

# GAI Project4 - Guiding DIP Early Stopping with DDPM-inspired Supervision

F74092235 林晉德

Github link: <https://github.com/linjim2235/Guiding-DIP-Early-Stopping-with-DDPM-inspired-Supervision.git>

## 1. Theoretical Justification

在例子二中，我們依照作業說明將 DIP 和 DDPM 結合，用以改進 DIP 的訓練過程和提前停止策略。主要想法是利用 DDPM 中的前向過程來引導 DIP 模型的訓練，以逐步提高重建圖像的品質。

在每個階段中，我們將不同程度的 noise 添加到目標圖像中，並將這些 noise 圖像作為訓練的目標。從最嚴重破壞的圖像開始，逐漸移向較乾淨的目標圖像。再使用 PSNR 或 SSIM 等指標，監控每個去噪階段的品質。這些指標可以量化重建圖像與相應噪聲目標之間的相似性，從而告訴我們訓練進行是否如同我們的假設和能制定一個確定 DIP 訓練最佳停止點的標準。

優勢：這種方法提供了一種結構化的方式來訓練 DIP，能夠在訓練過程中逐步提升重建圖像的質量，並且可以通過量化指標有效地監控訓練進度。

侷限性：實現這種方法需要更複雜的訓練策略和計算資源，並且對模型設計和超參數的調整要求較高。此外，對於不同的應用場景，可能需要進行更多的實驗和調整，以找到最佳的訓練配置和提前停止策略。

## 2. Experimental Verification

首先，我們利用 DDPM 中的前向過程來讓原圖產生數張有不同程度 noise 的圖片，如下圖所示，Time Step 0 時即代表為原圖(無 noise)。

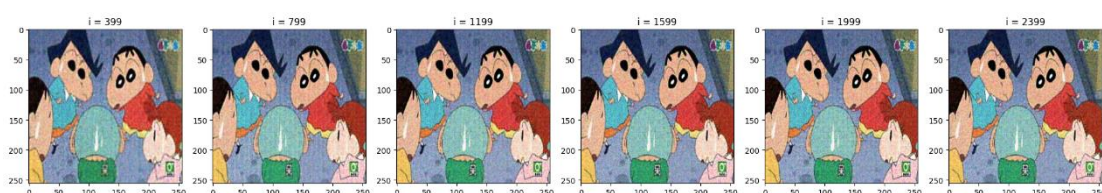


接著因為我們要從最多 noise 的圖像開始，將其作為 DIP 訓練的目標，再逐漸移向較乾淨的目標圖像。因此我們將其反轉並刪除原圖，結果如下。



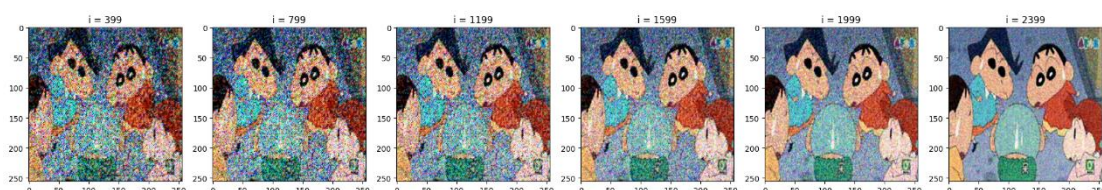
做好前置 dataset 的準備後，我們就可以開始 training DIP model 了。同時透過 PSNR 和 SSIM 指標，來了解到底 DIP+DDPM 產出來的結果有沒有比單獨 DIP 的結果好。以下為結果圖。每張圖片都跑 400 次迭代，總共 2400 次。

下圖為單獨使用 DIP 處理 Time step=30 時的結果圖



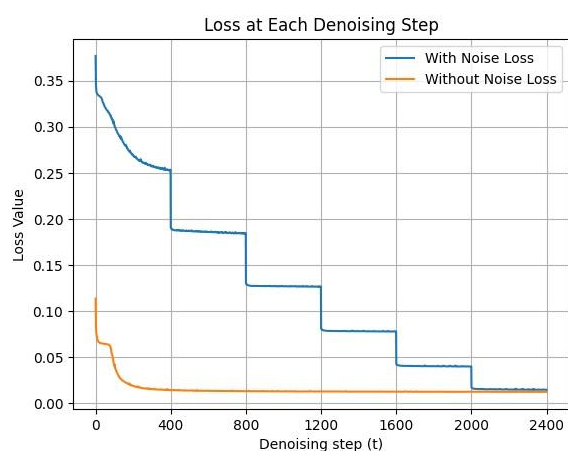
下圖為使用 DIP+DDPM 在各自 400 次迭代過程跑不同 noisy 程度的圖片，

以最嚴重到最輕噪音程度輸入。



### 3. Ablation Studies and Analysis

(I) learning rate=0.01

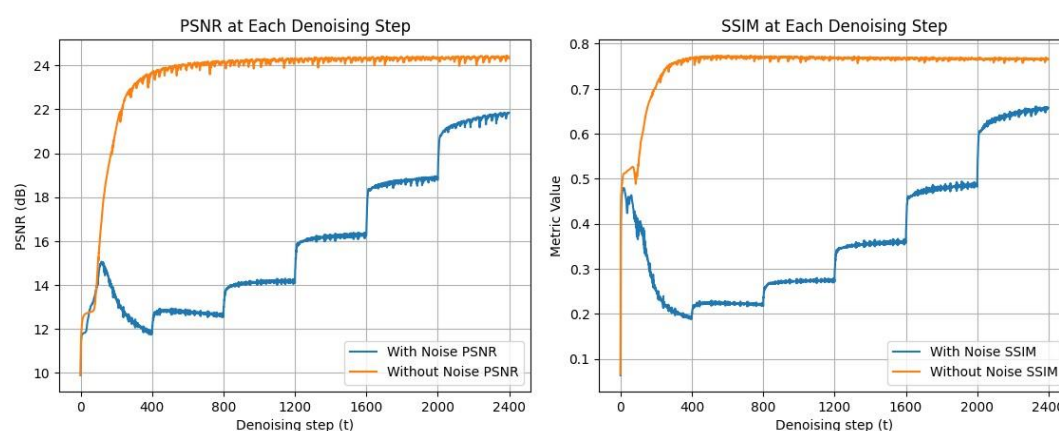


左圖為兩者 learning rate=0.01 時的 Loss 比較圖，比較基準為無 noise 時的原圖。

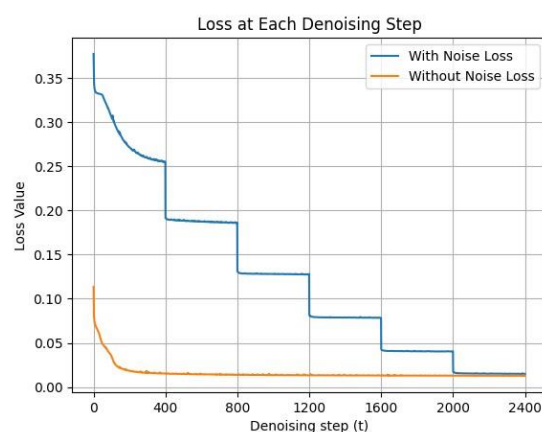
可看出兩者皆有明顯的下降趨勢，但在整個過程中 With Noise Loss 都保持高於 Without Noise Loss 的值。

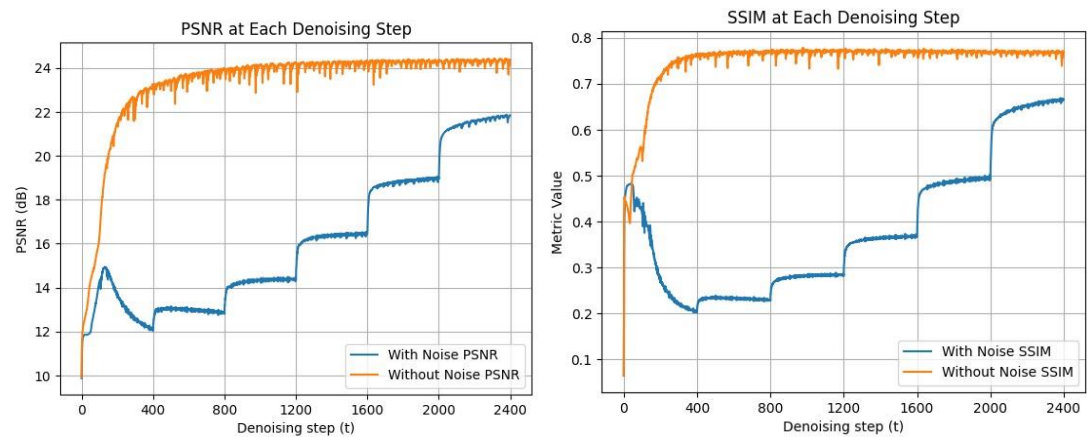
下圖則為兩者 PSNR 與 SSIM 指標的比較圖。PSNR 是一種衡量重建圖像與原始圖像之間差異的指標。它通過計算信噪比來評估圖像的質量。PSNR 值越高，表示重建圖像與原始圖像越接近，圖像質量越好。SSIM 是用來衡量兩幅圖像之間的結構相似性的指標。與 PSNR 不同，SSIM 不僅僅衡量像素間的差異，還考慮圖像的亮度、對比度和結構信息，更適用於評估人眼感知的圖像品質。SSIM 越接近 1，表示兩幅圖像的結構相似度越高，圖像質量越好。

但可以發現不管是在 PSNR，還是 SSIM，雖然 with noise 的結果有在逐步上升，但最終單獨 DIP 的結果還是都比 DDPM+DIP 的結果的好。值得注意的是，DDPM+DIP 在一開始時經過一段時間後有個早停點，之後指標值開始下降，出現 overfitting 的情形。

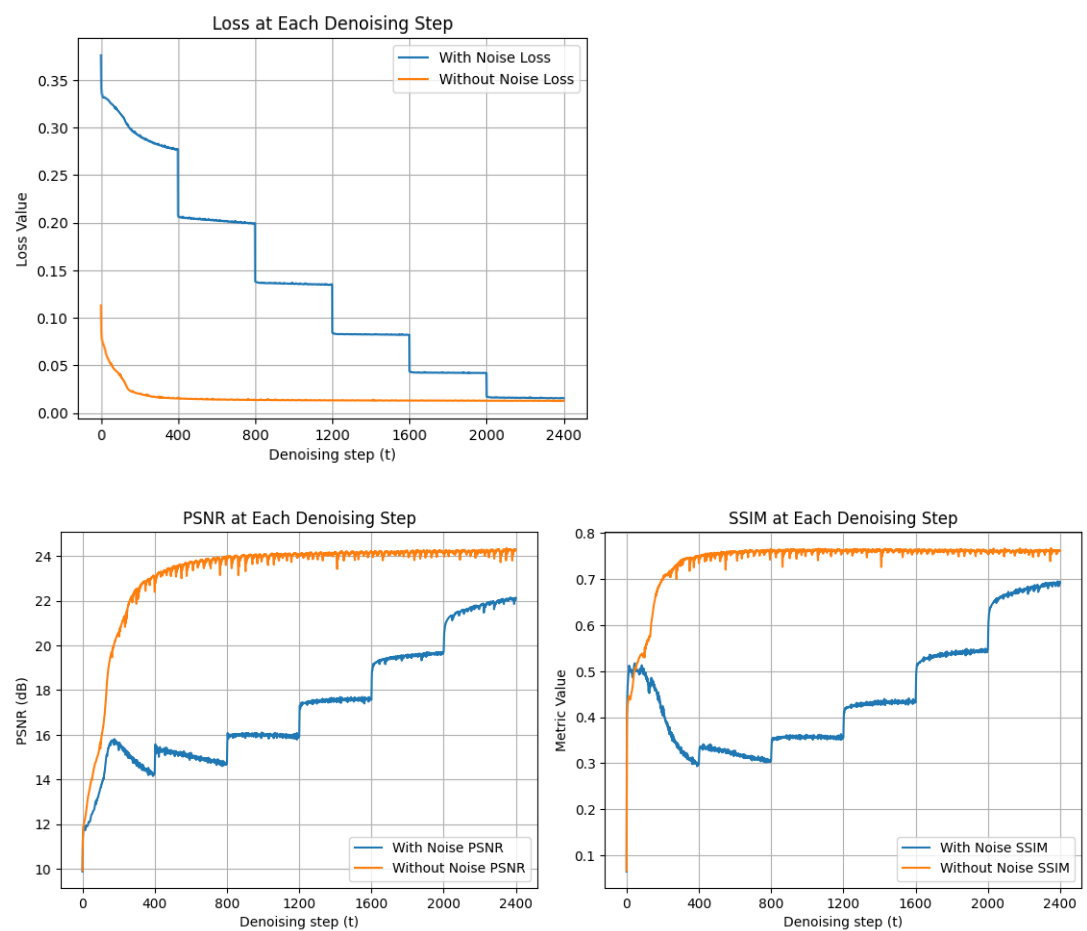


(II) (With noise)learning rate=0.008





### (III) (With noise) learning rate=0.1



以上的(II)、(III)為調小、調大 With noise 的 learning rate 後的其中一組例子，可發現其實差異不大。只有在調大 learning rate 時有兩次早停點出現。推測可能為 learning rate 調大時，使他更快達到早停點，加劇了過擬合現象，調小後則相反。

## 4. Conclusion

就我的實驗結果而言，可發現 DDPM 引導 DIP 和單獨使用 DIP 的這兩種方式，單獨使用 DIP 的效果比較比 DDPM+DIP 來的好，不管怎麼調整 learning rate 都是如此。但是發現有早停點的狀況產生，如果在早停點(峰值)的附近就換模型的輸入圖片為下一張，說不定 DDPM+DIP 效果就會變好了，或甚至再做更多不同的嘗試，像調整輸入圖片的類型之類的，也許還會再有更多不同的發現。這也就是我在開頭時有提到的侷限性。對於不同的應用場景，需要進行更多的實驗和調整，才能找到最佳的訓練配置和提前停止策略。

## 5. Reference

Deep-Image-Prior

[GitHub - safwankdb/Deep-Image-Prior: PyTorch implementation of the CVPR 2018 paper Deep Image Prior by Dmitry Ulyanov et. al.](#)

DDPM from scratch in Pytorch

[DDPM from scratch in Pytorch \(kaggle.com\)](#)