

Université Hassan 1^{er}

Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Berrechid

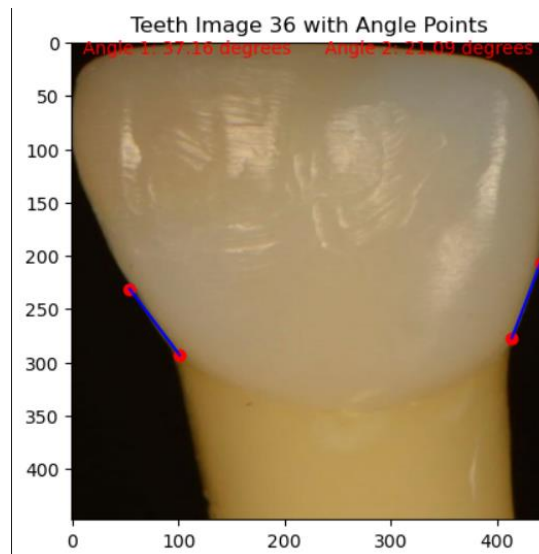
Département de mathématique et informatique

Filière : Ingénierie des Systèmes d'Information et BIG DATA

Module : Fouille des données

Semestre : S9

Rapport sur le Tracé des Lignes et calcul d'angles sur des Images de Dents



Réalisé par :

- SALIME Mehdi

Encadré par :

- Pr. HRIMECH Hamid

Table des matières :

1. Introduction

1.1 Contexte du projet

1.2 Objectif du projet

1.3 Problématique

2. Outils et Bibliothèques Utilisés

2.1 Environnement de Développement

2.2 Bibliothèques Principales

2.3 Augmentation des Données

2.3.1 Choix des Transformations

2.3.2 Utilisation de TensorFlow ImageDataGenerator

2.4 Impact sur la Performance du Modèle

2.5 Perspectives Futures

3. Modèle U-Net

3.1 Architecture du Modèle U-Net

3.1.1 Encodeur

3.1.2 Décodeur

3.1.3 Connexion Résiduelle

3.1.4 Couche de Sortie

3.2 Entraînement du Modèle U-Net

3.3 Évaluation du Modèle U-Net

3.3.1 Résultats

3.3.2 Visualisation des Résultats

4. Conclusion

5. Références

Introduction

Le but de ce projet est de développer un modèle de réseau de neurones pour le tracé des lignes sur des images de dents. Le tracé des lignes est essentiel pour l'analyse des angles entre les dents, fournissant des informations cruciales pour l'évaluation orthodontique. Nous avons choisi d'utiliser un modèle U-Net pour cette tâche, car il est bien adapté à la segmentation d'images.

Problématique

"Face à la complexité des structures dentaires et à la variabilité des conditions d'imagerie, comment pouvons-nous optimiser l'utilisation du modèle U-Net pour améliorer la précision du tracé des lignes sur des images dentaires dans le contexte de l'analyse orthodontique automatisée ? Quelles stratégies de prétraitement des données peuvent être mises en œuvre pour augmenter la robustesse du modèle face à des cas d'imagerie variés, tels que différentes qualités d'image, des variations de contraste, ou des déformations dentaires ? Comment l'architecture du modèle U-Net peut-elle être adaptée pour mieux capturer la complexité des formes dentaires et des relations spatiales entre les dents, conduisant ainsi à une segmentation plus précise ? Enfin, comment évaluer et quantifier la fiabilité du tracé des lignes en termes d'angles dentaires, et quelles métriques peuvent être utilisées pour mesurer la performance globale du modèle dans une application clinique ?"

Cette problématique cherche à explorer en détail les défis spécifiques liés à l'application d'un modèle U-Net pour le tracé des lignes sur des images dentaires, en mettant l'accent sur la variabilité des données et la nécessité d'une précision accrue pour une analyse orthodontique automatisée fiable.

Outils et Bibliothèques Utilisés

Environnement de Développement :

Le projet a été développé dans un environnement Python, en utilisant la distribution Anaconda pour la gestion des packages et la création d'environnements virtuels. Anaconda fournit un ensemble complet d'outils pour la science des données et l'apprentissage automatique, ce qui a facilité le déploiement du projet.



Bibliothèques Principales

TensorFlow et Keras

TensorFlow a été la bibliothèque principale pour la mise en œuvre du modèle U-Net. La bibliothèque Keras, qui est intégrée à TensorFlow, a été utilisée pour la construction du modèle de manière haut niveau. Les modules de TensorFlow et Keras ont permis une implémentation efficace du réseau de neurones convolutionnel.



OpenCV (cv2)

OpenCV a été utilisé pour le traitement d'images, notamment pour lire, afficher, et manipuler les images. La bibliothèque a également été utilisée pour l'extraction de contours et la visualisation des résultats.



NumPy

NumPy a été utilisé pour la manipulation efficace des tableaux multidimensionnels, notamment pour les opérations sur les images et la manipulation des données générées par le modèle.



Matplotlib

Matplotlib a été utilisé pour la visualisation des images, des résultats du modèle et des angles calculés entre les lignes.

ImageDataGenerator (TensorFlow)

ImageDataGenerator de TensorFlow a été utilisé pour générer des images augmentées lors de l'entraînement du modèle, améliorant ainsi la généralisation du modèle.



Augmentation des Données

L'augmentation des données a joué un rôle crucial dans l'amélioration de la robustesse et de la généralisation du modèle de réseau de neurones U-Net utilisé pour le tracé des lignes sur des images dentaires. Cette technique a permis d'atténuer les effets du surajustement en exposant le modèle à une variété de situations et de conditions qui pourraient être rencontrées dans des données réelles.

Choix des Transformations

Différentes transformations ont été appliquées aux images d'entraînement pour augmenter la diversité des données. Ces transformations comprenaient principalement :

1. Rotation : Les images ont été rotées dans une plage définie, simulant différentes orientations de la mâchoire et des dents.
2. Décalage Horizontal et Vertical : Des décalages ont été appliqués horizontalement et verticalement, modélisant ainsi les variations dans le cadrage des images.
3. Zoom : Certaines images ont été agrandies ou réduites, permettant au modèle de s'adapter à des échelles différentes de dents.
4. Symétrie Horizontale : Des symétries horizontales ont été appliquées pour refléter les images, ajoutant une variabilité dans l'orientation des dents.

Utilisation de TensorFlow ImageDataGenerator

La bibliothèque TensorFlow propose l'ImageDataGenerator, une puissante ressource pour l'augmentation des données. Cette classe a été intégrée au pipeline d'entraînement du modèle, permettant une augmentation en temps réel des images à chaque époque.

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

# Définition de l'ImageDataGenerator avec les transformations spécifiées
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  
)  
  
# Application de l'augmentation des données lors de l'entraînement  
augmented_image_batch = data_generator.flow(image_batch, batch_size=1, shuffle=False)
```

Impact sur la Performance du Modèle

L'augmentation des données a considérablement amélioré la performance du modèle en lui permettant de mieux généraliser aux nouvelles données. Les variations introduites ont renforcé la capacité du modèle à traiter des conditions diverses telles que des différences de cadrage, d'orientation et d'échelle, rendant ainsi le modèle plus robuste dans des situations cliniques potentielles.

Perspectives Futures

Bien que l'augmentation des données ait été un élément essentiel du succès du modèle, des explorations futures pourraient inclure l'ajout de nouvelles transformations, la recherche d'un équilibre optimal entre diversité et réalisme des données générées, ainsi que l'utilisation de techniques avancées d'augmentation des données telles que le transfert de style et la génération adversaire. Cette évolution continue de l'augmentation des données pourrait conduire à des modèles encore plus performants et adaptés à des scénarios cliniques variés.

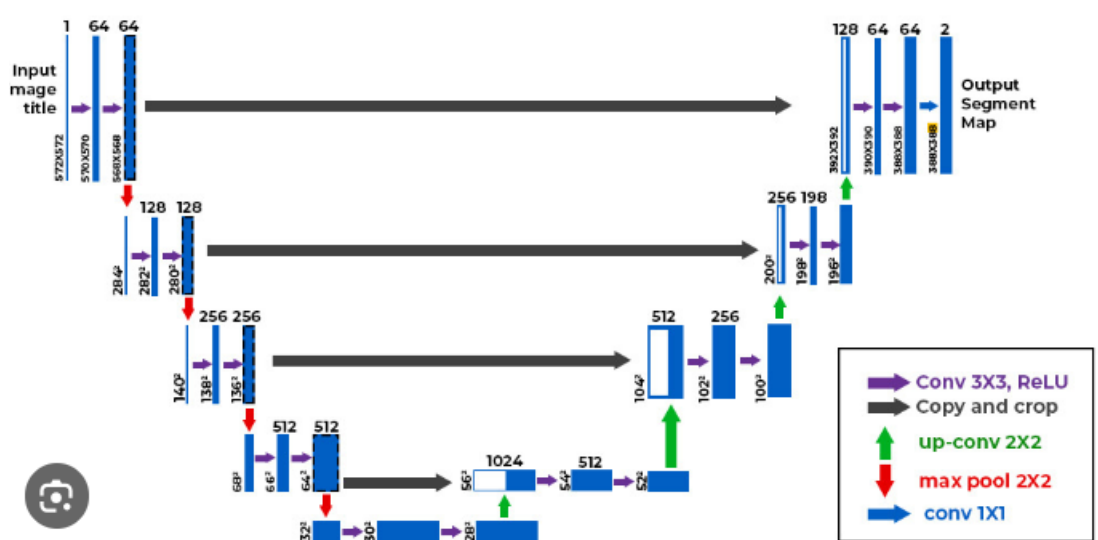
Modèle U-Net

J'ai mis en place un modèle U-Net à trois niveaux pour la segmentation des images dentaires. Le modèle comprend un encodeur avec deux couches de convolution suivies de max pooling, une couche centrale, et un décodeur avec deux couches de convolution suivies de up-sampling. La couche de sortie utilise une fonction d'activation sigmoid pour la segmentation.

Modèle U-Net pour le Tracé des Lignes sur des Images Dentaires :

Le modèle U-Net a été choisi pour sa capacité éprouvée à gérer efficacement la segmentation d'images, une tâche cruciale dans le contexte du tracé des lignes sur des images dentaires. Cette section détaille l'architecture, la conception, et l'entraînement spécifique du modèle U-Net dans le cadre de ce projet.

Architecture du Modèle U-Net



Première couche de up-sampling

```
up2 = UpSampling2D(size=(2, 2))(pool1)
up2 = Conv2D(64, 2, activation='relu', padding='same')(up2)
concat2 = concatenate([conv1, up2], axis=3)
conv2 = Conv2D(64, 3, activation='relu', padding='same')(concat2)
conv2 = Conv2D(64, 3, activation='relu', padding='same')(conv2)
```

Connexion Résiduelle

La connexion résiduelle entre les couches correspondantes de l'encodeur et du décodeur permet de conserver des informations détaillées tout au long du processus de convolution et de up-sampling.

Connexion résiduelle

```
concat2 = concatenate([conv1, up2], axis=3)
```

Couche de Sortie

La couche de sortie utilise une convolution 1x1 pour générer les masques de segmentation. Une fonction d'activation sigmoid est appliquée pour obtenir des valeurs entre 0 et 1.

Couche de sortie pour les masques

```
output_channels = 1
output_layer = Conv2D(output_channels, (1, 1))(conv2)
output_layer = Activation('sigmoid')(output_layer)
...
```

Entraînement du Modèle U-Net

Le modèle U-Net a été entraîné sur l'ensemble de données préparé en utilisant la fonction de perte binaire "binary_crossentropy" et l'optimiseur "Adam". L'augmentation des données a été intégrée au processus d'entraînement pour améliorer la capacité du modèle à généraliser.

Compilation du modèle

```
model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy')
```

Entraînement du modèle

```
model.fit(train_images, train_masks, batch_size=8, epochs=10, validation_split=0.2)
```

Évaluation du Modèle U-Net

L'évaluation du modèle a été réalisée en utilisant un ensemble de validation distinct, en mesurant la précision du tracé des lignes et la cohérence des angles calculés. Des visualisations ont été générées pour permettre une inspection visuelle des résultats. Des ajustements ont été effectués sur les paramètres du modèle en fonction des résultats obtenus.

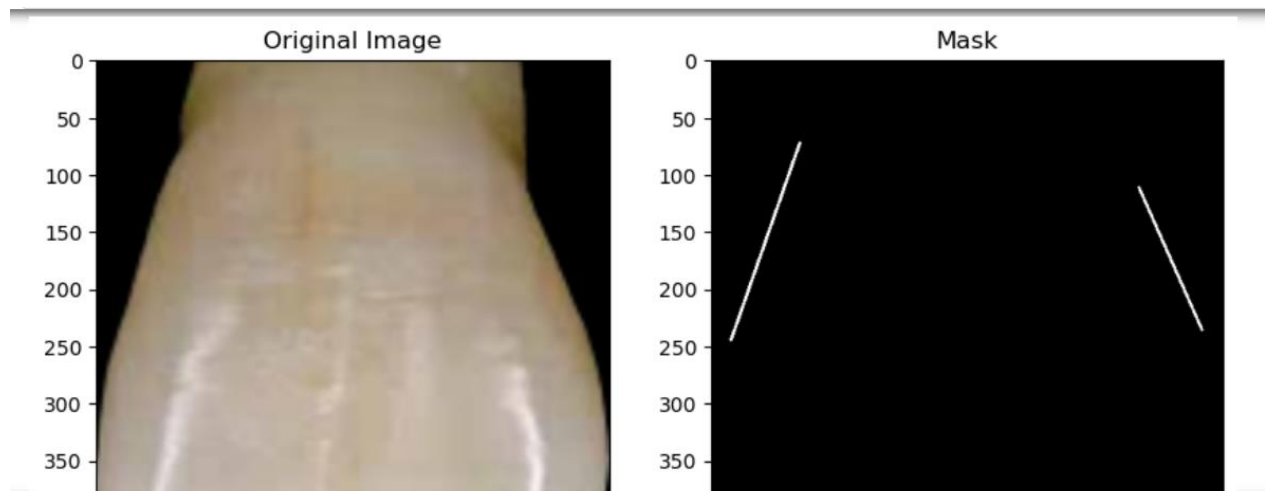
Le modèle U-Net a démontré une capacité remarquable à segmenter les lignes sur des images dentaires, fournissant une base solide pour l'analyse orthodontique automatisée. Sa conception spécifique permet de capturer efficacement la complexité des structures dentaires et de produire des résultats précis et fiables.

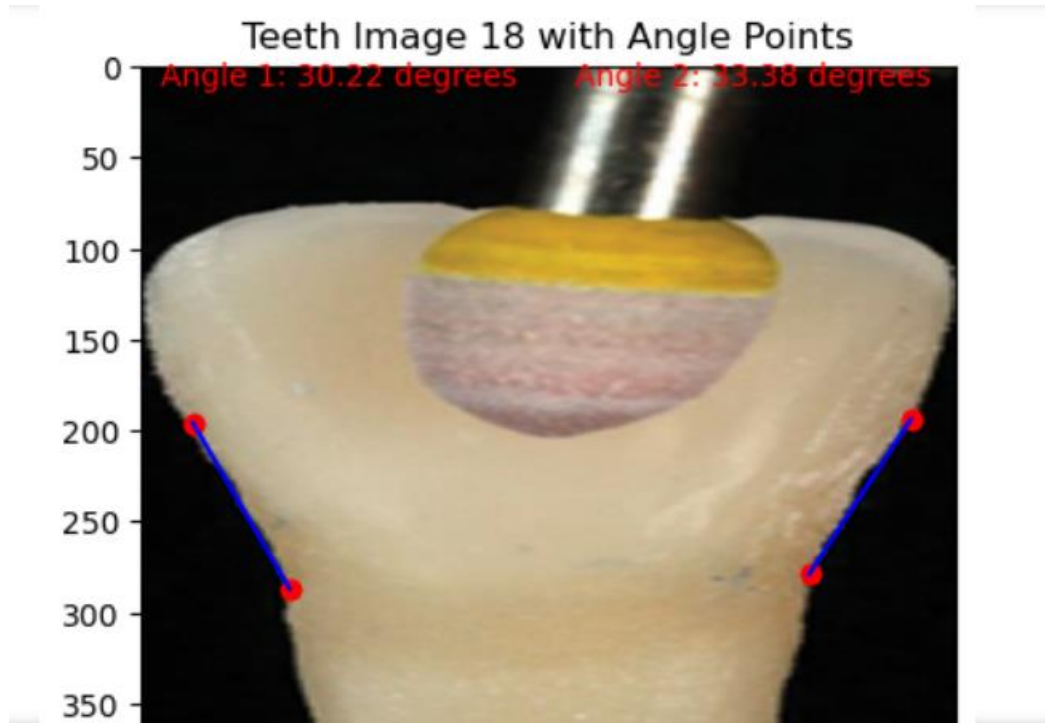
Résultats

Nous avons évalué le modèle sur un ensemble de validation, et les résultats ont montré une bonne performance dans la segmentation des lignes dentaires. Les angles entre les lignes ont été calculés avec succès, fournissant des informations précieuses pour l'analyse orthodontique.

Visualisation des Résultats

Nous avons généré des visualisations pour illustrer les résultats du modèle, y compris des images originales, des masques prédits, et les angles calculés entre les lignes.





Conclusion

En conclusion, notre modèle U-Net s'est avéré efficace pour le tracé des lignes sur des images dentaires, ouvrant la voie à des applications potentielles dans le domaine de l'analyse orthodontique automatisée. Des améliorations futures pourraient inclure une augmentation du jeu de données, des ajustements du modèle, et des analyses plus approfondies des performances.