



寶可夢autoencoder



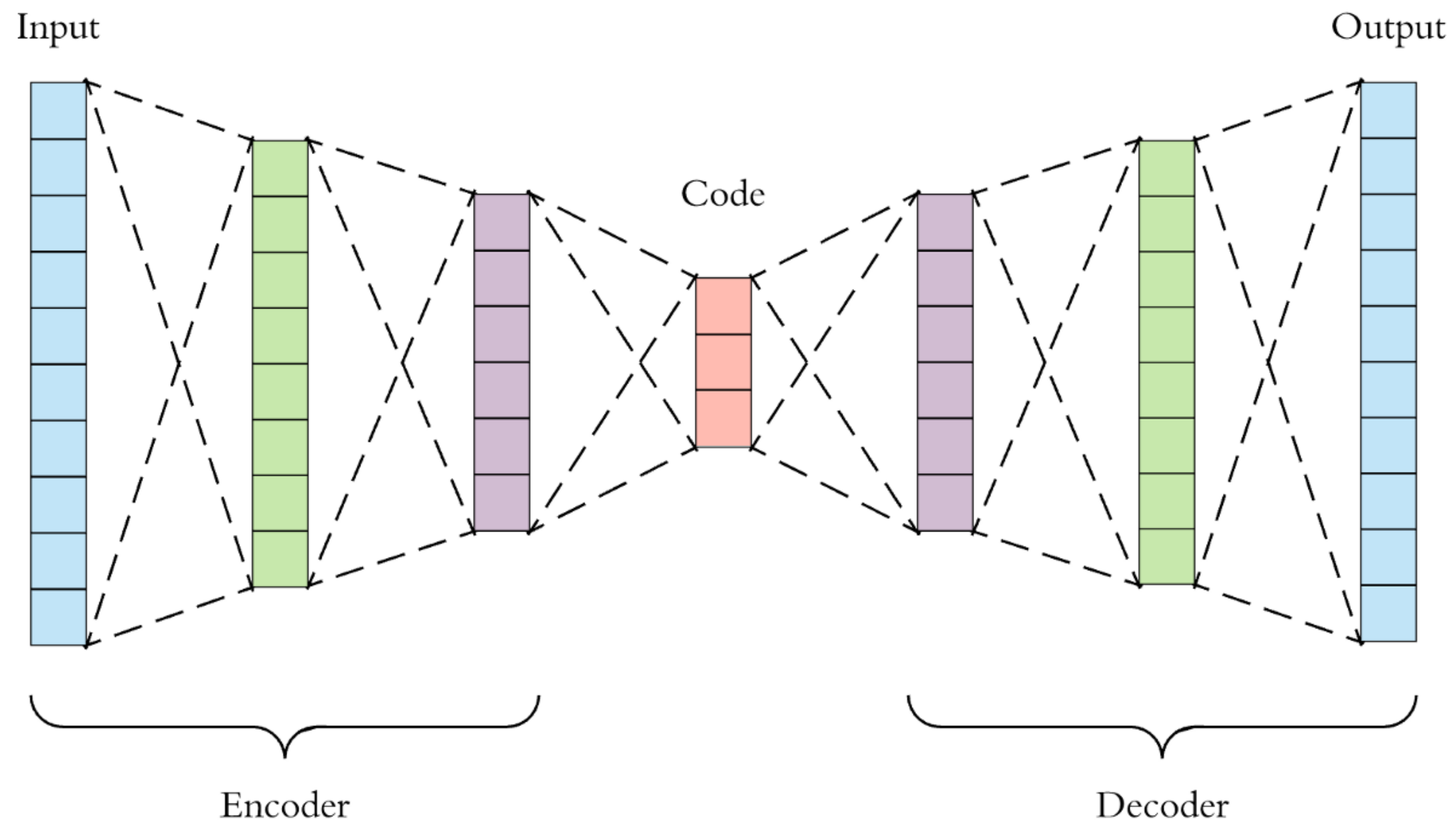
實做案例位置
github

https://github.com/AllanYiin/DeepBelief_Course5_Examples/tree/master/prewarm_自動寶可夢編碼器

colab

<https://drive.google.com/drive/folders/1i95eyMxrP1QekrcGL7mvHi3U2RVtceoZ?usp=sharing>







In [1]: %matplotlib inline

```
import tkinter
import matplotlib
import platform
if platform.system() not in ['Linux', 'Darwin'] and not platform.system().startswith('CYGWIN'):
    matplotlib.use('TKAgg')
import matplotlib.pyplot as plt
from IPython import display
```

寶可夢自動編碼器 (pytorch)

支援python 版本: 3.5以上
支援pytorch版本: 1.2以上

深度學習的關鍵就是「表徵學習(representation learning)」，透過最佳化算法更新神經元權重的同時，也正是將所搜尋到的特徵進一步檢視是有用的保留，還是冗餘的捨棄，而 autoencoder 自動編碼器正是找尋關鍵特徵並將其充分壓縮的經典網路結構。在這個實作範例中，我們將帶著大家設計一個簡單的卷積自編碼器，而輸入的數據正是目前很流行的寶可夢，我們要來實證看看，光是利用沒有做任何標註的數據，自編碼器是否能夠有效的找出關鍵特徵。

```
In [2]: import glob
import os
import cv2
os.environ['TRIDENT_BACKEND'] = 'pytorch'
#!pip install tridentx --upgrade
import trident as T
from trident import *
```




所以以上TrainingPlan的設定就是

1. 加入TrainingItem (包含了模型、優化器、損失函數、效度指標、權重正則)
2. 指定 data_loader
3. 重複500 epoch
4. 指定大小
5. 指定學習率變化模式
6. 印出學習進度
7. 指定模型存檔週期
8. 顯示autoencoder 效果輸出圖
9. 指定繪製損失函數與指標變動歷史圖的週期

除了預設的功能外，事實上也可以利用 Callbacks 的機制在關鍵時間點插入自定義工作，這些特性之後也會在介紹，設定完成後，只需要透過start_now()函數即可啟動。

```
In []: plan.start_now()
```

以下是我跑了 500 epoch 的成果，是不是可以看到從雜訊到模糊，一直到越來越清晰的過程呢，只要訓練的時間夠久就能夠越來越清晰。如果您手邊沒有 gpu，建議可以透過有免費gpu的google 的colab 來執行。

```
In []: display.Image('../images/pokemon_training.png',width=800)
```

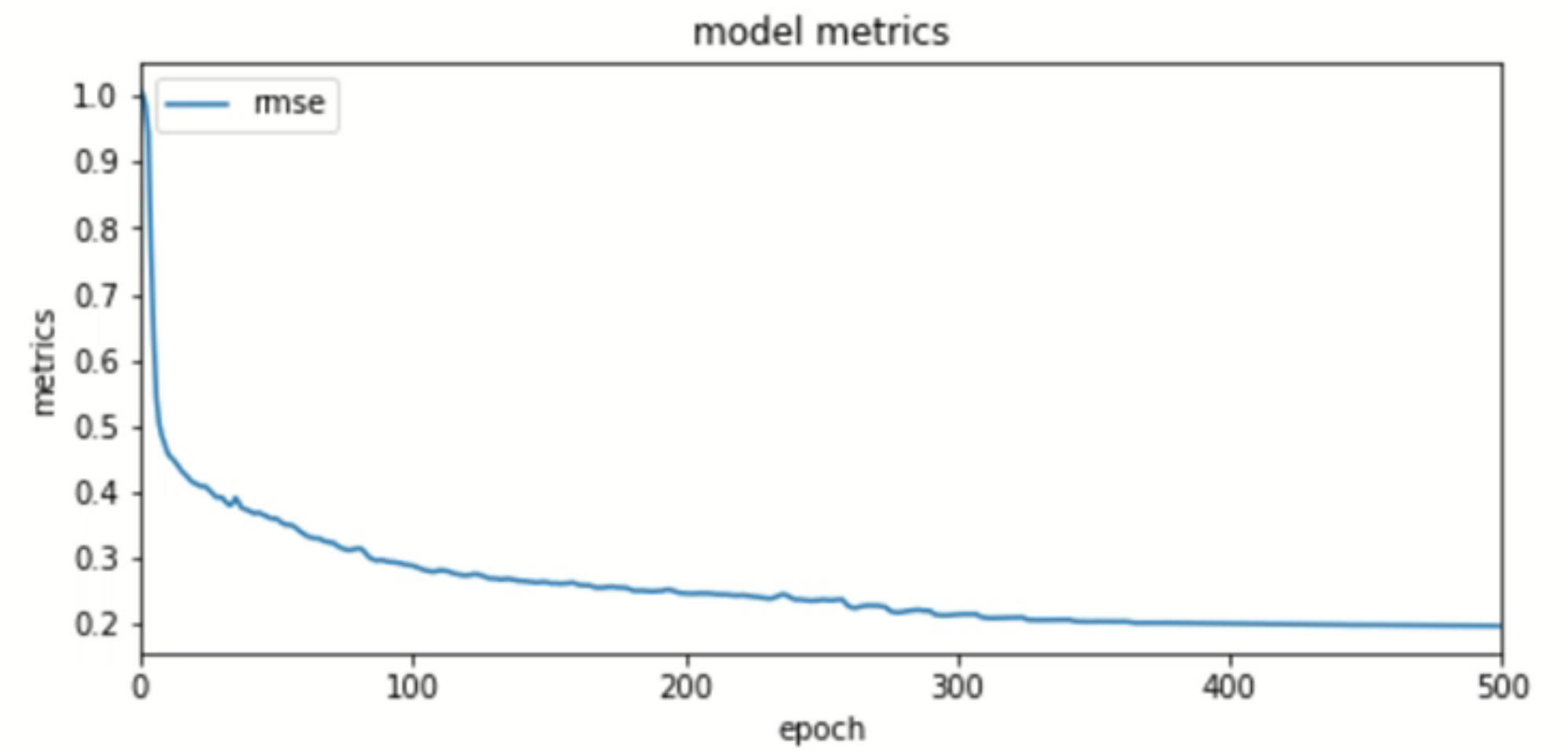
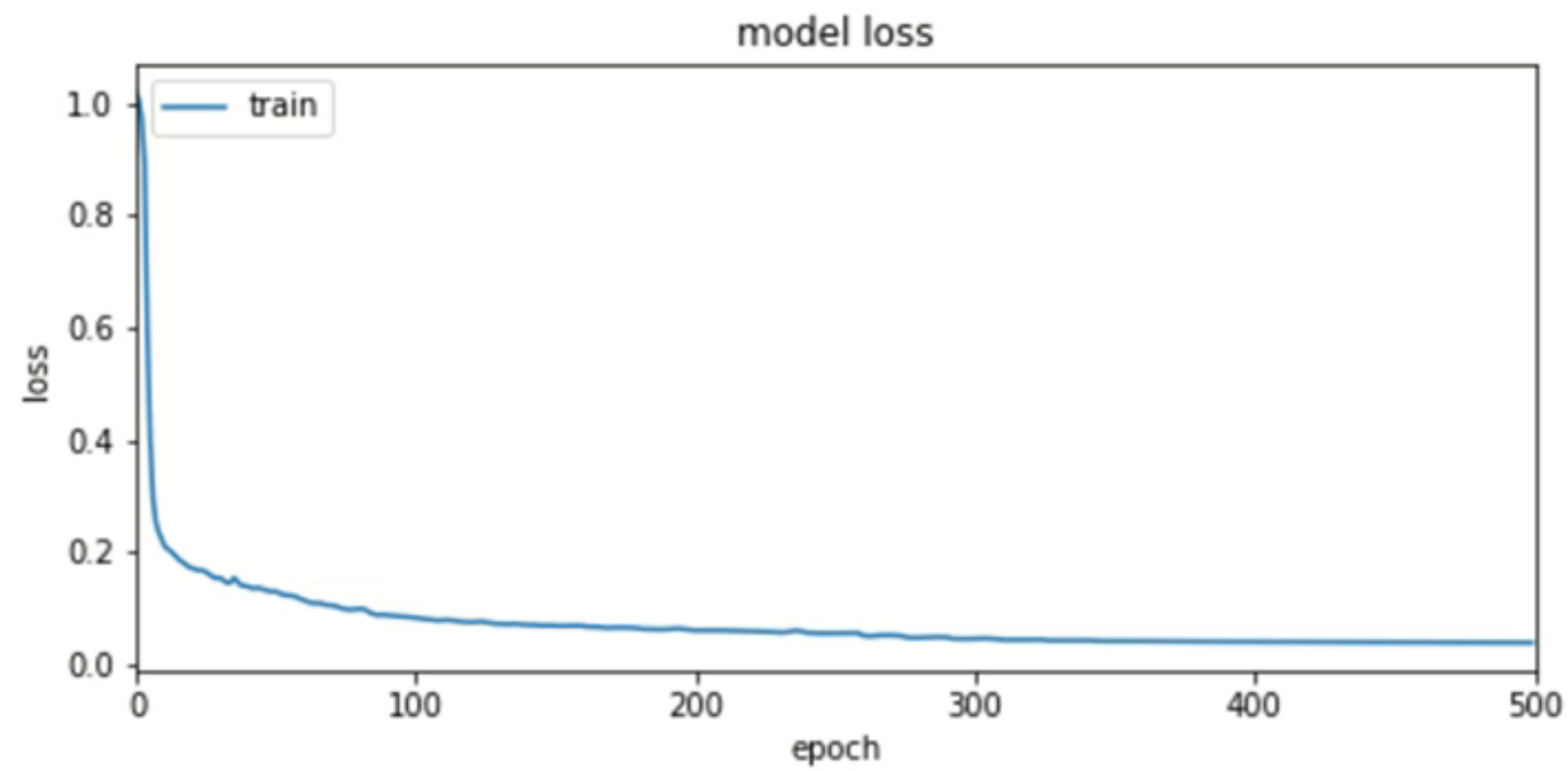
表徵學習

可能會有人覺得奇怪，自編碼器重建圖像就算訓練好了，到底是有甚麼作用？其實，對我們有用的並不是整個自編碼器，我們要的其實是前半段的編碼器部分。編碼器的工作是將圖片編碼成長度為 128 向量(為了避免使用到全連接層，所以實際上是 (128,1,1) 的形狀)，等於是將圖片抽出它的關鍵特徵，而這些特徵既然可以用來還原回圖像細節，這表示它必定包含了這個圖片中的關鍵訊息。這也是深度學習中表徵學習(representation learning)中最常見的手法。而這些特徵向量就可以幫助我們評估圖片中的相似性，也就是可以做到視覺搜索的效果。

我們首先利用資料源的get_all_data()函數取出所有圖片，依序透過編碼器(autoencoder[0])



In [9]: `plan.start_now()`



Step: 11s904ms | Tot: 2h15m | Loss: 0.039 | Rmse: 19.773% | learning rate: 2.6697e-04 (500/500)

以下是我跑了 500 epoch 的成果，是不是可以看到從雜訊到模糊，一直到越來越清晰的過程呢，只要訓練的時間夠久就能夠越來越清晰。如果您手邊沒有 gpu，建議可以透過有免費gpu的google 的colab 來執行。

FileEditViewInsertCellKernelHelp

Run Cells

Run Cells and Select Below

Run Cells and Insert Below

Run All

Run All Above

Run All Below

Cell Type

Current Outputs

All Output

CellToolbar

In []:

features=[]

#dataset.data['train']
for img_data in data:
 input=to_tensor(img_data)
 encoder_output, _ = encoder(input)
 features.append(encoder_output)

features=np.array(features)
print(features.shape)
features=to_tensor(features)

我們如果想要看一下特徵向量整體的效果可透過傳說中的降維神器 t-SNE，將特徵向量降為二維並且視覺化。

```
In []: from matplotlib import offsetbox
from sklearn import manifold
import PIL
from PIL import Image as Image

def plot_embedding(X, title=None):
    x_min, x_max = np.min(X, 0), np.max(X, 0)
    X = (X - x_min) / (x_max - x_min)

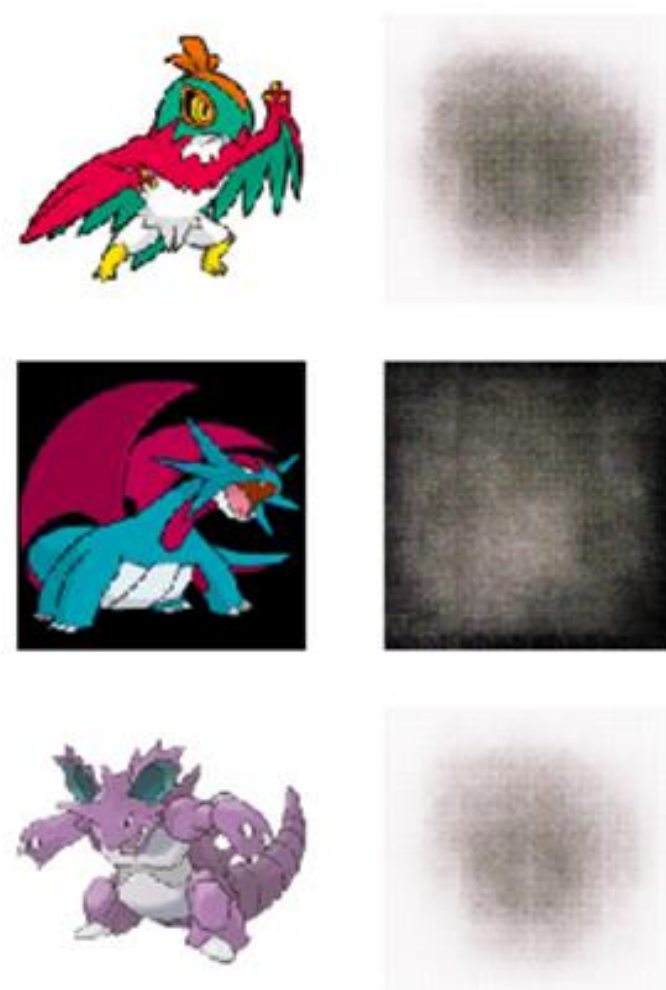
    fig = plt.figure(figsize=(18,18))
    ax = plt.subplot(111)

    if hasattr(offsetbox, 'AnnotationBbox'):
        # 需要matplotlib 版本> 1.0才支援顯示圖片功能
        shown_images = np.array([[1., 1.]]) # just something big
        for i in range(X.shape[0]):
            dist = np.sum((X[i] - shown_images) ** 2, 1)
```


Minibatch=0



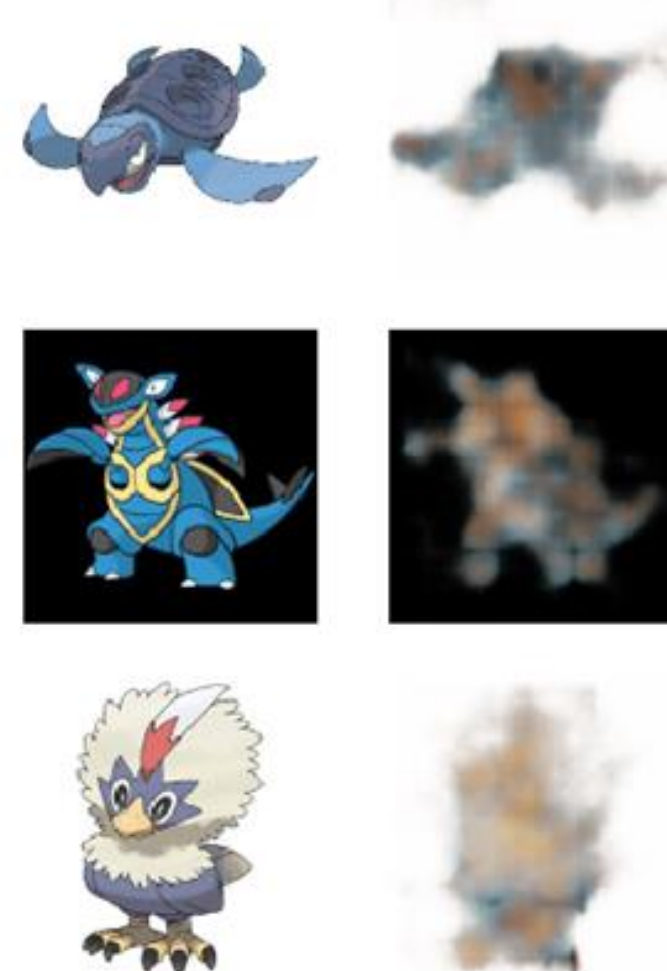
Minibatch=20



Minibatch=50



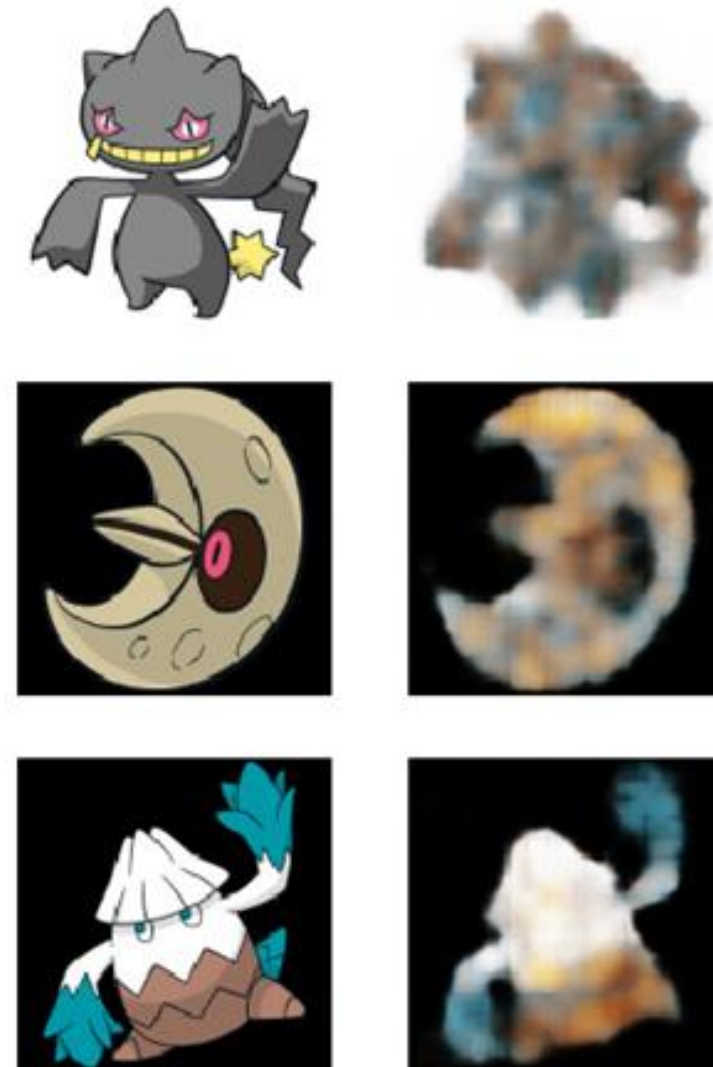
Minibatch=100



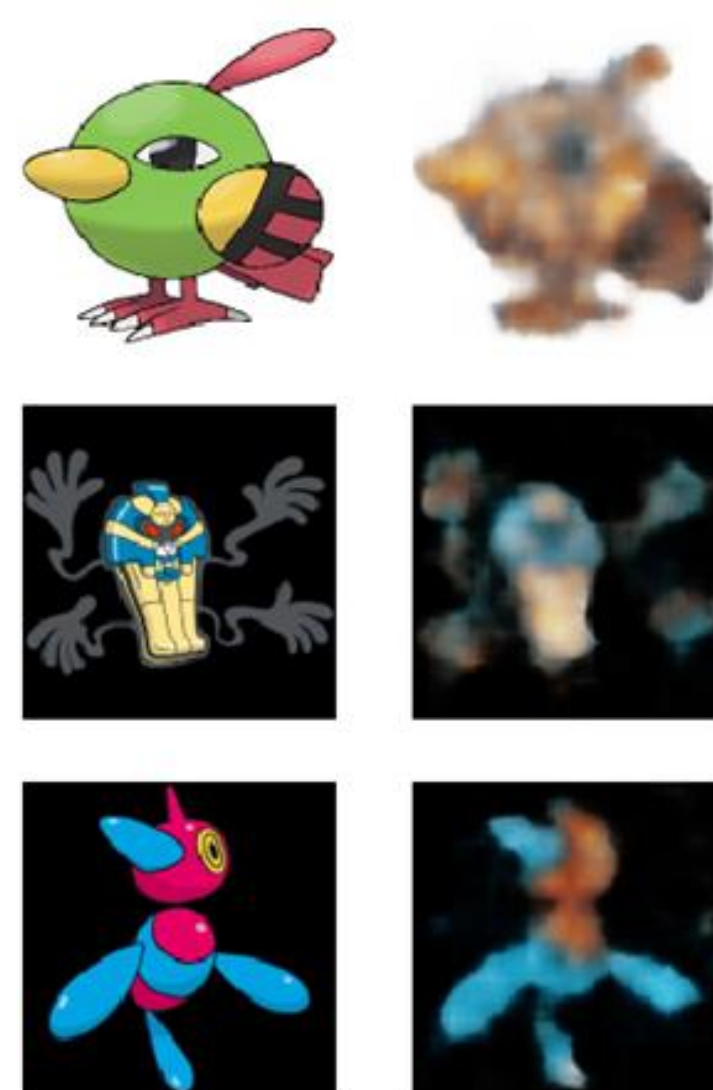
Minibatch=200



Minibatch=300



Minibatch=400



Minibatch=500



寶可夢的相似性搜索

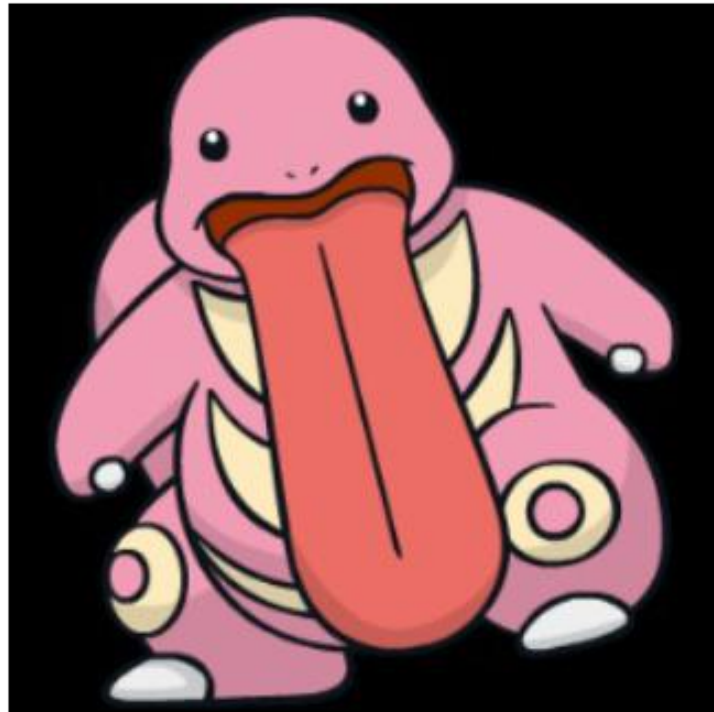
```
In [12]: idx=10 #抽取一隻寶可夢

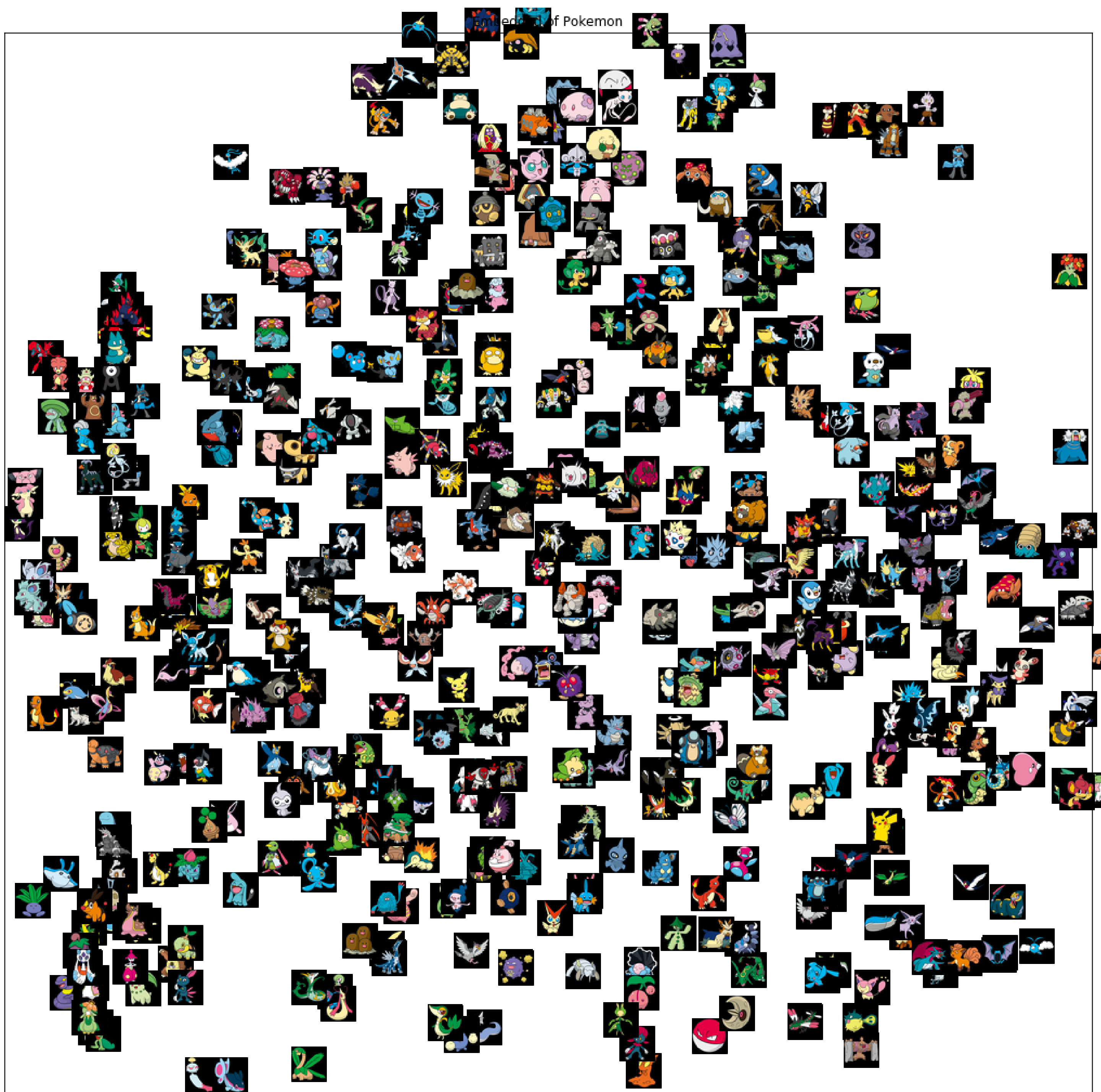
similarity_list=[]
result=to_numpy(element_cosine_distance(features[idx:idx+1,:],features)) #element_cosine_distance逐成員計算Cosine距離

top5=np.argsort(result)[-5:][::-1] #找出前 5個Cosine距離最高者(Cosine距離是越高越像)
similarity_list=[dataset.data['train'][idx]] #放入原圖
similarity_list.append(np.ones_like(similarity_list[0])[:, :30, :]*255) # 加入白色分隔線
similarity_list.extend(dataset.data['train'][top5]) #放入前 5名圖

merge_img=np.concatenate(similarity_list,axis=1) #沿著寬(axis=1)疊合
display.display(array2img(merge_img)) #顯示結果

[ 0.81406164  0.21352267  0.5302597  ...  0.0266456 -0.15579985
 -0.2514869 ]
```





Q&A

