



AVIS DE SOUTENANCE DE THESE

Le Doyen de la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz –Fès – annonce que

Mr **MOUNCIF Hamza**

Soutiendra : **le Vendredi 15/05/2026 à 09H30**

Lieu : **FSDM – Département de Géologie**

Une thèse intitulée :

Geometric Representation Learning for 3D Object Analysis Using Deep Neural Networks

En vue d'obtenir le **Doctorat**

FD : Sciences et Techniques

Spécialité : Informatique

Devant le jury composé comme suit :

Nom et prénom	Etablissement	Grade	Qualité
TAIRI Hamid	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	PES	Président
AGHOUTANE Badraddine	Faculté des Sciences, Meknès	PES	Rapporteur
TAIME Abderazzak	Ecole Supérieure de Technologie, Khénifra	MCH	Rapporteur
SABRI My Abdelouahed	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	PES	Rapporteur
EL FAZAZY Khalid	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	PES	Examineur
MAHRAZ Mohamed Adnane	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	PES	Examineur
RIFFI Jamal	Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz, Fès	MCH	Directeur de thèse



Résumé :

L'essor rapide des technologies d'acquisition tridimensionnelle haute résolution a profondément transformé la modélisation des surfaces médicales. Toutefois, de nombreux pipelines d'apprentissage automatique demeurent dépendants de projections bidimensionnelles ou de simplifications géométriques intermédiaires susceptibles d'altérer la fidélité structurelle des données. Cette thèse propose des cadres d'apprentissage profond entièrement tridimensionnels pour l'analyse d'objets médicaux structurés, en prenant les géométries dentaires comme étude de cas clinique et morphologiquement complexe. L'objectif central est de démontrer que l'apprentissage direct sur des représentations 3D natives permet d'obtenir des performances de pointe tout en préservant la cohérence anatomique et l'efficacité computationnelle.

Les surfaces dentaires présentent des motifs de courbure locaux complexes, des transitions morphologiques marquées ainsi que de fortes régularités anatomiques globales. Afin d'exploiter pleinement ces propriétés, ce travail étudie de manière systématique différentes représentations et configurations de caractéristiques géométriques, en évaluant leur influence sur les performances des modèles d'apprentissage profond dans un cadre non euclidien.

l'identification anatomique des dents, des descripteurs géométriques structurés dérivés des distributions de courbure, des statistiques morphologiques au niveau des sommets et des motifs spatiaux de surface sont encodés et modélisés à l'aide d'une architecture séquentielle profonde. L'analyse comparative des différentes configurations de caractéristiques met en évidence leur impact sur le pouvoir discriminant du modèle. La configuration proposée atteint des taux de classification supérieurs à 95% en contexte multi-classes et dépasse systématiquement les approches de référence ainsi que les méthodes récentes de l'état de l'art. La restauration géométrique est ensuite abordée à travers un autoencodeur basé sur l'apprentissage de variété latente, capable d'extraire des représentations compactes de géométries dentaires complètes. Fonctionnant directement sur des nuages de points, le modèle reconstruit des formes anatomiquement cohérentes à partir d'entrées partielles avec des erreurs sous-millimétriques mesurées par les distances de Chamfer et de Hausdorff. Le temps d'inférence est inférieur à une seconde par échantillon, démontrant qu'une reconstruction de haute fidélité peut être obtenue sans compromettre l'efficacité computationnelle, tout en surpassant les méthodes représentatives de complétion de forme. Enfin, l'analyse dense des surfaces est réalisée via une architecture Attention U-Net multi-étapes adaptée aux maillages triangulaires. En intégrant une paramétrisation surfacique multi-résolution, une évaluation de la dimensionnalité des caractéristiques et un raffinement respectant la topologie, le modèle préserve la connectivité locale tout en assurant une cohérence anatomique globale. L'approche proposée atteint une précision globale supérieure à 93% et un Intersection-over-Union moyen supérieur à 90%, surpassant de manière cohérente les méthodes concurrentes de segmentation sur maillages.

Dans son ensemble, ce travail démontre que des représentations géométriques soigneusement conçues, combinées à un apprentissage direct sur données 3D natives, permettent de développer des cadres unifiés et performants pour l'identification, la reconstruction et la segmentation. Cette thèse contribue ainsi à l'établissement d'un paradigme d'apprentissage profond entièrement tridimensionnel, quantitativement validé et anatomiquement cohérent, pour l'analyse géométrique médicale et la dentisterie numérique.

Mots clés :

Intelligence Artificielle, Apprentissage Profond, Apprentissage Géométrique, Analyse de Données Tridimensionnelles, Maillages Triangulaires, Nuages de Points, Imagerie Médicale, Analyse Géométrique Médicale, Dentisterie Numérique, Modélisation des Surfaces Dentaires.



Abstract :

The rapid development of three-dimensional acquisition technologies has significantly expanded the availability of high-resolution medical surface data, yet many learning pipelines remain dependent on two-dimensional projections or intermediate geometric simplifications that may compromise structural fidelity. This thesis investigates fully three-dimensional deep learning frameworks for structured medical object analysis, using dental geometries as a clinically relevant and morphologically complex case study. The central objective is to demonstrate that direct learning on native 3D representations enables anatomically coherent, computationally efficient, and state-of-the-art performance across multiple tasks.

Dental surfaces exhibit intricate local curvature patterns, sharp morphological transitions, and strong global anatomical regularities. To fully exploit these properties, this work systematically investigates geometric feature representations and their influence on deep learning performance. Across classification, reconstruction, and segmentation tasks, multiple feature configurations and representation strategies are evaluated to quantify their discriminative and structural contribution within non-Euclidean learning frameworks.

For anatomical tooth identification, structured geometric descriptors derived from curvature distributions, vertex-level morphological statistics, and spatial surface patterns are encoded into discriminative representations and modeled through a sequential deep architecture. Comparative experiments across alternative feature sets demonstrate their impact on classification behavior, with the proposed configuration achieving accuracies exceeding 95% in multi-class settings and consistently surpassing established baselines and recent state-of-the-art methods. Building upon this structured morphological modeling, geometric restoration is addressed through a manifold-based autoencoder framework that learns compact latent embeddings of complete dental shapes. Operating directly on point cloud representations, the model reconstructs anatomically coherent geometries from partially observed inputs with sub-millimeter Chamfer and Hausdorff errors. Inference is achieved in less than one second per sample, demonstrating that high-fidelity completion can be obtained without sacrificing computational efficiency while outperforming representative reconstruction approaches in both precision and stability. Extending the analysis to dense surface understanding, a multi-stage mesh-based Attention U-Net architecture is introduced for semantic segmentation. By integrating multiresolution surface parameterization, feature dimensionality evaluation, and topology-aware refinement, the framework preserves local connectivity while maintaining global anatomical consistency. The proposed model achieves overall accuracy above 93% and mean Intersection-over-Union exceeding 90%, consistently outperforming competing mesh-based segmentation methods.

Collectively, the results confirm that carefully designed geometric representations combined with direct learning on native 3D data enable unified, high-performance frameworks for identification, reconstruction, and segmentation. This work contributes a quantitatively validated and anatomically consistent paradigm for fully three-dimensional deep learning in digital dentistry and structured medical geometry analysis.

Key Words :

Three-dimensional data analysis, geometric deep learning, triangular meshes, point clouds, dental identification, 3D reconstruction, shape completion, semantic segmentation, attention mechanisms, digital dentistry.