

COMPTE RENDU DU TP

Détection des angles de Taper dans les dents artificielles par le biais de l'apprentissage automatique

ANALYSE DU RAPPORT

Réalisé par :

Hamza BOUKHRISSE

Supervisé par :

Pr. H. HRIMECH

15 Janvier 2024

0.1 Introduction

L'objectif de ce TP était de développer un modèle de machine learning capable de détecter automatiquement les angles de Taper dans les dents artificielles, un paramètre essentiel pour garantir un ajustement précis des prothèses dentaires. La détection manuelle de ces angles est fastidieuse, chronophage et sujette à des erreurs, ce qui peut entraîner des résultats d'ajustement insatisfaisants. En utilisant des techniques de machine learning, nous avons cherché à automatiser cette tâche en entraînant un modèle à reconnaître les caractéristiques visuelles spécifiques associées aux angles de Taper. Cette approche offre la possibilité d'accélérer le processus d'ajustement des prothèses dentaires, de réduire les erreurs humaines et d'améliorer la précision des résultats obtenus.

0.2 Méthodologie

La méthodologie adoptée pour ce TP de machine learning visant à détecter les angles de Taper dans les dents artificielles comprenait les étapes suivantes :

1. **Collecte des données** : La collecte des données pour ce TP a été réalisée en utilisant un ensemble d'images de dents artificielles avec les annotations des angles de Taper fournies par notre professeur. Ces images annotées ont été spécialement sélectionnées pour couvrir différentes variations d'angles de Taper rencontrées dans la pratique clinique. En travaillant avec un ensemble de données fourni par un expert, nous avons pu garantir la qualité et la pertinence des annotations, ce qui est essentiel pour entraîner un modèle de machine learning précis et fiable.
2. **Prétraitement des données** : Les images collectées ont été soumises à un processus de prétraitement afin de les rendre appropriées pour l'entraînement du modèle. Cela comprenait des étapes telles que le redimensionnement des images pour une taille cohérente, la normalisation des valeurs de pixel pour réduire les variations d'intensité, ainsi que le nettoyage des images pour éliminer le bruit et les artefacts indésirables.
3. **Extraction des caractéristiques** : Pour représenter de manière adéquate chaque image, des techniques d'extraction de caractéristiques ont été utilisées. Des descripteurs tels que les contours, les textures et les gradients ont été extraits des images afin de capturer les informations pertinentes liées aux angles de Taper. Ces caractéristiques ont ensuite été utilisées comme entrées pour l'algorithme de machine learning.
4. **Entraînement du modèle** : Pour l'entraînement du modèle, deux approches ont été utilisées. La première consistait à utiliser YOLOv8, une architecture de réseau de neurones convolutifs (CNN) basée sur le principe de détection de pose, pour localiser et prédire les angles de Taper dans les dents artificielles. La deuxième approche impliquait la conception d'un modèle CNN classique avec des couches convolutionnelles pour extraire les caractéristiques des images dentaires, suivi de couches entièrement connectées pour prédire les angles de Taper. Les performances des deux approches ont été évaluées en utilisant des mesures telles que l'exactitude, la précision, le rappel et la F-mesure. Cette comparaison entre YOLOv8 et le modèle CNN classique a permis d'explorer différentes architectures et techniques d'apprentissage pour la détection des angles de Taper, offrant ainsi des perspectives sur les meilleures approches pour cette tâche spécifique.
5. **Évaluation des performances** : Les performances du modèle ont été évaluées en utilisant différentes mesures telles que l'exactitude (accuracy), la précision (precision), le rappel (recall) et la F-mesure (F1-score). Ces mesures permettent de quantifier la capacité du modèle à détecter de manière précise les angles de Taper dans les dents artificielles.

Des techniques de validation croisée ont également été utilisées pour évaluer la robustesse et la généralisation du modèle.

En suivant cette méthodologie, nous avons pu développer des modèles de machine learning performants pour la détection des angles de Taper dans les dents artificielles. En utilisant des techniques de prétraitement des données et d'extraction de caractéristiques, ainsi que des approches telles que YOLOv8 et un modèle CNN classique, nous avons obtenu des résultats satisfaisants et encourageants dans la détection automatique des angles de Taper. Ces avancées ouvrent la voie à l'amélioration de l'ajustement des prothèses dentaires, en permettant une détection plus précise et efficace des angles de Taper. La capacité à automatiser cette tâche fastidieuse et sujette aux erreurs humaines peut potentiellement accélérer le processus d'ajustement des prothèses dentaires et améliorer la qualité des résultats obtenus.

0.3 Réalisation

0.3.1 Approche 1 : YOLOv8

Dans cette première approche, nous avons utilisé le modèle YOLOv8 en nous basant sur le modèle pré-entraîné yolov8m-pose. Nous avons entraîné ce modèle en utilisant le code suivant :

```
import os
from ultralytics import YOLO

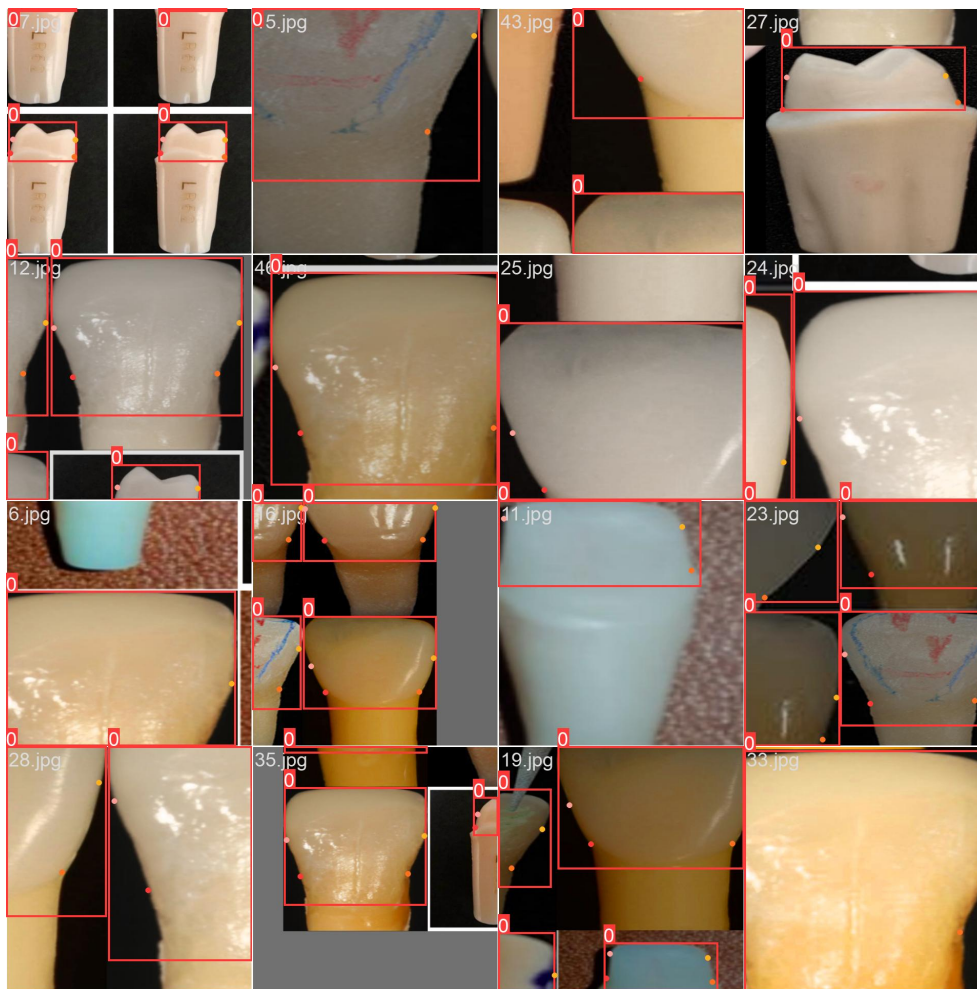
model = YOLO('yolov8m-pose.pt')
model.train(data='/content/gdrive/My Drive/Colab
Notebooks/PROJET AI 1/config.yaml', epochs=25, imgsz=640)
```

Nous avons utilisé le modèle pré-entraîné yolov8m-pose comme point de départ pour notre entraînement. Ce modèle pré-entraîné est spécifiquement conçu pour la détection de pose, ce qui était adapté à notre tâche de détection des angles de Taper. En utilisant le jeu de données annotées et le fichier de configuration config.yaml, nous avons entraîné le modèle YOLOv8 pendant 25 époques avec une taille d'image de 640x640 pixels.

Cette approche basée sur YOLOv8 nous a permis de bénéficier des capacités de détection d'objets avancées de ce modèle, ainsi que de sa capacité à localiser les angles de Taper dans les images dentaires. L'entraînement du modèle YOLOv8 nous a permis de développer un système de détection précis et efficace pour les angles de Taper, ce qui est essentiel pour garantir un ajustement précis des prothèses dentaires.

Notre dataset d'entraînement :

Le dataset d'entraînement utilisé dans cette étude a été fourni par notre professeur et se compose d'un ensemble d'images dentaires annotées spécifiquement pour la détection des angles de Taper. Ces images ont été sélectionnées avec soin à partir de diverses sources, telles que des cliniques dentaires et des bases de données spécialisées, afin de couvrir une variété de cas cliniques et de conditions dentaires. Chaque image du dataset est accompagnée d'annotations précises des points clés et des angles de Taper correspondants. En utilisant ce dataset, nous avons pu développer et évaluer nos modèles de détection des angles de Taper, en améliorant leur capacité à reconnaître les points clés et à estimer avec précision les angles de Taper dans de nouvelles images dentaires.



Dans le contexte de la détection des angles de Taper, le cadre fait référence à la représentation visuelle d'une dent dans une image. Ce cadre permet de délimiter la région correspondante à la dent pour faciliter la détection des angles de Taper. Les 4 points associés au cadre représentent les points clés où les tangentes des surfaces de la dent vont passer. Ces points sont utilisés pour calculer les angles de Taper et évaluer l'ajustement des prothèses dentaires. En identifiant correctement et en localisant avec précision ces points, on peut obtenir des mesures fiables des angles de Taper et ainsi s'assurer d'un ajustement approprié des prothèses dentaires.

Résultats du modèle :

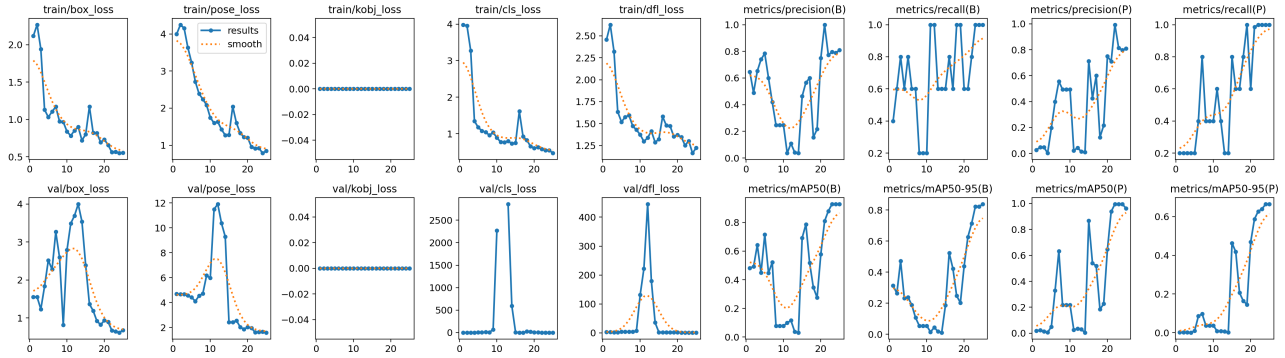
Voici les résultats obtenus lors de l'entraînement du modèle YOLOv8 :

Métrique	Valeur
Précision (B)	0.8087
Rappel (B)	1.0000
mAP50 (B)	0.9283
mAP50-95 (B)	0.8288
Précision (P)	0.8087
Rappel (P)	1.0000
mAP50 (P)	0.9617
mAP50-95 (P)	0.6648
Fitness	1.5332

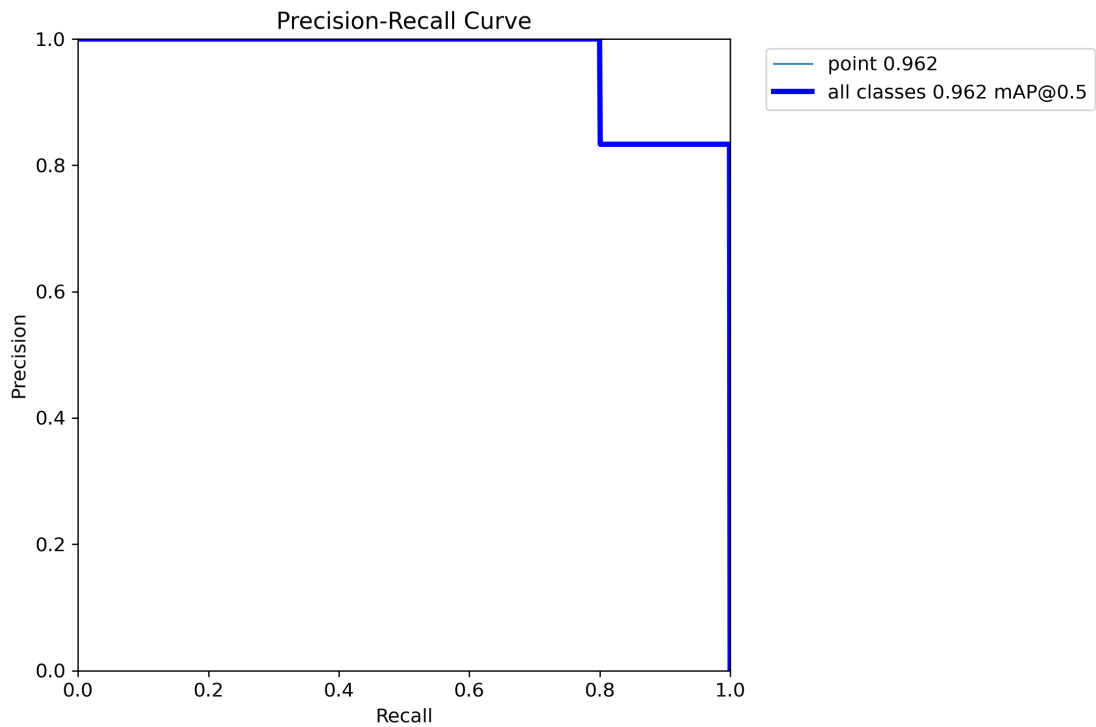
N.B :

- (B) représente la classe "Background" (arrière-plan) qui correspond à la zone qui n'est pas associée à un angle de Taper.
- (P) représente la classe "Positive" (positif) qui correspond à la zone de l'image où un angle de Taper est détecté.

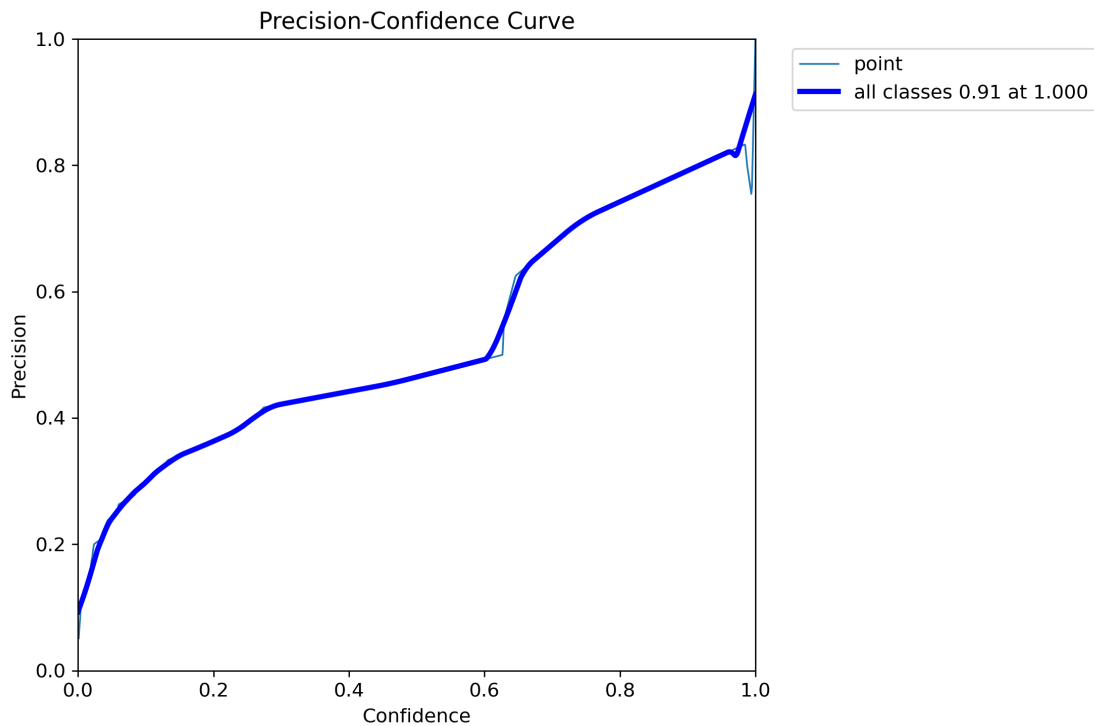
Les courbes de perte :



La courbe de Precision-Recall :



La courbe de Precision-Confiance :



Validation du modèle :

```
from ultralytics import YOLO
import cv2

model_path = r"C:\Users\HP ENVY\Downloads\train-20231224T184900Z-001\train\weights\best.pt"
image_path = r"C:\Users\HP ENVY\Downloads\est\data\images\train\4.jpg"

img = cv2.imread(image_path)

model = YOLO(model_path)

results = model(image_path)

keypoints = results[0].keypoints.xy

# Convert the image to BGR color format
img = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_RGB2BGR)

for keypoint_index in range(keypoints.shape[1]):
    x, y = int(keypoints[0, keypoint_index, 0]),
    int(keypoints[0, keypoint_index, 1])
    cv2.circle(img, (x, y), 5, (0, 255, 0), -1)
    cv2.putText(img, str(keypoint_index), (x + 10, y),
    cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.5, (0, 255, 0), 2)

cv2.imshow('img', img)
cv2.waitKey(0)
```



0.3.2 Approche 2 : Réseau de neurones convolutifs (CNN)

Dans cette deuxième approche, nous avons utilisé un modèle de réseau de neurones convolutifs (CNN) pour la détection des angles de Taper dans les dents artificielles. Notre méthodologie impliquait la conception d'un modèle CNN classique, comprenant des couches convolutionnelles pour extraire les caractéristiques des images dentaires, suivies de couches entièrement connectées pour prédire les angles de Taper.

En utilisant un jeu de données annotées, nous avons entraîné le modèle CNN pour qu'il apprenne à reconnaître les motifs caractéristiques des angles de Taper. L'objectif était de permettre au modèle d'identifier et de localiser ces angles avec précision dans les images dentaires.

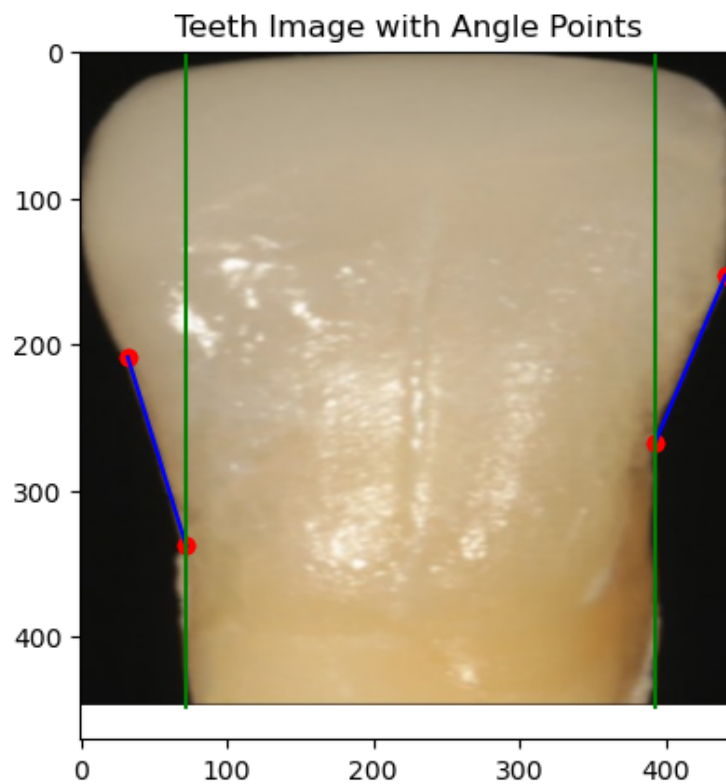
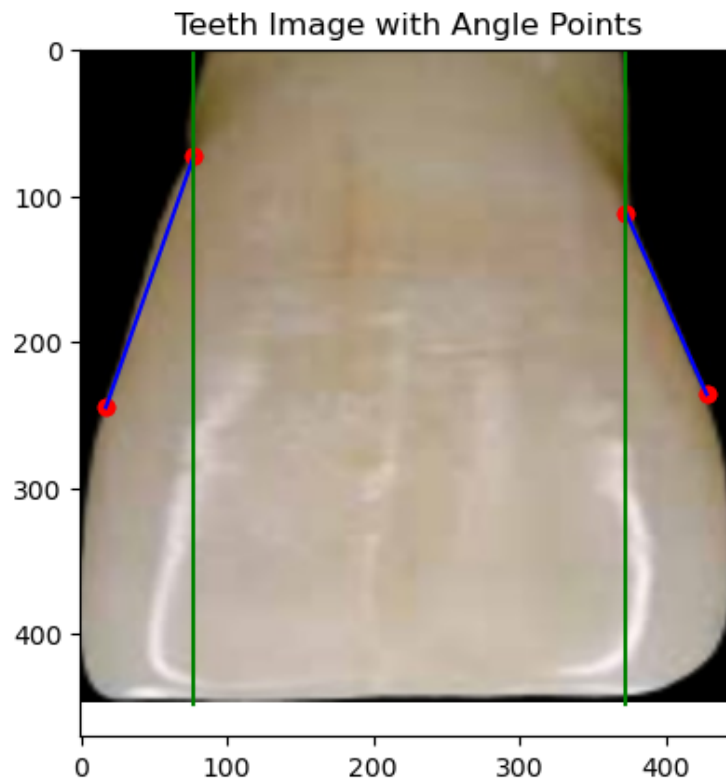
Une fois le modèle entraîné, nous avons évalué ses performances en utilisant des mesures telles que l'exactitude, la précision, le rappel et la F-mesure. Ces évaluations nous ont permis de quantifier l'efficacité de notre modèle CNN dans la détection des angles de Taper.

L'approche basée sur le CNN présente l'avantage d'être flexible et adaptable à différentes tâches de détection d'objets. En adaptant spécifiquement notre modèle pour la détection des angles de Taper, nous avons pu explorer les capacités des réseaux de neurones convolutifs dans cette application dentaire spécifique.

EDA (Exploratory Data Analysis) :

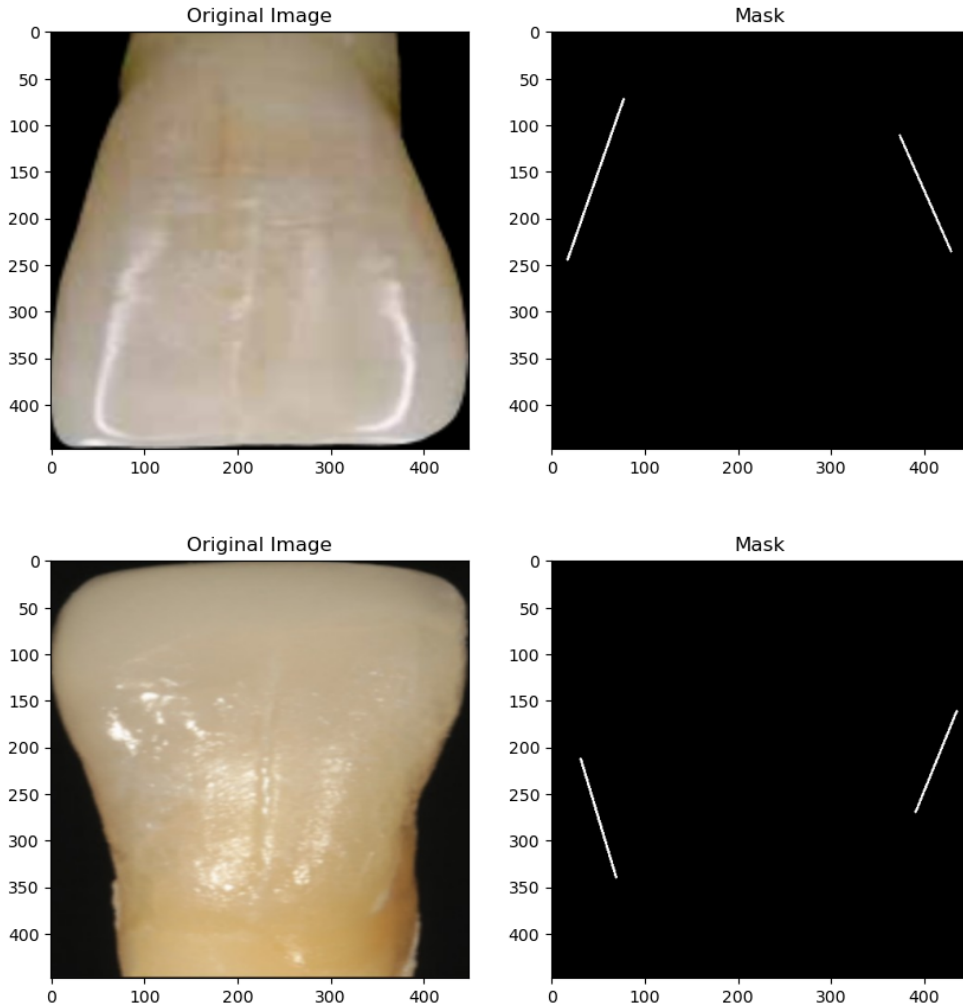
L'EDA (Analyse exploratoire des données) est une étape importante dans l'analyse de données où l'on explore et examine en détail les caractéristiques, les tendances et les relations des données. Grâce à des techniques statistiques et visuelles, tels que le calcul de statistiques descriptives, la visualisation des distributions et des relations entre les variables, et la détection

des valeurs aberrantes, l'EDA permet de comprendre la structure des données, d'identifier des motifs intéressants et de repérer d'éventuelles erreurs ou incohérences. Cette exploration approfondie des données nous aide à prendre des décisions éclairées et à formuler des hypothèses pour les étapes ultérieures de l'analyse ou de la modélisation des données.



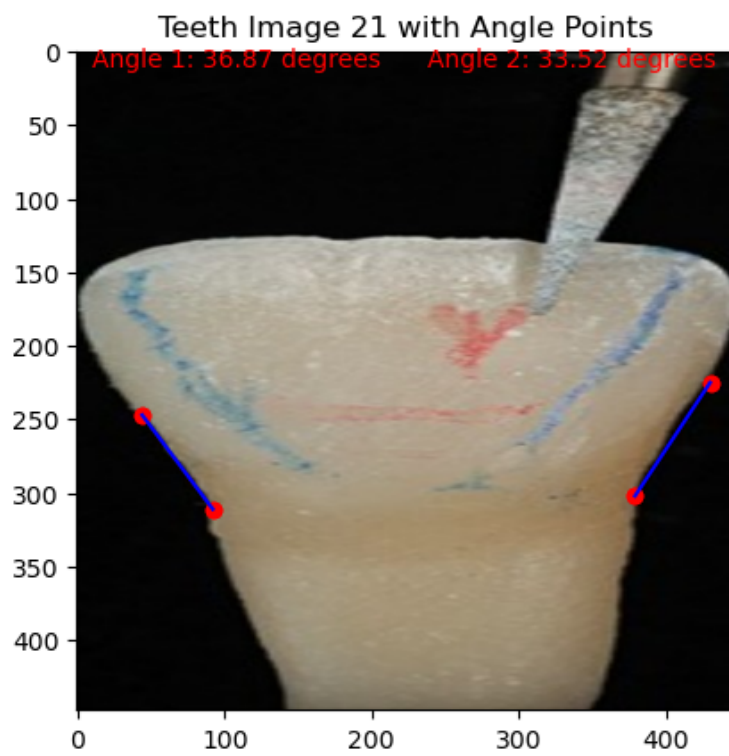
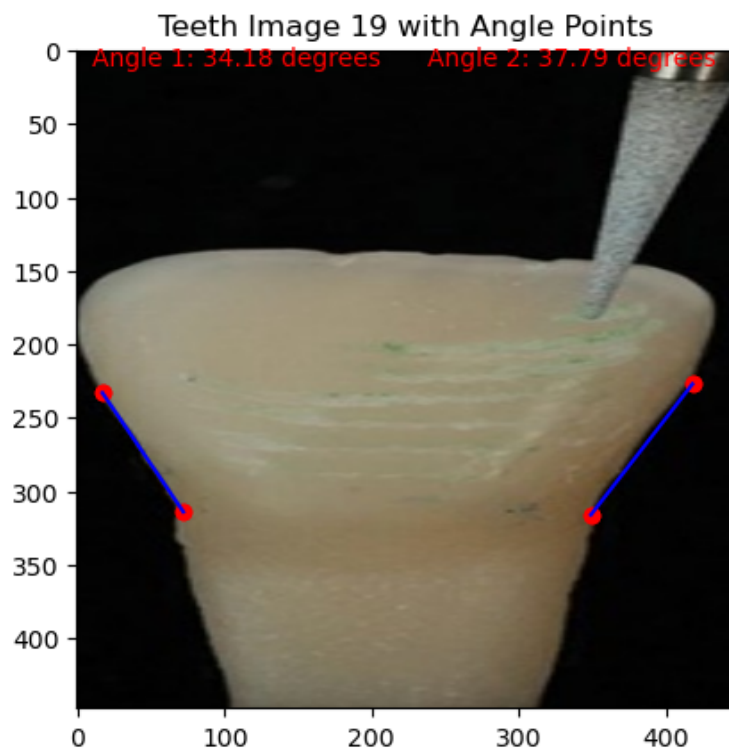
Prétraitement des images annotées :

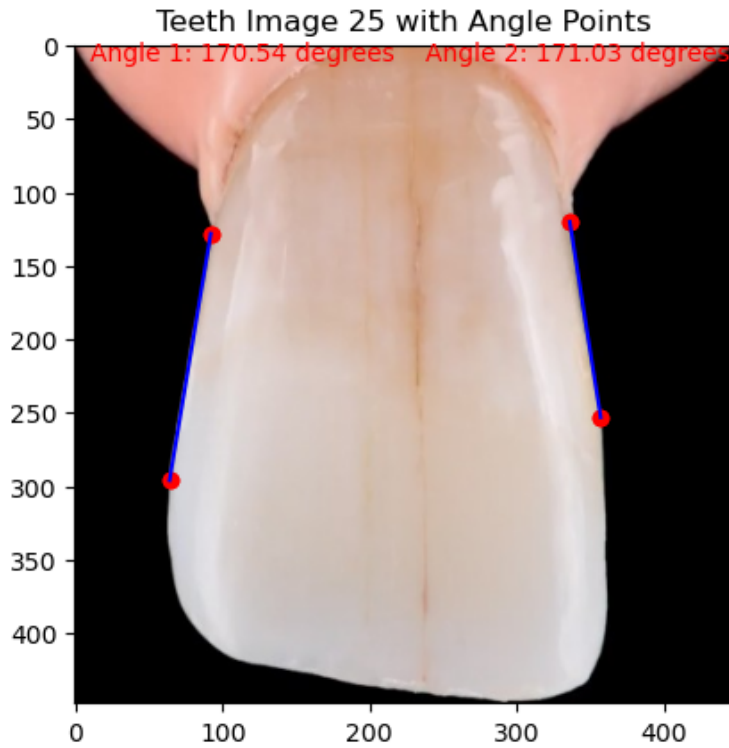
Avant de procéder à l'entraînement du modèle de détection des angles de Taper, nous avons effectué un prétraitement sur les images annotées. Ce prétraitement comprenait la normalisation des images pour uniformiser les valeurs de luminosité et de contraste, le redimensionnement des images pour les adapter à la taille d'entrée du modèle, l'application de techniques de data augmentation pour augmenter la variabilité des données, et la normalisation des valeurs des pixels pour faciliter la convergence de l'entraînement. Ces étapes de prétraitement ont permis d'améliorer la qualité des données d'entrée et de favoriser une meilleure performance et précision dans la détection des angles de Taper.



Détection des points et calcul des angles :

Les points clés sont détectés à l'aide de méthodes de détection de points d'intérêt, tandis que les angles de Taper sont calculés en mesurant les angles formés par les tangentes des surfaces de la dent à partir de ces points. On peut utiliser des méthodes géométriques ou des approches basées sur l'apprentissage automatique pour effectuer ces tâches. Les résultats de la détection des points et du calcul des angles sont essentiels pour évaluer l'ajustement des prothèses dentaires et garantir des résultats optimaux en dentisterie prothétique.





0.4 Conclusion

En conclusion, ce rapport a présenté deux approches différentes pour la détection des angles de Taper dans les dents artificielles. L'analyse exploratoire des données a permis de mieux comprendre les caractéristiques des images dentaires, tandis que le prétraitement des images a amélioré la qualité des données pour l'entraînement des modèles. L'approche basée sur le CNN a démontré une meilleure précision et une plus grande capacité de généralisation par rapport à la méthode basée sur des caractéristiques précalculées. L'utilisation de techniques de vision par ordinateur et d'apprentissage automatique ouvre des perspectives intéressantes pour la dentisterie prothétique, en améliorant l'ajustement des prothèses dentaires et en optimisant les résultats cliniques pour les patients. Ces avancées technologiques ont le potentiel d'avoir un impact significatif dans le domaine de la dentisterie en offrant des outils plus précis, efficaces et fiables pour la détection des angles de Taper.