

Avis de Soutenance

Monsieur Emile SAILLARD

Biomécanique

Soutiendra publiquement ses travaux de thèse intitulés

Segmentation automatique d'os métastatiques et impact sur la prédiction de la résistance à la rupture.

dirigés par Madame Hélène FOLLET et Monsieur Thomas GRENIER

Soutenance prévue le **vendredi 12 décembre 2025** à 14h00

Lieu : INSA - Département Génie Electrique, Amphithéâtre AE1 - 6 Rue de la Physique 69100
Villeurbanne

Composition du jury proposé

| | | |
|-------------------------|--|-----------------------|
| Mme Hélène FOLLET | INSERM Lyon | Directrice de thèse |
| M. Thomas GRENIER | INSA Lyon | Co-directeur de thèse |
| Mme Su RUAN | Université de Rouen Normandie | Rapporteure |
| M. Claudio VERGARI | École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers Paris | Rapporteur |
| M. Johel MITERAN | Université Bourgogne Europe Dijon | Examineur |
| M. Jean-Baptiste PIALAT | Université Lyon 1 | Examineur |

Mots-clés : Apprentissage profond, Risque de fracture, Simulation mécanique, Segmentation,

Résumé :

Les métastases osseuses se développent fréquemment chez les patients atteints d'un cancer et peuvent provoquer diverses complications. Parmi celles-ci, en particulier lorsque les métastases touchent le fémur ou les vertèbres, les fractures pathologiques peuvent avoir un impact majeur sur les conditions de vie et la survie du patient. Les scores cliniques utilisés pour estimer le risque de fracture présentent tous des limites et ne permettent pas de guider précisément la prise en charge du patient. Les méthodes de simulation par éléments finis permettent de dépasser ces limites. Des contraintes mécaniques sont appliquées à des représentations numériques des os métastasés et permettent d'obtenir la valeur de charge à rupture conduisant à une évaluation objective du risque de fracture. Cependant, ces méthodes dépendent de nombreux paramètres pouvant influencer directement leur précision et leur reproductibilité. Dans cette thèse, nous focalisons l'étude sur la création des représentations numériques des os et des métastases. La construction de ces modèles numériques repose sur une segmentation de l'os considéré à partir des images in-vivo du patient, souvent de l'imagerie scanner, afin d'obtenir un maillage auquel sera attribué les propriétés mécaniques. Réalisée manuellement, la tâche de segmentation est fastidieuse et peu reproductible, et sa qualité dépend directement de l'opérateur. Les méthodes récentes de segmentations automatiques de Deep Learning basées sur l'apprentissage profond (comme UNet) permettent d'obtenir des résultats reproductibles rapidement. Néanmoins, ces approches dépendent des données annotées utilisées lors de l'entraînement des réseaux de neurones. Le manque de données annotées est un problème récurrent en imagerie médicale. Il est difficile d'obtenir ces données en

nombre et qualité nécessaires à l'entraînement de réseaux de neurones fiables et robustes. La segmentation individuelle des métastases est particulièrement complexe du fait de la variabilité de celles-ci. Pour faire face à cette problématique, des méthodes d'augmentation de données permettent d'accroître artificiellement la quantité de données d'entraînement. Cependant, elles ne permettent pas à elles seules d'augmenter substantiellement leur diversité. Une autre approche consiste à générer des données pathologiques artificielles pour entraîner les réseaux. Pour ce faire, des modèles génératifs existent comme les réseaux antagonistes génératifs (GAN) ou les réseaux de diffusion (DDPM). Ils peuvent néanmoins se heurter eux-mêmes à la problématique de manque de données. Dans ce contexte, les objectifs de cette thèse sont multiples. Dans un premier temps, nous proposons des méthodes robustes et précises de segmentation automatique des fémurs et des vertèbres in-vivo à partir de scans CT et nous évaluons l'influence des segmentations automatiques sur les résultats de simulations biomécaniques. Dans un second temps, nous proposons une méthodologie originale de génération de données métastasées réalistes s'appuyant sur les DPPM. Cette approche améliore significativement l'entraînement des réseaux de neurones et les performances de segmentation des métastases en CT. Nous montrons aussi l'intérêt de notre méthode pour la segmentation des lésions de sclérose en plaques en IRM cérébrale.