermarking Technology and Its Attack Defense Method[J]. Software Guide, 2016, 15(6): 198-199.

[10] YU C. Attention Based Data Hiding with Generative Adversarial Networks[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(1): 1120-1128.

[11] 陈青，高贺. 基于 IWT-SVD 和 BRISK 的鲁棒图像水印算法[J]. 包装工程, 2020, 41(17): 213-220.
CHEN Q, GAO H. Robust Image Watermarking Algorithm Based on IWT-SVD and BRISK[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(17): 213-220.

[12] JING J P, DENG X, XU M, et al. HiNet: Deep Image Hiding by Invertible Network[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 4733-4742.

[13] ZHANG C N, BENZ P, KARJAUV A, et al. Udh: Universal Deep Hiding for Steganography, Watermarking, and Light Field Messaging[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 10223-10234.

[14] WANG P Q, CHEN P G, YUAN Y, et al. Understanding Convolution for Semantic Segmentation[C]// 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), IEEE, 2018: 1451-1460.

[15] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, Springer International Publishing, 2015: 234-241.

[16] TAVAKOLI A, HONJANI Z, SAJEDI H. Convolutional Neural Network-Based Image Watermarking Using Discrete Wavelet Transform[J]. International Journal of Information Technology, 2023, 15(4): 2021-2029.

[17] MAWGOUD A A, TAHA M H N, ABU-TALLEB A, et al. A Deep Learning Based Steganography Integration Framework for Ad-Hoc Cloud Computing Data Security Augmentation Using the V-BOINC System[J]. Journal of Cloud Computing, 2022, 11(1): 97.

[18] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. Imagenet: A Large-Scale Hierarchical Image Database[C]// 2009 IEEE Conference On Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2009: 248-255.

[19] JAIN R. Multimedia Information Retrieval: Watershed Events[C]// Proceedings of the 1st ACM International Conference on Multimedia Information Retrieval, 2008: 229-236.

[20] KINGMA D P, BA J. Adam: A Method for Stochastic Optimization[J]. Computer Science, 2014, 4: 1-15.

[21] ALMOHAMMAD A, GHINEA G. Stego Image Quality and the Reliability of PSNR[C]// 2010 2nd International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications, IEEE, 2010: 215-220.

[22] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.

[23] ZHANG R, ISOLA P, EFROS A A, et al. The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 586-595.