# GAI 2024 Project 4

### 資訊三甲 F64106058 紀宣如

#### **Theoretical Justification:**

這次作業我挑選的是 example2:"By adding noise to the target image at different levels and using these noisy versions as intermediate targets, you can guide the DIP model to learn a hierarchical representation of the image."實作。一般來說,DIP 模型訓練是使用完全高斯分布的噪聲圖像作為輸入,而 example2 的做法就是在DIP 訓練過程中參考 DDPM 的訓練過程,引入漸進的去噪步驟,通過給目標圖像添加不同程度的噪聲,並用這些有噪聲的圖像作為中間目標,引導 DIP 模型學習圖像的不同層次。

#### - potential benefits:

- · 分層學習:引入漸進去噪步驟能幫助 DIP 模型更有效地學習圖像的分層 表示,可能會提高最終重建圖像的質量。
- · 更好的停止點:通過監控每個去噪階段的重建質量,可以更準確地確定 最佳停止點,避免過度訓練或訓練不足。
- · 更穩定的訓練:逐步去噪的過程可能會使訓練更穩定,減少因直接處理 高噪聲圖像而帶來的不穩定性。

#### -potential limitations:

- · 計算成本增加:引入多個去噪階段會增加計算成本和訓練時間。
- · 複雜度增加:訓練過程變得更複雜,需要調整更多的參數和配置。
- · Over fitting 風險:如果噪聲水平和去噪階段設置不當,可能會導致模型 過擬合於有噪聲的圖像,而不能很好地重建乾淨的目標圖像。

#### **Experimental Verification:**

DDPM 會不斷在影像上反覆添加雜訊(Noise)達到訓練的效果,參考以下公式: $q(x_t|x_{t-1})\coloneqq \mathcal{N}(x_t;\sqrt{1-\beta_t}x_{t-1},\beta_t \text{I} 定義 alpha = 1-beta 會變為: <math display="block">q(x_t|x_0)\coloneqq \mathcal{N}(x_t;\sqrt{\overline{\alpha_t}}x_0,(1-\overline{\alpha_t})\text{I}$ 

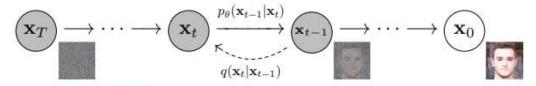
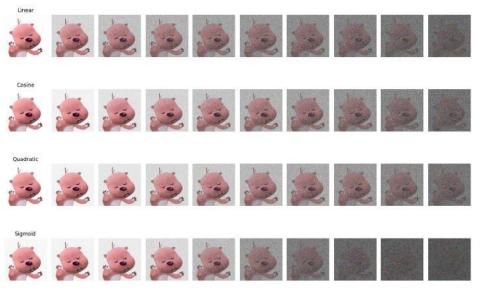


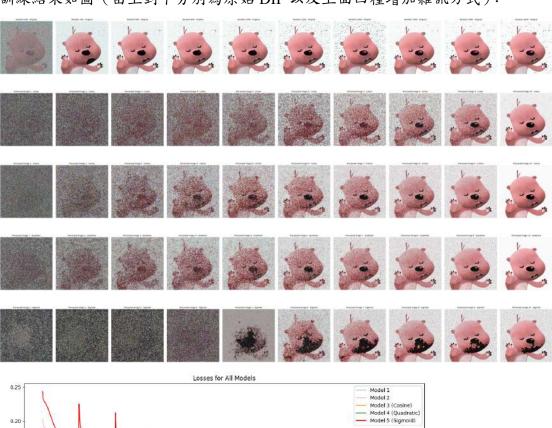
Figure 2: The directed graphical model considered in this work.

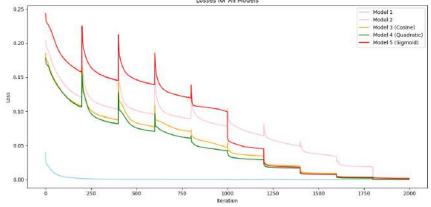
N()代表 Normal Distribution,裡面的三個 parameters 分別是 N(output image, mean, variance), beta 是表示一個 schedule,決定圖片加上雜訊的過程快慢。在最初的論文中使用的是 linear schedule(等差數列),而在 2021 有論文提出了cosine schedule,改善了圖片資訊破壞過快的問題。在這次實作中,我又新增了

# quadratic, sigmoid shedule 兩種方式來增加雜訊:



訓練結果如圖 (由上到下分別為原始 DIP 以及上面四種增加雜訊方式):





	original	linear	cosine	quadratic	sigmoid
SSIM	0.9959204	0.9864079	0.9874548	0.9909497	0.9542108

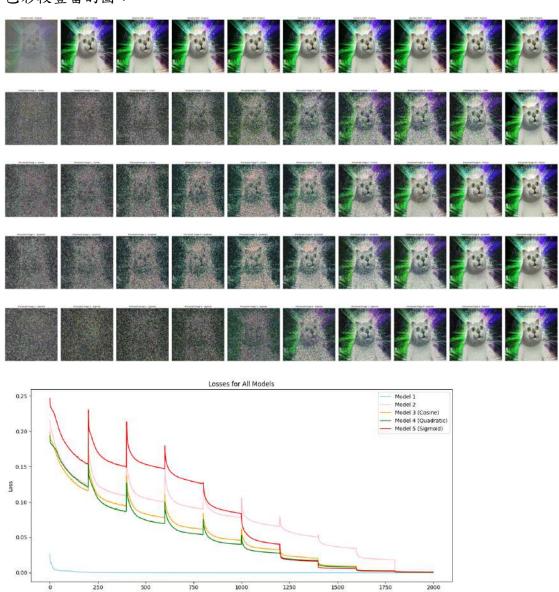
觀察發現 Loss 都有收斂,而 SSIM 則是以 quadratic 表現最佳,但就圖片來看,沒有 time step noise 的 DIP 在處理白色背景上表現較差,而有 time step noise 的 DIP 基本上都能還原出白色背景。

### **Ablation Studies and Analysis:**

除了使用四種不同的噪聲調度來查看對模型重建質量的影響,我還調整了不同 learning rate 以及使用不同圖片

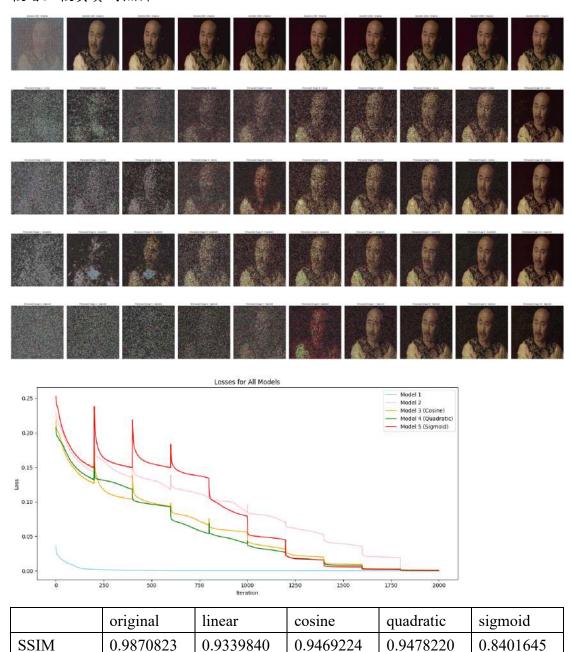
learning rate: 1e-2、1e-1、1e-3 輸出結果差不多。

色彩較豐富的圖:



	original	linear	cosine	quadratic	sigmoid
SSIM	0.9952752	0.9276231	0.9769276	0.9712541	0.9166557

# 較暗且較真實的照片:



觀察:在色彩豐富且複雜的圖中, consine 表現較好, 而較暗且較真實的照片中, quadratic 表現則較佳, 但兩者都不如 original DIP 的表現, 但肉眼觀察的話, 可以看出有 time step noise 的模型去雜訊後的圖片比較和諧,沒有突兀的噪點,在實際應用中,還需視情況選擇適合圖片的 model。