一、DAE 实验对比

1、按照 stacked 方式初始化参数，网络结构 310-150-75-310（原网络结构 270-135-70-270）

与原网络存在的差别：数据，损失函数

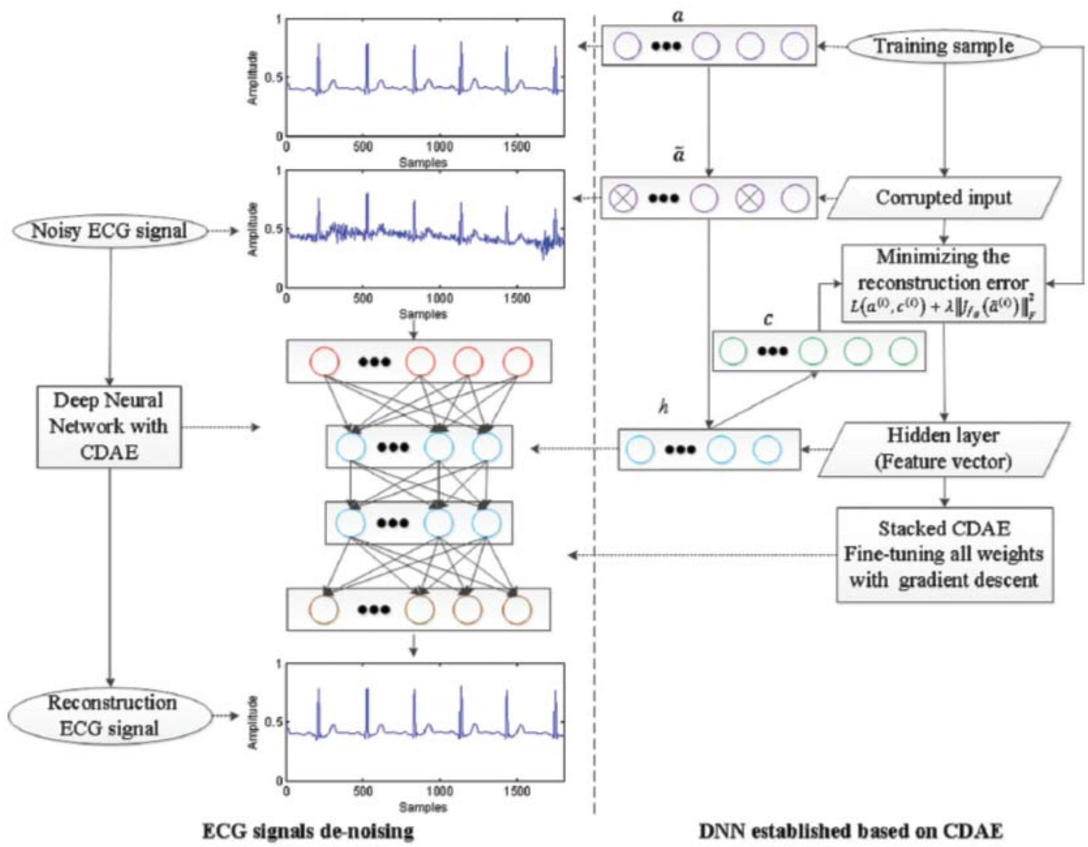


Figure 1. Framework of the proposed method.

DAE

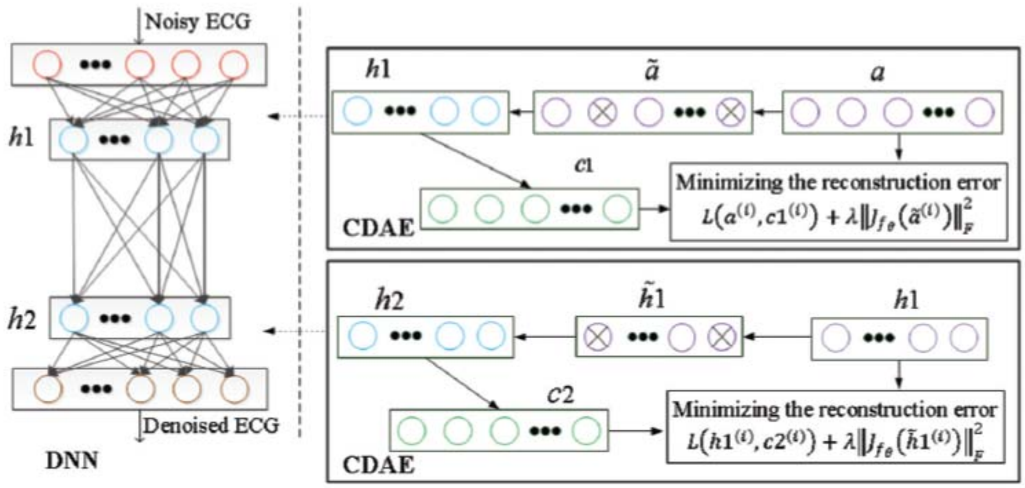
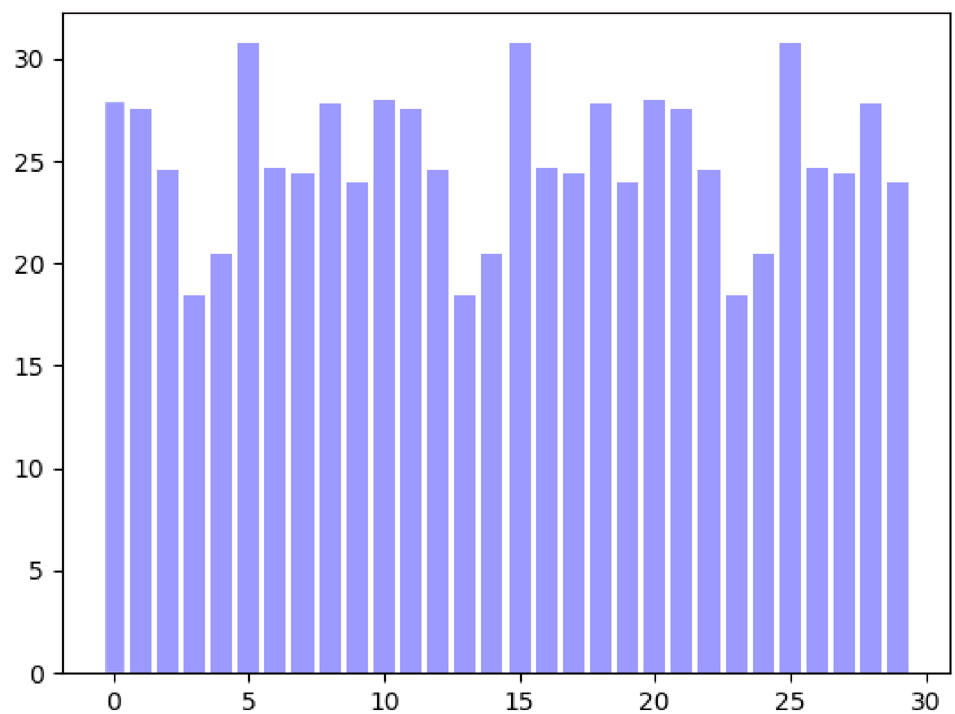


Figure 3. The DNN based on the stacked CDAE.

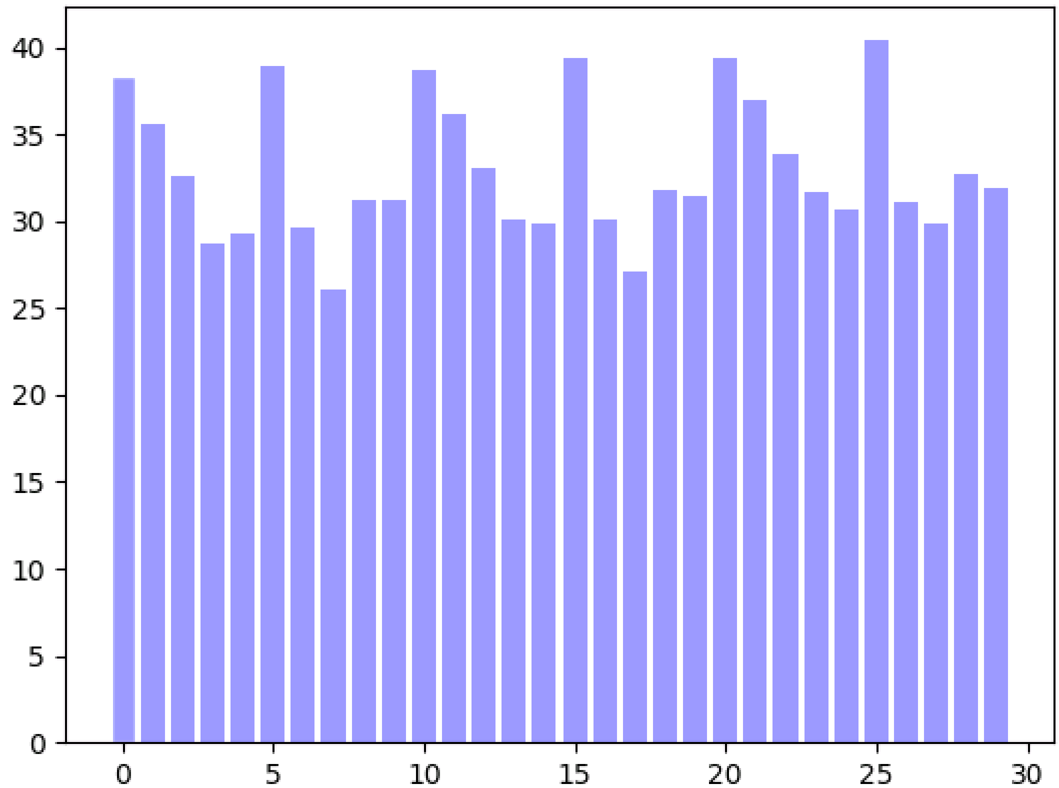
DAE

DAE 结果（论文中信噪比结果在 20dB 左右，改进后的在 20-25dB 左右），并且这是在训练 1000 次之后的结果，fine-tune 应该不会这么多。



result

GAN 结果



二、GAN 网络降噪调查

1、对低剂量 CT 降噪（阅读中。。）

- Wolterink 等人利用 GAN 模型对低剂量 CT 进行降噪实验并取得了很好的效果，Yang Q 等人基于 GAN 模型的改进对低剂量 CT 进行降噪，Yi X 等人利用 CGAN 模型对低剂量 CT 进行降噪；

- 作者通过对比加入 对抗损失 和 均方误差损失的效果，得到了结论：加入对抗损失的实验结果与真实结果更加接近。

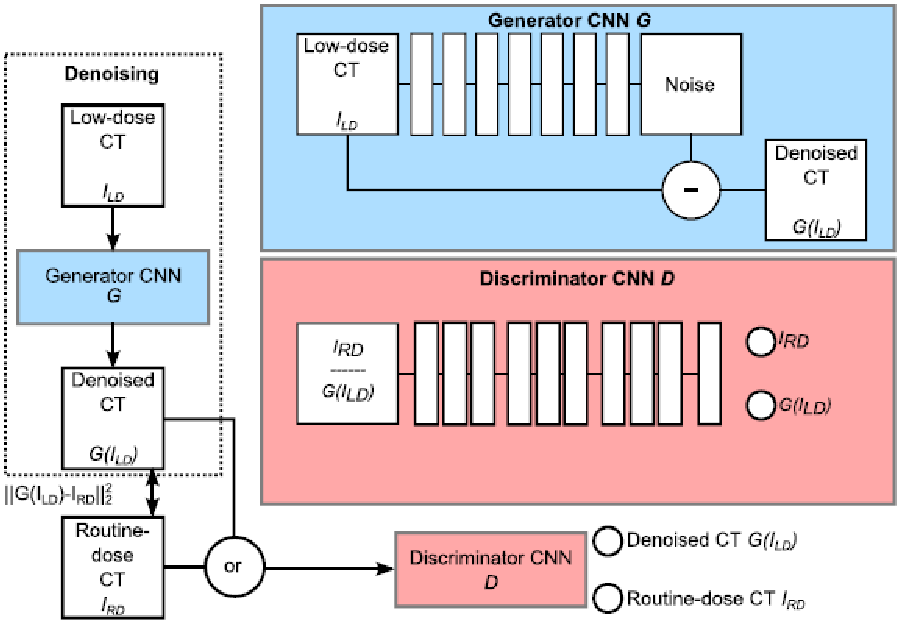
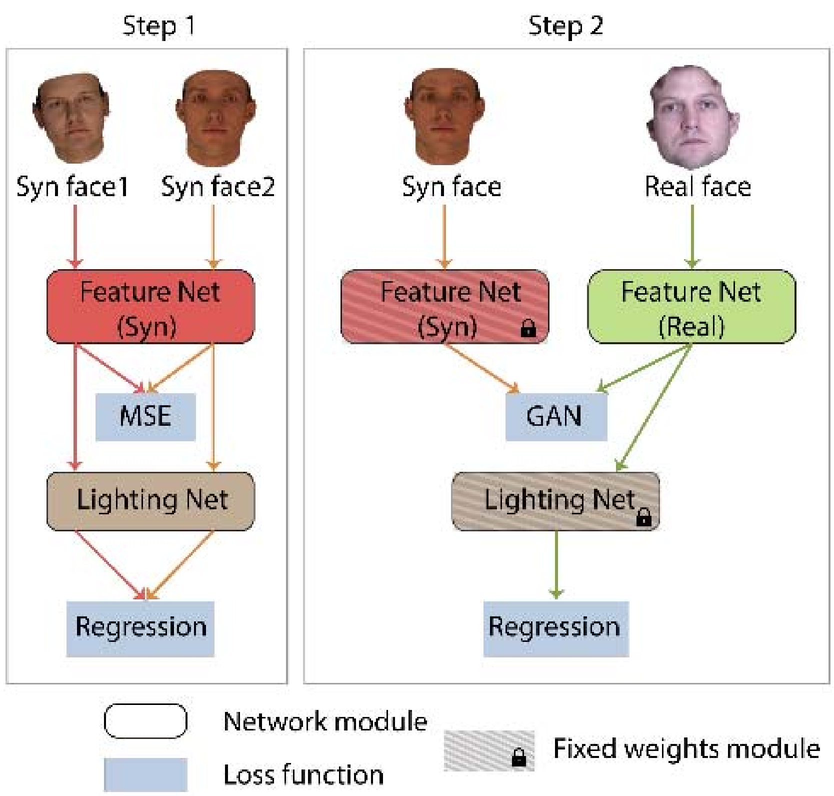


Fig. 1. Overview of the proposed pipeline for noise reduction in low-dose CT. The generative adversarial network consists of two components: a generator CNN and a discriminator CNN. The generator uses regression to determine the routine-dose HU value at every voxel in a low-dose CT. It does this through a skip connection which subtracts an estimated noise image from the input low-dose image. The discriminator tries to distinguish reduced noise CT images from real routine-dose images.

2、对图片降噪

- Divakar N 和 Zhou H 分别利用生成对抗的思想在图片降噪方面做了大量工作，如把图片变亮。

Figure 7. Denoising results of our model. Image in the left of each pair shows the noisy image and the image in the right shows the denoised image.



(a)

三、小论文、疾病分类

1、加引用

2、修改实验数据，改为归一化结果

3、疾病分类研究十分复杂

- 病情数据、
- 心脏各类病情特点涉及许多专业知识，要提前了解；我们的实验数据是单一的心律不齐数据；