



Sujet I:

3D Machine Learning / Deep Learning

Segmentation d'images 3D avec CapsNet

Membres de Groupe Réalisateur :

BARBARA Racha (ENSET-M master SDIA)
ZERHERI Fatima Zahra (ENSET-M master SDIA)

Encadrants :

Thierry Bertin
Mouncif Hamza
Chaymae Benhammach

PLAN :

- 1. Introduction : Importance de la Segmentation 3D**
- 2. Le Modèle CapsNet : Définition & Avantages**
- 3. Difficultés du Projet**
- 4. Préparation du Modèle & Déploiement**
- 5. Choix du Dataset**

Introduction

Dans ce projet, nous nous concentrons sur la **segmentation** d'images 3D en utilisant les réseaux de capsules, ou **CapsNet**. La segmentation précise des données volumétriques est essentielle dans des domaines variés tels que la **médecine**, où elle permet d'identifier des **anomalies** et de guider des **traitements**, ou en robotique, pour la reconnaissance et l'interaction avec des objets dans un environnement tridimensionnel.

Modèle CapsNet

CapsNet est une architecture de réseau de neurones qui utilise des capsules pour encoder non seulement les caractéristiques d'un objet mais aussi ses relations spatiales. Chaque capsule est un groupe de neurones dont la sortie représente différents paramètres de l'objet qu'elle détecte.

Modèle CapsNet

Le principal ajout de CapsNet par rapport au CNN vient de l'ajout de structures nommées « capsules » consistant au rassemblement de plusieurs opérations de convolution en un vecteur afin d'apprendre et de décrire des motifs plus complexes qu'une simple opération de convolution ne pourrait le faire. L'enchaînement de couches de capsules permet quant à lui de décrire les relations spatiales des motifs reconnus par la couche de capsules précédente en liant les capsules similaires grâce au nouvel algorithme dit de *routing*.

Mécanismes des Capsule Networks (CapsNets) :

| Algorithmes ou Processus | Description | Fonctionnement |
|-----------------------------------|---|--|
| Routage Dynamique | Algorithme itératif qui détermine comment les sorties des capsules de niveau inférieur sont envoyées aux capsules de niveau supérieur | Les capsules ajustent leurs connexions en fonction de l'accord spatial entre les vecteurs d'activité, favorisant la transmission d'informations et renforçant la reconnaissance des motifs |
| Squashing | Fonction d'activation qui normalise la longueur des vecteurs d'activité des capsules. | Cette normalisation assure que la norme de chaque vecteur est comprise entre 0 et 1, permettant d'interpréter la longueur du vecteur comme une probabilité d'activation. |
| Décodage et Reconstruction | Mécanisme qui reconstruit les données d'entrée à partir des sorties des capsules. | Ce processus permet de vérifier que le réseau a appris des représentations significatives et aide à la régularisation du modèle |

Avantages de CapsNet

- **Robustesse aux Transformations** : CapsNet peut mieux généraliser aux variations de position, de rotation et d'échelle des objets, grâce à la manière dont les capsules capturent les informations spatiales.
- **Détection des Relations Hiérarchiques** : Les capsules peuvent modéliser les relations entre les parties d'un objet, ce qui permet une meilleure compréhension de la structure globale de l'objet.
- **Préservation des Informations Spatiales** : Contrairement aux ConvNet qui perdent une partie de l'information spatiale à chaque couche de pooling, CapsNet maintient cette information tout au long du réseau.

Difficulté de Projet

- La gestion des données volumétriques 3D est complexe en raison de leur grande taille, nécessitant plus de mémoire et de puissance de calcul. La variabilité spatiale complique la segmentation car il faut capturer des informations précises dans toutes les dimensions. Le prétraitement et le nettoyage des données ajoutent des étapes supplémentaires
- CapsNet est intensif en calcul. L'entraînement sur des données 3D volumétriques demande des ressources GPU importantes et la méthode de routage par accord est coûteuse en termes de calcul, augmentant le temps de traitement.

Pourquoi ce sujet ?

La segmentation 3D a un fort potentiel en médecine et robotique, où elle peut améliorer les diagnostics et les traitements médicaux, ainsi que la navigation autonome des robots. CapsNet, avec ses capacités avancées de capture des relations spatiales et hiérarchiques, offre une précision supérieure pour ces applications complexes. Travailler sur ce projet permet de développer des compétences avancées en Machine Learning et en traitement d'images, essentielles pour les innovations futures. De plus, le projet peut mener à des publications académiques, contribuant à l'avancement de la recherche dans ce domaine. Les défis et opportunités associés rendent ce sujet particulièrement pertinent et stimulant.

Préparation du Modèle

- Collecte et le prétraitement des données. Ce prétraitement inclut la normalisation, le redimensionnement et la data augmentation pour améliorer la diversité et la robustesse du modèle.
- L'entraînement du modèle, qui utilise des algorithmes d'optimisation comme Adam, se fait avec des ressources GPU importantes en raison de la complexité des données 3D.
- L'évaluation du modèle est réalisée à l'aide de métriques comme l'IoU et le Dice coefficient pour mesurer la précision de la segmentation.
- Enfin, le modèle est optimisé via des techniques comme la quantification et le pruning, puis déployé sur des serveurs ou des dispositifs spécialisés, assurant une performance optimale en production.

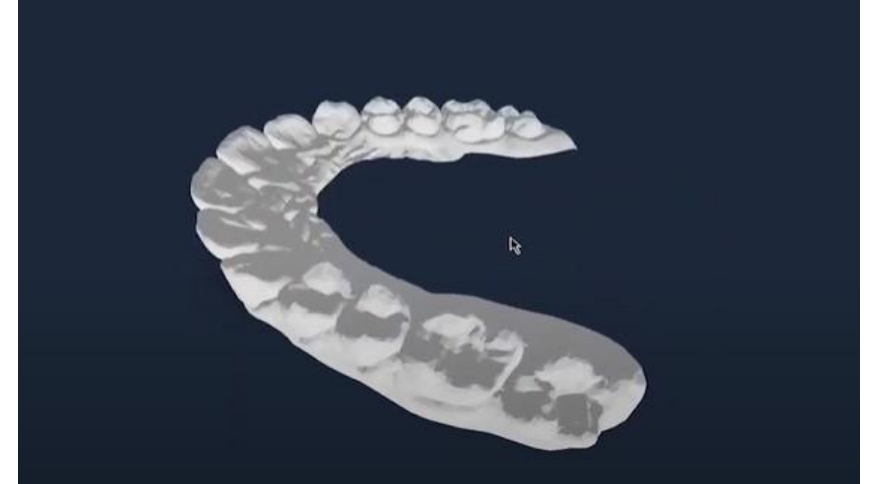
Déploiement

- **TensorFlow** : Framework open-source pour le calcul numérique et l'apprentissage automatique, développé par Google. TensorFlow propose des outils et des bibliothèques pour construire et entraîner des CapsNets.
- **PyTorch** : Framework open-source pour le calcul scientifique et l'apprentissage profond, développé par Facebook. PyTorch est populaire pour sa flexibilité et son interface intuitive pour implémenter des CapsNets
- **MindSpore** : Framework d'apprentissage automatique développé par Huawei, qui supporte également les Capsules Networks pour divers types de tâches.
- **CapsLayer** : Bibliothèque autonome qui implémente les couches de capsules et le routage dynamique. Elle peut être utilisée avec différents frameworks comme TensorFlow et PyTorch.
- **Keras Capsule Networks** : Bibliothèque construite sur le framework Keras qui permet de créer facilement des architectures de CapsNets. Elle inclut des implémentations de base des capsules et du routage dynamique.
- **Chainer** : Une bibliothèque d'apprentissage profond flexible qui permet de définir des réseaux neuronaux de manière dynamique

Choix du Dataset

Source de dataset : [datasets - Google Drive](#)

Dataset Description : Le dataset est constitué de deux fichiers, un fichier JSON et un fichier OBJ, représentant des modèles 3D de dents. Le fichier JSON contient des informations détaillées sur la structure des mâchoires, comme les identifiants des patients, le type de mâchoire (supérieure ou inférieure), et des étiquettes numériques associées aux différentes parties de la mâchoire. Ces étiquettes sont essentielles pour identifier et segmenter chaque dent individuellement.



Objectif et Justification du Choix

Le choix de ce dataset pour la segmentation d'images 3D avec CapsNet est motivé par son potentiel applicatif en médecine dentaire, permettant des diagnostics plus précis et des plans de traitement personnalisés. En utilisant CapsNet, qui est connu pour sa capacité à capturer les relations spatiales complexes, on peut améliorer la précision et la robustesse des segments obtenus. Travailler sur ce dataset permet non seulement d'explorer les capacités avancées de CapsNet dans un contexte médical, mais aussi de contribuer à des avancées significatives dans le domaine de la santé bucco-dentaire.

Merci pour votre Attention !