



OCT医学影像图像增强

第七组：吴玲玲 刘箬凡 张宏 Mentor：温阳 时间：2020年6月21日

目录 | Contents



1. OCT医学影像预处理(1)

2. OCT医学影像预处理(2)

3. 有监督&无监督去噪算法测试

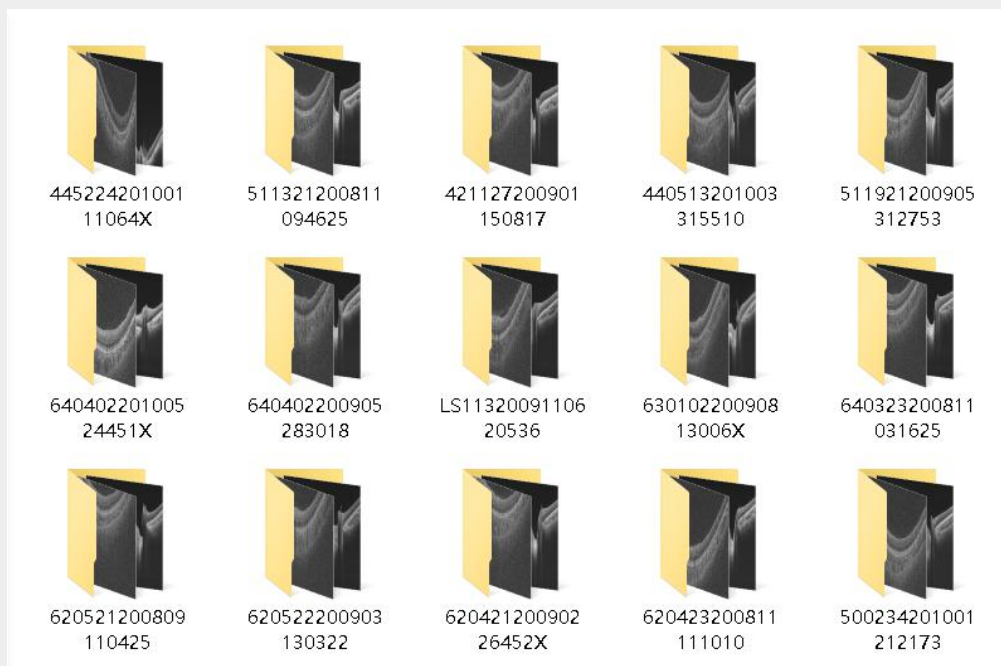
4. 总结&展望



PART.01 OCT医学影像数据集预处理 ——图像配对

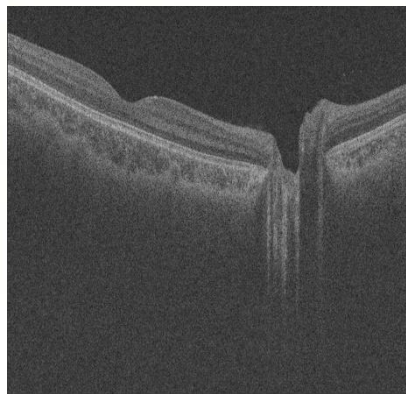
汇报人：刘箬凡 时间：2020年6月21日

Problem



- 2000组数据集
- 每组数据集中有一张无噪声的B-scan.jpg和256张有噪声的bscan_xxx.jpg
- 其中不能确定第几张有噪声图与B-scan.jpg是对应的，只能确定范围在第127-129张

“汉明距离”



→ $h(x)$ → 02668838e0c58f3f

1. Input Image

2. Hashing Function

3. Image Fingerprint

- 图像指纹 → 图像哈希 → 一组二进制数字
- 汉明距离 → 平均哈希法 (aHash)
 - 感知哈希法(pHash)
 - dHash
 -

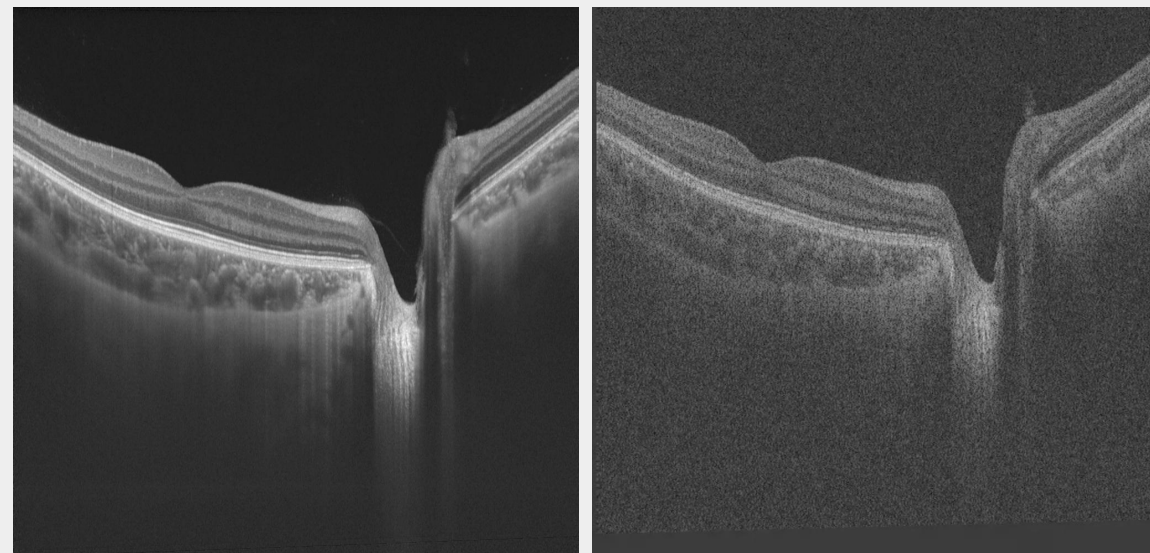
后期改进

1.存在特例：文件夹
62042120090226452X中，与无噪声图
相差的汉明距离最小的是
[bscan_128.jpg](#)，但肉眼观察图像特征，
可以辨别出来匹配的应该是
[bscan_129.jpg](#)

2.这是由于病人眼球的运动，所得图像的结构上会存在偏移与旋转，使用简单的像素平均的算法并不能够处理这分配对的数据集。

```
__init__ x
D:\Pycharm\PycharmProjects\OCT_image_prepro
bscan_127.jpg Degree= 184543
bscan_128.jpg Degree= 181844
bscan_129.jpg Degree= 184988

Process finished with exit code 0
```



SIFT 特征检测

算法步骤:

- 尺度空间极值检测
 - 特征点定位
 - 方向确定
 - 特征点描述
-
- Pros: 特征稳定, 对旋转、尺度变换、亮度保持不变性, 对视角变换、噪声也有一定程度的稳定性
 - Cons: 缺点是实时性不高, 并且对于边缘光滑目标的特征点提取能力较弱

SURF 特征检测

算法步骤：

- 尺度空间的极值检测：构建Hessian（黑塞矩阵），生成所有的兴趣点，用于特征的提取
- 特征点过滤并进行精确定位
- 特征方向赋值
- 特征点描述
- Pros：① 改进了特征的提取和描述方式，更加快速高效
② 加入了黑塞矩阵迹的判断，如果两个特征点的矩阵迹正负号不同，说明这两个特征点的对比度变化方向是相反的，此时即使欧氏距离为0，也应当直接断定这两张图并不配对

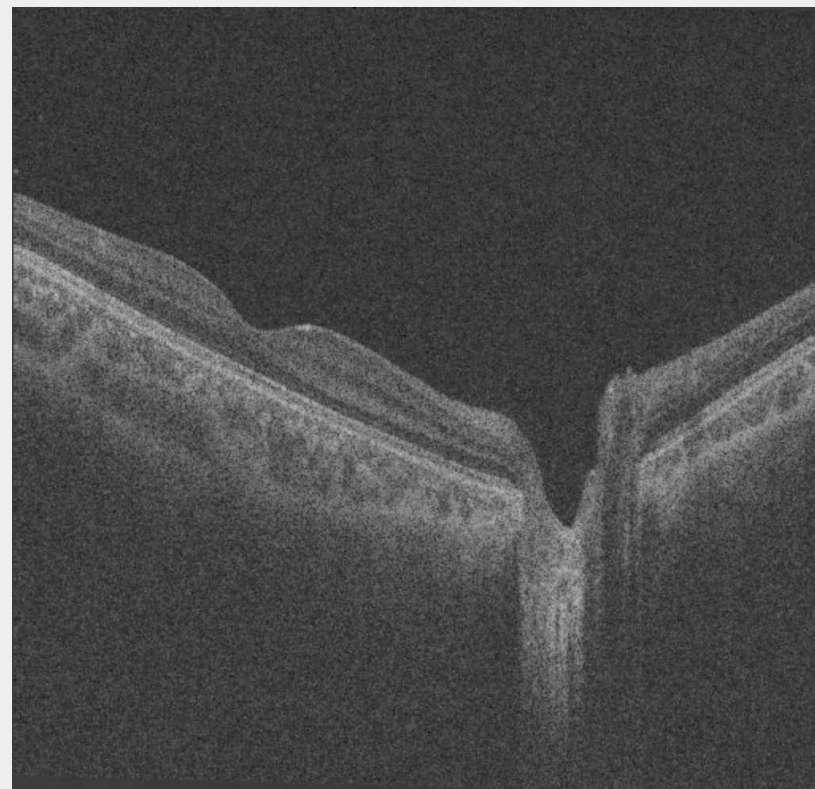
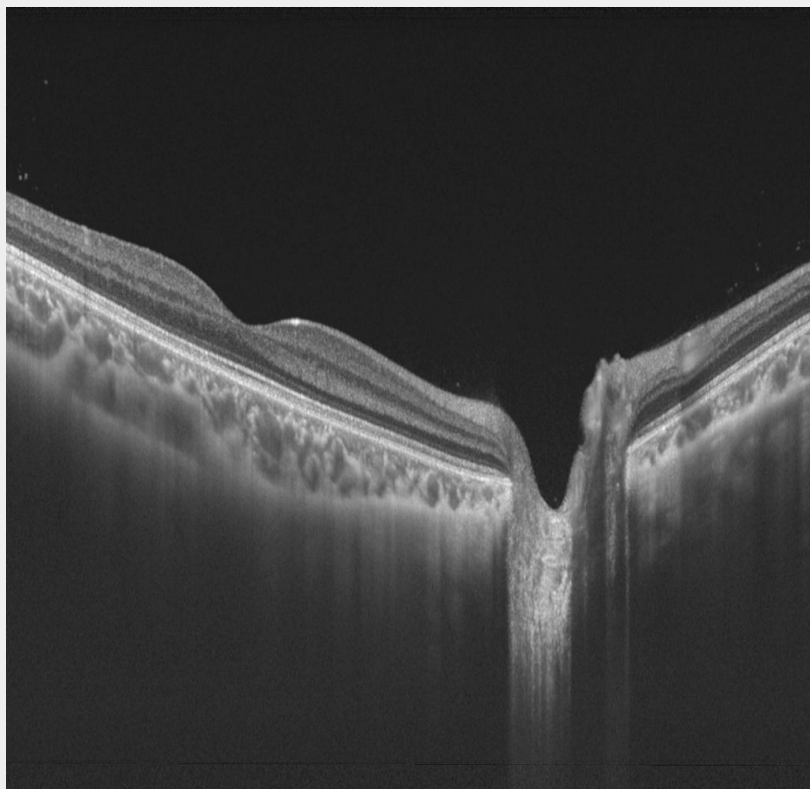


PART.02 OCT医学影像数据集预处理 ——图像配准

汇报人：吴玲玲 时间：2020年6月21日

问题来源

motivation: 第一轮配对后的数据并不与无噪图非常匹配, 存在位移上的差别



光流算法，用来估计视频图像中相邻两帧图像目标的位移

其基础公式为：

$$u = \frac{(s - m)\nabla s}{|\nabla s|^2} \quad (1)$$

其中，s为静止图像，m为运动图像

Thirion's Demons^[1]为了防止计算时梯度为0发生问题，在分母添加一项图像灰度差

其基础公式为：

$$u = \frac{(s - m)\nabla s}{|\nabla s|^2 + (s - m)^2} \quad (2)$$

Wang's Demons

相比起Thirion's Demons^[2] 只使用了静止图像的梯度计算形变的力（即 u ），为了使配准过程更快，Wang's Demons既使用静止图像的梯度，也使用运动图像的梯度

其基础公式为：

$$u = (s - m) \times \left(\frac{\nabla s}{|\nabla s|^2 + \alpha^2 (s - m)^2} + \frac{\nabla m}{|\nabla m|^2 + \alpha^2 (s - m)^2} \right) \quad (3)$$

通过使用静止图像和运动图像两方面的力，算法可以收敛的更快

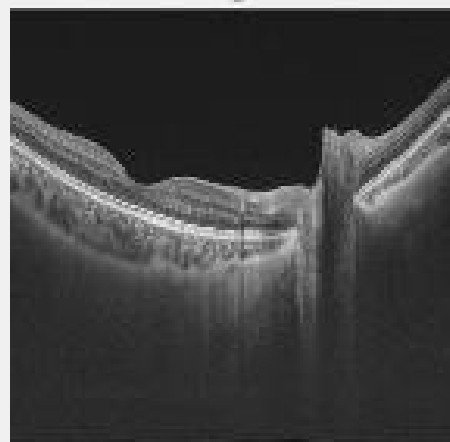
配准效果图

可移动图像的图像配准方法效果图：

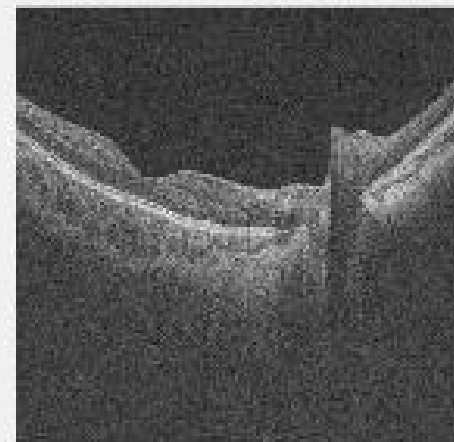
image 1




image 2



Registered image 1



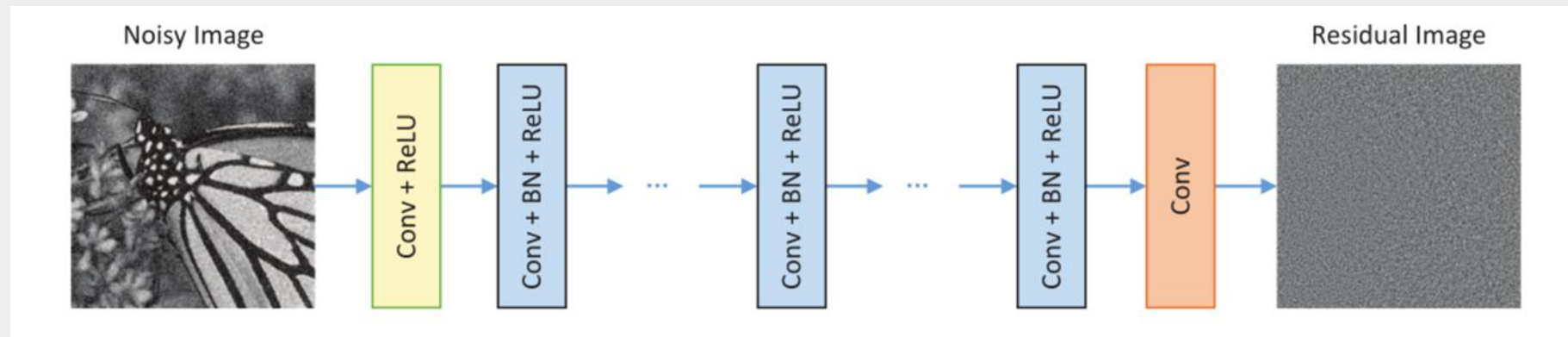


PART.03 有监督&无监督去噪算法测试

汇报人：张宏 时间：2020年6月21日

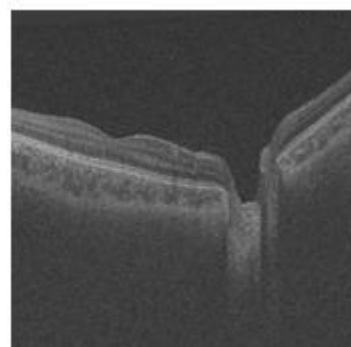
有监督去噪 DnCNN

- DnCNN^[3]: 结合了批量标准化和残差学习的方法

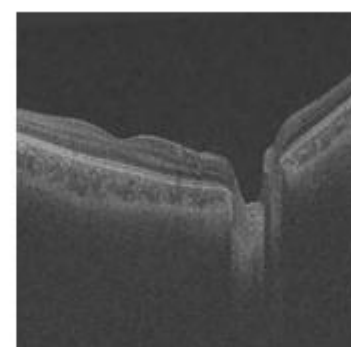


- DnCNN 预训练模型测试: 不理想

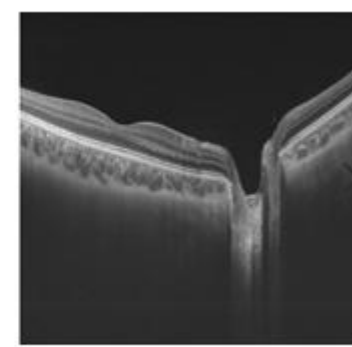
去噪指标 [↕]	去噪前 [↕]	去噪后 [↕]
SSIM [↕]	0.4730 [↕]	0.6756 [↕]
PSNR [↕]	19.27dB [↕]	18.91dB [↕]



(a) 原始有噪图片



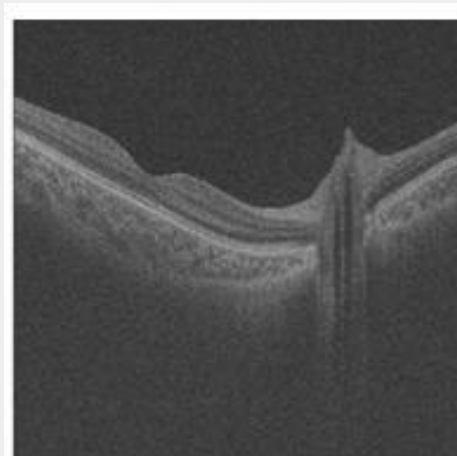
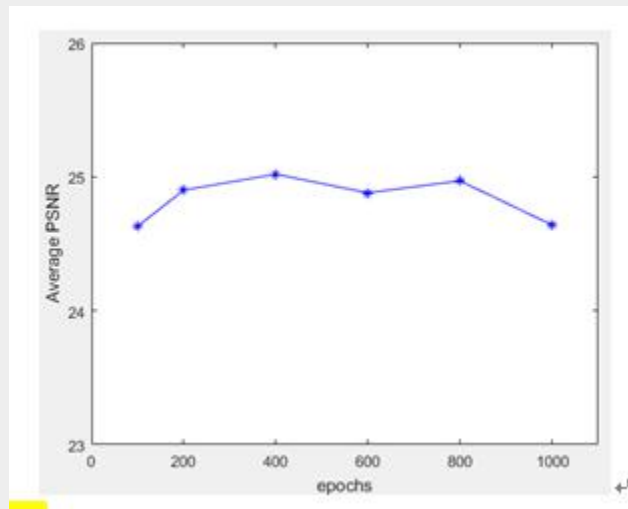
(b) 去噪后的图片



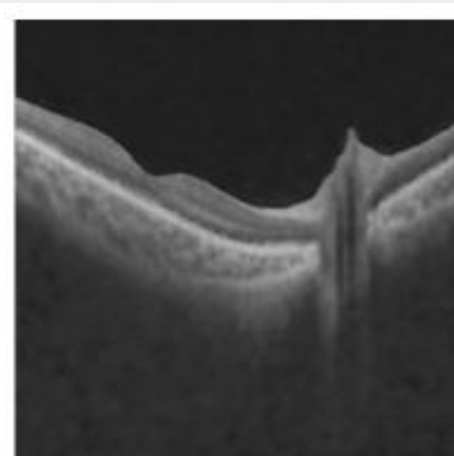
(c) Ground Truth[↕]

有监督去噪 DnCNN

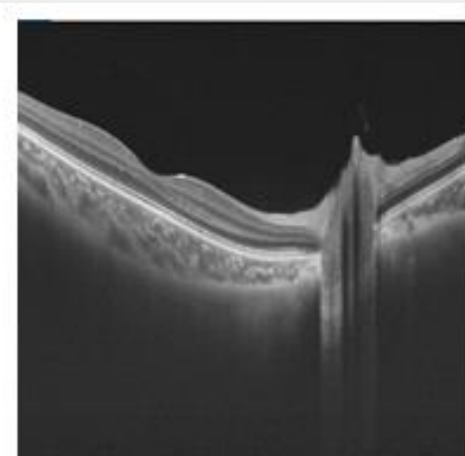
- DnCNN 初筛134对对齐较好的图片，100对训练，34对测试



(a) 原始有噪图片



(b) epoch = 400

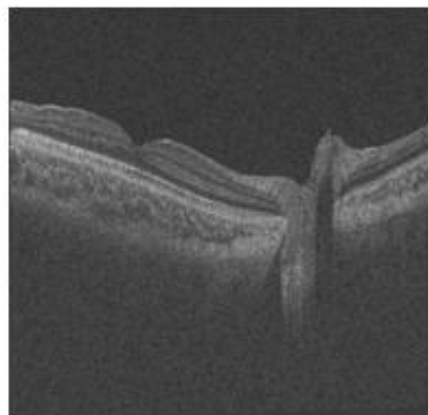
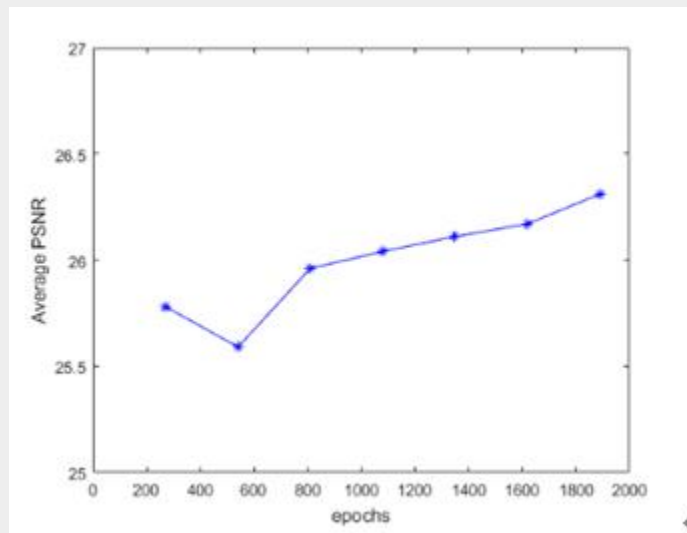


(c) Ground Truth

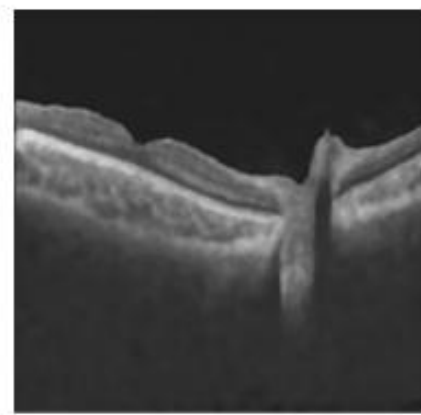
- 去噪后的图片趋向模糊化
- 可能的原因：数据集小、数据本身不对齐

有监督去噪 DnCNN

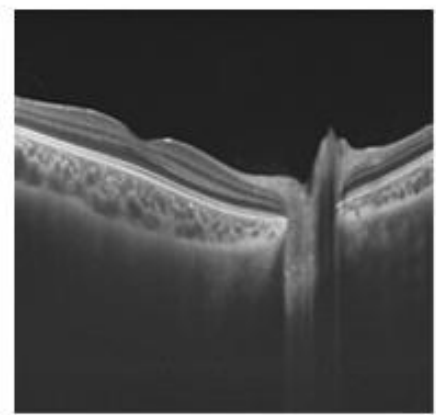
- DnCNN 使用配准后的648对图片，600对训练，48对测试



(a) 原始有噪图片



(b) epoch = 1890

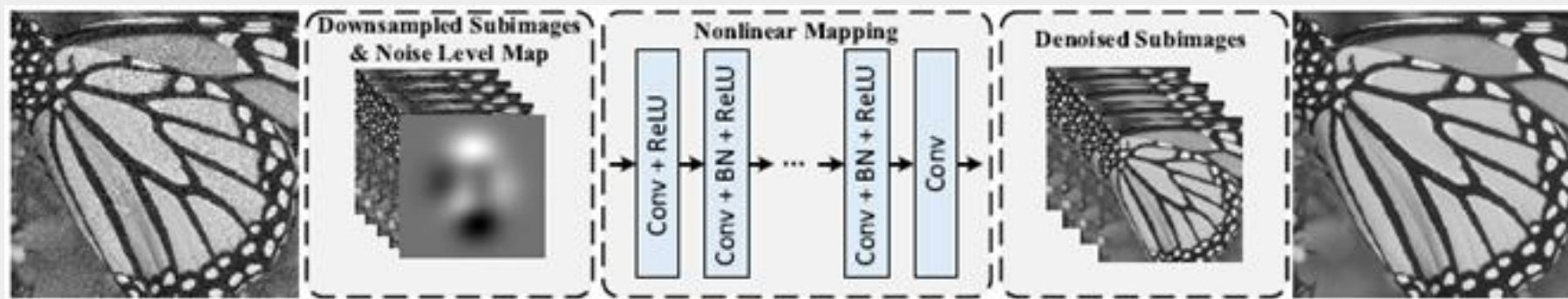


(c) Ground Truth

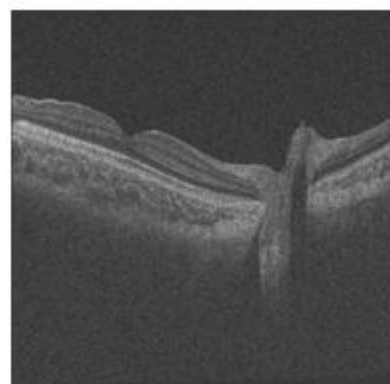
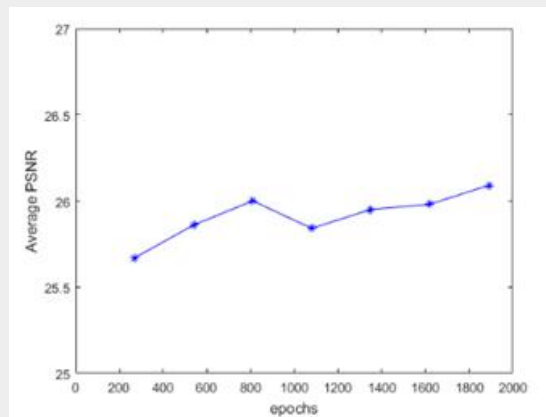
- PSNR从25dB提升到26dB
- 图片模糊化没有改善

有监督去噪 FFDNet

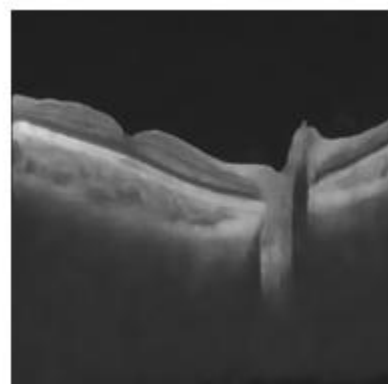
- FFDNet^[4]: 将噪声水平估计作为网络的输入, 可以应对更加复杂的噪声



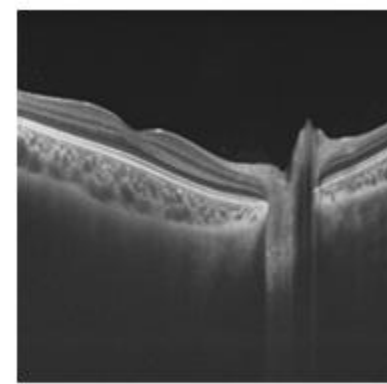
- FFDNet 使用配准后的648对图片, 600对训练, 48对测试



(a) 原始有噪图片



(b) epoch = 1890

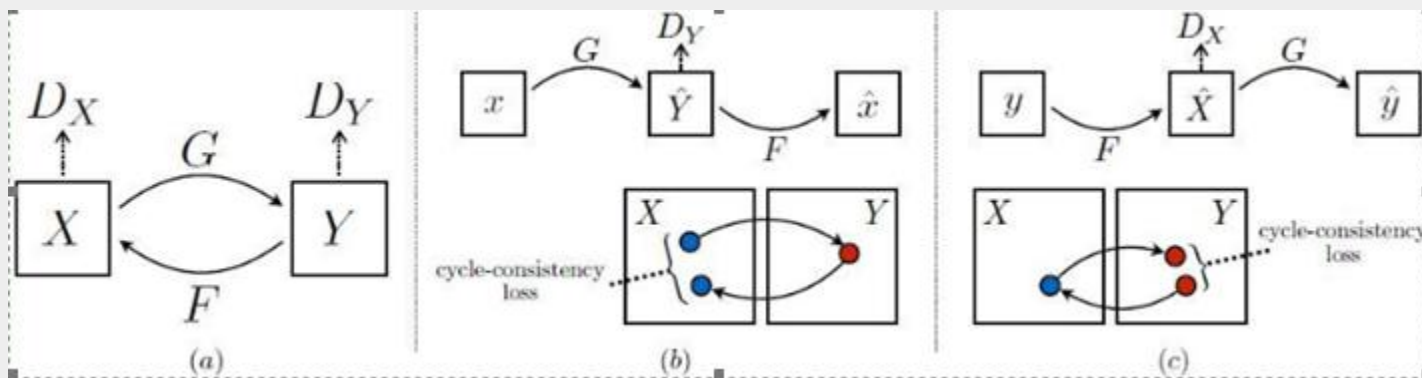


(c) Ground Truth

- PSNR没有提升; 图片平滑度提高; 图片模糊化问题似乎更严重

无监督去噪 CycleGAN

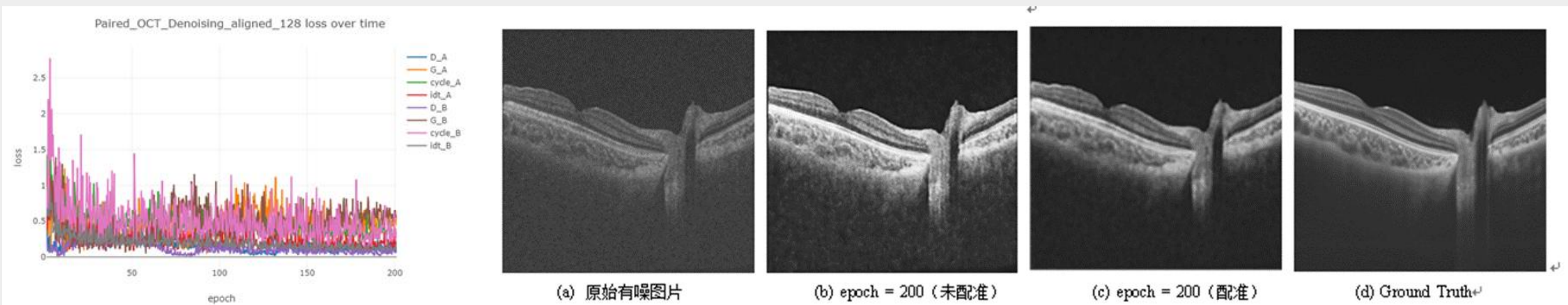
- CycleGAN^[5]: 适用于难以获取成对数据的情景下的迁移学习算法



- CycleGAN 使用648对图片，600对训练，48对测试
 - A: 原始噪声图片, B: 高清图, A->B
 - Load: 1024*992, Crop: 128*128, batch_size: 4, Epochs: 200

无监督去噪 CycleGAN


- CycleGAN 使用648对图片，600对训练，48对测试



去噪指标 ↕	去噪前 ↕	去噪后 (未配准) ↕	去噪后 (配准) ↕
SSIM ↕	0.5144 ↕	0.6750 ↕	0.7726 ↕
PSNR ↕	19.88dB ↕	18.56dB ↕	23.93dB ↕

- SSIM有显著提升
- 图片保留了细节特征
- 配准的必要性
- 需要扩充数据集

- 数据集扩充(配准) ——训练集增加151对图片: PSNR: 24.03dB, SSIM: 0.7666



PART.04 总结&展望

汇报人：刘箬凡 时间：2020年6月21日

总结

- 前期总结
 - 组长：吴玲玲；组员：刘箬凡，张宏
 - 中期答辩前主要是在对各种有监督去噪算法进行调研，阅读相关论文，并复现一些算法的代码。主要熟悉的前沿去噪算法有BM3D、DnCNN、FFDNet、RDN、ResNet、Noise2Noise、TWSC 等等，基于真实噪声图片去噪的RIDNet、CBDNet等。
 - 中期答辩至今主要是处理数据集（图像配对+图像配准），阅读无监督去噪算法的相关论文，以及复现无监督的CycleGan并尝试改进实现去噪操作。
- 未来工作
 - 优化和改进有监督与无监督的去噪算法。

展望

- 图像不配对
 - ——> 考虑使用无监督的CycleGan算法进行去噪
 - ——> 由于合成图像和输入图像之间缺乏直接的约束, 所以CycleGan模型不能保证这2幅图像的结构一致性
 - ——> 考虑改进CycleGan使其可以保持一定的结构性^[6]
 - ——> 在无监督的循环对抗学习中, 同时考虑图像的全局与局部结构的保持, 利用OCT **相邻帧间的相关性**保持图像的全局结构, 同时采用模态无关邻域描述符^[7](MIND)定义局部结构损失, 保持图像的局部结构
- 图像配对
 - ——> 优化有监督的网络模型进行去噪
 - ——> 并行优化、非局部均值去噪……

参考文献

- [1] J.P. Thirion, "Image matching as a diffusion process: an analogy with maxwell' s demons," Medical Image Analysis, 1998
- [2] H. Wang, et al. "Validation of an accelerated ' demons' algorithm for deformable image registration in radiation therapy," Physics in Medicine and Biology, 2005.]
- [3] Kai Zhang, Wangmeng Zuo, Yunjin Chen, Deyu Meng, Lei Zhang, "Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising," IEEE Trans. Image Process. 26(7): 3142-3155 (2017)
- [4] Kai Zhang, Wangmeng Zuo, Lei Zhang, "FFDNet: Toward a Fast and Flexible Solution for CNN-Based Image Denoising. IEEE Trans," Image Process. 27(9): 4608-4622 (2018)
- [5] Jun-Yan Zhu, Taesung Park, Phillip Isola, Alexei A. Efros, "Unpaired Image-to-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks.," ICCV 2017: 2242-2251
- [6] Cai Xinxin, Zhang Shiyu, Chen Qiang, Chen Yunjie, Wu Menglin "SD-OCT image denoising method based on structure-preserving generation adversarial network"
- [7] Yang H, Sun J, Carass A, et al. Unpaired brain MR-to-CT synthesis using a structure-constrained cycleGAN[C] // Proceedings of International Workshop on Deep Learning in Medical Image Analysis. Heidelberg: Springer, 2018: 174-182

致谢

感谢老师和助教在项目中对我们的辛勤的指导和无私的帮助！