

# 基于改进 CycleGAN 网络的甲骨摹本自动生成方法

刘杰<sup>a,b</sup>, 王晨祥<sup>b,c</sup>, 盛文悦<sup>a,b</sup>, 张鑫<sup>b,d</sup>, 刘国奇<sup>a,b</sup>

(河南师范大学 a.计算机与信息工程学院(人工智能学院); b.甲骨智能计算实验室;  
c.软件学院; d.历史文化学院, 河南 新乡 453007)

**摘要:** 甲骨摹本作为记录甲骨文字形态与细节的重要载体,在汉字起源与演变研究中具有重要学术价值。针对传统获取方法耗时费力、受限于实物稀缺及人工绘制主观性强等问题,提出一种基于改进 CycleGAN 的甲骨摹本自动生成方法。通过引入多尺度特征提取模块(split conv concat, SCC)在不同尺度上同时捕获局部细节特征与全局语义信息。为进一步优化甲骨特征提取过程,利用风格强化注意力残差模块(enhanced style attention residual module, ESARM)实现甲骨关键特征的选择性增强并有效抑制甲骨图像背景噪声干扰。实验结果表明,本文方法显著提升了 SSIM、PSNR 等指标,在保持字形结构完整、实现细节精准重建的同时,使边缘清晰度与连续性接近标准摹本,适用于高标准甲骨摹本生成,为古文字研究提供支撑。

**关键词:** 甲骨摹本; CycleGAN; 图像生成; 多尺度特征融合; 注意力模块

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-2367(2026)03-0044-08

甲骨文是中华文明的重要瑰宝,对研究古文字具有关键价值。甲骨摹本与拓本、彩版相互补充,共同呈现甲骨文的多维信息,为历史与语言学研究提供核心资料,在文献校勘、文字演变等研究中作用显著。尤其在原片缺失时,摹本更成为不可或缺的依据,同时也是初学者的重要学习工具。然而,现有摹本存在一定的粗疏与错误,影响了研究准确性,也可能误导相关历史文化的解读。面对大量样本时,传统摹制方法在细节还原上尤显不足。当前甲骨摹本的数字化制作主要依赖线稿提取和图像风格转换两种技术,前者侧重轮廓获取,后者聚焦风格迁移。随着深度学习的发展,这两种技术已在保持结构完整的同时实现高质量转换,为甲骨文数字化研究提供了有力支持,大幅提升了文字考据效率。其中,基于生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)的图像风格转换是主流方法之一。

然而,在训练过程中,GAN 网络的不稳定性可能导致生成的甲骨摹本在形态轮廓和边缘区域呈现出不连续现象,以及细节还原度不足的问题;针对甲骨图像中普遍存在的背景噪声和模糊等干扰因素,循环一致性生成对抗网络(cycle-consistent adversarial networks, CycleGAN<sup>[1]</sup>)在特征识别和噪声抑制方面表现出明显局限性。这些挑战对甲骨摹本的生成质量产生了不利影响。针对上述问题,本文构建了一种基于改进 CycleGAN 网络的甲骨摹本自动生成方法,本文贡献如下:1)引入多尺度特征提取模块(split conv concat, SCC)在不同尺度上同时捕获甲骨彩版图像的局部细节特征与全局语义信息。2)利用风格强化注意力残差模块(enhanced style attention residual module, ESARM)实现了甲骨关键特征的选择性增强并有效抑制了甲骨彩版图像背景噪声干扰,生成更为精确和清晰的甲骨摹本,为深入探究古代汉字起源与发展研究提供了重要线索。

**收稿日期:** 2024-12-12; **修回日期:** 2025-01-17.

**基金项目:** 国家自然科学基金青年科学基金(C类)(62506121); 国家社会科学基金重大项目(20&ZD305); 河南省科技攻关项目(252102321139); 河南省高等学校智库研究项目(2026ZKYJ38).

**作者简介(通信作者):** 刘杰(1989-),女,河南新乡人,河南师范大学副教授,博士,研究方向为计算机视觉、甲骨智能处理、深度学习, E-mail: liujie@htu.edu.cn.

**引用本文:** 刘杰,王晨祥,盛文悦,等.基于改进 CycleGAN 网络的甲骨摹本自动生成方法[J].河南师范大学学报(自然科学版),2026,54(3):44-51.(Liu Jie, Wang Chenxiang, Sheng Wenyue, et al. Automatic generation method of oracle bone facsimiles based on improved CycleGAN network[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2026, 54(3): 44-51. DOI: 10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.12.12.0003.)

## 1 相关工作

### 1.1 线稿提取

线稿提取是一种计算机视觉技术,用于从图像中提取线条和轮廓,以生成只有线条和轮廓的图像,广泛应用于图形识别、图像分割等领域。

CANNY<sup>[2]</sup>结合了梯度非极大值抑制和双阈值检测,提出了名为 Canny 的边缘检测算法.HED 算法结合了深度卷积神经网络与多尺度特征融合<sup>[3]</sup>,提出了基于整体嵌套边缘检测的图像边缘提取方法.SUN 等<sup>[4]</sup>结合了启发式路由和低频增强功能,提出了名为 Mural-2Sketch 的古壁画线条绘制生成方法.姚昱等<sup>[5]</sup>提出一种基于 Scharr 算子的计算鬼成像边缘提取技术,提高了成像速度与图像边缘提取的精度.BDCN<sup>[6]</sup>、Fined<sup>[7]</sup>、SuperEdge<sup>[8]</sup>等方法通过优化模型结构与推理过程,实现了精度与效率的双重提升.传统的线稿提取方法的优势在于计算效率高、实现简单,在某些情况下能提供满意的结果.同时随着深度学习技术快速发展,显著提升了线稿提取的效率和质量。

YANG 等<sup>[9]</sup>提出了基于点云可视化的数字化表征方法,对假山表面纹理进行定量分析.王士斌等<sup>[10]</sup>提出了 LC-DCGAN 模型,在有限的数据集中实现了高质量图像的生成.PAUTRAT 等<sup>[11]</sup>提出了 DeepLSD 算法,实现了鲁棒且准确的线段检测,为线段在计算机视觉领域的应用提供了新的可能性.以上方法取得了很好的效果,但传统方法对复杂纹理和细节的提取能力有限、需要人工调参.深度学习方法虽然性能有所提升,但仍面临模型复杂、细节保持和全局一致性有待改进等挑战。

### 1.2 图像风格转换

风格转换是一种计算机视觉技术,通过使用机器学习算法将一幅图像的风格应用到另一幅图像上,从而生成一幅新的图像,该图像融合了原始图像的内容和目标图像的风格。

EFROS 等<sup>[12]</sup>提出了一种简单的基于图像的方法来生成新颖的视觉外观,将现有图像的小块拼接在一起合成新图像.HERTZMANN 等<sup>[13]</sup>提出了一个用于处理图像的新框架,称为“图像类比”,而不是尝试对个人进行编程手动过滤器.ASHIKHMIN<sup>[14]</sup>提出了一种图像之间纹理传输的算法,利用复杂图像的自相似性来提高某些类型图像的分辨率.以上传统的风格转换方法只能通过提取图像的低层次特征(色彩、纹理等)来进行纹理合成,无法提取图像高层的特征.近年来,随着深度学习技术的广泛应用,在风格转换领域也有出色的表现。

孔棱睿等<sup>[15]</sup>提出了基于生成式对抗网络的中文字体风格迁移方法,使用残差网络结构生成不同风格的字体图像,实现了多种字体间的风格转换.ISOLA 等<sup>[16]</sup>借鉴条件生成对抗网络与感知损失的思想提出了名为 pix2pix 的图像到图像通用转换生成方法.司周永等<sup>[17]</sup>改进了 CycleGAN 算法,并结合 DeepLabv3+ 网络为局部风格转换提供了新的方法.神经风格迁移(neural style transfer)<sup>[18-20]</sup>生成的图像,其风格特征与预设图像高度一致,实现了更加精确的风格转换.ROMBACH 等<sup>[21]</sup>融合了潜在扩散架构与大规模预训练,提出了名为 Stable Diffusion 的文图生成模型,实现了高质量、可控的图像合成.以上方法取得了很好的效果,但传统方法仅能处理简单的纹理级别转换,且需要大量人工参数调整,处理速度慢;而深度学习方法虽然取得了显著进展,但在风格迁移的稳定性、语义内容保持等方面仍有提升空间。

## 2 本文方法

### 2.1 模型框架

本文模型包含两组网络,整体网络结构如附录图 S1 所示.生成器网络和分别实现彩版到摹本、摹本到彩版的转换;判别器网络和负责鉴别摹本的真伪.模型中的数据包括彩版和摹本的真实样本(real\_A、real\_B)及生成的伪样本(fake\_A、fake\_B).模型通过双向循环一致性路径(Cycle\_A 和 Cycle\_B)保证转换的可逆性,结合重建损失和对抗损失,以确保生成摹本图像的真实性和准确性。

生成器采用编码器-解码器架构,编码器通过卷积和下采样处理彩版图像(real\_A)以提取特征,解码器则通过转置卷积和上采样将特征重构为摹本图像(fake\_B).SCC 模块和 ESARM 模块作为核心,以串联方式

实现了从输入到输出的渐进式特征转换.判别器接收生成的 fake\_B 与真实摹本图像(real\_B),通过多层卷积提取特征并进行判别,最终输出其真伪判定结果,见附录图 S2.

## 2.2 SCC 模块

为了在不同尺度同时捕获局部细节特征与全局语义信息,提升生成的摹本质量,本文引入了 SCC 模块,输入为经过前两个卷积层的特征图( $F_{\text{Conv2}}(F_{\text{Conv2}} \in R^{B \times C \times H \times W})$ ),其中  $B$  是批大小, $C$  是通道数, $H$  和  $W$  是特征图的高和宽,使用 4 种卷积核大小( $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7, 9 \times 9$ )和 4 种不同组数(1, 4, 8, 16)进行并行卷积操作.卷积核的大小越大,感受野就越大,捕捉的空间信息越丰富;组数越多,卷积计算越稀疏,有助于降低计算量并增强特征分离.

## 2.3 ESARM 模块

由于 CycleGAN 网络在捕获细粒度风格特征和结构信息方面的不足,以及传统的单一注意力模块难以同时兼顾全局风格和局部细节的问题,本文提出了一个 ESARM 模块用于实现甲骨关键特征的选择性增强,抑制甲骨图像背景噪声干扰,其网络结构如图 1 所示.

ESARM 模块中 ESA 模块的网络结构的输入为经过下采样过程的特征图  $F_{\text{Downsampling}} \in R^{B \times C \times H \times W}$ ,其中, $B$  为批处理大小, $C$  为通道数, $H$  和  $W$  分别为特征图的高和宽,分别经过 5 个核心组件:全局上下文编码、局部结构编码、边缘注意力模块、通道注意力模块和风格统计

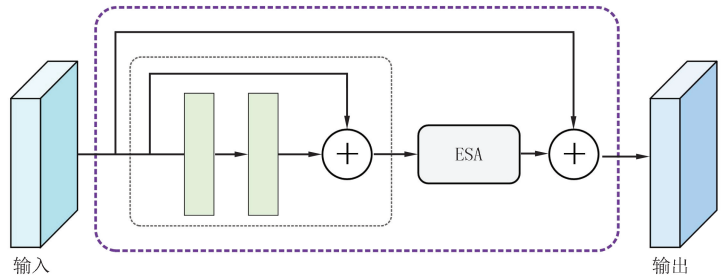


图1 ESARM模块结构图

Fig.1 The structure of ESARM module

特征模块得到相应特征.最后,将得到的 5 种特征通过特征融合模块进行结合并输出.

## 2.4 损失函数

本文方法的损失函数主要包含两种损失,分别为对抗损失和循环一致性损失.

### 2.4.1 对抗损失

对抗损失用于将生成的摹本图像的分布与真实摹本的数据分布进行匹配,从而生成与真实摹本风格一致的图像.本文模型有两个生成器和判别器,对应两个对抗损失.生成器  $G: X \rightarrow Y$  及其判别器  $D_Y, LD_Y$ , 可以表示如下:

$$S_{\text{GAN}}(G, D_Y, X, Y) = Z_{y \sim T_{\text{data}}(y)} [\ln D_Y(y)] + Z_{x \sim T_{\text{data}}(x)} [\ln(1 - D_Y(G(x)))], \quad (1)$$

其中,  $T_{\text{data}}(x)$  为彩版图像的样本分布,  $T_{\text{data}}(y)$  为摹本图像的样本分布.

同样,生成器  $G: Y \rightarrow X$  及其判别器  $D_X$  使用同样的对抗损失,  $LD_X$  可表示如下:

$$S_{\text{GAN}}(G, D_X, X, Y) = Z_{x \sim T_{\text{data}}(x)} [\ln D_X(x)] + Z_{y \sim T_{\text{data}}(y)} [\ln(1 - D_X(G(y)))]. \quad (2)$$

### 2.4.2 循环一致性损失

对抗损失只可以保证生成器生成的样本与真实样本同分布,但生成的摹本无法与真实摹本区分开来.网络使用循环一致性损失让两个生成器生成的摹本之间具有一致性.网络希望彩版图像  $x$  可以迁移回其对应的彩版图像:  $x \rightarrow G(x) \rightarrow F(G(x)) \approx x$ , 称为前向循环一致性损失;对于摹本图像  $y$  也应该满足:  $y \rightarrow F(y) \rightarrow G(F(y)) \approx y$ , 称为后向循环一致性损失.网络通过循环一致性损失来实现这种转换,使生成图像具有一致性, L2 Loss 可以表示如下:

$$S_{\text{cyc}}(G, F) = Z_{x \sim T_{\text{data}}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + Z_{y \sim T_{\text{data}}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1]. \quad (3)$$

综上,本文方法的总损失函数表示如下:

$$S(G, F, D_X, D_Y) = S_{\text{GAN}}(G, D_Y, X, Y) + S_{\text{GAN}}(F, D_X, Y, X) + \lambda_{\text{cyc}} S(G, F), \quad (4)$$

其中,  $\lambda_{\text{cyc}}$  为循环一致性损失权重, 本文的取值为 10.

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验设置

本实验在 Linux 操作系统环境下,使用配备 NVIDIA RTX4090 显卡的服务器.网络结构的设计与实现采用 Pytorch 深度学习框架,编程语言版本为 Python3.8.在模型的生成器中使用 ReLU 作为激活函数,判别器中使用斜率为 0.2 的 LeakyReLU,使用学习率为 0.000 2 的 Adam 优化器,并随机裁剪为  $256 \times 256$  像素的图像.所有实验的 BatchSize 设置为 1,权重衰减为 0.000 1,模型迭代训练 200 轮.

#### 3.2 数据集制作

本项目以《吉林大学藏甲骨集》和《复旦大学藏甲骨集》为基础数据,通过专业扫描仪获取高清著录图像.图像包含彩版、拓本和摹本 3 种形式,从中截取了彩版(476 张)和摹本(437 张)用于实验,见附录图 S3.为满足模型训练需求,将数据按 7 : 3 划分为训练集(彩版 337 张、摹本 298 张)和测试集(彩版 139 张、摹本 139 张).鉴于原始训练集规模有限,通过几何变换、对比度增强、锐度增强及高斯滤波等方法对数据进行增强,最终构建扩展训练集,包含彩版 4 044 张、摹本 3 576 张,以提高模型生成甲骨摹本的准确性.

#### 3.3 评价指标

本文采用 SSIM<sup>[22]</sup> (structural similarity index)、PSNR<sup>[23]</sup> (peak signal-to-noise ratio)、FID<sup>[24]</sup> (fréchet inception distance) 和 KID<sup>[25]</sup> (kernel inception distance) 来评估图像生成质量.SSIM 通过比较亮度(L)、对比度(C)、结构(S)3 个指标计算生成摹本图像和真实摹本图像的结构相似性,PSNR 通过比较原始图像和重建图像之间的峰值信号与噪声的比率来评估图像质量.通常以 dB 为单位,值越高,表示图像质量越好,峰值信噪比越大,生成的摹本图像越接近真实摹本图像.FID 对每个比较图像集的 InceptionNet<sup>[26]</sup> 隐藏激活函数进行高斯分布拟合,然后计算这些高斯之间的 Fréchet<sup>[27]</sup> 距离.FID 的值越低,表示生成图像的分布与真实图像的分布越接近,生成图像的质量越高.与 FID 类似,KID 通过计算特征之间最大均值差异的平方来度量两组样本之间的差异.KID 分数越小,表示真实图像与生成图像之间具有的视觉相似性越强.

#### 3.4 定量与定性对比结果分析

为验证所提出模型的有效性,本文在甲骨彩版生成摹本任务中,对该模型进行了系统的评估,并将其性能与 5 种现有方法(Canny、HED、pix2pix、Stable Diffusion 和 CycleGAN)进行了详尽的对比分析,实验结果如表 1 所示.从表 1 中 SSIM 结果可以看出,本文方法在 SSIM 指标上达到 0.714 9,分别高于 Canny 和 CycleGAN 方法 50.99% 和 5.85%.此外,在 PSNR 指标上,本文的方法亦表现卓越,其值为 19.739 4,远高于 pix2pix(8.443 7)及 Stable Diffusion(11.815 9),进一步证实了该方法在提升图像质量和减少噪声方面的优势.在 FID 和 KID $\times 100$  两项图像质量评估指标上,本文方法分别达到 42.61 和 3.54 的最低值,表明所生成图像与真实图像之间的差异极小,整体生成质量较高.

表 1 与其他方法的客观指标评价结果

Tab. 1 Objective index evaluation results with other methods

实验方法	SSIM	PSNR	FID	KID $\times 100$	实验方法	SSIM	PSNR	FID	KID $\times 100$
Canny <sup>[2]</sup>	0.471 8	1.860 8	55.03	52.21	Stable Diffusion <sup>[21]</sup>	0.647 8	11.815 9	50.77	12.92
HED <sup>[3]</sup>	0.601 3	2.136 9	52.21	50.03	CycleGAN <sup>[1]</sup>	0.675 5	16.030 6	46.83	4.03
pix2pix <sup>[16]</sup>	0.641 1	8.443 7	51.39	20.47	本文方法	0.714 9	19.739 4	42.61	3.54

本研究以彩版甲骨图片为输入,以专家手工摹本为参照,对多种生成方法进行了定性对比(图 2).结果显示传统 Canny 算法存在边缘断裂与噪声问题;HED 方法在整体连续性上有所改善,但细节因平滑处理而失真;pix2pix 模型在文字拓扑结构和边缘连续性上均存在明显偏差;Stable Diffusion 模型能较好提取字符主体,但风格差异明显、噪声较多;原 CycleGAN 方法在轮廓准确性上表现较好,但细节保留与降噪能力不足.相较之下,本文方法在保持完整文字结构的同时,实现了高保真的细节重建,所生成摹本的边缘清晰度、连续性均与标准摹本最为接近,综合表现显著优于其他方法.

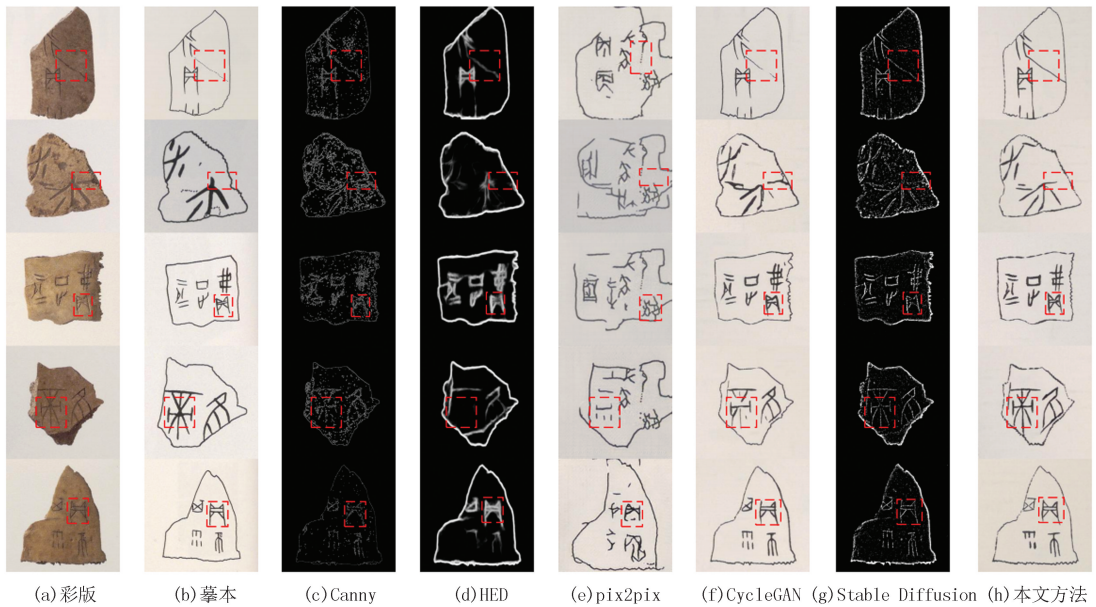


图2 与其他方法的摹本生成结果对比

Fig.2 Comparison of the generated facsimiles with other methods

### 3.5 消融实验

#### 3.5.1 SCC 模块实验结果与分析

为验证 SCC 模块的有效性,本研究通过实验对比了模型在有无该模块时的生成效果(表 2)。结果显示,引入 SCC 模块后各项指标均显著提升:SSIM 值从 0.698 7 增至 0.714 9,增幅约 2.3%,表明生成图像的结构保真度提高;PSNR 值提升约 7.6%,达到 19.739 4 dB,反映整体图像质量改善;FID 值降低约 5%,说明生成样本更接近真实分布;KID 值降低约 6.3%,进一步验证了生成结果的真实感与细节保真度。实验结果一致证明,SCC 模块有效提升了摹本的生成质量。

表 2 SCC 模块实验结果

Tab. 2 SCC module experimental results

实验方法	SSIM	PSNR	FID	KID×100
无 SCC 模块	0.698 7	18.339 6	44.87	3.78
本文方法	0.714 9	19.739 4	42.61	3.54

通过对比有无 SCC 模块的摹本生成的实验结果(图 3(a))可知,无 SCC 模块时,摹本整体形状不平滑、笔画边缘模糊,细节特征提取能力较弱。而引入 SCC 模块后,模型能够有效区分文字主体与背景,使摹本边缘更清晰连贯,且在笔画交叉等细节区域表现突出。这表明 SCC 模块能同时从多分辨率捕获局部细节与全局语义信息,显著提升了生成质量。

#### 3.5.2 ESA 模块实验结果与分析

为验证 ESA 模块的有效性,本研究通过一组实验对比了有无 ESA 模块的摹本生成效果,实验结果如表 3 所示。从表 3 结果可以看出,引入 ESA 模块显著提升了生成性能:SSIM 值从 0.685 9 增至 0.714 9,增幅约 4.2%,表明生成图像的结构保真度更好;PSNR 值由基线水平提升至 19.739 4 dB,增长约 17%,表明整体图像质量的显著改善;FID 值降低约 6.7%,从 45.69 降至较低水平,反映了生成样本更接近真实数据分布;KID 值降低约 9.7%,进一步证实本文方法在生成真实感与细节保真度上的优势。实验结果表明 ESA 模块的有效性及其对摹本生成质量的提升作用。

本文进一步比较了有无 ESA 模块所生成的摹本图像,其结果如图 3(b)所示。实验结果显示,无 ESA 模块时,模型对摹本的生成缺乏针对性,导致生成的图像整体质量较低,许多关键细节丢失。相比之下,引入 ESA 模块后,模型能够有效增强对摹本特征的捕获,实现摹本与背景信息的有效区分,生成的摹本不仅形态更为光滑,而且在细节丰富的区域也能更清晰,实现了对图像关键特征的选择性增强,同时有效地抑制背景

噪声的干扰.



图3 SCC模块(a)和ESA模块(b)摹本生成结果

Fig.3 SCC module(a) and ESA module(b) facsimiles generation results

表 3 ESA 模块实验结果

Tab. 3 ESA module experiment results

实验方法	SSIM	PSNR	FID	KID $\times 100$
无 ESA 模块	0.685 9	16.882 4	45.69	3.92
本文方法	0.714 9	19.739 4	42.61	3.54

### 3.6 公开数据集实验

为验证本文方法在实际应用中的有效性和普适性,本文在公开数据集 maps 上也进行了相关实验,maps 数据集最早由 pix2pix 论文提出,广泛用于图像-图像翻译任务.maps 数据集由卫星图像和对应的地图图像组成,分辨率为  $256 \times 256$  像素,适合用于训练生成对抗网络.在原始数据集中,每张图像包含一对卫星图像和地图图像,以左右拼接的形式存储,分别对应不同的领域.尽管该数据集最初用于有监督的图像-图像翻译(如 pix2pix 模型),在本次实验中,本文遵循 CycleGAN 的无监督设置,不使用配对关系,仅利用两个领域图像的分布特性进行学习.本文分别在 CycleGAN、CycleGAN+SCC 模块、CycleGAN+ESA 模块、本文方法 4 个模型上进行了 4 组实验,实验结果如表 4 所示.本文方法在 SSIM、PSNR 指标上优于 CycleGAN、CycleGAN+SCC 模块、CycleGAN+ESA 模块,且 FID、KID $\times 100$  指标更低,整体性能更优.

表 4 公开数据集 maps 实验结果

Tab. 4 Experimental results of public dataset maps

实验方法	SSIM	PSNR	FID	KID $\times 100$
CycleGAN	0.810 8	26.378 6	195.430 7	10.13
CycleGAN+SCC 模块	0.829 6	24.036 0	156.735 2	8.27
CycleGAN+ESA 模块	0.834 9	30.402 3	120.118 6	6.44
本文方法	0.859 2	35.802 1	97.836 0	4.88

## 4 结 论

本文提出一种基于 CycleGAN 的甲骨摹本自动生成方法,旨在解决现有方法在细节保留和生成质量上的不足.通过引入多尺度特征提取模块(SCC)与风格强化注意力残差模块(ESARM),模型在 SSIM、PSNR

等评价指标上均优于主流方法,能够更准确地还原甲骨文结构与细节,生成高质量摹本,为甲骨文数字化研究与卜辞解读提供了有效支持.然而,该方法在模型复杂度与计算资源需求上可能存在局限,未在文中进行对比分析.考虑到新增模块可能增加计算负担,下一步计划采用剪枝技术降低参数量与计算成本,力求在保持性能的同时提升实际部署可行性.

附录见电子版(DOI:10.16366/j.cnki.1000-2367.2024.12.12.0003).

## 参 考 文 献

- [1] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice: IEEE, 2017: 2242-2251.
- [2] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6): 679-698.
- [3] XIE S N, TU Z W. Holistically-nested edge detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 125(1): 3-18.
- [4] SUN D, ZHANG J W, ZHAN R, et al. Line drawing extraction and computer aided copying for Dunhuang frescoes[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(7): 1321.
- [5] 姚昱, 郑洋, 程子焱, 等. 基于 Scharr 算子的计算鬼成像边缘提取技术[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(10): 1011004.  
YAO Y, ZHENG Y, CHENG Z Y, et al. Edge detection technology based on computational ghost imaging using scharr operator[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(10): 1011004.
- [6] HE J Z, ZHANG S L, YANG M, et al. Bi-directional cascade network for perceptual edge detection[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). [S.l.]: IEEE, 2020: 3823-3832.
- [7] WIBISONO J K, HANG H-M. FINED: Fast inference network for edge detection[EB/OL]. [2024-12-06]. <https://arxiv.org/abs/2012.08392>
- [8] LENG K, ZHANG Z J, LIU J, et al. SuperEdge: Towards a Generalization Model for Self-Supervised Edge Detection[EB/OL]. [2024-12-05]. <https://arxiv.org/abs/2401.02313>.
- [9] YANG C, HAN X R, WU H B, et al. Digital characterization of the surface texture of Chinese classical garden rockery based on point cloud visualization; small-rock mountain retreat[J]. Heritage Science, 2023, 11: 13.
- [10] 王士斌, 高梓雕, 刘栋. 一种基于有限数据的改进 DCGAN 图像生成方法[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2023, 51(6): 39-46.  
WANG S B, GAO Z D, LIU D. An improved DCGAN image generation method based on limited data[J]. Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition), 2023, 51(6): 39-46.
- [11] PAUTRAT R, BARATH D, LARSSON V, et al. DeepLSD: line segment detection and refinement with deep image gradients[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver: IEEE, 2023: 17327-17336.
- [12] EFROS A A, FREEMAN W T. Image quilting for texture synthesis and transfer[C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. [S.l.]: ACM, 2001: 341-346.
- [13] HERTZMANN A, JACOBS C E, OLIVER N, et al. Image analogies[C]//Proceedings of the 28th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. [S.l.]: ACM, 2001: 327-340.
- [14] ASHIKHMIN N. Fast texture transfer[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2003, 23(4): 38-43.
- [15] 孔棱睿, 滕少华. 基于图像蒙板的无监督图像风格迁移[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(8): 2552-2555.  
KONG L R, TENG S H. Unsupervised image style transfer based on image mask[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(8): 2552-2555.
- [16] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T H, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu: IEEE, 2017: 5967-5976.
- [17] 司周永, 王军号. 基于改进 DeepLabv3+ 与 CycleGAN 的图像风格迁移研究[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2024, 40(4): 1-6.  
SI Z Y, WANG J H. Research on image style transfer based on improved DeepLabv3+ and CycleGAN[J]. Journal of Chifeng University (Natural Science Edition), 2024, 40(4): 1-6.
- [18] SINGH A, JAISWAL V, JOSHI G, et al. Neural style transfer: a critical review[J]. IEEE Access, 2021, 9: 131583-131613.
- [19] LIU S H, LIN T W, HE D L, et al. AdaAttN: revisit attention mechanism in arbitrary neural style transfer[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal: IEEE, 2022: 6629-6638.
- [20] WANG Z Z, ZHAO L, CHEN H B, et al. Evaluate and improve the quality of neural style transfer[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2021, 207: 103203.
- [21] ROMBACH R, BLATTMANN A, LORENZ D, et al. High-resolution image synthesis with latent diffusion models[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans: IEEE, 2022: 10674-10685.

- [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] HORE A,ZIOU D.Image quality metrics:PSNR vs.SSIM[C]//2010 20th International Conference on Pattern Recognition,Istanbul:IEEE,2010:2366-2369.
- [24] HEUSEL Martin,RAMSAUER Hubert,et al.Gans trained by a two time-scale update rule converge to a local nash equilibrium[C]//Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems.Long Beach:NeurIPS,2017:1234-1242.
- [25] BIŃKOWSKI M,SUTHERLAND D,ARBEL M,et al.Demystifying MMD GANs[EB/OL].[2024-12-04].<https://arxiv.org/abs/1801.01401>.
- [26] SZEGEDY C,LIU Wei,JIA Yangqing,et al.Going deeper with convolutions[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition.Boston:IEEE,2015:1-9.
- [27] FRECHET M.Sur la distance de deux lois de probabilité[J].Annales de l'ISUP,1957,6(3):183-198.

## Automatic generation method of oracle bone facsimiles based on improved CycleGAN network

Liu Jie<sup>a,b</sup>, Wang Chenxiang<sup>b,c</sup>, Sheng Wenyue<sup>a,b</sup>, Zhang Xin<sup>b,d</sup>, Liu Guoqi<sup>a,b</sup>

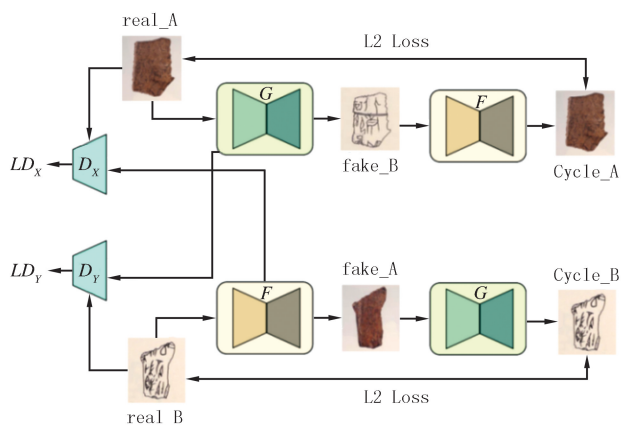
(a. School of Computer and Information Engineering(School of Artificial Intelligence); b. Oracle Bone Intelligent Computing Laboratory;  
c. College of Software; d. School of History and Culture, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China)

**Abstract:** Oracle bone facsimiles, as important carriers for recording the forms and details of oracle bone characters, hold significant academic value in the study of the origin and evolution of Chinese characters. Addressing the issues of traditional acquisition methods being time-consuming, labor-intensive, limited by the scarcity of physical specimens, and highly subjective due to manual drawing, this paper proposes an automatic oracle bone facsimiles generation method based on improved CycleGAN. By introducing a multi-scale feature extraction module(split conv concat, SCC), local detail features and global semantic information are simultaneously captured at different scales. To further optimize the oracle bone feature extraction process, a style-enhanced attention residual module(enhanced style attention residual module, ESARM) is utilized to selectively enhance key features of the oracle bones and effectively suppress background noise interference in the images. Experimental results show that the proposed method significantly improves SSIM and PSNR, preserving character topology and accurately reconstructing details with edge clarity and continuity approaching the standard reference. Our method is suitable for high-standard generation of oracle bone facsimiles, providing strong support for the study of ancient Chinese characters.

**Keywords:** oracle bone facsimiles; CycleGAN; image generation; multi-scale feature fusion; attention mechanism

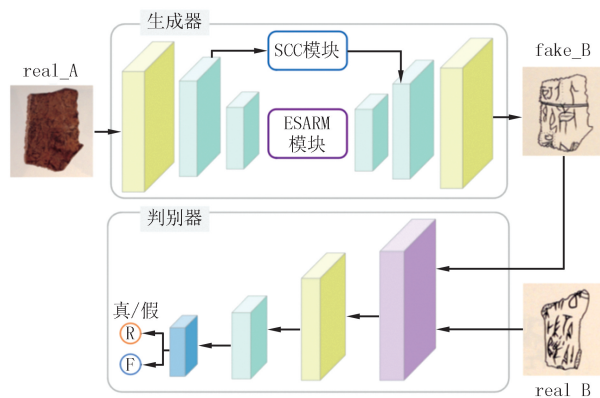
[责任编辑 陈留院 杨浦]

附录



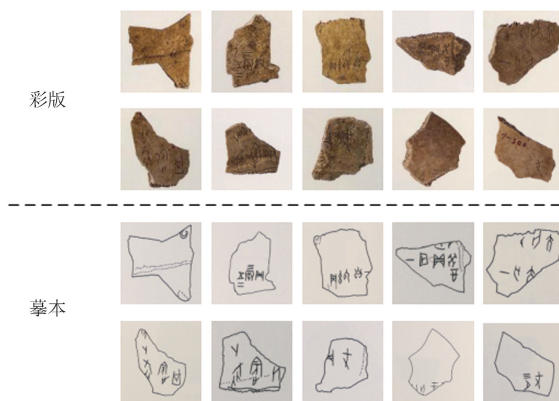
图S1 改进CycleGAN网络框架图

Fig. S1 The framework of improved CycleGAN model



图S2 改进CycleGAN网络单分支框架图

Fig. S2 The single branching framework of improved CycleGAN model



图S3 部分甲骨图像示例

Fig. S3 Examples of some oracle bone images