HASSAN PREMIER UNIVERSITY
NATIONAL SCHOOL OF APPLIED SCIENCES
- BERRECHID -

# Rapport de TP

Réalisé par | Sara CHAAIBI

Encadré par | Pr. Hamid HRIMECH

Ingénierie des systèmes d'information et Big Data
Semestre 9

Année Universitaire : 2023-2024

**Objectif et Contexte :**

Ce rapport de travaux pratiques se focalise sur l'implémentation d'un code en apprentissage automatique destiné à répondre à un besoin spécifique dans le domaine de la dentisterie. Plus précisément, le code vise à déterminer l'angle de convergence, un paramètre crucial dans le contexte de la dentisterie restauratrice.

L'angle de convergence est traditionnellement défini comme l'angle formé par les surfaces des parois d'une cavité préparée dans une dent. Cette mesure revêt une importance fondamentale dans la planification et l'exécution de restaurations dentaires, influençant directement la qualité et la durabilité des interventions.

Au cours de ce travail pratique, nous explorerons le processus d'extraction de données pertinentes à partir d'images annotées, en mettant particulièrement l'accent sur la détermination précise de l'angle de convergence sur le bord des images dentaires. La méthodologie implique également la création et l'entraînement d'un modèle U-Net personnalisé, spécifiquement conçu pour cette tâche.

Le rapport détaillera les différentes étapes du processus, de l'extraction des données à la visualisation des résultats, offrant ainsi une compréhension complète du fonctionnement du code et de sa pertinence dans le domaine dentaire. En fournissant des résultats qualitatifs et quantitatifs, ce travail pratique aspire à être un outil pratique pour les étudiants en dentisterie, les aidant à évaluer avec précision les paramètres cruciaux dans la préparation de cavités dentaires.

**-Dataset Utilisé :**

Le modèle élaboré a été entraîné sur un jeu de données spécifique stocké dans un répertoire nommé "est". Ce jeu de données comprend des images dentaires au format .jpg, accompagnées de fichiers d'annotations XML. Ces annotations détaillées ont permis d'informer le modèle sur la localisation et les caractéristiques des différentes parties des images, éléments cruciaux pour son processus d'apprentissage. La structure organisée des fichiers XML a simplifié l'intégration des données dans le flux d'entraînement du modèle à partir du répertoire spécifié.

Préparation des Données à partir des Fichiers XML

Tout d'abord, nous nous concentrons sur l'extraction d'informations pertinentes à partir d'un ensemble de fichiers XML contenant des annotations pour des images. L'objectif principal est de créer un DataFrame structuré à l'aide de la bibliothèque Pandas, regroupant des détails tels que les métadonnées de l'image et les coordonnées spatiales d'objets spécifiques dans les images.

## Définition du Répertoire et Importation des Bibliothèques

```python
import pandas as pd
import xml.etree.ElementTree as ET
import glob
import os
# Répertoire contenant les fichiers XML
_dir = 'D:/est/est'
# Changement du répertoire de travail
os.chdir(_dir)
# Liste des éléments à extraire des fichiers XML
elements = ['Image', 'height', 'width', 'depth', 'coin_1', 'coin_2', 'coin_3', 'coin_4']
# Initialisation du DataFrame avec les colonnes prédéfinies
df = pd.DataFrame(columns=elements)
```

Le répertoire de travail est défini, les bibliothèques nécessaires sont importées, et une liste d'éléments est créée pour spécifier les colonnes du DataFrame.

## Itération sur les Fichiers XML

```python
# Initialisation de listes vides pour stocker les informations sur les pièces
coin_names = []
coin_values = {}
# Itération sur les fichiers XML dans le répertoire
for xml_file in glob.glob('*.xml'):
    if xml_file.endswith('.xml'):
        # Analyse du fichier XML
        tree = ET.parse(os.path.join(_dir, xml_file))
        root = tree.getroot()
        # Extraction du nom du fichier
        file_name = root.find('filename').text
        # Extraction des informations de taille
        width = int(root.find('size/width').text)
        height = int(root.find('size/height').text)
        depth = int(root.find('size/depth').text)
```

Cette section initialise des listes vides pour stocker les informations sur les pièces. Ensuite, elle itère sur les fichiers XML dans le répertoire spécifié, analyse chaque fichier, et extrait des informations telles que le nom du fichier, la largeur, la hauteur et la profondeur.

## Itération sur les Éléments 'object' dans le Fichier XML

```
# Itération sur les éléments 'object'
for obj in root.iter('object'):
    # Extraction du nom de la pièce
    coin_name = obj.find('name').text
    # Extraction de la valeur de la pièce (xmin, ymin, xmax, ymax)
    bbox = obj.find('bndbox')
    xmin = int(bbox.find('xmin').text)
    ymin = int(bbox.find('ymin').text)
    xmax = int(bbox.find('xmax').text)
    ymax = int(bbox.find('ymax').text)
    # Stockage de la valeur de la pièce dans le dictionnaire
    coin_values[coin_name] = (xmin, xmax, ymin, ymax)
```

Cette partie de la boucle itère sur les éléments 'object' dans le fichier XML, extrait le nom de la pièce et les coordonnées spatiales associées (xmin, ymin, xmax, ymax), puis stocke ces informations dans un dictionnaire.

## Création d'un DataFrame Temporaire

```
# Extraction des informations de taille
width = int(root.find('size/width').text)
height = int(root.find('size/height').text)
depth = int(root.find('size/depth').text)

# Itération sur les éléments 'object'
for obj in root.iter('object'):
    # Extraction du nom de la pièce
    coin_name = obj.find('name').text
    # Extraction de la valeur de la pièce (xmin, ymin, xmax, ymax)
    bbox = obj.find('bndbox')
    xmin = int(bbox.find('xmin').text)
    ymin = int(bbox.find('ymin').text)
    xmax = int(bbox.find('xmax').text)
    ymax = int(bbox.find('ymax').text)
    # Stockage de la valeur de la pièce dans le dictionnaire
    coin_values[coin_name] = (xmin, xmax, ymin, ymax)


# Création d'un DataFrame temporaire avec les informations extraites
tmp_df = pd.DataFrame([coin_values], columns=['Image', 'height', 'width', 'depth'] + list(coin_values.keys()))
```

Un DataFrame temporaire est créé à partir des informations extraites du fichier XML

## Attribution des Valeurs et Ajout au DataFrame Principal

```
    # Attribution des valeurs pour les colonnes 'filename', 'height', 'width', 'depth'
    tmp_df['Image'] = file_name
    tmp_df['height'] = height
    tmp_df['width'] = width
    tmp_df['depth'] = depth
    # Ajout des données au DataFrame principal
    df = pd.concat([df, tmp_df], ignore_index=True)
```

Dans cette section, les valeurs pour les colonnes 'filename', 'height', 'width', 'depth' sont attribuées, puis les données sont ajoutées au DataFrame principal à l'aide de la fonction pd.concat.

## Affichage du DataFrame

```
# Affichage du DataFrame
print(df.describe)
```

Cette section affiche les statistiques descriptives du DataFrame résultant à l'aide de la fonction describe() de Pandas.

*Output :*

```
<bound method NDFrame.describe of      Image height width depth              coin_
0    0.jpg    448   448     3      (77, 77, 73, 73)    (17, 17, 245, 245)
1    1.jpg    448   448     3     (89, 89, 167, 167)      (93, 93, 93, 93)
2   10.jpg    448   448     3     (78, 78, 341, 341)    (20, 20, 186, 186)
3   11.jpg    448   448     3     (69, 69, 340, 340)    (31, 31, 213, 213)
4   12.jpg    448   448     3     (72, 72, 338, 338)    (32, 32, 209, 209)
5   13.jpg    448   448     3     (74, 74, 277, 277)    (26, 26, 163, 163)
6   14.jpg    448   448     3   (100, 100, 284, 284)    (42, 42, 169, 169)
7   15.jpg    448   448     3     (87, 87, 256, 256)    (35, 35, 158, 158)
8   16.jpg    448   448     3   (101, 101, 249, 249)    (39, 39, 147, 147)
9   17.jpg    448   448     3     (66, 66, 262, 262)    (19, 19, 171, 171)
10  18.jpg    448   448     3     (81, 81, 287, 287)    (28, 28, 196, 196)
11  19.jpg    448   448     3     (72, 72, 314, 314)    (17, 17, 233, 233)
12   2.jpg    448   448     3     (56, 56, 131, 131)      (61, 61, 41, 41)
13  20.jpg    448   448     3     (72, 72, 243, 243)    (23, 23, 149, 149)
```

## Vérification des Coordonnées des Pièces et Filtrage par Hauteur

```
# Vérification des coordonnées des pièces pour chaque pièce de 1 à 4
print([df[df[f'coin_{i}'].apply(lambda x: x[2]) != df[f'coin_{i}'].apply(lambda x: x[3])] for i in range(1,5)])
# Filtrage du DataFrame par hauteur inférieure à 448 pixels
print(df[df.height<448])
```

```
[Empty DataFrame
Columns: [Image, height, width, depth, coin_1, coin_2, coin_3, coin_4]
Index: [], Empty DataFrame
Columns: [Image, height, width, depth, coin_1, coin_2, coin_3, coin_4]
Index: [], Empty DataFrame
Columns: [Image, height, width, depth, coin_1, coin_2, coin_3, coin_4]
Index: [], Empty DataFrame
Columns: [Image, height, width, depth, coin_1, coin_2, coin_3, coin_4]
Index: []]
Empty DataFrame
Columns: [Image, height, width, depth, coin_1, coin_2, coin_3, coin_4]
Index: []
```

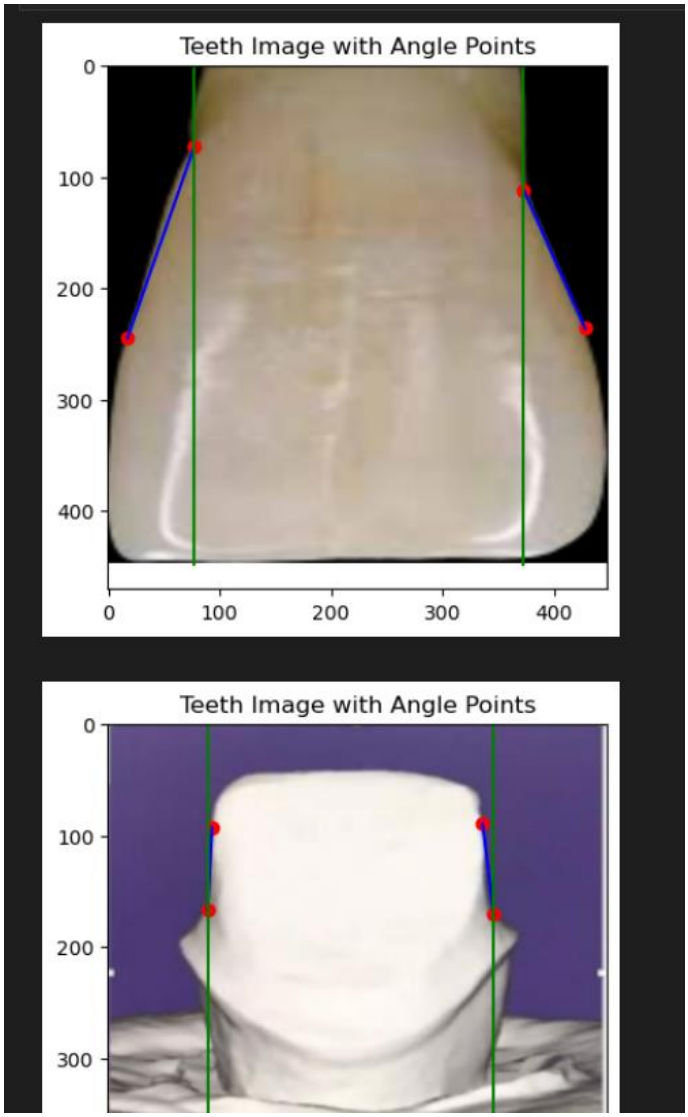
On effectue une vérification des coordonnées des pièces pour chaque pièce de 1 à 4, en affichant les lignes où les coordonnées y (ymin et ymax) ne sont pas égales. Ensuite, le DataFrame est filtré pour inclure uniquement les lignes où la hauteur de l'image est inférieure à 448 pixels

## Visualisation des Images et Points d'Angle

```python
import matplotlib.pyplot as plt
import cv2

# Sélection des noms de fichier des images depuis le DataFrame
images = df.Image

# Visualisation des images et de leurs points d'angle correspondants
for i in range(len(images)):
    # Lecture de l'image à partir du chemin du fichier
    image = cv2.imread(images[i])

    # Extraction des coordonnées des angles pour l'image actuelle
    angle = [df.loc[i, f'coin_{x}'] for x in range(1, 5)]

    # Tracé de l'image avec les points d'angle
    plt.figure()
    plt.imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB))

    # Tracé des points d'angle
    for p in angle:
        plt.scatter([p[0], p[1]], [p[2], p[3]], color='red')  # Tracé des coordonnées x et y séparément
        plt.plot()  # Tracé des points sans liaison

    # Tracé des lignes entre les points d'angle
    for j in [0, 2]:
        x_coords = [angle[j][0], angle[j + 1][0]]  # Coordonnées x
        y_coords = [angle[j][2], angle[j + 1][2]]  # Coordonnées y
        x_c00rds = [angle[j][0], angle[j][0]]  # Coordonnées x pour la ligne verticale
        y_c00rds = [448, 0]  # Coordonnées y pour la ligne verticale
        plt.plot(x_coords, y_coords, color='blue')  # Tracé de la ligne entre les points d'angle
        plt.plot(x_c00rds, y_c00rds, color='green')  # Tracé de la ligne verticale

    # Titre du graphique
    plt.title('Teeth IMge with Angle Points')
    plt.show()
```

Cette section utilise une boucle pour visualiser chaque image du DataFrame avec ses points d'angle. Les points d'angle sont représentés en rouge, avec des lignes bleues les connectant et une ligne verte verticale pour référence.

*Output :*


Teeth Image with Angle Points
0
100
200
300
400
0
100
200
300
400
Teeth Image with Angle Points
0
100
200
300

## Création et Sauvegarde des Masques d'Angles

```python
import cv2
import numpy as np

# Sélection des noms de fichier des images depuis le DataFrame
images = df.Image

# Définition du dossier de sortie pour sauvegarder les images résultantes
output_folder = 'D:/output_folder'

# Création du dossier de sortie s'il n'existe pas
os.makedirs(output_folder, exist_ok=True)

# Visualisation des images et de leurs points d'angle correspondants
for i in range(len(images)):
    # Lecture de l'image à partir du chemin du fichier
    image = cv2.imread(images[i])

    # Création d'un masque noir pour les points d'angle
    mask = np.zeros_like(image)

    # Extraction des coordonnées des angles pour l'image actuelle
    angle = [df.loc[i, f'coin_{x}'] for x in range(1, 5)]

    # Tracé des lignes entre les points d'angle sur le masque
    for j in [0, 2]:
        x_coords = [angle[j][0], angle[j + 1][0]]  # Coordonnées x
        y_coords = [angle[j][2], angle[j + 1][2]]  # Coordonnées y
        # Tracé des lignes bleues
        cv2.line(mask, (x_coords[0], y_coords[0]), (x_coords[1], y_coords[1]), (255, 255, 255), 2)

    # Préparation du masque pour l'augmentation
    mask = cv2.cvtColor(mask, cv2.COLOR_BGR2GRAY)  # Conversion du masque en niveaux de gris
    mask = np.expand_dims(mask, axis=-1)  # Ajout de la dimension de canal

    # Sauvegarde de l'image résultante
    output_path = os.path.join(output_folder, f'mask_{images[i][:-4]}.jpg')
    cv2.imwrite(output_path, mask)
```

Des masques d'angles sont créés à partir des images du DataFrame. Les masques sont générés en dessinant des lignes blanches entre les points d'angle sur un masque noir, puis sont convertis en niveaux de gris et sauvegardés dans un dossier spécifié.

## Lecture de l'Image et Extraction des Points d'Angle

```python
import cv2
import numpy as np

# Sélection des noms de fichier des images depuis le DataFrame
images = df.Image

# Visualisation des images et de leurs points d'angle correspondants
for i in range(len(images)):
    # Lecture de l'image à partir du chemin du fichier
    image = cv2.imread(images[i])

    # Extraction des coordonnées des angles pour l'image actuelle
    angle = [df.loc[i, f'coin_{x}'] for x in range(1, 5)]
```

## Tracé de l'Image avec les Points d'Angle

```
# Tracé de l'image avec les points d'angle
plt.figure()
plt.imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB))

# Tracé des points d'angle
for p in angle:
    plt.scatter([p[0], p[1]], [p[2], p[3]], color='red')
```



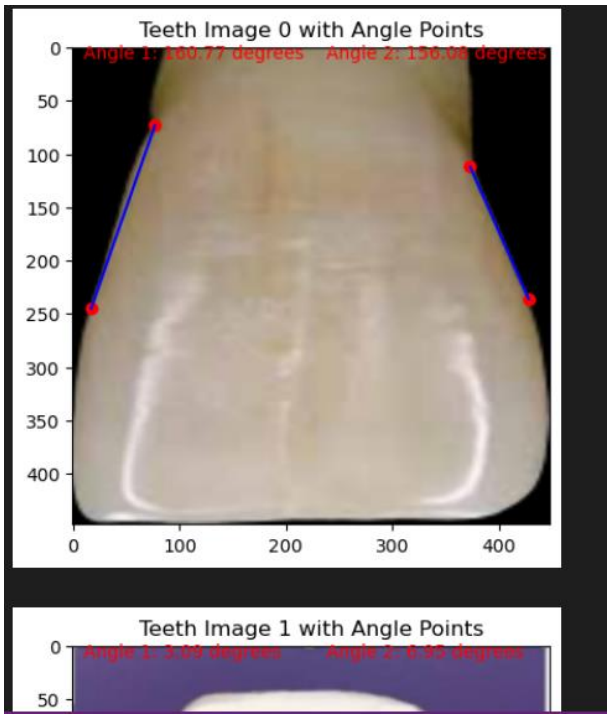
## Tracé des Lignes entre les Points d'Angle et Calcul des Angles

```
# Extraction des coordonnées des angles pour l'image actuelle
angle = [df.loc[i, f'coin_{x}'] for x in range(1, 5)]

# Tracé de l'image avec les points d'angle
plt.figure()
plt.imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB))

# Tracé des points d'angle
for p in angle:
    plt.scatter([p[0], p[1]], [p[2], p[3]], color='red')

angs = []

# Tracé des lignes entre les points d'angle
for j in [0, 2]:
    x_coords = [angle[j][0], angle[j + 1][0]]  # Coordonnées x
    y_coords = [angle[j][2], angle[j + 1][2]]  # Coordonnées y
    plt.plot(x_coords, y_coords, color='blue')

    # Calcul de l'angle entre deux lignes
    # Définition des points de départ des deux lignes
    line1_start = np.array([angle[j][0], angle[j][2]])
    line2_start = np.array([angle[j+1][0], 448])

    # Définition des points d'arrêt des deux lignes
    line1_end = np.array([angle[j+1][0], angle[j+1][2]])
    line2_end = np.array([angle[j+1][0], 0])

    # Calcul des vecteurs de direction des deux lignes
    line1_vector = line1_end - line1_start
    line2_vector = line2_end - line2_start

    dot_product = np.dot(line1_vector, line2_vector)
    magnitude_product = np.linalg.norm(line1_vector) * np.linalg.norm(line2_vector)
    angle_rad = np.arccos(dot_product / magnitude_product)
    angle_deg = np.degrees(angle_rad)
    angs.append(angle_deg)
```

## Titre et Affichage du Graphique

```
# Titre du graphique
plt.title(f'Theeth Image {images[i][:-4]} with Angle Points')

# Affichage des angles calculés sur le graphique
plt.text(10, 10, f'Angle 1: {angs[0]:.2f} degrés', color='red') if angs[0] < 180 else  plt.text(10, 10, f'Angle: {angs[0]-360:.2f} degrés', color='red')
plt.text(238, 10, f'Angle 2: {angs[1]:.2f} degrés', color='red') if angs[1] < 180 else  plt.text(10, 10, f'Angle: {angs[1]-360:.2f} degrés', color='red')

# Affichage du graphique
plt.show()
```

*Output :*



## Chargement d'Images et de Masques

```
import cv2
import matplotlib.pyplot as plt

# Charger les images et les masques
images = []
masks = []

output_folder = 'D:/output_folder'

for im in df.Image:
    # Chemin du masque en fonction du nom de l'image
    mask_path = os.path.join(output_folder, f'mask_{im[:-4]}.jpg')

    # Charger l'image
    image = cv2.imread(im)

    # Charger le masque
    mask = cv2.imread(mask_path)

    # Ajouter l'image à la liste
    images.append(image)

    # Ajouter le masque à la liste
    masks.append(mask)
```

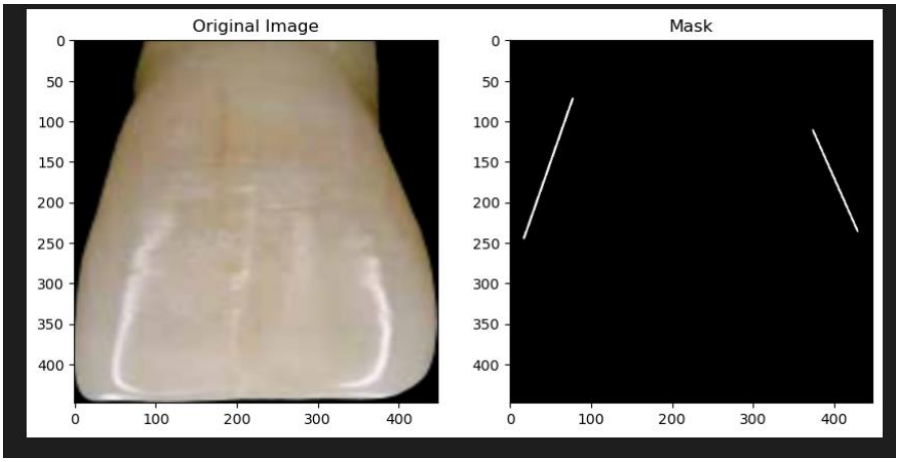
Cette section parcourt chaque chemin d'image contenu dans le DataFrame df. Pour chaque image, elle génère le chemin du masque en ajoutant le préfixe "mask_" au nom de l'image sans l'extension. Ensuite, elle charge l'image et le masque correspondant en utilisant OpenCV (cv2.imread). Les images sont ajoutées à la liste images et les masques à la liste masks.

## Affichage d'Images et de Masques côte à côte

```
# Afficher les images et les masques côte à côte
for image, mask in zip(images, masks):
    # Création de la figure avec deux sous-graphiques
    fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(10, 5))

    # Affichage de l'image originale
    axes[0].imshow(cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB))
    axes[0].set_title('Original Image')

    # Affichage du masque
    axes[1].imshow(mask, cmap='gray')
    axes[1].set_title('Mask')

    # Affichage de la figure
    plt.show()
```

Cette section utilise une boucle pour itérer à travers chaque paire d'image et de masque. Pour chaque itération, une figure avec deux sous-graphiques est créée.

*Output :*




## Création d'un Générateur de Données d'Image avec des Augmentations Désirées

```python
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator

# Création d'un générateur de données d'image avec des augmentations désirées
data_generator = ImageDataGenerator(
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.1,
    height_shift_range=0.1,
    horizontal_flip=True,
    vertical_flip=True,
    fill_mode='constant',
    cval=0
)
```

Créer un objet ImageDataGenerator avec des paramètres spécifiés, tels que la plage de rotation, le décalage horizontal et vertical, et le retournement horizontal et vertical des images.

## Génération d'Images et de Masques Augmentés

```python
# Génération d'images et de masques augmentés
augmented_images = []
augmented_masks = []

for image, mask in zip(images, masks):
    image_batch = np.expand_dims(image, axis=0)
    mask_batch = np.expand_dims(mask, axis=0)

    # Application de l'augmentation de données aux images
    augmented_image_batch = data_generator.flow(image_batch, batch_size=1, shuffle=False)

    # Application de l'augmentation de données aux masques (utilisation de la même graine pour la coh
    augmented_mask_batch = data_generator.flow(mask_batch, batch_size=1, shuffle=False)

    augmented_image = next(augmented_image_batch)[0]
    augmented_mask = next(augmented_mask_batch)[0]

    augmented_images.append(augmented_image)
    augmented_masks.append(augmented_mask)

# Conversion des listes en tableaux NumPy
augmented_images = np.array(augmented_images)
augmented_masks = np.array(augmented_masks)

# Vérification des formes des images et des masques augmentés
print(f'Augmented Images Size : {augmented_images.size}, Shape : {augmented_images.shape}')
print(f'Augmented Masks Size : {augmented_masks.size}, Shape : {augmented_masks.shape}')
```

Cette section génère des images et des masques augmentés en utilisant l'objet ImageDataGenerator. Les images et les masques originaux sont itérés, et pour chaque paire, une augmentation est appliquée. Les images et masques augmentés sont stockés dans les listes augmented_images et augmented_masks. Enfin, les listes sont converties en tableaux NumPy, et les formes des tableaux résultants sont affichées.

*Output :*

```
Augmented Images Size:28901376, Shape : (48, 448, 448, 3)
Augmented Masks Size:28901376, Shape : (48, 448, 448, 3)
```

## Définition de la Fonction de Construction du Modèle U-Net

```
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.layers import Input, Conv2D, MaxPooling2D, UpSampling2D, concatenate

def build_unet(input_shape):
    inputs = Input(input_shape)

    # Encoder
    conv1 = Conv2D(64, 3, activation='relu', padding='same')(inputs)
    conv1 = Conv2D(64, 3, activation='relu', padding='same')(conv1)
    pool1 = MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))(conv1)

    # Decoder
    up2 = UpSampling2D(size=(2, 2))(pool1)
    up2 = Conv2D(64, 2, activation='relu', padding='same')(up2)
    merge2 = concatenate([conv1, up2], axis=3)
    conv2 = Conv2D(64, 3, activation='relu', padding='same')(merge2)
    conv2 = Conv2D(64, 3, activation='relu', padding='same')(conv2)

    outputs = Conv2D(1, 1, activation='sigmoid')(conv2)

    model = Model(inputs=inputs, outputs=outputs)
    return model
```

Cette section définit une fonction build_unet1 qui construit un modèle U-Net. Le modèle est composé d'un encodeur avec deux couches de convolution suivies d'une couche de pooling, et d'un décodeur avec une couche d'upsampling et deux couches de convolution. La sortie est une couche de convolution avec une activation sigmoid.

## Construction du Modèle U-Net et Modification des Masques pour Avoir un Seul Canal

```
# Construction du modèle U-Net
input_shape = images[0].shape
model = build_unet(input_shape)

# Modification des masques pour avoir un seul canal
augmented_masks_single_channel = augmented_masks[..., 0:1]
```

## Compilation et Entraînement du Modèle

```
# Compilation du modèle
model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy')

# Entraînement du modèle
model.fit(augmented_images, augmented_masks_single_channel, batch_size=8, epochs=10, validation_split=0.2)
```

*Entrainement :*

```
Epoch 1/10
5/5 [==============================] - 434s 83s/step - loss: 8.1781 - val_loss: 4.4443
Epoch 2/10
5/5 [==============================] - 381s 76s/step - loss: 2.4653 - val_loss: 3.3567
Epoch 3/10
5/5 [==============================] - 379s 77s/step - loss: 1.5102 - val_loss: 1.1518
Epoch 4/10
5/5 [==============================] - 390s 79s/step - loss: 0.7155 - val_loss: 0.9183
Epoch 5/10
5/5 [==============================] - 384s 75s/step - loss: 0.6190 - val_loss: 0.7720
Epoch 6/10
5/5 [==============================] - 372s 74s/step - loss: 0.4876 - val_loss: 1.1563
Epoch 7/10
5/5 [==============================] - 379s 76s/step - loss: 0.2955 - val_loss: 1.4839
Epoch 8/10
5/5 [==============================] - 376s 75s/step - loss: -0.0531 - val_loss: 2.0707
Epoch 9/10
5/5 [==============================] - 378s 75s/step - loss: -1.3355 - val_loss: 4.5477
Epoch 10/10
5/5 [==============================] - 367s 74s/step - loss: -4.3945 - val_loss: 8.2508
```

## Évaluation du Modèle

```
#Évaluation du Modèle
eval_loss = model.evaluate(val_images, val_masks)
print("Evaluation Loss:", eval_loss)
```

```
1/1 [==============================] - 18s 18s/step - loss: 0.6981
Evaluation Loss: 0.6981333494186401
```

## Inférence sur de Nouvelles Images avec un Modèle U-Net

```
# Chargement de la nouvelle image
new_image_path = '23.jpg'
new_image = cv2.imread(new_image_path)

# Prétraitement de la nouvelle image
new_image = np.expand_dims(new_image, axis=0)

# Prédiction du masque de lignes
line_mask = model.predict(new_image)

# Seuillage du masque de lignes
threshold = 0.5
thresholded_mask = (line_mask > threshold).astype(np.uint8)


# Visualisation du masque de lignes
cv2.imshow("Line Mask", thresholded_mask[0] * 255)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()
```

```
1/1 [==============================] - 1s 794ms/step
```