

数字图像处理结课大作业

目 录

基于生成对抗网络的盲人脸修复技术研究

——GFPGAN 为例

日期 2025 年 6 月 20 日

组 别 第七组

成 员 230812040 朱梦雨

230812058 张丽娜

230812034 刘晓希

230812020 许思甜

目录

一、GFPGAN 调研.....	1
(一) 技术原理.....	1
1. 基于 GAN 的技术原理.....	1
2. 基于 CNN 的技术原理	3
(二) 核心算法和关键技术特点.....	4
1. 核心算法.....	4
2. 关键技术特点.....	5
(三) 适用的硬件/软件环境和系统要求	5
1. 系统要求.....	5
2. 硬件和软件要求.....	5
二、应用场景演示	5
(一) 处理前后的图像对比.....	5
1. 老照片修复.....	5
2. 低分辨率人脸增强.....	8
(二) 适用性分析.....	10
三、使用方法与技巧总结	10
(一) GFPGAN 的使用流程和操作步骤.....	10
1. 准备工作.....	10
2. 启动程序.....	10
3. 图片人脸修复增强操作.....	11
4. 查看与保存结果.....	11
5. 提高处理效果技巧与建议.....	11
(二) 技巧总结.....	11
1. 预处理与后处理技巧.....	11
2. 人脸检测与区域控制.....	11
3. 常见问题解决.....	12
四、对比分析	12

(一) 同类 AI 工具对比	12
1.处理效果对比.....	12
2.处理速度对比.....	12
3.易用性对比.....	13
4.成本使用对比.....	13
5.具体应用场景分析.....	13
(二) 与传统数字图像处理方法比较.....	14
1.处理效果对比.....	15
2.处理速度对比.....	15
3.易用性对比.....	15
4.成本使用对比.....	15
5.具体应用场景分析.....	16
五、总结	17
(一) 主要发现.....	17
(二) 未来展望.....	17
参考文献	18
小组分工	18

基于生成对抗网络的盲人脸修复技术研究

——GFPGAN 为例

摘要：本文聚焦基于生成对抗网络（GAN）的盲人脸修复技术，以 GFPGAN 为研究对象。该模型由腾讯 ARC 实验室于 2021 年提出，通过引入 StyleGAN2 预训练面部先验知识，结合 CS - SFT 层与多尺度对抗训练，实现低质人脸图像的高清修复。文中剖析其技术原理，包括生成器与判别器设计、损失函数优化等，介绍老照片修复、低分辨率增强等应用场景，对比同类工具及传统方法的优劣，还给出详细使用流程与优化技巧，为盲人脸修复技术的实践与研究提供参考。

一、GFPGAN 调研

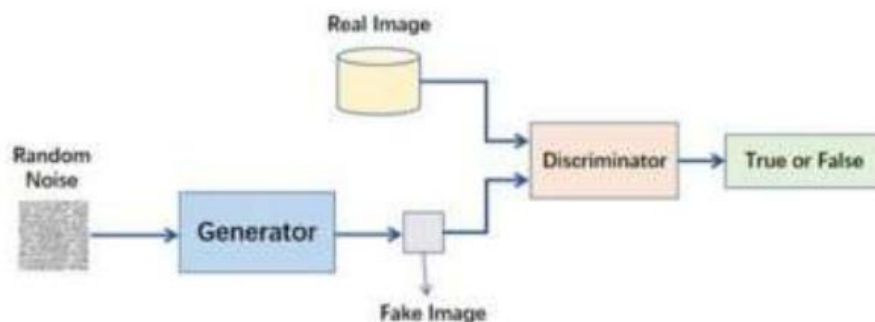
（一）技术原理

GFPGAN（Generative Facial Prior Generative Adversarial Network）是一种基于生成对抗网络（GAN）的人脸图像修复与增强模型，由腾讯 ARC 实验室于 2021 年提出。该模型的核心思想是利用预训练的生成对抗网络（如 StyleGAN2）生成的丰富先验知识，结合图像降噪模块和通道分割空间特征变换（CS-SFT）层，以实现高质量的图像修复和增强效果。

其工作流程为：退化输入→编码器-解码器架构（退化移除与特征融合）→CS-SFT 融合 (StyleGAN2 先验)→GAN 对抗训练→高清输出

1. 基于 GAN 的技术原理

生成对抗网络（GAN）是 GFPGAN 的核心框架，通过生成器与判别器的对抗训练实现高质量人脸修复。其核心逻辑如下：



（1）生成器（Generator）的设计目标

生成器的任务是接收低质量（模糊、噪声、破损）的人脸图像，输出修复后的高清图像。与传统 GAN 不同，GFPGAN 的生成器并非从随机噪声生成图像，而是以退化图像为输入，结合预训练的人脸先验知识（通过 StyleGAN2 模型），逐步重建细节。它通过对抗训练从而驱动细节生成，生成器必须“欺骗”判别器，使其无法区分修复图像与真实高清图像。这一过程迫使生成器学习如何恢复瞳孔反光、皮肤毛孔等高频细节。

其关键创新在于引入 StyleGAN2 的特征空间作为人脸语义库，生成器通过借助动态融合模块（如 CS-SFT）将输入图像的低级轮廓、纹理特征与 StyleGAN2 的五官结构、肤色分布等高级语义特征相融合，从而保证生成结果的身份一致性。

（2）判别器（Discriminator）的多尺度监督

GFPGAN 中的判别器采用多尺度 PatchGAN 结构，摒弃了对整张图像进行简单真伪判断的方式，而是从不同分辨率层级评估图像的局部真实性。它会将图像分割成多个如 70×70 像素的局部区块，逐块进行真伪判别，这就要求生成器必须在每个局部区域都恢复出逼真细节。这种工作方式有效避免了全局模糊问题，即避免出现整张脸平滑却缺乏细节的情况，使得发丝、皱纹等微小特征也能得到精确重建，显著提升了人脸图像修复的质量与真实感。

（3）损失函数的联合优化

GFPGAN 的损失函数通过多目标联合优化平衡生成图像的逼真度、结构准确性与语义一致性。其核心由三部分组成：

对抗损失（Adversarial Loss）作为驱动引擎，数学表达式为

$$L_{adv} = E_{x \sim p_{data}}[\log D(x)] + E_{z \sim p_z}[\log(1 - D(G(x_{degraded})))]$$

迫使生成器输出的修复结果在局部纹理（如皮肤光泽）和全局分布上逼近真实高清人脸，通过判别器的多尺度评估形成动态反馈；

L1 像素损失作为基础锚点，直接约束生成图像与真实高清图像的像素级差异，防止对抗训练过度自由化导致的结构扭曲（如五官错位）；

感知损失（Perceptual Loss）则通过预训练的 VGG-19 网络提取高层语义特征（通常采用 relu5_3 层），计算生成图像与真实图像在特征空间的距离，确保关键语义属性（如面部对称性、器官相对位置）的一致性。

2. 基于 CNN 的技术原理

GFPGAN 中的生成器结构通常会包含卷积神经网络（CNN）组件，它是 GFPGAN 实现像素级修复与特征提取的基础技术，其核心作用体现在以下层面：

（1）多层次特征提取

GFPGAN 的编码器（Encoder）通过堆叠卷积层，逐步提取输入图像的抽象特征：

浅层卷积：捕捉边缘、颜色分布等低级特征（如面部轮廓、模糊区域的过渡色）。

深层卷积：提取高级语义特征（如眼睛形状、嘴唇纹理），这些特征与 StyleGAN2 的先验知识融合，指导细节生成。

残差密集块（Residual Dense Blocks, RDB）：在编码器中引入密集连接与残差跳跃，增强特征复用能力，避免信息丢失。公式表达为：

$$F_{out} = F_{in} + \text{Conv}([\text{Conv}(F_{in}), \text{Conv}(F_{in}), \dots])$$

方括号表示多级卷积输出的拼接。

（2）空间特征融合（Spatial Feature Fusion）

GFPGAN 的核心模块 CS-SFT（Channel-Split Spatial Feature Transform）依赖 CNN 实现特征调制：

通道分割：将输入特征图沿通道维度分为两部分，一部分保留原始退化特征，另一部分与 StyleGAN2 的先验特征交互。

仿射变换：对交互部分的特征施加动态缩放（Scale）和平移，公式为：

$$F_{fused} = \gamma \cdot F_{degraded} + \beta$$

其中 γ 和 β 由 StyleGAN2 特征通过 CNN 计算得到，实现语义引导的局部增强。

（3）解码器（Decoder）的像素级重建

解码器通过反卷积（Transposed Convolution）或像素洗牌（Pixel Shuffle）实现特征图的上采样，逐步重建高清图像。这一过程中，跳跃连接（Skip Connections）将编码器提取的低级特征（如边缘、色块分布）直接传递至解码器的对应层级，与深层高级语义特征（如五官抽象表示）融合，确保输出图像严格保留输入内容的面部比例、轮廓走向的原始结构，避免因逐层传递导致的关键信息丢失。同时，解码器在训练阶段生成多尺度中间输出（如 1/2 分辨率、1/4 分辨率的修复结果），这些中间结果被输入判别器的不同层级，实现从粗到细的多级监督——低分辨率阶段约束整体结构合理性（如人脸对称性），高分辨率阶段优化像睫毛根根分明这一局部细节，从而全面提升生成图像的层次感与真实度。这种设计有效解决了传统单尺度解码中常见的结构失真或细节模糊问题。

（二）核心算法和关键技术特点

1. 核心算法

（1）预训练先验引导的特征融合算法

特征提取：编码器提取退化图像的多级特征；

先验注入：从 StyleGAN2 提取高层语义特征；

动态融合：通过 CS-SFT 模块实现通道分割与仿射变换：

$$F_{fused} = \text{Concat}(F_{degraded}^{ch1}, \gamma \cdot F_{degraded}^{ch1} + \beta) \gamma, \beta = \text{CNN}(F_{style}) \gamma, \beta = \text{CNN}(F_{style}).$$

（2）多尺度对抗训练算法

生成多尺度输出：解码器生成 $\{256 \times 256, 512 \times 512, 1024 \times 1024\}$ 的中间结果。

层级化判别：不同分辨率图像输入判别器的对应层级（低分辨率→浅层，高分辨率→深层）。

损失计算，各尺度损失加权求和： $L_{adv} = \sum_{s=1}^3 \lambda_s \cdot L_{adv_s}$.

（3）联合损失优化算法

$$L_{total} = \lambda_{adv} L_{adv} + \lambda_{L1} L_{L1} + \lambda_{perc} L_{perc}$$

动态权重调整：训练初期侧重 L1 损失稳定结构，后期增加对抗损失权重以增强细节。

2. 关键技术特点

盲脸修复：GFPGAN 能够处理低质量或模糊的输入图像，即使在几何先验信息缺失的情况下，也能实现高质量的人脸修复。

局部细节修复：特别注重局部细节（如眼睛、鼻子等）的恢复，确保修复后的整体效果协调统一。

真实感与高保真：通过调整生成器参数，使修复后的图像既保留原有特征，又具有高度的真实感。

（三）适用的硬件/软件环境和系统要求

1. 系统要求

Windows10/11 64 位、Linux。

2. 硬件和软件要求

显卡（GPU）：软件可用 CPU 运行，但 CPU 处理速度比较慢，建议使用 4G 及以上显存的英伟达（NVIDIA）显卡，NVIDIA GPU+CUDA；

Python 环境：Python \geq 3.7、PyTorch \geq 1.7（必须与 CUDA 版本匹配）；

其他依赖库：BasicsR、FaceXlib。

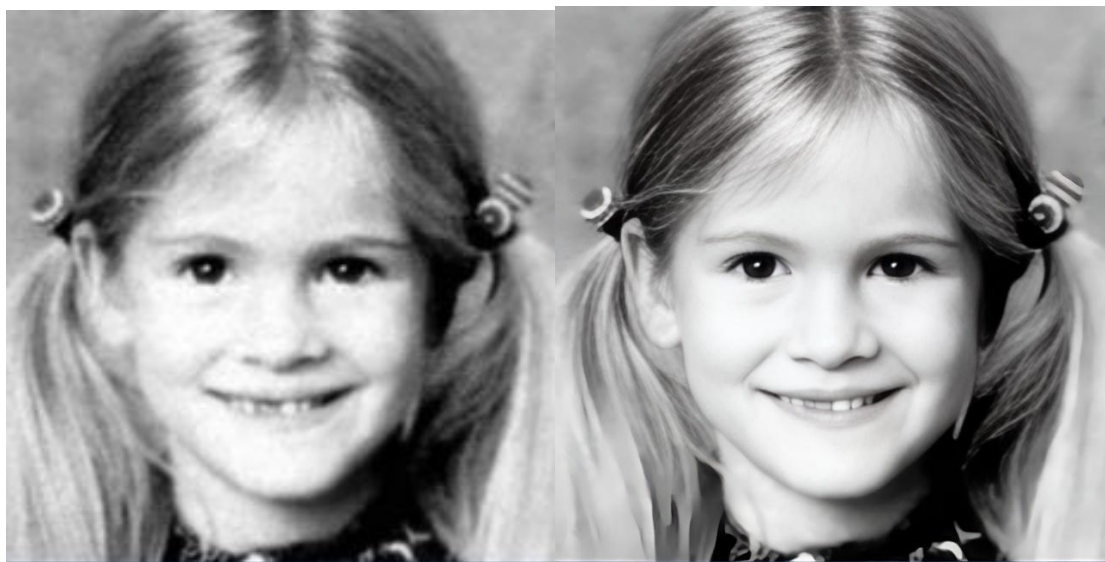
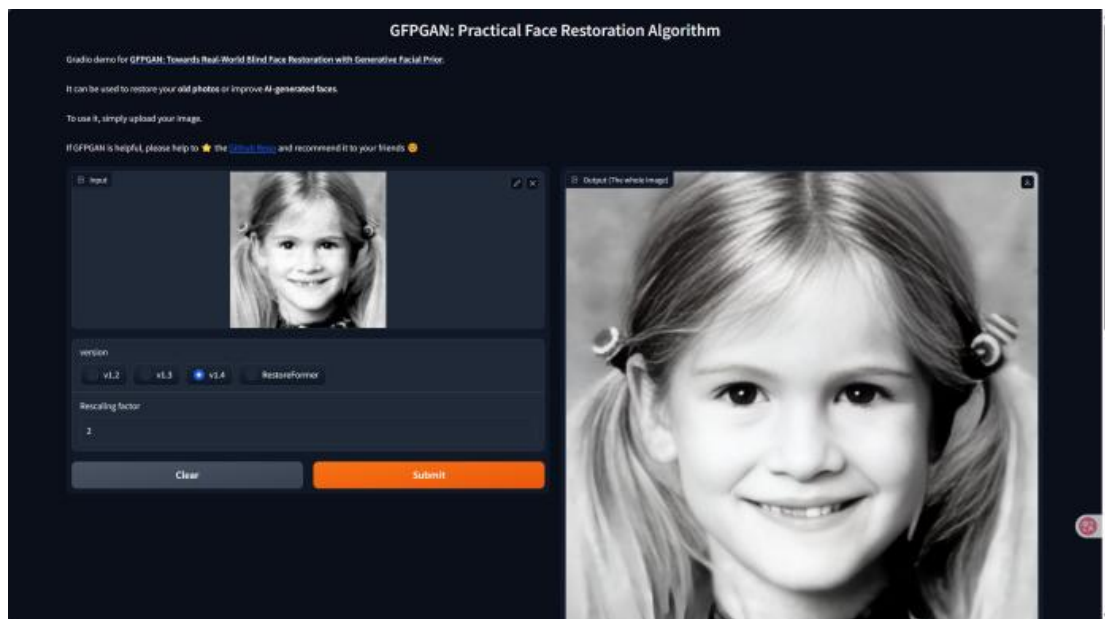
二、应用场景演示

（一）处理前后的图像对比

1. 老照片修复

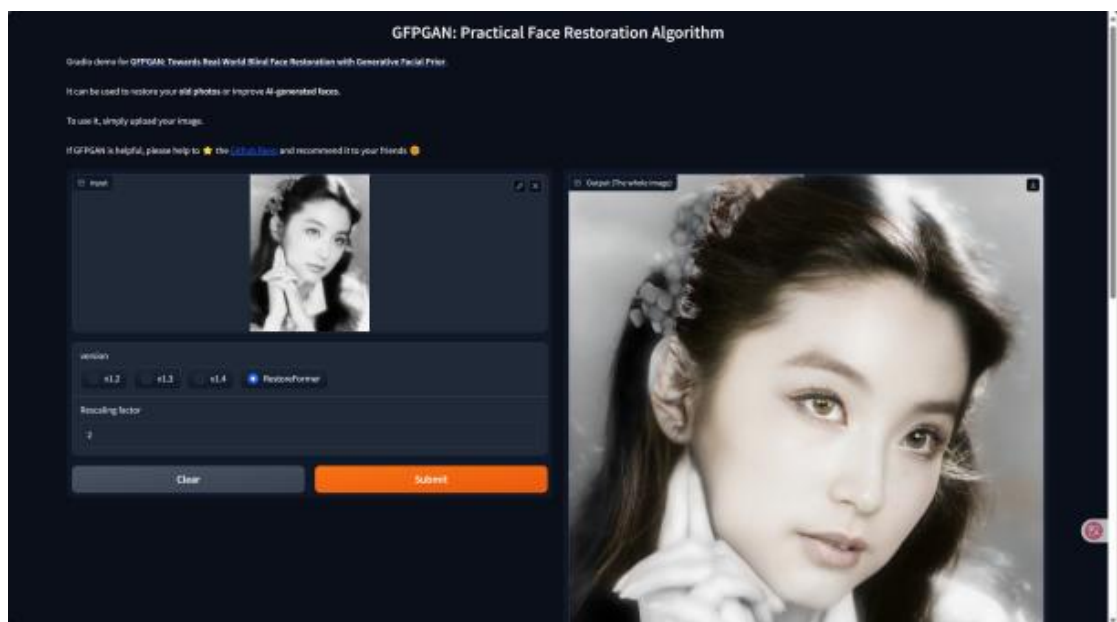
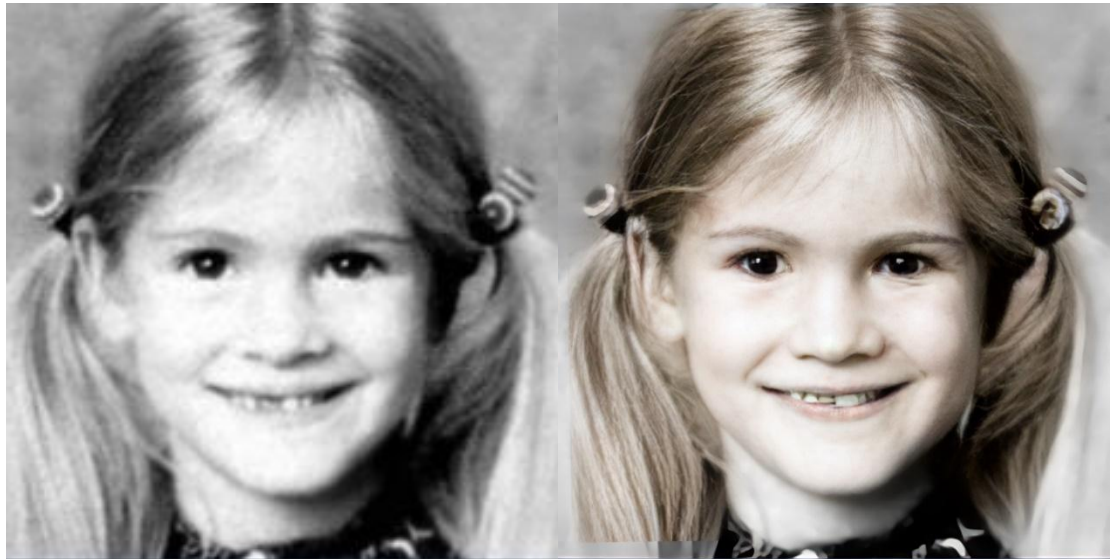
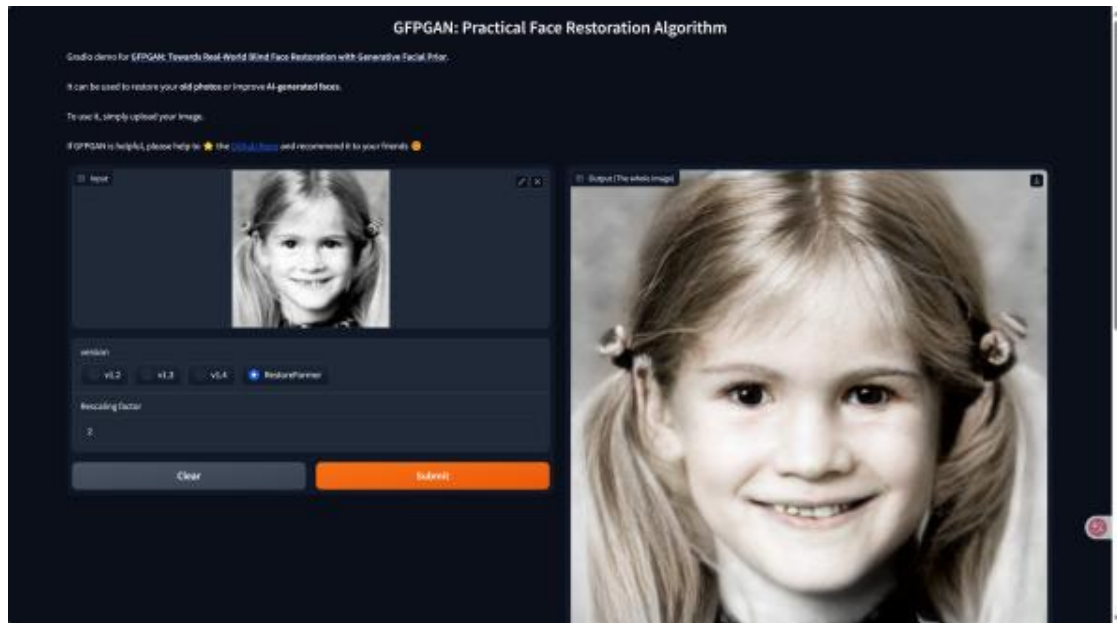
（1）老照片清晰度增强

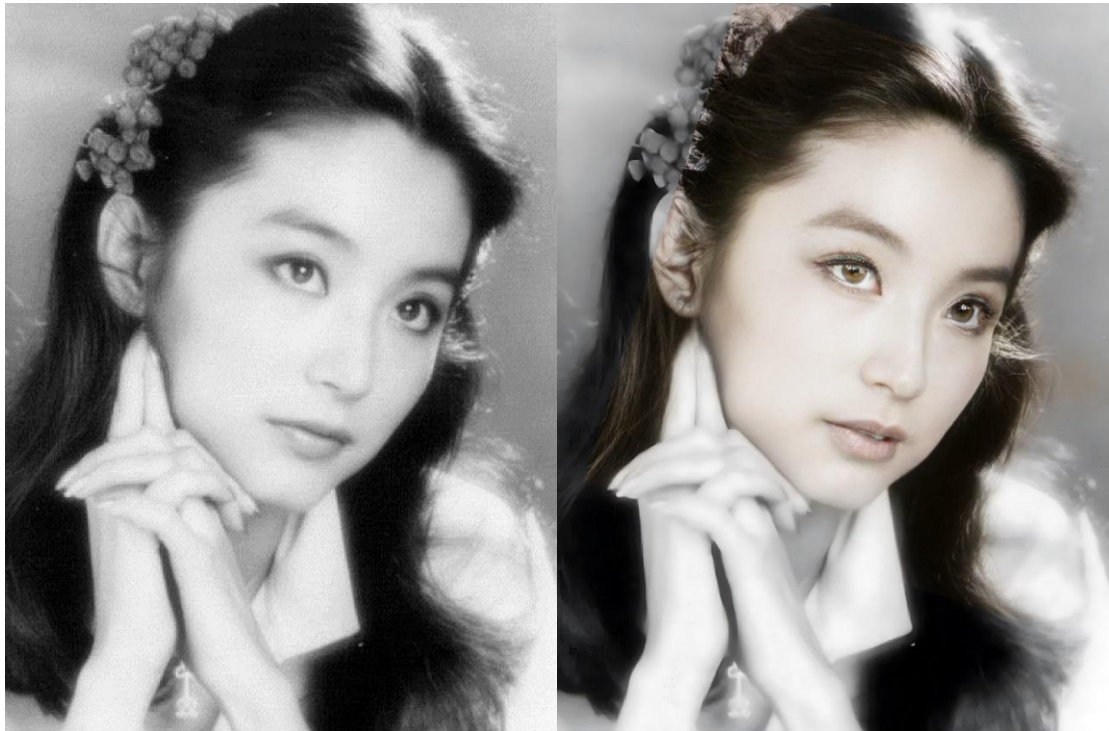
将泛黄、划痕严重的老照片导入，在数秒内即可完成处理。处理后的图像能够有效去除噪点，增强面部细节，精准恢复面部轮廓。但是受限于算法对复杂背景纹理的处理能力，背景部分可能仍存在一定程度的模糊。对比图如下：



(2) 照片色彩还原

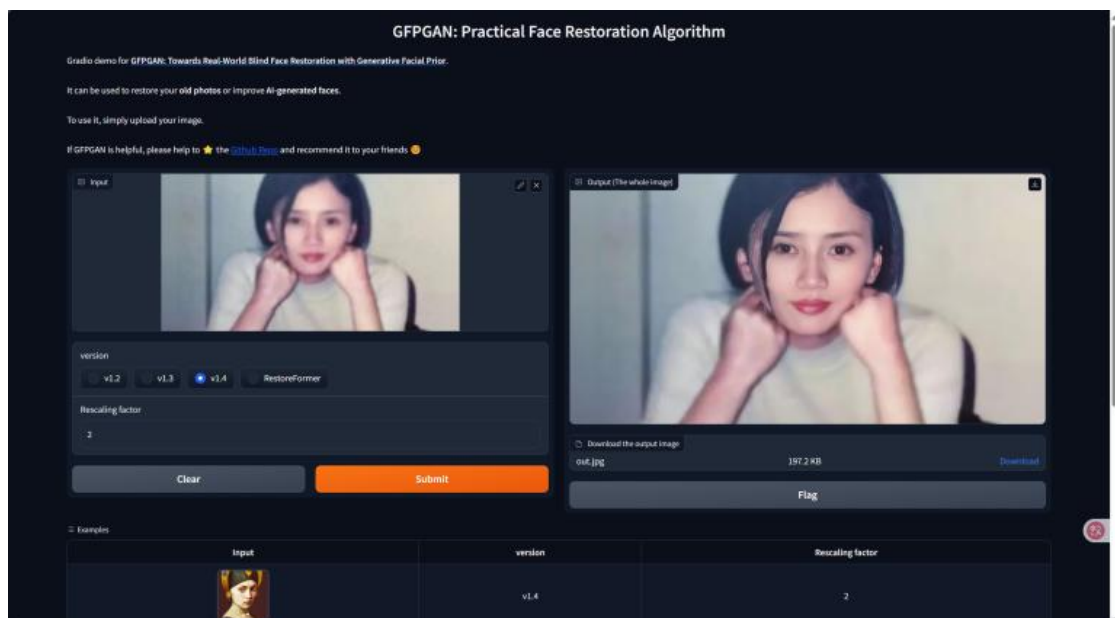
针对褪色照片，可以实现部分原始色彩的恢复，在面部区域的色彩还原效果较为突出，但在非面部区域，色彩还原的完整性与准确性仍有待提升。对比图如下：





2. 低分辨率人脸增强

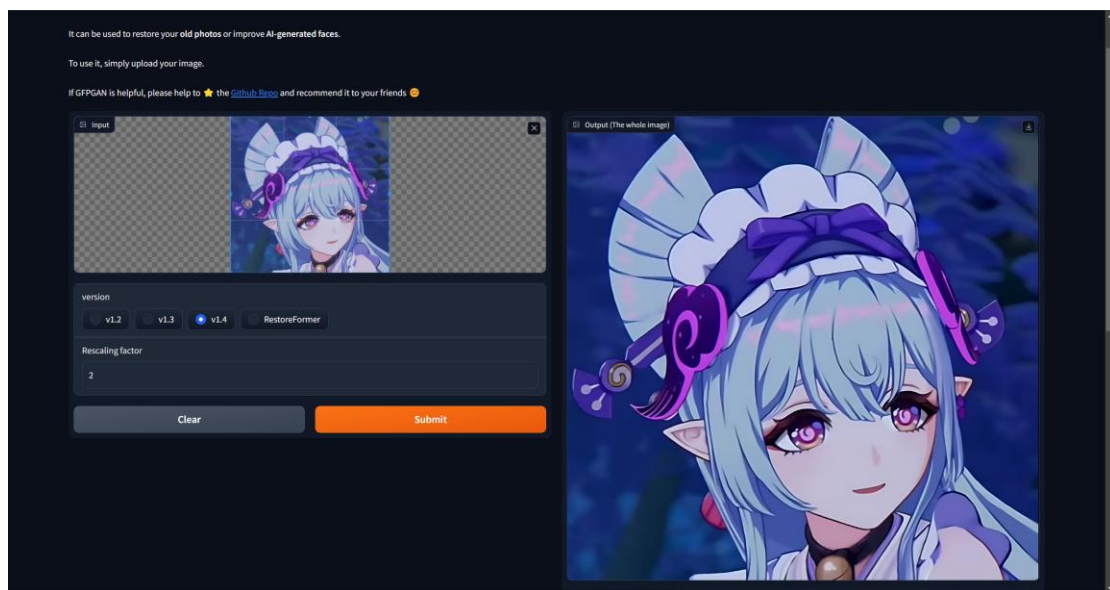
导入低分辨率且模糊的人脸照片后，通过生成对抗网络（GAN）等技术，能够生成面部特征更清晰的图像。值得注意的是，在此过程中，模型可能会基于训练数据的特征分布，生成部分在原始图像中未真实存在的虚构特征。对比图如下：





3. 二次元图像分辨率增强

导入模糊的二次元图像后，能够优化线条清晰度、增强色彩对比度，使图像细节更为丰富，从而获得清晰度显著提升的二次元人脸图像。对比图如下：



（二）适用性分析

优势	局限
✓对模糊、破损、低分辨率照片的修复效果显著,尤其是人脸区域。	✗非人脸区域（如背景纹理）修复依赖与 Real-ESRGAN 的联合框架,独立处理能力有限。
✓处理效率高,多数修复任务可在几秒钟时间内完成。	✗在部分场景下,存在生成虚构特征的风险,影响图像内容的真实性。

三、使用方法与技巧总结

（一）GFPGAN 的使用流程和操作步骤

开始使用前需确保已安装 PyTorch (≥ 1.7)、facexlib、basicsr 及 realesrgan 等依赖库。将模型（如 GFPGANv1.3.pth）放置于 experiments/pretrained_models 目录下。

1. 准备工作

（1）环境搭建：确保已安装 Python ≥ 3.7 、PyTorch ≥ 1.7 （需与 CUDA 版本匹配），并通过 `pip install basicsr facexlib realesrgan` 安装依赖库。若使用 GPU 加速，建议配置 NVIDIA 显卡（显存 $\geq 4GB$ ）。

（2）文件路径：模型文件需放置在 experiments/pretrained_models 目录下，且整个文件路径避免包含中文字符，防止程序读取异常。

（3）图像准备：待修复图像建议为 JPG/PNG 格式，分辨率不宜过高，如 $\leq 2000 \times 2000$ 像素，避免因计算量过大导致卡顿。

2. 启动程序

（1）快捷启动：双击文件夹中的一键启动.bat，适用于打包版本，程序会自动加载环境并生成本地访问网址（如 `http://127.0.0.1:7860`），在浏览器中输入网址即可打开操作界面。

（2）手动启动：在命令行中进入项目根目录，输入 `python app.py` 启动服务，后续操作同上。

3. 图片人脸修复增强操作

- (1) 上传图片：将图片拖入左侧“上传”区域，或点击“上传”按钮选择文件。
- (2) 模型版本：v1.4（默认）适合高清细节修复；v1.3 擅长自然纹理还原；v1.2 侧重锐化与美颜；RestoreFormer 可用于老旧照片色彩校正。
- (3) 放大倍数：1-4 倍可调，倍数越高细节越丰富，但过高可能导致边缘模糊，建议根据原图质量选择 2-3 倍。
- (4) 背景上采样：勾选后会结合 Real-ESRGAN 增强背景，但可能增加处理时间，非人脸区域修复效果一般，可按需启用。

4. 查看与保存结果

- (1) 实时预览：处理完成后，右侧区域会显示修复前后对比图，可查看细节放大效果。
- (2) 保存方式：点击右侧图片右上角“下载”按钮保存单张结果。

5. 提高处理效果技巧与建议

模型版本的合理选择至关重要。其中 v1.3 版本适用于自然修复场景，尤其对低质量或模糊图像表现出色；v1.2 版本则着重强调锐化与美颜效果，在证件照处理或需要提升皮肤质感的场景中更为适用；而 RestoreFormer 版本的优势在于支持颜色校正，可用于老旧照片的色彩还原工作。

（二）技巧总结

1. 预处理与后处理技巧

- (1) 锐化处理：使用高斯核卷积 `cv2.GaussianBlur(img, (3,3), 0)` 后与原图叠加，增强边缘清晰度。
- (2) 后处理：修复后若背景模糊，可使用 Real-ESRGAN 单独处理背景，或用 Photoshop 手动修补。

2. 人脸检测与区域控制

- (1) 漏检修复：若 RetinaFace 检测器未识别到人脸，可手动调整检测阈值，在配置文件中修改 `detection_threshold=0.5`，或更换为 MTCNN 检测器（需安装 `mtcnn` 库）。

(2) 区域掩码：用 Photoshop 绘制人脸选区并保存为透明通道 PNG，上传时同时导入掩码，使 GFPGAN 仅修复指定区域，避免背景误处理。

3. 常见问题解决

(1) 提示“显存不足”时，降低放大倍数或关闭背景上采样；若报错“文件路径错误”，检查路径是否含中文或特殊字符。

(2) 结果失真：若出现面部扭曲，如眼睛变形，可能是模型版本不匹配，建议更换 v1.3 或降低放大倍数；虚构特征过多时，可尝试添加原图人脸关键点作为约束，需专业工具。

(3) 速度优化：使用 GPU 处理速度约为 CPU 的 10 倍；关闭实时预览、降低图像分辨率可提升处理效率。

四、对比分析

(一) 同类 AI 工具对比

在 AI 图像修复领域，GFPGAN 和 LiblibAI 代表了两种不同的技术路线和应用方向。GFPGAN 其核心技术基于生成对抗网络（GAN），能够智能地重建面部细节，如皮肤纹理、眼睛和嘴巴等关键特征。相比之下，LiblibAI 采用了更通用的图像修复算法，不仅适用于人脸，还能处理风景、建筑、艺术品等多种类型的图像，具有更广泛的应用场景。

1. 处理效果对比

从处理效果来看，GFPGAN 在人脸修复方面展现出明显优势。它能够精确还原面部特征，保持自然的面部比例和表情，避免产生“塑料感”或失真现象。对于严重退化的人脸图像，GFPGAN 的修复效果尤为突出。

LiblibAI 的优势在于其通用性，可以处理各种类型的图像，且在非人脸图像的修复上往往能获得更好的整体效果。例如，在处理风景照片时，LiblibAI 能更好地保留和增强细节，如树叶纹理、建筑线条等。

2. 处理速度对比

GFPGAN 的速度受到多种因素影响，包括模型复杂度、输入图像的分辨率和质量等。一般来说，在本地部署时，如果硬件设备性能较好，例如拥有高性能

的 GPU，处理速度会相对较快，但如果硬件条件有限，可能会导致处理时间较长。在 GFPGAN 的网页版本使用时，其速度也会受到平台资源分配和当前任务队列的影响。

LiblibAI 的云端处理通常更加稳定和快速，在图像修复方面，如果是结合其提供的模型和功能进行常规的高清修复和面部修复，速度相对较快，能满足一般用户的即时需求。不过，如果涉及到复杂的修复任务或者同时处理多张图像，可能会因为平台的算力限制或任务优先级等问题，导致速度有所下降。

3. 易用性对比

GFPGAN 主要面向技术用户，需要用户具备一定的技术基础，熟悉 Python 环境的配置以及相关依赖库的安装。用户需要手动下载模型文件，配置运行所需的环境变量和参数，整个过程较为繁琐。但是，由于互联网的发展，资源分享更加便捷，我们可以采用学术分享的打包版本，一键点击即可启动程序。这种方式操作流程简单，极大降低使用门槛，普通用户能够更快上手。

LiblibAI 作为一个在线平台，用户只需在网站上上传图片，选择相应的修复功能和参数即可开始修复。其界面简洁明了，对于有一定 AI 知识的用户来说，能够快速理解和操作。同时，它提供了大量的免费模型和资源，用户可以根据自己的需求进行选择和尝试，具有较高的灵活性。

4. 成本使用对比

GFPGAN 作为开源软件，其核心功能完全免费，用户可自由下载源代码并在本地运行。该工具支持多种硬件配置，包括消费级 GPU 和 CPU，无需额外付费即可使用全部图像修复功能。得益于开源特性，GFPGAN 社区持续提供模型优化和功能增强，用户可免费获取最新的技术改进。无论是个人用户还是商业机构，都能以零成本使用 GFPGAN 的全部核心功能。

LiblibAI 作为在线集成 AI 每天有 300 算力值，对于一般用户的日常使用来说，基本可以满足免费需求。如果用户需要更多的算力或使用更高级的功能，可能需要进一步付费获取，但具体的付费标准和方式可能会根据平台的政策和服务内容有所不同。

5. 具体应用场景分析

在具体应用场景上，GFPGAN 特别适合历史照片修复、司法图像增强等专业领域，其人脸专精的特性使其在这些场景下无可替代。而 LiblibAI 则更适合日常使用，如社交媒体图片优化、电商产品图增强等多样化需求。值得注意的是，随着技术的迭代更新，两款工具的功能边界正在逐渐模糊，都在向更全面、更智能的方向发展。

对比表格：

对比维度	GFPGAN	LiblibAI
技术核心	生成对抗网络（GAN）	通用图像修复算法
处理效果	1. 人脸修复优势显著 2. 严重退化人脸修复效果突出	1. 非人脸图像细节保留更优 2. 通用性强，适合多类型图像整体修复
处理速度	1. 高性能设备处理更快 2. 网页版处理速度较慢	1. 常规修复响应快 2. 复杂任务降速
易用性	1. 本地部署需学习专业知识 2. 打包版本降低普通用户门槛	1. 在线平台，界面简洁，灵活性高
成本	1. 开源免费	1. 基础功能免费，高级功能需付费
典型应用场景	1. 历史照片修复 2. 司法图像增强等	1. 社交媒体图片优化 2. 电商产品图增强 3. 日常多类型图像修复

（二）与传统数字图像处理方法比较

传统数字图像处理基于数学和信号处理理论，将图像视为二维信号进行分析与修改。其原理是通过对图像像素的灰度值、颜色值等信息进行操作，实现图像的增强、去噪、复原等处理。

其在方法上，主要包括以下几类：

（1）空域处理方法：直接在图像像素空间进行操作，如像素灰度变换（对比度增强、直方图均衡化等）、空间滤波（均值滤波、中值滤波用于去噪，锐化滤波用于边缘增强）、图像形态学处理（膨胀、腐蚀等操作）。

（2）频域处理方法：将图像从空域转换到频域，利用频域特性进行处理，

如傅里叶变换、离散余弦变换等，常用于图像压缩、去噪、特征提取等。

(3) 图像复原方法：针对退化图像进行恢复，如逆滤波、维纳滤波等，基于图像退化的数学模型进行处理。

1. 处理效果对比

传统方法在处理一些简单的图像问题时，如基础的噪声去除、对比度调整等，能取得一定效果，但对于复杂的图像修复，如严重模糊的人脸、老化图像的细节恢复等，往往难以恢复出真实自然的细节，容易出现模糊、失真等情况。而 GFPGAN 作为一种基于深度学习的先进方法，尤其在人脸图像的修复和增强方面表现出色，能够有效地恢复出清晰、自然的面部细节，如头发、眼睛、皮肤纹理等，处理后的图像更加逼真，接近真实效果。

2. 处理速度对比

传统方法的处理速度相对较快，因为其算法通常较为简单，计算复杂度低，在一些实时性要求较高的场景中具有一定优势。然而，GFPGAN 由于采用了深度神经网络模型，模型参数众多，计算量较大，处理速度相对较慢，尤其是在处理高分辨率图像时，所需时间更长。不过，随着硬件设备的不断升级和算法的优化，GFPGAN 的处理速度也在逐渐提高。

3. 易用性对比

传统数字图像处理方法通常有较为成熟的软件工具支持，如 Matlab 等，用户可以通过简单的操作界面和预设的滤镜、工具来实现各种处理功能，对于用户的技术要求相对较低，容易上手。GFPGAN 的使用则需要一定的技术门槛，用户需要了解深度学习的相关知识，掌握模型的安装、配置和使用方法，并且可能需要在特定的开发环境中运行，这对于非专业用户来说具有一定的难度；对于非专业用户，我们更推荐使用打包好的启动包，它只需一键点击即可运行程序，极大降低了 GFPGAN 的使用门槛。

4. 成本使用对比

从成本角度来看，的成本相对较低。一方面，许多传统的图像处理软件和工具（如 matlab 和 PS）均有采用自己的收费模式；另一方面，传统方法对硬件设备的要求较高，普通的计算机可能满足不了处理需求。GFPGAN 的成本则相对

较低，仅训练和优化深度神经网络模型需要大量的计算资源和时间，另外需要python 理论基础。

5. 具体应用场景分析

在工业检测场景中，传统数字图像处理方法凭借其快速稳定的特性占据主导地位。例如在流水线上对产品外观进行瑕疵检测时，需要在极短时间内完成大量图像的处理，传统方法的低计算复杂度使其能够满足实时性要求，通过边缘检测、阈值分割等算法，可迅速识别产品表面的划痕、孔洞等缺陷。而新闻图片处理领域，传统方法同样表现出色，新闻工作者需要快速调整图片的色彩、对比度，以适配不同的报道风格，使用 PS 等工具能快速完成这些常规操作，且无需复杂的技术知识，保证新闻的时效性。

GFPGAN 则在影视修复和人脸美化等领域展现出不可替代的优势。对于老电影胶片的修复，其老化造成的画面模糊、褪色以及人物面部细节丢失等问题，GFPGAN 能利用深度学习强大的特征提取和生成能力，还原出逼真的场景和清晰的人物面容，让经典影视作品以全新面貌呈现给观众。在人脸美化方面，无论是手机拍照 APP 中的 AI 修图功能，还是专业的人像摄影后期处理，GFPGAN 都能精准修复人脸瑕疵，同时保留皮肤自然纹理，避免传统修图工具导致的“塑料感”，满足用户对高质量人像图像的需求。此外，在文物数字化保护领域，对于那些因年代久远而破损、褪色的文物图像，GFPGAN 可以通过分析大量同类文物数据，智能修复缺失部分，为文物研究和展示提供更完整、清晰的图像资料。

对比表格：

对比维度	传统数字图像处理方法	GFPGAN（基于深度学习）
理论基础	数学与信号处理理论	生成对抗网络（GAN）等深度学习技术
核心处理方法	1. 空域：灰度变换、滤波、形态学操作 2. 频域：傅里叶变换、余弦变换 3. 复原：逆滤波、维纳滤波	1. 神经网络自动学习图像特征 2. 智能生成缺失细节

处理效果	1. 简单任务（去噪、调色）有效 2. 复杂修复易模糊、失真	1. 人脸修复优势显著 2. 图像更逼真自然
处理速度	快（算法简单，适合实时场景）	较慢（深度模型计算量大）
易用性	1. 依赖 PS/Matlab 等软件 2. 操作简单，门槛低	1. 需深度学习知识 2. 打包版本可一键启动
成本	1. 软件收费（如 PS/Matlab）	1. 使用免费（开源） 2. 需 Python 基础
典型应用	1. 工业产品瑕疵检测 2. 新闻图片快速调色	1. 老电影修复 2. 人脸美化（修图 APP/人像摄影） 3. 文物图像修复

五、总结

（一）主要发现

GFPGAN 通过引入 StyleGAN2 预训练面部先验知识，结合 CS-SFT 层与多尺度对抗训练，构建了生成器与判别器的协同机制。生成器借助动态融合模块实现低级特征与高级语义特征的融合，判别器采用多尺度 PatchGAN 结构进行局部真实性评估，配合对抗损失、L1 像素损失和感知损失的联合优化，实现了低质人脸图像的高清修复，有效解决了传统方法中细节模糊和结构失真的问题。

在老照片修复中，GFPGAN 能有效去除噪点、增强面部细节并实现部分色彩还原，但背景处理能力有限；在低分辨率人脸增强中，可生成更清晰的面部特征，但存在生成虚构特征的风险。与同类 AI 工具和传统数字图像处理方法相比，GFPGAN 在人脸修复效果上优势显著，尤其在细节还原和真实感上表现突出，但处理速度受硬件影响较大，且非人脸区域修复依赖联合框架。

（二）未来展望

尽管 GFPGAN 在盲人脸修复领域取得了显著成果，但仍存在一些可改进的空间。

可以进一步提升非人脸区域的修复能力，减少对其他工具的依赖，探索更有效的背景处理算法；优化模型结构，降低生成虚构特征的风险，提高图像内容的真实性；通过算法优化和硬件加速，提升处理速度，使其在更多实时场景中得到应用。将 GFPGAN 的技术应用拓展到视频修复领域，实现动态人脸的连续修复；针对特定场景，如文物图像修复、医学影像处理等，进行模型的定制化训练，提升专业领域的应用效果。

增强模型的泛化能力，使其能更好地处理不同风格、不同质量的图像，减少对特定训练数据的依赖；探索无监督或半监督学习方法，降低模型训练对大量标注数据的需求，提高模型的实用性和适应性。

总而言之，GFPGAN 代表了盲人脸修复技术领域的重要突破，其在细节还原、处理效率及使用成本方面的优势已得到充分验证。随着未来在算法核心能力、应用场景广度以及用户体验上的持续创新与拓展，GFPGAN 及其衍生技术有望在数字文化遗产保护、影视修复、智能摄影等领域发挥更核心的作用，推动图像修复技术整体向着更智能、更普惠、更可靠的方向演进。

参考文献

- [1]赵静, et al. "基于改进 GFPGAN 的墓室壁画盲人脸修复研究." 东北师大学报 (自然科学版) 56. 02 (2024): 53-59. doi:10.16163/j.cnki.dslkxb202302200001.
- [2]吴泓成, et al. "基于多特征融合的生成对抗网络图像修复算法." 内江师范学院学报 39. 12 (2024): 39-45. doi:10.13603/j.cnki.51-1621/z.2024.12.007.
- [3]Xintao Wang, et al. Towards Real-World Blind Face Restoration with Generative Facial Prior. [C],2021.

小组分工

朱梦雨：参与选定大作业选题及讨论分工；负责 GFPGAN 的搭建和操作，GFPGAN 的演示，撰写应用场景演示部分的报告内容，整合报告内容得出研究结论，报告细节处理；制作答辩展示用的 PPT；

张丽娜：参与选定大作业选题及讨论分工；负责研究 GFPGAN 的技术原理以及核心算法，撰写 GFPGAN 调研部分的报告内容，处理报告细节；制作答辩展示用的 PPT；

刘晓希：参与选定大作业选题及讨论分工；负责 GFPGAN 的使用流程和操作步骤，撰写 GFPGAN 的使用流程和操作步骤部分的报告内容，处理报告细节；制作答辩展示用的 PPT；

许思甜：参与选定大作业选题及讨论分工；负责对 GFPGAN 与同类 AI 工具对比以及与传统数字图像处理方法对比，撰写对比分析部分的报告内容，处理报告细节；制作答辩展示用的 PPT。