

眼底图像增强论文

1. Unpaired fundus image enhancement based on constrained generative adversarial networks[2024]

- 这篇论文所要解决的问题是“由于各种原因引起的不均匀照明和不平衡强度，眼底图像的质量经常严重受损”，nonuniform illumination and imbalanced intensity caused by various reasons, the quality of fundus images is often severely weakened
- 这篇论文主要提出的一个点是他们使用了更加强大的约束
 - a. 他们分别两个判别器，相当于一共要训练4个判别器，然后使用这4个判别器来进行约束
 - b. 他们说为了构建更好的损失，说在循环一致损失上面使用了 $L_1 + L_{ssim}$
- 这篇论文使用的数据集是自己收集的大鼠眼底数据集
- 这篇论文使用的评价指标分为两种，一种是图像质量评价指标，另一种是使用分割方法对其进行分割，然后评价它的精度
 - 图像质量评价指标：PSNR, SSIM, NIQE, PIQE, u-score
 - 分割效果评价指标：F1-score, Accuracy, Sensitivity

2. A Hybrid Proposed Fundus Image Enhancement Framework for Diabetic Retinopathy[2024]

- 这篇论文所要解决的问题是“这些图像由于亮度和对比度不足，导致在糖尿病视网膜病变（DR）评估中的分割和分类结果不佳。”作者希望能够通过图像增强技术，提升分割分类效果。“本工作的目标是开发一个实时图像增强工具，以全面提升眼底图像的对比度，无需任何预处理步骤或扭曲图像的平均亮度和颜色信息。”
- 这篇论文的方法是在传统的直方图的方法的基础上进行改进的：
 - a. 首先将图像从RGB空间转换到CIECAM02空间

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0.41 & 0.35 & 0.18 \\ 0.21 & 0.71 & 0.07 \\ 0.01 & 0.11 & 0.95 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R' \\ G' \\ B' \end{bmatrix}.$$

$$F_{XYZ}(x, y, z) = srgb2xyz(f_v(x, y, z)),$$

$$F_J(x, y, z) = xyz2cam(f_{XYZ}(x, y, z)).$$

b.

- 这篇论文的评价指标包括PSNR, SSIM, CNR, Entropy等，但是有一个问题，就是他们使用的这个有参考的评价指标是把原始图像和增强后的图像计算psnr和ssim，我认为这一点十分不合理

3. Data-Driven Enhancement of Blurry Retinal Images via Generative Adversarial Networks[2019]

- 这篇论文主要想要解决的还是图像质量不行的问题，他们的模型是基于GAN的（SSGAN-ASP），并且提出了一种动态视网膜图像特征约束，以指导生成器改进性能并避免过度增强极

度模糊的区域。

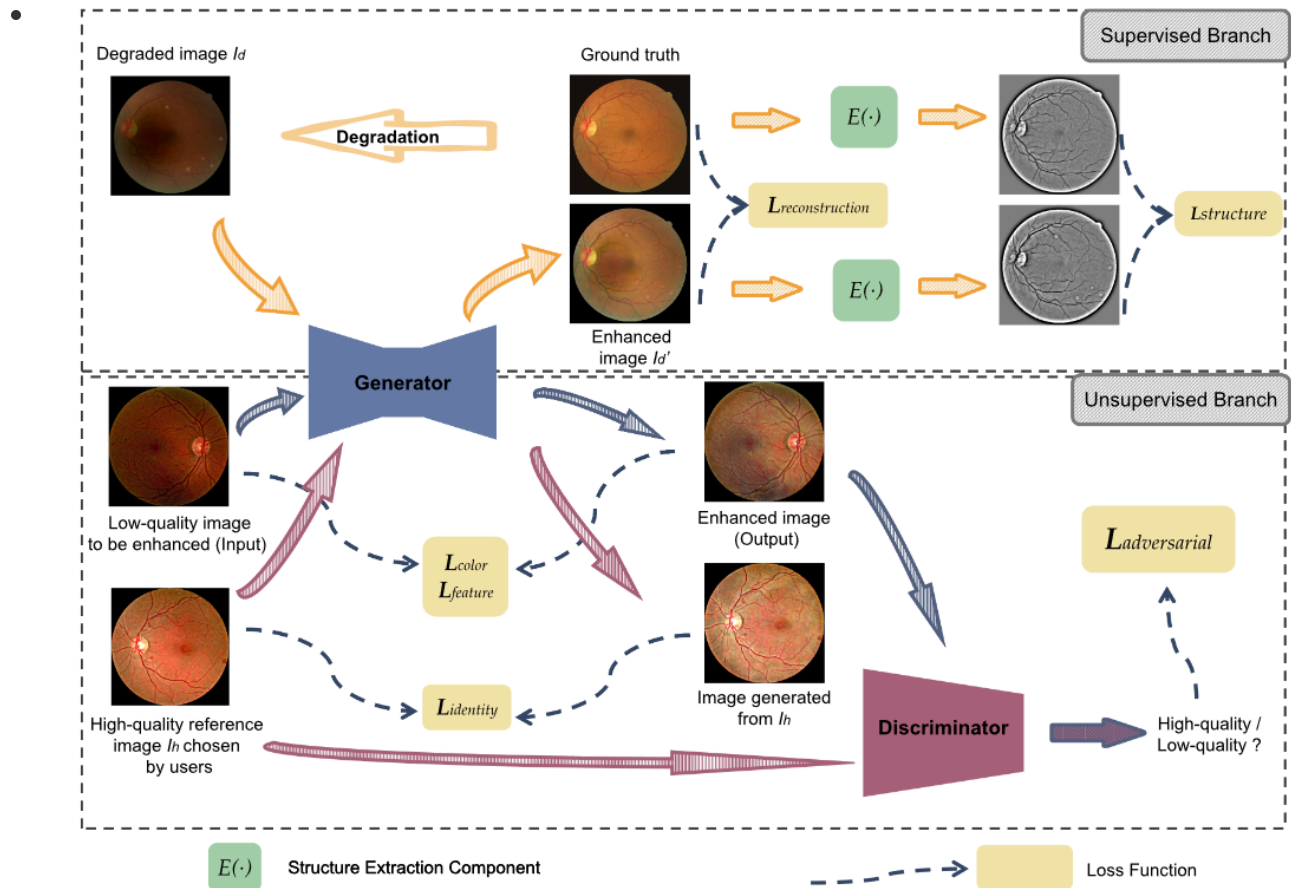


Fig. 1. Proposed SSGAN-ASP model for fundus image enhancement, which contains two branches sharing the same generator. The supervised branch is trained by using high-quality ground truth images and the corresponding degraded images. The unsupervised branch is trained by using high-quality reference images and low-quality to-be-enhanced images as inputs. The reference and to-be-enhanced images are unpaired in the unsupervised branch.

- 他们的结构信息提取是在绿色通道上面进行的，使用高斯低通滤波器来提取低频信息，再用原图减去低频信息来获得高频信息： $E(I) = I_g - h * I_g$
- loss function:这个损失函数非常复杂 $L_{total} = \lambda_{rec}L_{rec} + \lambda_{str}L_{str} + \lambda_{adv}L_{adv} + \lambda_{fc}L_{fc} + \lambda_{idt}L_{idt} + \lambda_{clr}L_{clr}$
 - 重构损失 L_{rec} 用于减少增强图像 $G(I_{lq})$ 与高质量参考图像 $G(I_{gt})$ 之间的误差。
- 结构损失 L_{str} :用于在增强过程中保持解剖结构的完整性。
- 对抗损失 L_{adv} :使生成器生成的图像在分布上更接近高质量图像的分布。
- 多尺度特征一致性损失 L_{fc} :保证图像在多个尺度上保持特征一致性。
- Idt损失 L_{idt} :确保颜色信息在转换过程中得到保留。
- 颜色损失 L_{clr} :用于保持图像的色彩一致性和自然感。
- 这篇论文主要的评价指标是PIQE

4.A GAN-based deep enhancer for quality enhancement of retinal images photographed by a handheld fundus camera[2022]

- 这篇论文所要解决的问题笼统来说就是图像质量不行
- 这篇论文是使用的方法跟我们现在的差不多，就是使用cycleGAN来进行图像增强

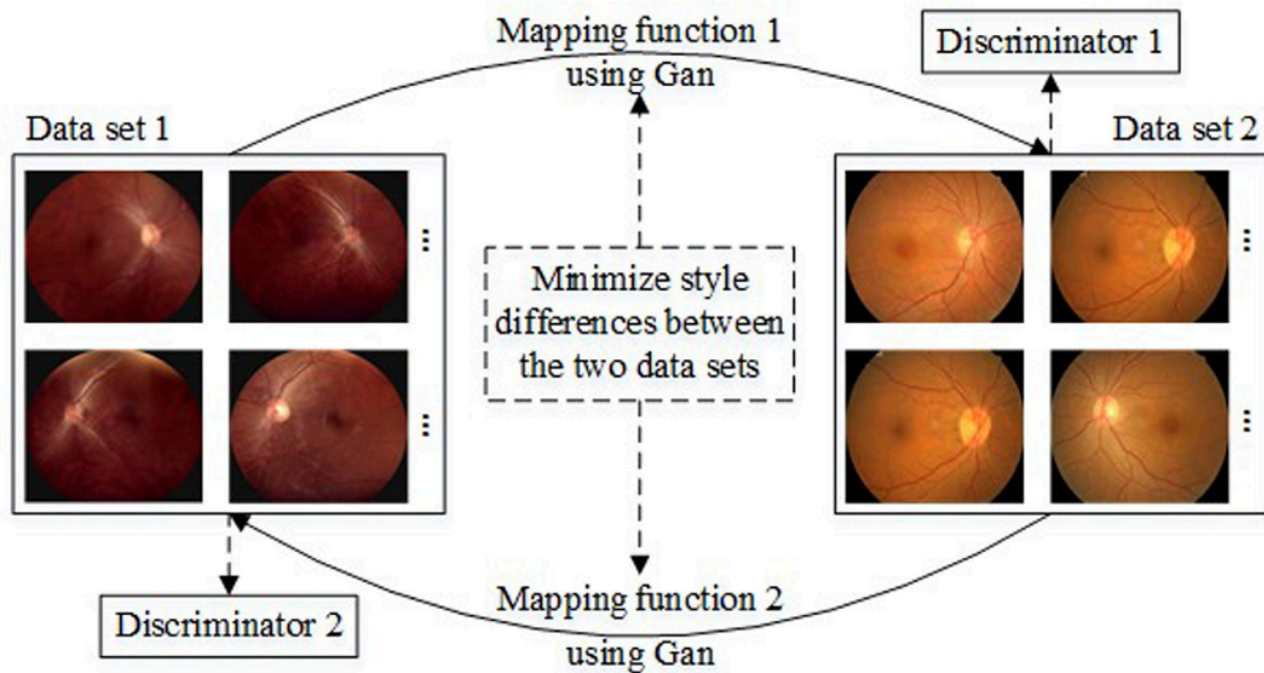


Fig. 2. The framework of the deep enhancer for the retinal image.

- 这篇论文为眼底图像增强提出了一个标准，这个标准分为6个等级
- 级别0：两次分叉后的小血管清晰可见，边缘锐利。
- 级别1：两次分叉后的小血管可见，但边缘不锐利。
- 级别2：两次分叉后的小血管不可见。
- 级别3：只有主要血管和光盘可见。
- 级别4：只有光盘可见。
- 级别5：没有视网膜结构可见。
- 但是他们在结果的分析上非常详细，他们请了3个专业的医生对结果进行评价，得出较为客观的评价结果
- 并且，他们图像分为了8类：糖尿病视网膜病变、青光眼、黄斑病变、其他原因的出血、高度近视性视网膜病变、高血压性视网膜病变、视神经病变和无法读取的图片。然后由每个医生进行独立评价