

Titre : Substitution de modèles numériques de mécanique des fluides par des modèles d'apprentissage profond. Applications aux dissections aortiques.

Directeurs : Badih Ghattas et Valérie Deplano.

Institute de Mathématiques de Marseille, I2M, UMR7373 et Institut de Recherche sur les Phénomènes Hors Equilibre, IRPHE, UMR7342.

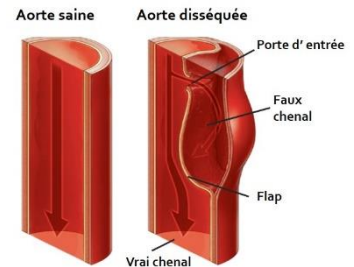
Contacts: badih.ghattas@univ-amu.fr and Valerie.deplano@univ-amu.fr.

Contexte général. Ce sujet de thèse est porté par un consortium pluridisciplinaire composé de chercheurs spécialistes en statistiques, mécanique des fluides et biomécanique ainsi qu'imagerie médicale. L'équipe de statistiques de l'Institut de Mathématiques de Marseille (UMR7373) et l'équipe de biomécanique de l'Institut de Recherche sur les Phénomènes Hors Equilibre (UMR7342, Marseille) en collaboration avec le service d'imagerie médicale de l'hôpital de la Timone souhaitent développer un outil de diagnostic clinique capable de prédire précocement l'évolution de pathologies de l'aorte thoracique.

L'équipe de biomécanique d'IRPHE réalise des modélisations numériques complexes de certaines de ces pathologies grâce à des données provenant d'imageries médicales -CT scan pour les géométries et IRM2D pour les conditions aux limites-, l'objectif est de mettre en œuvre des modèles 3D patient-spécifique tenant compte des interactions fluide-structure pour différents types d'évolution -favorable et défavorable- ainsi que pour plusieurs temps post opératoires. Ceci permet d'associer des grandeurs physiques liées aux dynamiques de l'écoulement et des structures à certaines évolutions cliniques défavorables ([1]) et, par la suite, de prédire précocement certains échecs thérapeutiques. Toutefois, le temps de calcul associé à ces modélisations complexes constitue un obstacle à leur utilisation en pratique clinique.

L'objectif principal de cette thèse est donc de mettre en œuvre des techniques d'apprentissage profond pour substituer à ces modèles numériques afin de prédire précocement l'évolution de pathologies de l'aorte thoracique. Ce projet sera plus particulièrement axé sur les **dissections aortiques**. En effet, l'équipe de biomécanique d'IRPHE a déjà réalisé des modélisations numériques de cette pathologie dans le cadre de la thèse de F. Khannous soutenue en septembre 2020 ([2], [3]).

Contexte clinique. Responsables de presque 18 millions de morts chaque année, les maladies cardiovasculaires sont la première cause de mortalité dans le monde. En France, elles sont la deuxième cause de mortalité par an (derrière le cancer) avec 400 décès par jour. Parmi elles les dissections aortiques consistent en une déchirure intimale de la paroi aortique, appelée porte d'entrée, responsable de la création d'un faux chenal circulant. Vrai et faux chenaux sont séparés par la paroi disséquée, appelée flap néointimal. Il existe 2 types de dissection : les dissections de type A localisées au niveau de l'aorte thoracique ascendante et les dissections de type B qui concernent uniquement l'aorte thoracique descendante. Les dissections de type A sont habituellement traitées chirurgicalement, les types B non compliquées bénéficient quant à elles d'un traitement médical seul avec une morbi-mortalité faible. Toutefois malgré de bons résultats immédiats suite au traitement médical seul, 20 à 50 % des patients présentent une évolution anévrysmale avec un risque de rupture et de mortalité élevé. Les critères habituellement utilisés en routine clinique permettant d'évaluer cette évolution défavorable n'étant pas satisfaisants,



il s'agit de déterminer au travers de modélisations numériques et par suite par des techniques d'apprentissage profond quelles sont les grandeurs physiques susceptibles d'être corrélées à une évolution défavorable, et améliorer ainsi la prise en charge des patients.

Méthodologie : Les réseaux de neurones profonds peuvent être utilisés dans ce contexte. On considère que derrière le modèle numérique se cache une fonction latente complexe f qui à chaque entrée (géométrie et conditions aux limites issues d'imageries médicales) associe des mesures hémodynamiques. On note (X_i, Y_i) , $i = 1, \dots, n$ les couples d'entrées et de sorties du modèle numérique. On s'intéresse à l'approximation de la fonction sous-jacente f par un réseau de neurone profond. L'approximation recherchée n'est pas triviale et soulève de réels défis pour différentes raisons :

1) la faible taille des échantillons disponibles pour entraîner les réseaux de neurones due au petit nombre de simulations que l'on peut réaliser étant les longs temps de calcul des simulations numériques.

2) la dimension élevée des données ; les entrées du modèle X_n sont constituées non seulement de CT scan (scanners thoraciques) i.e. d'images volumétriques d'environ $500 \times 250 \times 250$ voxels, mais aussi d'informations indispensables provenant d'IRM 2D. Les sorties $Y_n = (Y_{ijk}^{(t)})$ sont quant à elles composées de plusieurs champs tridimensionnels (par exemple la vitesse du sang, vecteur tridimensionnel) spatio-temporels (en chaque point ijk de l'aorte et à chaque instant t). Le volume des sorties dépend de la résolution spatio temporelle fixée dans le modèle numérique ; à titre d'exemple 3,3 Gigaoctet à chaque instant t de sauvegarde. Le volume des données augmente exponentiellement avec la résolution.

3) L'hétérogénéité des données : scanners, IRM, et champs de flux tridimensionnels spatio-temporels. Tous ces éléments illustrent la complexité de la tâche. Pour cela nous souhaitons développer et mettre au point une modélisation en plusieurs étapes.

Etape 1 : Pré-traitement des données. Les données de sources et formats hétérogènes nécessitent un travail important de préparation, de nettoyage, de mise en forme et d'encodage afin de pouvoir les utiliser dans des modèles d'apprentissage profond. Durant cette phase des choix techniques importants s'imposeront sur le format et le mode d'accès aux données en vue d'éviter des blocages dans les phases d'apprentissage. Cette étape sera réalisée en étroite collaboration avec l'IRPHE qui réalisera les simulations numériques et fournira les données nécessaires pour les étapes suivantes.

Etape 2 : Modèle instantané pour prédire les flux en haute résolution spatiale. Un premier modèle travaillera uniquement sur la composante spatiale les données à un instant t . Il permettra de prédire à instant donné les champs hémodynamiques (i.e les composantes 3D de vitesse de l'écoulement en tous points) à partir du masque 3D d'un patient (qui représente la géométrie de l'aorte) et de paramètres issus de l'IRM 2D à ce même instant. Les masques 3D servant d'entrée à ce premier modèle résultent de la segmentation sémantique automatique des scanners de l'aorte thoracique obtenus avec un modèle développé et validé dans le cadre de la thèse de J. Fournel ([4]).

Le modèle utilisé sera probablement de type convolutif ([5]), mais des choix importants techniques devront être étudiés au préalable (2D ou 3D, type d'architecture, ...). La sortie de ce premier modèle correspondra au champ prévu pour un instant t en tout point de l'aorte (en haute résolution spatiale). La résolution temporelle de ce premier modèle est limitée par la résolution temporelle des IRM 2D, qui est en général assez faible (entre 20 et 30ms).

Etape 3 : Modèle pour améliorer la résolution temporelle des résultats hémodynamiques en haute résolution spatiale. L'objectif du deuxième modèle est d'augmenter la résolution temporelle des prévisions données par le premier modèle. Pour cela on adoptera une approche similaire à celle exposée dans Fukami et al ([6]). Un réseau de neurone profond pourrait être entraîné pour prédire le champ spatial Y à un instant $t + 1$ à partir des champs disponibles aux instants t et $t + 2$, soit estimer un modèle. $Y_{t+1} = g(Y_t, Y_{t+2})$. L'estimation de ce modèle pourrait être faite avec une base d'apprentissage construite à partir des sorties des modèles numériques. La figure ci-dessous schématise les modèles proposés dans les étapes 2 et 3 de ce projet.

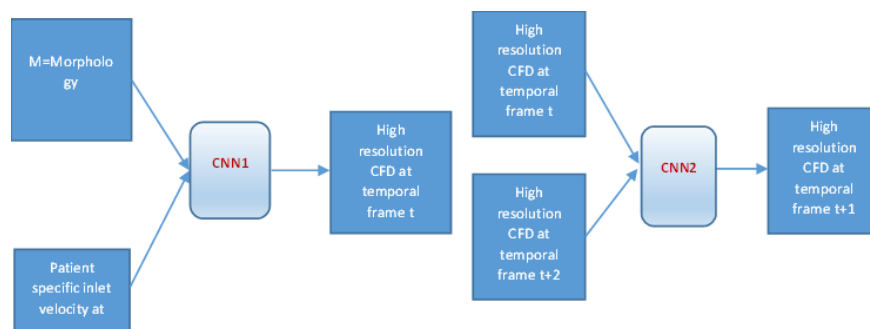


Figure : Schéma illustrant les modèles d'apprentissage profond utilisés dans le projet.

Profil du candidat(e)

Le(la) candidat(e) devra avoir des connaissances académiques dans les champs disciplinaires relatifs au sujet: Deep learning en priorité et modélisations numériques. Il(elle) devra avoir une appétence avérée pour l'interdisciplinarité. Une expérience en programmation python est indispensable, en particulier, tensorflow, keras, pandas et numpy.

Candidature

Les candidat(e)s devront transmettre leur dossier avant le 15 mai 2022. Ce dossier sera composé d'un Curriculum Vitae, d'une lettre de motivation, des relevés de notes et copies des diplômes (Licence et master) et d'une lettre de recommandation, par exemple de la part du responsable de stage ou du directeur de mémoire de master. Le dossier doit être adressé sous forme d'archive .zip aux encadrants du projet aux adresses badih.ghattas@univ-amu.fr et valerie.deplano@univ-amu.fr.

[1] Deplano et al, (2021) Vascular geometric singularities, hemodynamic markers and pathologies, WILEY. In press

[2] Khannous et al, (2020) Residual type B aortic dissection FSI modeling. CMBBE, 23(1).

[3] khannous et al, (2022) Numerical modeling of residual type B aortic dissection: longitudinal analysis of favorable and unfavorable evolution". Medical & Biological Engineering & Computing, DOI: 10.1007/s11517-021-02480-1.

[4] Fournel J (2020). Deep Learning for thoracic imaging segmentation to improve cardiovascular risk prediction. Thèse coencadrée par B. Ghattas et A. Jacquier (CRMBM)

[5] Liang et al, (2020) A Feasibility Study of Deep Learning for Predicting Hemodynamics of Human Thoracic Aorta J. of Biomech., 99.

[6] Fukami et al, (2019) Super resolution reconstruction of turbulent flows with machine learning, J. Fluid Mech., 870