# 比較 VAE、GAN、cGAN 與 Diffusion Model 在 MNIST 手寫數字生成的應用

# 作業目標

- 理解四種生成模型(VAE、GAN、cGAN、Diffusion)的基本設計理念
- 在相同資料集上實作並訓練四種模型
- 比較它們在生成影像上的 清晰度、穩定性、可控性、效率

# 1) 資料

- MNIST (28×28, 灰階)
- 使用 torchvision.datasets.MNIST 下載

# 2) 模型設計

#### **VAE**

- Encoder:將輸入影像展平,壓縮成潛在空間 (z),輸出均值 μ 與對數方差 logσ²
- Decoder: 從 z 還原影像 (28×28)

#### GAN

- Generator:輸入隨機噪聲 z(維度 100),輸出 28×28 假影像
- Discriminator:輸入影像,判斷真/假

#### **cGAN**

● Generator:輸入隨機噪聲 z + 類別標籤(one-hot),輸出指定類別影像

● Discriminator:輸入影像 + 類別標籤, 輸出真/假

#### **Diffusion Model**

● Forward:逐步將圖片加上高斯噪聲

● Reverse:訓練一個模型逐步「去噪」生成圖片

● 使用簡化版本(如 DDPM / 小型 U-Net)即可

# 3) 訓練設定

#### 固定

• Batch size: 128

• Optimizer: Adam(建議 Ir=1e-3 for VAE, 2e-4 for GAN/cGAN)

Loss:

○ VAE:重建 BCE + KLD

○ GAN/cGAN:對抗 BCE(cGAN 判別器對真樣本採 label smoothing)

○ Diffusion: MSE 去噪損失

● 隨機種子: 固定 seed=42

#### 可彈性調整

- Epoch(建議 30, 可增加至 50+)
- 隱藏層大小
- 激活函數

# 4) 輸出結果

1. VAE: 隨機生成 10 張影像

2. GAN: 隨機生成 10 張影像

3. cGAN: 生成數字 0-9 各 10 張(排成 10×10 圖格)

4. Diffusion: 隨機生成 10 張影像

- 5. 對照圖:將四種方法的結果放在一起,方便比較
- 6. 分析四個模型項目
  - 清晰度比較
  - 可控性(是否能指定數字)
  - 訓練/推理效率
  - 穩定性(是否出現模糊或 mode collapse)

# 作業繳交格式

- 作業內容及輸出範例請參考附檔
- 程式檔 包含4個模型, 以colab方式繳交
- 文字分析檔, 直接以word繳交
- 派一個當代表繳交即可

#### 注意:

- 1. 以 Colab 環境撰寫
- 2. 上傳到 GitHub
- 3. 繳交 GitHub 連結