

《基于改进型生成对抗网络的图像超分辨率重建方法研究  
——以 Real-ESRGAN 为核心模型》

第三组

小组成员：吴抒航（230812012）

张敬善（230812028）

杨宇涵（230812015）

曾丽婷（230812006）

宋语婷（230812022）

日期：2025 年 6 月 21 日

## 摘要

随着计算机视觉技术的不断发展，图像超分辨率重建成为提升图像质量的重要手段之一。本文聚焦于当前主流的深度学习增强工具 Real-ESRGAN，系统梳理其发展背景与网络原理，并在人物、自然场景、动画三类典型图像中开展实验验证，结合 NIQE 和 BRISQUE 两项无参考图像质量评估指标，对其增强效果进行主客观分析。为了全面评估其性能，本文还与传统图像增强方法（如插值法与锐化处理）及同类 AI 工具：GFPGAN、waifu2x、Bigjpg 进行了对比。结果显示，Real-ESRGAN 在图像细节恢复、结构还原和风格保持方面表现稳定，具有良好的通用性和实用价值。最后，结合使用流程与实验观察，提出了应用建议与未来优化方向。该研究为图像超分应用实践提供了技术参考，也为后续相关模型研究提供了实验依据。

**关键词：** 图像超分辨率；Real-ESRGAN；图像增强；无参考评价；深度学习

# 目录

## 摘要

绪论：选题背景与研究意义.....	2
一、技术原理与方法调研 .....	2
1.1 图像超分辨率重建任务概述.....	2
1.2 基于深度学习的 SR 方法发展历程.....	3
1.3 Real-ESRGAN 的核心原理与网络结构.....	3
二、Real-ESRGAN 在多场景图像增强中的效果验证.....	4
2.1 人物图像增强分析 .....	4
2.2 自然场景图像增强分析.....	5
2.3 动画图像增强分析 .....	5
三、使用方法与实用技巧总结 .....	7
3.1 使用流程简述.....	7
3.2 实用技巧与优化建议.....	8
四、同类 AI 工具性能对比分析 .....	8
4.1 工具选取与功能侧重点说明 .....	8
4.2 效果展示与客观评价.....	9
五、与传统图像增强技术比较 .....	12
5.1 常见传统方法简介与实现.....	12
5.2 处理效果展示与指标评估.....	12
5.3 适用场景总结 .....	14
六、总结与展望.....	15
6.1 研究成果与核心价值.....	15
6.2 应用意义与局限分析.....	15
【小组分工】 .....	16

## 绪论：选题背景与研究意义

图像超分辨率重建（Super-Resolution, SR）是指通过算法将低分辨率图像转换为高分辨率图像的过程，常用于提升图像的清晰度和细节质量。随着各类图像设备和视觉应用的发展，对图像质量的要求越来越高，SR 技术也逐渐从传统的插值方法发展为基于深度学习的算法，成为图像处理领域的重要方向。

近年来，许多基于生成对抗网络（GAN）的超分模型被提出，其中 Real-ESRGAN 是一款应用较广泛的工具。它在处理模糊、失真的图像时，能生成较清晰的增强结果，尤其适合旧照片修复、动画清晰化等场景。但在没有原图作为参考时，我们很难判断它的增强效果是否真正优于其他方法。

因此，本文以 Real-ESRGAN 为核心，结合无参考图像质量评估指标，从不同类型的图像入手进行对比分析，并与传统方法和其他 AI 工具进行对照，探讨其实际效果和使用场景，希望为图像增强工具的选择和使用提供一些有参考价值的结论。

## 一、技术原理与方法调研

本部分将回顾图像超分辨率方法的发展历程，概括传统方法的不足，介绍基于深度学习方法的技术优势。并简单解析 Real-ESRGAN 的原理。

### 1.1 图像超分辨率重建任务概述

随着应用需求和算法能力的不断提升，图像超分辨率技术从早期的插值和重建方法逐步发展为以深度神经网络为核心的智能化方法，广泛应用于工业、医疗、军事、媒体等众多领域，已成为计算机视觉的重要研究方向。

图像超分方法常分为三类：插值法、重建法与基于学习的方法。其中插值法因实现简单、计算效率高而被广泛采用，但存在纹理丢失、平滑过度、伪影

明显且难以适应复杂退化环境等缺陷<sup>[1]</sup>。

## 1.2 基于深度学习的 SR 方法发展历程

在 2014 年出现的 SRCNN 模型首次将卷积神经网络应用于图像超分辨率重建任务，实现了端到端的从低分辨率图像到高分辨率映射。该方法处理图像效果显著优于传统插值方法，但输出图像仍比较模糊，难以恢复细节纹理。

2017 年，SRGAN 将生成对抗网络（GAN）引入图像超分领域，模拟人类视觉感知，更注重图像的主观视觉质量。生成图像更加锐利、细节更丰富，有效改善了传统方法输出图像细节平滑模糊的问题。但是该模型也存在易引入不自然纹理等问题。

2018 年，ESRGAN 则在保留 SRGAN 图像真实感的基础上，通过改进生成器结构和感知损失，提出相对判别器策略，让判别器不再判断“图片是否真实”，而是判断“生成图像是否比真实图像更假”。显著提升图像细节与视觉自然度。该模型还成为了后续模型如 Real-ESRGAN 模型的基础架构。<sup>[1]</sup>

## 1.3 Real-ESRGAN 的核心原理与网络结构

Real-ESRGAN 是一种针对真实世界低质量图像的超分辨率重建的深度学习模型。其生成器基于 RRDB 结构，取消了 BN 层，以增强训练稳定性和特征表达能力，从而更有效地恢复图像细节<sup>[1]</sup>。

为更准确地模拟现实中的图像退化过程，模型采用了两阶段退化建模模块，综合了模糊、噪声和 JPEG 压缩等多种退化方式，提高了模型对复杂低质量图像的泛化能力。

判别器引入相对判别机制，不再判断图像是否真实，而是比较生成图与真实图的相对真假，从而提升自然感和训练稳定性。

在损失函数设计方面，模型综合了像素损失、感知损失、对抗损失及全变差损失，以保证重建图像在视觉质量和结构保持上的平衡。

## 二、Real-ESRGAN 在多场景图像增强中的效果验证

为验证 Real-ESRGAN 在多种典型场景下对低质量图像的增强性能，本文选取人物图像、自然场景图像、动画图像这三个典型场景，开展实验与效果分析。

鉴于主观观察存在一定主观性，因此我们引入了常见的图像质量评估指标进行辅助判断。因为缺乏对应的高分辨率参考图，不适合使用需参考原图的传统指标，所以本文引入两种无参考图像质量评估指标：

NIQE：衡量图像整体自然程度，数值越低表示越接近真实图像；

BRISQUE：评估图像的感知质量，数值越低表明图像质量越好。

这两项指标可由 MATLAB 工具提取，用于辅助主观观察结果的客观判断。因为受篇幅限制，本文所有实验场景中仅展示并分析一组处理前后的典型案例图像和评估指标。

### 2.1 人物图像增强分析

本组实验选取一张黑白人物老照片 A2 作为典型样例，用于评估 Real-ESRGAN 在人物图像增强方面的表现。人脸图像对结构还原要求较高，特别是五官细节与自然感，都是增强模型能力的重要体现。



图 1-1 未处理人物 A2 面部



图 1-2 Real-ESRGAN 处理人物 A2 面部



图 1-3 未处理人物 A2 衣物花纹

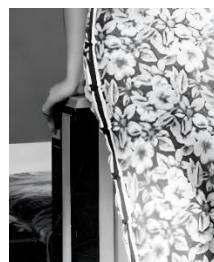


图 1-4 Real-ESRGAN 处理人物 A2 衣物花纹

图 1-1 至图 1-4 展示，Real-ESRGAN 能有效提升面部保真度和边缘纹理细节上的增强效果，未出现明显过锐或过度平滑现象。但是模型在某些原图中比较模糊的区域，例如眼睛部分，仍无法完全还原，出现了轻微伪影，对真实感略有影响。

A2 的 NIQE 与 BRISQUE 指标，结果见表 1（A2 行）。可以看到，虽然主观观察图像在五官清晰度和纹理细节上有明显提升，但 NIQE 和 BRISQUE 值均有所上升，提示模型增强细节时可能引入高频细节，产生“不自然”感。

## 2.2 自然场景图像增强分析

本组实验选取了一张包含树木、建筑、船只等元素的自然风景图像 C1 用于测试 Real-ESRGAN 对自然场景图像的增强能力。



图 2-1 未处理自然 C1 房屋



图 2-2 Real-ESRGAN 处理自然 C1 房屋



图 2-3 未处理自然 C1 船



图 2-4 Real-ESRGAN 处理自然 C1 船

如图 2-1 至图 2-4 所示，增强后的图像整体更加丰富细腻，树叶层次更加清晰，水面波纹自然连贯，船只与建筑轮廓更清晰锐利，色彩饱和度略有提升，视觉感受更鲜明，但是在树叶等区域，锐化程度略高，出现局部白边，属于轻微增强痕迹。在建筑边缘等复杂区域，Real-ESRGAN 表现略有不足，存在轻微模糊，但整体结构保持良好。

针对图像质量的客观评价如表 1（C1 行）所示：图像 C1 的 BRISQUE 值显著下降，整体感知质量提升，而 NIQE 值略有上升，则说明模型在局部例如树叶这样的高频区域锐化程度较高。综合而言，Real-ESRGAN 在提升自然图像的视觉层次感方面表现出色。

## 2.3 动画图像增强分析

本组实验以图像 B1 作为典型动画帧图，用于分析 Real-ESRGAN 在动漫风格图像中的表现。实验重点关注线条边缘的锐度、色块过渡的自然度以及整体风格一致性。



3-1 未处理动画 B1      图 3-2 Real-ESRGAN 处  
理动画 B1      图 3-3 未处理动画 B1  
局部      图 3-4 Real-ESRGAN 处  
理 B1

如图 3-1 与 3-2 所示，Real-ESRGAN 处理后的图片在线条清晰度方面有明显提升。Real-ESRGAN 在边缘线条重建方面表现突出，线条流畅锐利色彩分区过度自然，画风保持能力表现稳定，增强后的图像整体风格与原图一致，未出现风格突变或“写实化”等失真现象。如图 3-3 与图 3-4 所示，在角色表情等原图细节缺失区域，仍可能出现轻微色块断裂或不自然现象，个别区域存在过锐或过渡突兀的问题。

从表 1（B1 行）指标来看，BRISQUE 值显著下降，说明模型在空间细节增强后整体视觉质量有所提升。NIQE 值略有上升，可能与模型在局部细节区域锐化程度较高有关。总体上，Real-ESRGAN 对动画图像具有良好的适应性和风格保留能力。

## 2.4 图像质量评价与效果总结

为全面比较 Real-ESRGAN 在不同图像类型中的增强效果，表 1 汇总了 9 张图像在增强前后的 NIQE 与 BRISQUE 评分变化。

图像 编号	类型	原图 NIQE	原图 BRISQUE	增强图像 NIQE	增强图像 BRISQUE
A1	人物图像	4.32	50.24	2.44↓	26.11↓
A2		2.79	29.63	3.46↑	38.98↑
A3		3.29	29.54	3.11↓	11.43↓
B1	动画图像	2.93	33.36	3.58↑	20.54↓
B2		3.96	34.03	6.03↑	46.54↑
B3		5.83	34.76	5.10↓	38.64↑
C1		3.29	32.32	3.9↑	22.37↓



C2	自然场景图像	3.85	12.24	3.33↓	28.16↑
C3		2.32	13.10	3.10↑	31.14↑

表 1 Real-ESRGAN 增强图像与原图评估指标对比

如表 4 所示，大部分图像（如 A1、A3、B1、C1）在 BRISQUE 指标上有明显下降，表明增强后图像整体感知质量有所提升。但也有个别图像（如 A2、C3）的指标上升，说明在部分区域可能引入过锐或结构扭曲的痕迹。

值得注意的是，NIQE 指标在部分图像中呈现上升趋势，这与模型生成的高频细节可能被评估器判别为“非自然”有关。这种现象恰好体现了 Real-ESRGAN 优化目标并非最大限度还原原图像素，而是侧重于提升人眼主观感知下的图像清晰度与真实感。

综合主客观观察结果来看，Real-ESRGAN 在人物、自然与动画图像中均展现出较强的细节恢复、风格一致性与边缘强化能力。验证了其在应对多类真实低质量图像时具备良好的通用性与实用价值。

### 三、使用方法与实用技巧总结

本部分介绍 Real-ESRGAN 可执行版本的基本使用流程，并结合实际测试经验，总结提升图像增强效果的实用建议。

#### 3.1 使用流程简述

Real-ESRGAN 社区维护团队提供了无需 Python 环境的可执行文件版本，便于非开发者直接运行。

##### （1）软件获取与准备

- 在 FFmpeg 官网，根据操作系统选择合适的版本，下载并解压 FFmpeg 到本地目录。
- 从 GitHub 项目页获取 Real-ESRGAN 的可执行文件，并解压至同一目录。
- 在同一文件夹中创建 out\_frames 与 tmp\_frames 两个子文件夹。

## （2）基本处理流程

将需要处理的图片或视频放入可执行文件夹，打开命令行中切换至可执行文件目录，执行以下命令：**realesrgan-ncnn-vulkan.exe -i input.jpg -o output.png -n realesrgan-x4plus -s 4**。程序处理完毕后，输出图像将保存在指定位置。

## 3.2 实用技巧与优化建议

### （1）硬件建议

建议使用具备独立显卡且支持 Vulkan API 的设备，以显著提升图像处理速度，集成显卡在运行 Real-ESRGAN 时常无法启动或报错，建议避免使用。测试发现，同一图像 GPU 处理耗时约 6 秒，而 CPU 处理时间可达 120 秒。集成显卡设备往往无法运行程序。

### （2）模型选择策略

Real-ESRGAN 提供多种预训练模型，适配不同使用需求：**realesrgan-x4plus** 模型面对通用图像，保守增强、细节恢复自然。**realesrgan-x4plus-anime** 面对动画、插画类图像，图像处理边缘清晰度更强，风格保留稳定性更高。**realesrgan-x2plus** 面对轻量图像，放大图像至两倍，避免了 **realesrgan-x4plus** 处理过锐、适合小幅放大或后处理。

## 四、同类 AI 工具性能对比分析

### 4.1 工具选取与功能侧重点说明

为全面评估 Real-ESRGAN 的图像增强性能，本文选取了三款典型的同类 AI 图像增强工具进行对比分析，分别为 GFPGAN、waifu2x 和 Bigjpg。三者和功能定位、适用场景上各具特色，能够与 Real-ESRGAN 形成具有代表性的对照。

GFPGAN 专注人脸修复与增强，擅长对人脸区域进行结构还原与自然补全，尤其适合处理面部模糊、面部特征丢失等问题图像。

waifu2x 面向二次元图像，具有良好的线条保护能力和抗锯齿效果。

Bigjpg 是一款通用型图像放大工具，适配艺术类插画、绘图等图像处理场景。

4.2 效果展示与客观评价

为对比不同 AI 工具在不同典型场景下的增强表现，本部分依旧分别选取人物图像、自然图像与动画图像各一张样例图，结合 NIQE 和 BRISQUE 两项评价指标进行客观分析，并辅以主观视觉评价。

(1) 人物图像：Real-ESRGAN vs GFPGAN

如图 5-1 至图 5-3 所示，为人物图像 A3 的增强结果展示。评价指标在表 6 中进行汇总。



图 5-1 未处理人物 A3



图 5-2 GFPGAN 处理人物 A3



图 5-3 Real-ESRGAN 处理人物 A3

图 像 编 号	类型	原图 NIQE	原图 BRISQUE	Real- ESRGAN 增强图像 NIQE	Real- ESRGAN 增强图像 BRISQUE	GFPGAN 增强图像 NIQE	GFPGAN 增强图像 BRISQUE
A1	人物 图像	4.32	50.24	2.44↓	26.11↓	3.65↓	44.13↓
A2		2.79	29.63	3.46↑	38.98↑	3.74↑	30.78↑
A3		3.29	29.54	3.11↓	11.43↓	3.56↑	15.62↓

表 2 Real-ESRGAN 与 GFPGAN 处理人物 A3 评估指标汇总对比

表 6 显示，Real-ESRGAN 处理后 BRISQUE 值大幅下降，整体感知质量明显提升，整体指标优于 GFPGAN。GFPGAN 尽管也有一定改善，但其 NIQE 值上升，表明其增强过程在某些区域的处理可能引入过锐。

从图 5-1 至图 5-3 的视觉对比来看，Real-ESRGAN 对五官轮廓的增强自然不过度，结构贴近原图；而 GFPGAN 则明显增强了肤色平滑度，同时嘴唇形状变得更为丰满，虽然提升了面部美感，但牺牲了真实感。

### (2) 自然场景图像：Real-ESRGAN vs Bigjpg

如图 5-4 至图 5-6 所示，为自然场景图像 C3 的处理结果展示，指标对比如表 7 所示。



图 5-4 未处理自然 C3



图 5-5 Bigjpg 处理自然 C3



图 5-6 Real-ESRGAN 处理自然 C3

图像 编号	类型	原图 NIQE	原图 BRISQUE	Real- ESRGAN 增强图像 NIQE	Real- ESRGAN 增强图像 BRISQUE	Bigjpg 增 强图像 NIQE	Bigjpg 增 强图像 BRISQUE
C1	自然 场景 图像	3.29	32.32	3.9↑	22.37↓	3.56↑	15.62↓
C2		3.85	12.24	3.33↑	28.16↑	3.56↓	15.62↑
C3		2.32	13.10	3.10↑	31.14↑	3.56↑	15.62↑

表 3 Real-ESRGAN 与 Bigjpg 处理自然场景图像评估指标汇总对比

从表 7 看，对于大部分图像来说相较于 Real-ESRGAN 的指标，Bigjpg 客观指标表现更优。

图 5-4 至图 5-6 显示，Real-ESRGAN 输出图像在墙面轮廓、树枝边界等高对比区域表现出更高的锐度，色彩饱和度略有提升。但是树叶、石墙纹理等细节保留方面不如 Bigjpg 保留得更为完整自然。两者在增强风格上形成了互补，Real-ESRGAN 更注重边缘锐度与整体结构，Bigjpg 则在纹理细节保持方面更为稳健。

（3）动画图像：Real-ESRGAN vs waifu2x

如图 5-7 至图 5-9 所示，为动画图像 B2 的处理结果展示，指标对比如表 8 所示。



图 5-7 未处理动画 B2



图 5-8 waifu2x 处理动画 B2



图 5-9 Real-ESRGAN 处理动画 B2

图像 编号	类型	原图 NIQE	原图 BRISQUE	Real- ESRGAN 增强图像 NIQE	Real- ESRGAN 增强图像 BRISQUE	waifu2x 增强 图像 NIQE	waifu2x 增强 图像 BRISQUE
B1	动画 图像	2.93	33.36	3.58↑	20.54↓	3.65↑	44.13↑
B2		3.96	34.03	6.03↑	46.54↑	3.74↓	30.78↓
B3		5.83	34.76	5.10↓	38.64↑	3.56↓	15.62↓

表 4 Real-ESRGAN 与 waifu2x 处理动画图像评估指标汇总对比

由表 8 可知，Real-ESRGAN 在两个评估指标中上升幅度较大，而 waifu2x 则是在两个指标中基本下降。

以动画图像 B2 处理结果为例，如图 5-8 至图 5-9 对比可见，waifu2x 在降



噪方面效果良好，但对角色轮廓与五官的重建能力偏弱，边缘略显模糊。而 Real-ESRGAN 在轮廓线条、色块边缘等区域增强效果更强，细节还原度更高，视觉还原效果更强。

综合三种场景的指标分析与主观观察结果可见，Real-ESRGAN 在细节增强、结构还原和感知质量提升方面表现均衡，适用于多类型图像增强任务，尤其适合对画质要求较高、具备一定操作能力的用户。

GFPGAN 在人脸区域的美化和补全能力突出，但会丢失一部分真实性；Bigjpg 与 waifu2x 则因界面友好、参数可调，适合轻量日常使用或非专业用户。各工具功能定位清晰，使用者可依据具体图像类型与使用偏好灵活选择。

## 五、与传统图像增强技术比较

### 5.1 常见传统方法简介与实现

为与 Real-ESRGAN 进行对比，本文选取三种常见传统图像增强方法：双线性插值、双三次插值和拉普拉斯锐化。前两者为常用的空间插值法，前者速度快但边缘模糊，后者细节保留略好。拉普拉斯锐化可提升边缘清晰度，但可能引入噪声。三者均可通过 MATLAB 内置函数实现。

### 5.2 处理效果展示与指标评估

因篇幅受限，所以这里我们在每种场景下只展示一组典型图像处理例子及其客观评估数据。

#### (1) 人物图像



图 6-1 未处理人物 A2



图 6-2 Real-ESRGAN 处理人物 A2



图 6-3 双线性处理人物 A2



图 6-4 双三次处理人物 A2



图 6-5 拉普拉斯锐化处理人物 A2

图像编号	处理方式	NIQE	BRISQUE
A2	原图	2.79	29.63
	Real-ESRGAN	3.46↑	38.98↑
	双线性插值	3.38↑	34.03↑
	双三次插值	3.43↑	30.95↑
	拉普拉斯锐化	7.02↑	43.46↑

表 5 Real-ESRGAN 与传统方法处理图像 A2 评估指标汇总对比

如图 6-1 至图 6-5 所示，对人物图像 A2 进行了多种方法处理。结果如表 9 所示：传统方法中，双三次插值相对表现较优，但细节保留能力仍有限。拉普拉斯锐化虽然增强了轮廓清晰度，但指标恶化明显。在主观观感上 Real-ESRGAN 显著提升图像清晰度与结构完整性，但因增强过程引入高频纹理，导致指标略有上升。

## （2）自然场景图像



图 6-6 未处理自然场景 C2



图 6-7 Real-ESRGAN 处理自然场景 C2



图 6-8 双线性处理自然场景 C2



图 6-9 双三次处理自然场景 C2



图 6-10 拉普拉斯锐化处理自然场景 C2

图像编号	处理方式	NIQE	BRISQUE
C2	原图	3.85	12.24
	Real-ESRGAN	3.33↓	28.16↑
	双线性插值	3.27↓	25.84↑
	双三次插值	2.95↓	23.56↑
	拉普拉斯锐化	13.76↑	43.46↑

表 6 Real-ESRGAN 与传统方法处理图像 C2 评估指标汇总对比

从表 10 可知，传统方法中的双三次插值在 NIQE 与 BRISQUE 指标上表

现最好。主观看来，能够较好保持色彩与边缘形状，但整体层次感有限。拉普拉斯锐化虽然边缘清晰，但 NIQE 值飙升，且主观看来噪声严重。

而 Real-ESRGAN 图像细节更加丰富，尤其在树枝、建筑等高对比区域表现更佳，尽管 BRISQUE 指标有所上升，但主观观感显示细节层次更加丰富，清晰度更高。

(3) 动画图像



图 6-11 未处理动画 B1      图 6-12 Real-ESRGAN 处理动画      图 6-13 双线性处理动画 B1      图 6-14 双三次处理动画 B1      图 6-15 拉普拉斯方法处理动画 B1

图像编号	处理方式	NIQE	BRISQUE
B1	原图	2.93	33.36
	Real-ESRGAN	3.58↑	20.54↓
	双线性插值	4.85↑	39.20↑
	双三次插值	4.11↑	36.94↑
	拉普拉斯锐化	7.91↑	43.46↑

表 7 Real-ESRGAN 与传统方法处理图像 B1 评估指标汇总对比

图 6-11 至图 6-15 展示了动画图像 B1 的处理对比，从表 11 可知传统方法评估指标大幅上升，并且从主观看来传统方法处理后线条表现普遍模糊。Real-ESRGAN 在动画图像中增强了边缘清晰度与色彩过渡，画风保持较好，BRISQUE 降低显著，主观视觉质量提升明显。

5.3 适用场景总结

通过对比实验可以发现，传统图像增强方法在操作简便、运算速度快、资源占用低等方面具有明显优势，适用于对图像质量要求不高、处理环境受限的场景，如嵌入式设备、实时监控图像处理等。而 Real-ESRGAN 等深度学习方



法虽部署复杂、计算开销大，但在细节恢复、纹理保真等方面优势明显，尤其适合用于图像修复、内容创作、视觉 AI 等对画质要求较高的任务。

## 六、总结与展望

### 6.1 研究成果与核心价值

本文以 Real-ESRGAN 为核心，围绕图像超分辨率增强展开系统研究与实验分析。通过在人物、自然场景与动画三类典型图像中的对比实验，结合 NIQE 和 BRISQUE 两项无参考质量评价指标，验证了该模型在细节还原、结构保持与视觉感知方面的综合优势。同时，构建了“AI 工具横向对比 + 传统方法纵向对比”的评估体系，得出 Real-ESRGAN 在图像细节恢复、结构还原和风格保持方面表现稳定，具有良好的通用性和实用价值的结论。

### 6.2 应用意义与局限分析

Real-ESRGAN 具备良好的图像增强通用性，适用于图像修复、内容创作、旧照重建等高质量图像处理场景。其可执行版本支持脱离开发环境运行，便于实际部署。

但同时也存在一定局限性：如处理速度相对较慢，不适合实时视频处理任务；对部分模糊区域的还原仍有限；在硬件支持不充分时，程序稳定性和兼容性可能受到影响。

### 6.3 未来发展方向

针对上述问题，未来研究可在以下方向持续深化与优化：

- (1) 轻量化设计：探索更高效的网络结构以适应移动端与实时场景；
- (2) 自适应增强机制：提高对不同图像风格与退化程度的适应能力

## 【参考文献】

- [1] Wang, X., Xie, L., Dong, C., & Shan, Y. (2021). *Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data*. arXiv preprint arXiv:2107.10833.

## 【小组分工】

所有人共同确定研究主题、确定报告主要内容。

具体分工如下：

姓名	分工详情
吴抒航（组长）	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 寻找并提供模型克隆方法</li><li>2. 撰写报告初稿、终稿</li><li>3. 设计具体实验，选取横向、纵向对比对象</li><li>4. 使用 CUP 处理图像，得到关于使用优化技巧上的硬件建议。</li><li>5. 参与答辩和答辩 PPT 制作</li></ol>
杨宇涵	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 寻找并提供模型克隆方法、</li><li>2. 使用 Bigjpg 处理自然场景图像</li><li>3. 使用拉普拉斯方法处理图像</li><li>4. 参与答辩和答辩 PPT 制作</li></ol>
宋语婷	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 使用 waifu2x 处理动画图像</li><li>2. 使用双三次插值法处理图像</li><li>3. 参与答辩和答辩 PPT 制作</li></ol>
张敬善	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 使用 GFPGAN 处理人物图像</li><li>2. 使用双线性插值法处理图像</li><li>3. 将遗漏处理的图片使用三种传统方法进行处理</li></ol>
曾丽婷	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 使用 MATLAB 获取所有图像的评估指标</li><li>2. 将评估指标整理为表格</li></ol>