



BIG DATA & DATA SCIENCE

USE CASE 4 : Deep Dream

Co-financé par :

Use cases réalisés par les masters :















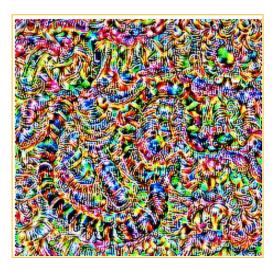
Sommaire

- Présentation du use case
- Préparation de l'environnement
- Importation des librairies
- La fonction __init__
- Les couches du réseau
- La fonction dream
- La fonction __main__
- Visualisation des résultats

1. Présentation du use case

Ce use case porte sur l'analyse d'images afin de créer de nouvelles images à partir d'une image de référence comme sur l'exemple ci-dessous :



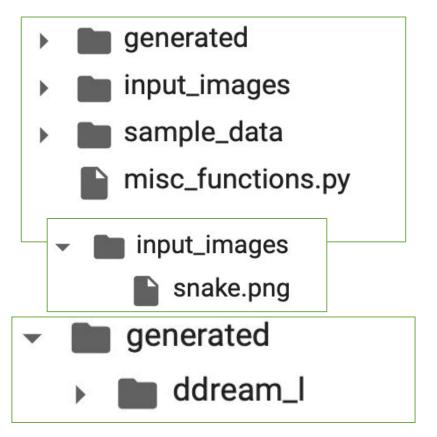


L'entièreté du code source open source sur lequel nous allons travailler et des traitement d'images supplémentaires sont disponible sur le github ci-dessous :

https://github.com/utkuozbulak/pytorch-cnn-visualizations

Pour la suite du use case, nous allons utiliser GoogleColab : https://colab.research.google.com

2. Préparation de l'environnement



Dans l'environnement de GoogleColab, créer deux dossiers « generated » et « input_images ».

Télécharger snake.png sur le lien suivant et mettre l'image dans input_images :

https://github.com/utkuozbulak/pytorch-cnn-visualizations/blob/master/input_images/snake.png?raw=true

Créer un fichier misc_functions.py et y importer ou y copier coller le code disponible sur :

Créer un dossier « ddream_l » dans le dossier « generated ».

3. Importation des librairies

Dans le nouveau notebook, on importe les librairies nécessaires au projet :

```
import os
from PIL import Image
import torch
from torch.optim import SGD
from torchvision import models

from misc_functions import preprocess_image, recreate_image, save_image
```

4. La fonction ___init___

Dans une classe DeepDream, nous créons tout d'abord le constructeur __init__ qui sera la méthode appelée lors de la construction de l'objet :

```
class DeepDream():
    111111
        Produces an image that minimizes the loss of a convolution
        operation for a specific layer and filter
    0.000
    def __init__(self, model, selected layer, selected_filter, im_path):
        self.model = model
        self.model.eval()
        self.selected_layer = selected_layer
        self.selected_filter = selected_filter
        self.conv_output = 0
        # Generate a random image
        self.created_image = Image.open(im_path).convert('RGB')
        # Hook the layers to get result of the convolution
        self.hook_layer()
        # Create the folder to export images if not exists
        if not os.path.exists('../generated'):
            os.makedirs('../generated')
```

5. Les couches du réseau

On créé la fonction hook layer qui va permettre de sélectionner les couches du réseau de neurones :

```
def hook_layer(self):
    def hook_function(module, grad_in, grad_out):
        # Gets the conv output of the selected filter (from selected layer)
        self.conv_output = grad_out[0, self.selected_filter]

# Hook the selected layer
    self.model[self.selected_layer].register_forward_hook(hook_function)
```

Source: https://github.com/utkuozbulak/pytorch-cnn-visualizations

6. La fonction dream

On créé la fonction dream qui va traiter l'image :

```
def dream(self):
   # Process image and return variable
    self.processed_image = preprocess_image(self.created_image, True)
   # Define optimizer for the image
   # Earlier layers need higher learning rates to visualize whereas layer layers need less
    optimizer = SGD([self.processed_image], lr=12, weight_decay=1e-4)
    for i in range(1, 251):
        optimizer.zero_grad()
       # Assign create image to a variable to move forward in the model
       x = self.processed_image
        for index, layer in enumerate(self.model):
            # Forward
            x = layer(x)
            # Only need to forward until we the selected layer is reached
            if index == self.selected_layer:
                break
```

Source: https://github.com/utkuozbulak/pytorch-cnn-visualizations

6. La fonction dream

On y minimise la fonction de perte (fonction qui évalue l'écart entre les prédictions réalisées par le réseau de neurones et les valeurs réelles des observations utilisées pendant l'apprentissage).

```
# Loss function is the mean of the output of the selected layer/filter
# We try to minimize the mean of the output of that specific filter
loss = -torch.mean(self.conv output)
print('Iteration:', str(i), 'Loss:', "{0:.2f}".format(loss.data.numpy()))
# Backward
loss.backward()
# Update image
optimizer.step()
# Recreate image
self.created_image = recreate_image(self.processed_image)
# Save image every 20 iteration
if i % 10 == 0:
    print(self.created_image.shape)
    im_path = 'generated/ddream_l' + str(self.selected_layer) + \
        '_f' + str(self.selected_filter) + '_iter' + str(i) + '.jpg'
    save_image(self.created_image, im_path)
```

Attention à l'indentation afin que cette partie du traitement fasse parti de la fonction (on aligne « for index, layer in enumerate(self.model): »

et « # Loss function is the mean of the output of the selected layer/filter »).

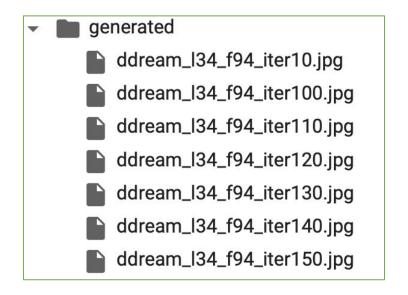
7. La fonction ___main___

if __name__ == "__main__" est la partie qui s'exécute lorsque le script est lancé.

```
if __name__ == '__main__':
    cnn_layer = 34
    filter_pos = 94
    im_path = 'input_images/snake.png'
    # Fully connected layer is not needed
    pretrained_model = models.vgg19(pretrained=True).features
    dd = DeepDream(pretrained_model, cnn_layer, filter_pos, im_path)
    dd.dream()
```

On exécute le Deep Dream sur l'image d'exemple skane.png.

8. Visualisation des résultats



On visualise les images générées dans le dossier « generated ».

Références

https://github.com/utkuozbulak/pytorch-cnn-visualizations