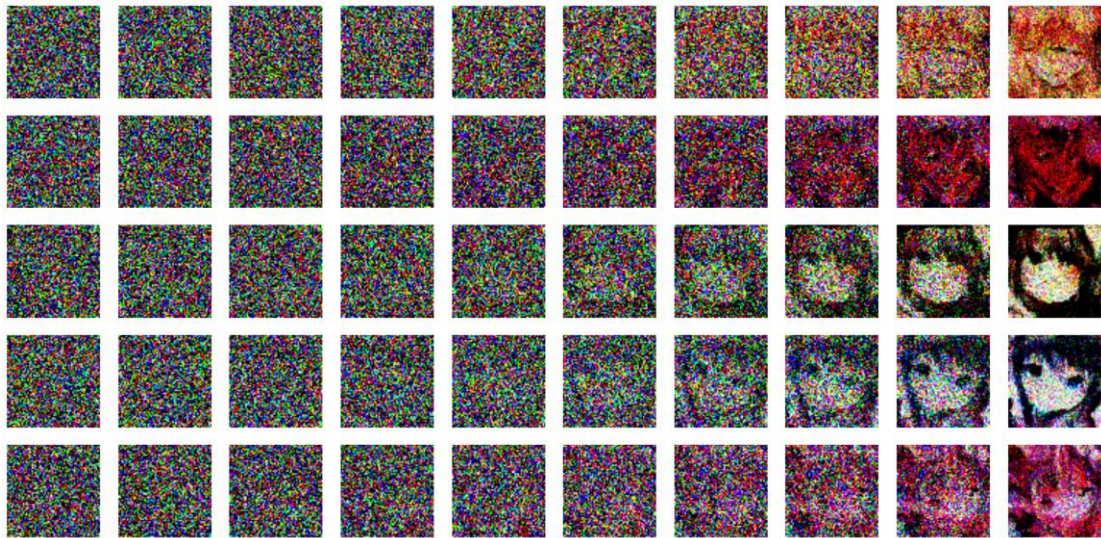


Problem 1:

可以看出隨著由左至右變化，雜訊漸漸被移除，越來越往真實的圖片發展。



Problem 2:

訓練過程：

DDPM 和 DDIM 都是以對雜訊圖像進行逆向擬合訓練的方式進行訓練，具體來說，這些模型在每個訓練步驟中都從雜訊圖像中生成一批隨機樣本，然後通過最小化這些樣本和原始圖像之間的差異來更新模型的參數。 DDIM 使用分離的 encoder 和 decoder 來提取和還原特徵，而 DDPM 則使用可逆網絡。DDPM 和 DDIM 使用了一種叫做"擾動梯度"的訓練方法，這種方法相比於傳統的反向傳播方法，在訓練時不需要明確地計算梯度，這樣可以減少內存需求和計算時間，使得這兩種模型能夠處理更大的圖像和更大的訓練數據集。因此，這種訓練方法非常適合處理高解析度圖像和大型數據集。

推理過程：

在推理過程中，DDIM 和 DDPM 都可以通過在雜訊圖像上運行幾個階段的擾動梯度下降，從而生成一組去雜訊圖像。具體來說，對於每個階段，這些模型會通過在雜訊圖像上添加一些高斯雜訊來生成隨機樣本，然後使用訓練期間學習到的模型參數將這些樣本轉換為去雜訊圖像。通過在多個階段中重複此過程，可以獲得更好的去雜訊效果。

生成過程：

生成過程與推理過程類似，只是在生成過程中，模型需要生成沒有雜訊的圖像。因此，在生成過程中，模型會從隨機雜訊中生成一些樣本，然後通過使用訓練期間學習到的模型參數來將這些樣本轉換為圖像。不同的是，在生成過程中，模型不會在雜訊圖像上運行擾動梯度下降。

DDIM 比 DDPM 快的原因是因為去雜訊擴散概率模型 (DDPM) 在沒有對抗訓練的情況下實現了高質量的圖像生成，但它們需要模擬馬爾可夫鏈的許多步驟才能生成樣本。為了加速採樣，提出了去雜訊擴散隱式模型 (DDIM)，這是一類更有效的迭代隱式概率模型，其訓練過程與 DDPM 相同。在 DDPM 中，生成過程被定義為馬爾可夫擴散過程的逆過程。構建了一類導致相同訓練目標的非馬爾可夫擴散過程，但其反向過程可以更快地進行採樣。與 DDPM 相比，DDIM 可以在時間方面快 10 到 50 倍，從而能夠在計算量和樣本質量之間進行權衡。

Ref: <https://zhuanlan.zhihu.com/p/578123804>

Ref: <https://zhuanlan.zhihu.com/p/580106763>

Ref: <https://arxiv.org/pdf/2010.02502.pdf>

Ref: <https://arxiv.org/pdf/2006.11239.pdf>