

在這份作業中，我的理解是 DIP 要把有噪音的圖片還原，所以在訓練時，我用原始圖片和 DIP 的輸出去算 loss；DDPM 是要去預測噪音，進而生成出沒有噪音的圖片。我選用的 dataset 是 mnist dataset。

## Theoretical Justification

我選用方法一，我把 DIP model 的 output 作為 DDPM model 的輸入。訓練的部分，把有雜訊的圖片給 DIP 還原，讓 DDPM 去預測雜訊，把預測的雜訊和 0 計算 loss，因為要生成出沒有雜訊的圖片，但是我發現這方式產生的圖片其實也沒有很好，所以我設計了另一種計算 loss 的方式，把 DDPM 的預測雜訊拿去產生圖片，再把生成的圖片和沒有雜訊的圖片去計算 loss，我覺得這樣就可以產生比較好的圖片。

## Experimental Verification

Standalone DIP PSNR: 11.578571226350379, SSIM: 0.33443740589908816

Standalone DDPM PSNR: 16.09159592542095, SSIM: 0.7368279124152162

Integrate PSNR: 11.637577814345452, SSIM: 0.340805161893844

Integrate2 PSNR: 15.493682121224705, SSIM: 0.719116797426346

我的 integrate 是 DIP 和 DDPM 各自訓練完後，先用 DIP 修復有雜訊的圖片，在把修復的圖片丟給 DDPM 去生成；而另一個 Integrate2 是依照 Theoretical Justification 說的方法去訓練的，餵有雜訊的圖片給 model，讓他去生成圖片。

## Ablation Studies and Analysis

調整  $\alpha_t$  來看生成的圖片的效果

0.7

Standalone DIP PSNR: 16.754250384336654, SSIM: 0.6428596466502621

Standalone DDPM PSNR: 22.615236886263656, SSIM: 0.8996644555668015

Integrate PSNR: 18.702268753360393, SSIM: 0.732189503136622

Integrate2 PSNR: 22.615236886263656, SSIM: 0.8996644555668015

0.5

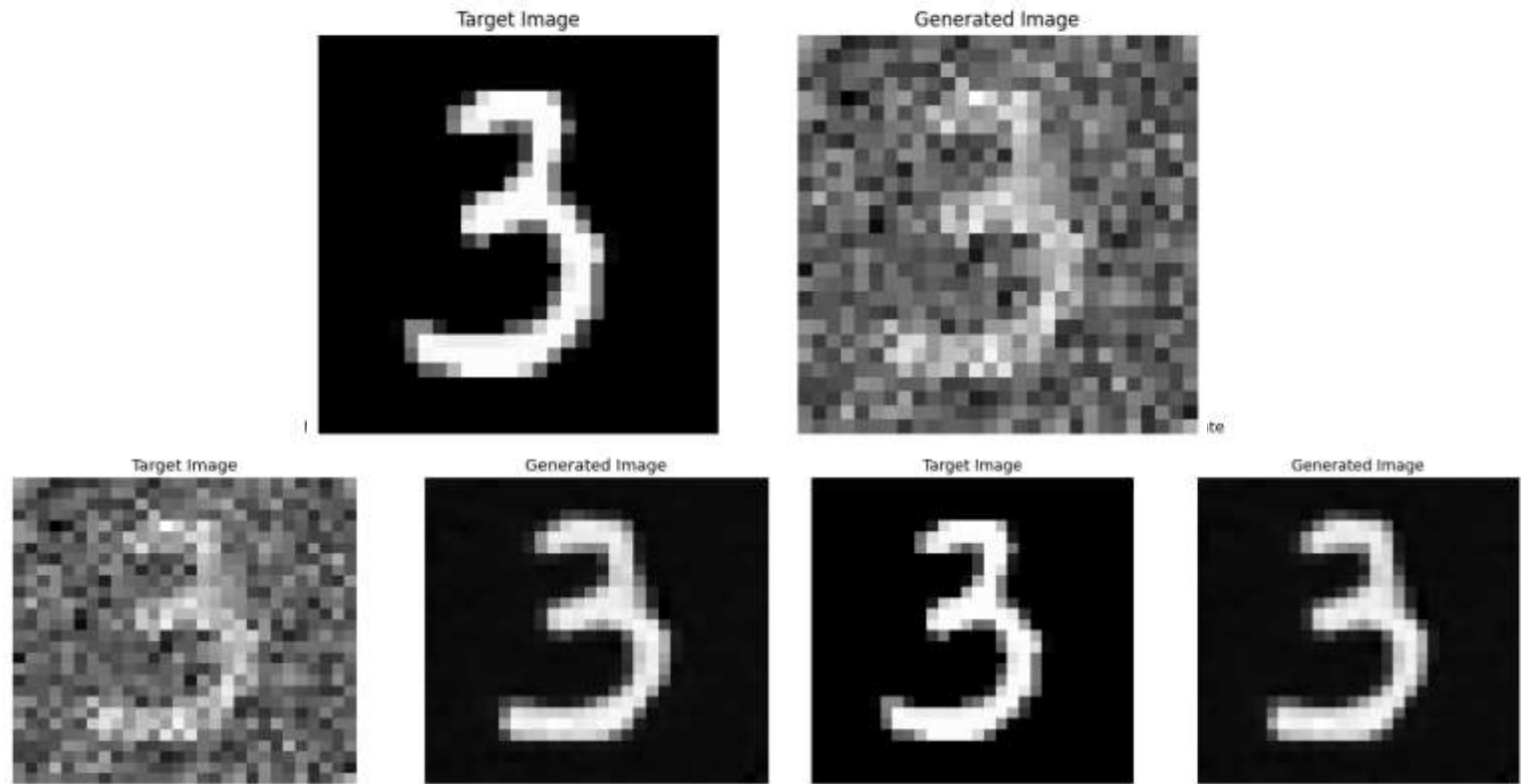
Standalone DIP PSNR: 16.01464191527384, SSIM: 0.5634158111537214

Standalone DDPM PSNR: 6.7910256744639135, SSIM: 0.2783892261526309

Integrate PSNR: 15.964094895004411, SSIM: 0.5353257656328319

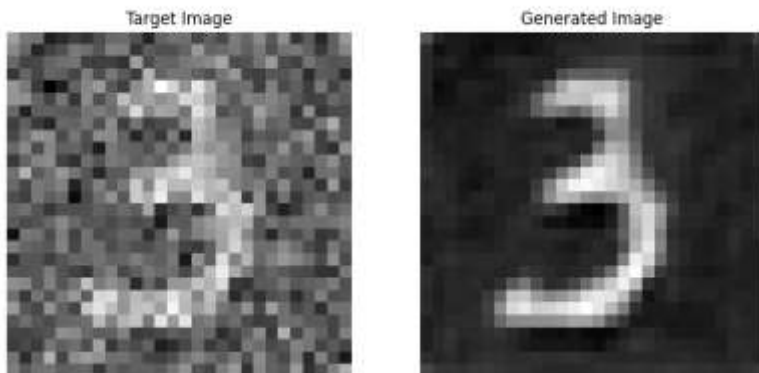
Integrate PSNR: 6.7910256744639135, SSIM: 0.2783892261526309

Origin vs Noise



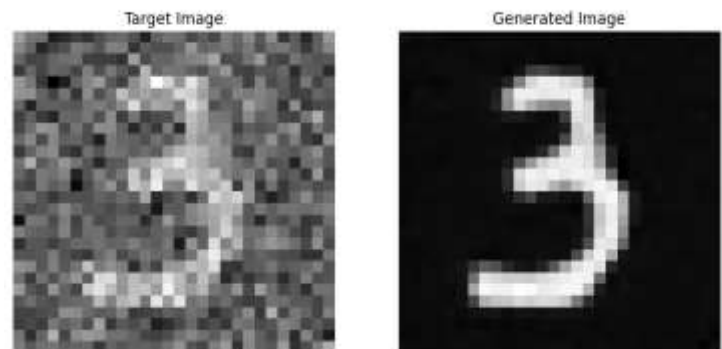
上面這兩張是 Integrate2 產生的圖片與原始圖片跟有雜訊圖片的對比

Noise vs DIP



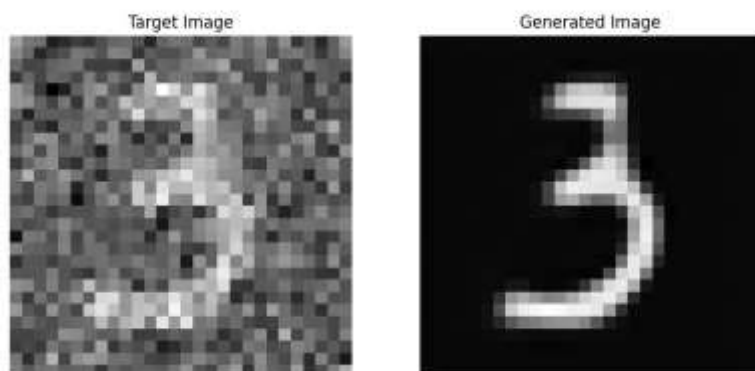
雜訊圖片與 DIP 修復圖片的對比

Noise vs DDPM



雜訊圖片與 DDPM 生成圖片的對比

Noise vs Integrate



雜訊圖片與 Integrate 生成圖片的對比