

**Université de technologie de Compiègne - Proposition de thèse**

version anglaise sur page 5  English version on page 5

Projet doctoral							
<b>Titre de thèse</b>	Développement de stratégies d'apprentissage automatique pour l'homogénéisation numérique de matériaux hétérogènes et les simulations multiéchelles						
<b>Spécialité</b>	Mécanique numérique						
<b>Direction et encadrement de la thèse</b>	<p><b>Directeur :</b> Kiran Sagar Kollepara, MCF  <b>Co-directeur :</b> Ludovic Cauvin, MCF HDR  <b>Co-encadrant :</b> -</p> <p>Coordonnées des personnes à contacter :  <a href="mailto:kiran-sagar.kollepara@utc.fr">kiran-sagar.kollepara@utc.fr</a> , <a href="mailto:ludovic-cauvin@utc.fr">ludovic-cauvin@utc.fr</a>  <i>(Veuillez inclure les mots « offre thèse 2026 » dans le sujet de e-mail)</i></p>						
<b>Unité de recherche d'accueil</b>	<p>Roberval - Unité de recherche en mécanique, énergie et électricité  équipe de recherche : Mécanique Numérique  site web : <a href="https://roberval.utc.fr/">https://roberval.utc.fr/</a></p>	Cotutelle : non					
<b>Date de début de la thèse</b>	A partir de septembre 2026						
<b>Lieu de travail de thèse</b>	<p>Le ou la candidat.e sera accueilli.e au sein du laboratoire Roberval de l'Université de technologie de Compiègne (UTC).  Site : Centre de recherche, rue du Dr Schweitzer, 60200 Compiègne  1 heure de Paris par le train SNCF + transport commun (gratuit) de ville de Compiègne</p>						
<b>Financement de la thèse</b>	Allocation Ministère + CAP Post@GenAI						
<b>Modalités d'encadrement de la thèse</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Points d'avancement hebdomadaires avec les encadrants.</li> <li>• Participation active à la vie scientifique de l'équipe et du laboratoire.</li> </ul>						
<b>Mots clés (6 max)</b>	<table border="0"> <tr> <td>matériaux hétérogènes</td> <td>simulations multi-échelles</td> </tr> <tr> <td>homogénéisation numérique</td> <td>apprentissage automatique</td> </tr> <tr> <td>réseau de neurones artificiels</td> <td>Physics-informed neural networks</td> </tr> </table>	matériaux hétérogènes	simulations multi-échelles	homogénéisation numérique	apprentissage automatique	réseau de neurones artificiels	Physics-informed neural networks
matériaux hétérogènes	simulations multi-échelles						
homogénéisation numérique	apprentissage automatique						
réseau de neurones artificiels	Physics-informed neural networks						
<b>Résumé du projet de thèse</b>	<p>L'hétérogénéité microstructurale et le comportement non-linéaire de la majorité des matériaux de nouvelle génération rendent l'estimation de leurs propriétés physiques complexe, compliquant leur intégration dans des simulations par éléments finis. Cette thèse propose d'explorer les stratégies d'apprentissage automatique pour les problèmes d'homogénéisation et la modélisation multi-échelles. Le premier objectif sera de développer des méthodes basées sur les réseaux de neurones pour améliorer la précision des modèles à l'échelle microscopique. L'étude des « Physics informed neural networks » (PINNs) et des « Deep Homogenisation Networks » (DHNs) met en lumière des limites telles que la représentation des discontinuités aux interfaces entre matériaux. L'utilisation de PINNs variationnels pourrait offrir une résolution plus précise de ces problèmes. Le deuxième axe de recherche visera à accélérer les simulations multiéchelles via des modèles paramétriques, cherchant à réduire les coûts de calcul tout en évitant la génération de grandes quantités de données d'apprentissage grâce aux "Parameterized PINN" (P2INN). Enfin, le troisième axe explorera le potentiel des « Graphical Neural Networks » (GNN) pour générer des modèles micro-échelles efficaces. Cette thèse vise ainsi à répondre à des questions clés sur l'application des nouvelles architectures de réseaux neuronaux dans la modélisation des matériaux complexes. Elle pourra contribuer aux avancées que connaît, avec le développement des outils d'IA, le domaine de mécanique numérique des matériaux.</p>						

Thématique	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Homogénéisation numérique et simulations multiéchelles` de matériaux hétérogènes</li> <li>• Approche d'apprentissage automatique pour les problèmes paramétriques et les problèmes avec des discontinuités.</li> </ul>
Domaine	Sciences pour l'ingénieur
Objectifs	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Développement de nouvelles méthodes fondées sur les réseaux de neurones afin d'améliorer la précision des modélisations multiéchelles, notamment à l'échelle micro.</li> <li>• Accélération des simulations multiéchelles à l'aide de modèles paramétriques.</li> <li>• Étude du potentiel des « Graphical Neural Networks » (GNN) pour générer un modèle microéchelle efficace.</li> </ul>
Contexte	<p>Dans le contexte actuel de réduction des gaz à effet de serre, de prise en compte des limites planétaire en terme de ressources naturelles et de développement de nouveaux procédés de fabrication tel que la fabrication additive, la conception de matériaux nouveaux, intégrant potentiellement différentes physiques (mécanique, thermique, électrique, etc.) s'est accélérée. Toutefois, compte tenu de leur microstructure souvent hétérogène et de leur comportement potentiellement non-linéaire, leurs propriétés physiques sont difficiles à estimer et à intégrer dans des simulations éléments finis de structure. Le couplage entre méthodes d'homogénéisation sur un Volume Élémentaire Représentatif (VER) et des techniques multi-échelles telles que les éléments finis au carré FE2 ont été développées pour traiter ces problèmes. Dans les deux cas, la résolution du problème à l'échelle microscopique présente ses propres défis. Le maillage de microstructures complexes peut ainsi être une tâche exigeante et nécessite des calculs intensifs. Avec l'émergence des techniques d'apprentissage automatique, diverses méthodes basées sur les réseaux neuronaux (NN) ont été développées pour résoudre le problème à l'échelle micro. Cependant, des questions clés telles que la précision des comportements estimés, les coûts de calcul et la frugalité des données restent des verrous scientifiques. De plus, il reste à voir si les dernières architectures de réseaux neuronaux, telles que les « Transformers » et les « Graphical Neural Networks » (GNN), sont pertinentes dans ce domaine. Cette thèse de doctorat tentera de répondre à ces questions.</p>
Méthode	<p>Le premier objectif de recherche de la thèse est de développer de nouvelles méthodes basées sur les réseaux de neurones afin d'améliorer la précision des modèles à l'échelle micro. Depuis l'avènement des « Physics informed neural networks » (PINNs), de nombreuses méthodes d'homogénéisation basées sur les PINN, appelées « Deep Homogenisation Networks » (DHNs), ont été proposées [Jiang2023]. Étant donné que les réseaux neuronaux sont fondamentalement des fonctions infiniment différentiables, ils sont incapables de représenter les discontinuités. Par conséquent, les interfaces entre les matériaux ne peuvent pas être modélisées avec précision par les PINNs et sont souvent remplacées par des transitions lisses, ce qui engendre des erreurs d'approximation. Une solution potentielle consiste à utiliser des PINNs variationnels (V-PINNs), qui atténuent les exigences de différentiabilité grâce à la forme faible des EDP sous-jacentes. Il est ainsi possible d'imposer la géométrie de l'interface avec précision à l'aide des V-PINNs et d'améliorer la représentation de la VER. Les travaux récents de [Gaynutdinova2025] constituent un premier pas dans cette direction. Une application intéressante de la modélisation exacte des interfaces serait la modélisation des inclusions enrobées, car le lissage des deux interfaces de chaque côté de l'enrobage pourrait introduire des erreurs importantes.</p> <p>Le deuxième axe de recherche de la thèse se concentre sur l'accélération des simulations multiéchelles à l'aide de modèles paramétriques. Généralement, les simulations multiéchelles s'appuient sur des solveurs distincts fonctionnant à chaque échelle. Afin de réduire les coûts de calcul, des modèles d'ordre réduit sont souvent utilisés à l'échelle micro. Cependant, ces approches nécessitent généralement de grandes quantités de données d'apprentissage, dont la génération peut être coûteuse en termes de calcul pour les microstructures complexes. L'objectif est d'éliminer l'étape de génération de données à l'aide de « Parametrized PINN » (P2INN) [Cho2024]. Contrairement aux PINN, les P2INN ne doivent être entraînés qu'une seule fois, même dans un contexte paramétrique. Néanmoins, l'application des P2INN aux problèmes d'homogénéisation nécessite une paramétrisation appropriée des VER.</p> <p>Le troisième axe de recherche se concentre sur l'étude du potentiel des « Graphical Neural</p>

	<p>Networks » (GNN) pour générer un modèle microéchelle efficace. Récemment, les GNNs ont été étudiés comme technique de modélisation de substitution efficaces pour les systèmes mécaniques. Le principal avantage des GNNs réside dans leur forte capacité de généralisation, même pour des géométries différentes de celles rencontrées pendant l'entraînement. Les GNNs ont déjà été appliqués aux matériaux polycristallins [Hestroffer2023]. Pour ce type de matériau, cette thèse pourra s'appuyer sur les travaux menés au laboratoire Roberval [Li2025], sur la génération d'une base d'apprentissage physiquement admissible à partir d'une faible quantité de textures expérimentales.</p>
<p>Résultats attendus</p>	<p>Le premier est de développer des V-PINNs permettant une représentation exacte de l'interface entre différents matériaux constitutifs. Les investigations porteront essentiellement sur les fonctions de tests appropriées à l'objectif donné. Le choix naturel de fonctions de test (ou de leurs gradients) qui s'annulent sur l'interface sera testé. Les V-PINNs font généralement appel à des fonctions de test globales. La comparaison de leurs performances avec des V-PINNs utilisant des fonctions de test locales sera également investiguée. La question de savoir si une approche combinant des fonctions de test locales et globales offre des performances comparables à celles des PINNs établies sur la décomposition de domaine [Henkes2022], car les deux approches présentent une similitude sous-jacente.</p> <p>Le second portera sur la frugalité des données d'apprentissage généralement nécessaires. En effet, les P2INNs ne nécessitent aucune donnée provenant de solveurs d'éléments finis ou de solveurs PINN. Ce type d'approche demande une paramétrisation de VER qui fera l'objet d'une étude particulière. Pour ce type de problème, les autoencodeurs seront évalués, ce derniers sont d'après la littérature plus adaptés à ce type de problème. Le principal résultat attendu sera l'étude des performances des P2INN sur des problèmes d'homogénéisation de VER, car les paramètres n'apparaissent pas explicitement dans les EDP dans ce cas.</p> <p>Le troisième objectif portera sur l'évaluation de la capacité de GNNs à estimer le comportement homogénéisé de VER et la généralisation des GNN dans un scénario multi-matériaux.</p>
<p>Références bibliographiques</p>	<p>Cho, W. et al. (2024) "Parameterized Physics-informed Neural Networks for Parameterized PDEs." arXiv. doi:10.48550/ARXIV.2408.09446.</p> <p>Gaynutdinova, L. et al. (2025) "Homogenization with Guaranteed Bounds via Primal-Dual Physically Informed Neural Networks." arXiv. doi:10.48550/arXiv.2509.07579.</p> <p>Henkes, A. et al. (2022) "Physics informed neural networks for continuum micromechanics," <i>Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering</i>, 393, p. 114790. doi:10.1016/j.cma.2022.114790.</p> <p>Hestroffer, J.M. et al. (2023) "Graph neural networks for efficient learning of mechanical properties of polycrystals," <i>Computational Materials Science</i>, 217, p. 111894. doi:10.1016/j.commatsci.2022.111894.</p> <p>Jiang, J. et al. (2023) "Physically informed deep homogenization neural network for unidirectional multiphase/multi-inclusion thermoconductive composites," <i>Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering</i>, 409, p. 115972. doi:10.1016/j.cma.2023.115972.</p> <p>Li, B. et al. (2025). "Customized Gaussian Process for Representing Polycrystalline Texture." <i>Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering</i> 440 (May): 117934. doi:10.1016/j.cma.2025.117934.</p>
<p>Conditions scientifiques matérielles et financières du projet de recherche</p>	<p>Le.a candidat.e sera accueilli.e au sein du laboratoire Roberval, il/elle aura accès aux moyens de calcul du laboratoire et de l'UTC et disposera des moyens informatiques et bureautiques nécessaires à la réalisation du travail de thèse.</p>
<p>Collaborations envisagées</p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Institute of Mechanics and Computational Mechanics, Leibniz Universität Hannover, Germany</li> <li>• Institut de Recherche en Génie Civil et Mécanique, École Centrale de Nantes, France</li> </ul>

<b>Objectifs de valorisation des travaux de recherche</b>	Les travaux seront présentés dans les congrès national/international. Les résultats originaux seront publiés dans des revues de rang A du domaine.
<b>Caractère confidentiel des travaux</b>	Travaux confidentiels : non

Financement du projet doctoral	
<b>Type de financement du projet doctoral</b>	Enseignement supérieur
<b>Dates</b>	Début : septembre 2026      Fin : août 2029
<b>Origine du financement</b>	50 % Allocation Ministère et 50 % CAP Post@GenAI
<b>Employeur</b>	Université de technologie de Compiègne
<b>Etat du financement</b>	acquis
<b>Précisions sur le financement</b>	-

Profil de candidature	
<b>Profil et compétences recherchées</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Le.a candidat.e aura une formation en mécanique numérique ou en mathématique appliquée.</li> <li>Les compétences en mécanique des milieux continus et en programmation sont attendues. Les compétences en Python et en outils d'apprentissage automatique (comme PyTorch, Tensorflow, etc.) seront considérées comme un atout.</li> <li>Capable de lire/rédiger les documents scientifiques en anglais ; de présenter le travail au congrès international en anglais</li> </ul>
<b>Niveau de français requis</b>	A2
<b>Niveau d'anglais requis</b>	B1 minimum (attesté), B2 recommandé (référentiel européen CERCL)

**Contactez d'abord le directeur et le codirecteur de thèse** avant de renseigner un dossier de candidature en ligne [sur la plateforme ADUM](#)

Informations sur le dossier de candidature sur le [site de l'école doctorale](#) et sur la plateforme ADUM

**Université de technologie de Compiègne - Thesis proposal**

Doctoral project			
<b>Thesis title</b>	Development of machine learning strategies for computational homogenization and multiscale simulations of heterogenous materials		
<b>Thesis speciality</b>	Computational mechanics		
<b>Thesis supervision</b>	<p>Thesis director: Kiran Sagar Kollepara, Associate Professor            Thesis co-director: Ludovic Cauvin, Associate Professor with Habilitation            Co- supervisor: -</p> <p>Contact: <a href="mailto:kiran-sagar.kollepara@utc.fr">kiran-sagar.kollepara@utc.fr</a> , <a href="mailto:ludovic-cauvin@utc.fr">ludovic-cauvin@utc.fr</a>  <i>(Please include the words "PhD position 2026" in the subject of your e-mail)</i></p>		
<b>Research laboratory</b>	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 70%;">           Roberval - Mechanics, Energy, Electricity            Research team : Computational Mechanics            website: <a href="https://roberval.utc.fr/">https://roberval.utc.fr/</a> </td> <td style="width: 30%; text-align: center;">           International            Cotutelle : non         </td> </tr> </table>	Roberval - Mechanics, Energy, Electricity Research team : Computational Mechanics website: <a href="https://roberval.utc.fr/">https://roberval.utc.fr/</a>	International Cotutelle : non
Roberval - Mechanics, Energy, Electricity Research team : Computational Mechanics website: <a href="https://roberval.utc.fr/">https://roberval.utc.fr/</a>	International Cotutelle : non		
<b>Starting date</b>	September 2026		
<b>Location</b>	<p>The doctoral candidate will be hosted by the Roberval Laboratory of the Université de technologie de Compiègne.</p> <p>Location : Centre de recherche, rue du Dr Schweitzer, 60200 Compiègne            1 hour from Paris by SNCF train + free public transport service of the city of Compiègne</p>		
<b>Funding</b>	Ministerial funding + CAP Post@GenAI		
<b>Supervision conditions</b>	<p>Weekly meetings with supervisors to discuss the progress of the project            Active participation in the scientific events of the team and the laboratory.</p>		
<b>Keywords</b>	heterogenous materials	multiscale simulations	
	computational homogenisation	machine Learning	
	Artificial neural networks	Physics-informed neural networks	
<b>Summary of thesis project</b>	<p>The microstructural heterogeneity and non-linear behaviour of most next-generation materials make it difficult to predict their physical properties and to incorporate them into finite element simulations. This thesis will explore machine learning strategies for homogenisation problems and multiscale modelling. The first objective is to develop neural network-based methods to enhance the accuracy of microscopic-scale models. Studies of Physics-informed Neural Networks (PINNs) and Deep Homogenisation Networks (DHNs) have revealed limitations, such as the inability to represent discontinuities at material interfaces. Using variational PINNs could offer a more accurate resolution of these problems. The second research focus will seek to accelerate multiscale simulations via parametric models to reduce computational costs while avoiding the generation of large amounts of training data through Parameterised PINNs (P2INNs). The third focus will explore the potential of Graphical Neural Networks (GNNs) to generate effective microscale models. This thesis aims to address key questions regarding the application of new neural network architectures in modelling complex materials. It may contribute to advances currently being made in computational materials mechanics and the development of AI tools.</p>		
<b>Research themes</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Computational homogenisation and multiscale simulations for heterogenous materials</li> <li>• Machine learning methods for parametric problems and problems with discontinuities</li> </ul>		
<b>Domain</b>	Science for the Engineer		
<b>Objectives</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Development of new neural network-based methods to improve the accuracy of multiscale modelling, particularly at the microscale.</li> <li>• Accelerating multiscale simulations using parametric models.</li> </ul>		

	<ul style="list-style-type: none"> <li>Investigating the potential of Graphical Neural Networks (GNNs) to generate effective microscale models.</li> </ul>
<b>Context</b>	<p>The necessity of reducing greenhouse gas emissions and limiting natural resource exploitation, coupled with the development of new manufacturing processes such as additive manufacturing, has accelerated the design of materials with diverse physical properties (mechanical, thermal, electrical, etc.). However, due to their heterogeneous microstructure and potentially nonlinear behaviour, it is difficult to estimate and incorporate their physical properties into finite element structural simulations. Techniques that couple homogenisation methods on a representative volume element (RVE) with multiscale approaches, such as the finite elements squared (FE2) method, were developed to address these issues. In both cases, solving the problem at the microscopic scale presents its own challenges. Meshing complex microstructures can therefore be computationally demanding and require intensive calculations. With the emergence of machine learning techniques, various neural network-based methods have been developed to solve the problem at the microscale. Nevertheless, key issues such as the accuracy of estimated behaviours, computational costs, and data efficiency remain scientific bottlenecks. Furthermore, it remains to be seen whether the latest neural network architectures, such as 'Transformers' and 'Graphical Neural Networks' (GNNs), are relevant in this field. This PhD thesis will attempt to address these issues.</p>
<b>Methods</b>	<p>The first research focus of this thesis is to develop neural network-based methods to enhance the accuracy of microscale models. Since the advent of Physics-Informed Neural Networks (PINNs), numerous PINN-based homogenisation methods, known as Deep Homogenisation Networks (DHNs), have been proposed [Jiang2023]. However, neural networks are fundamentally infinitely differentiable functions, and are therefore unable to represent discontinuities. Consequently, interfaces between materials cannot be modelled accurately using PINNs. Instead, these interfaces are often approximated by smooth transitions, resulting in approximation errors. A potential solution is to use variational PINNs (V-PINNs), which relax the differentiability requirements due to their use of the weak form of the underlying PDEs. This advantage of V-PINNs can enable accurate modelling of the interface geometry, thereby improving the representation of the RVE. Recent work by [Gaynutdinova2025] represents a first step in this direction. The ability to model the exact interface would be useful for microstructures with coated inclusions, since the smoothing of the two interfaces on either side of the coating could introduce significant errors.</p> <p>The second research focus of the thesis is the acceleration of multiscale simulations using parametric models. Typically, multiscale simulations rely on separate solvers operating at each scale. To reduce computational costs, reduced-order models are often employed at the microscale. However, these approaches generally require large amounts of training data, which can be computationally expensive to generate, particularly for complex microstructures. The aim is to eliminate the cost associated to data generation using Parametric PINN (P2INN) [Cho2024]. Unlike PINNs, P2INNs need only be trained once, even in a parametric context. Nevertheless, the application of P2INNs to homogenisation problems requires the RVEs to be appropriately parameterised.</p> <p>The third research area focuses on investigating the potential of Graphical Neural Networks (GNNs) for generating effective microscale models. GNNs have recently been studied as an effective surrogate modelling technique for mechanical systems. The main advantage of GNNs is their strong generalisation ability, even when the geometry differs from that encountered during training. GNNs have already been applied to polycrystalline materials [Hestroffer2023]. Regarding this type of material, this thesis will be able to build on the work carried out at the Roberval laboratory concerning the generation of a physically admissible training basis from a small number of experimental textures [Li2025].</p>
<b>Expected results</b>	<p>The first objective is to develop V-PINNs that can accurately represent the interface between different constituent materials. The research will focus primarily on identifying test functions appropriate for this objective. The natural choice of test functions (or their gradients) that vanish at the interface will be investigated. V-PINNs generally employ global test functions. A comparison of their performance with V-PINNs using local test functions will also be</p>

	<p>investigated. The question is whether an approach combining local and global test functions offers performance comparable to that of PINNs based on domain decomposition [Henkes2022], as the two approaches share an underlying similarity.</p> <p>The second objective is to minimize the training data generally required for multiscale simulations. Indeed, P2INNs require no data from finite element solvers or PINN solvers. This type of approach requires a RVE parameterisation, which will be the subject of a specific study. For this type of problem, autoencoders will be evaluated; as they are better suited for the problem at hand, according to the literature. The main expected result will be the study of P2INN performance on RVE homogenisation problems, as the parameters do not appear explicitly in the PDEs in this case.</p> <p>The third objective will focus on evaluating the ability of GNNs to estimate the homogenised behaviour of RVEs and the generalisation of GNNs in a multi-material scenario.</p>
<b>Bibliographical references</b>	<p>Cho, W. et al. (2024) "Parameterized Physics-informed Neural Networks for Parameterized PDEs." arXiv. doi:10.48550/ARXIV.2408.09446.</p> <p>Gaynutdinova, L. et al. (2025) "Homogenization with Guaranteed Bounds via Primal-Dual Physically Informed Neural Networks." arXiv. doi:10.48550/arXiv.2509.07579.</p> <p>Henkes, A. et al. (2022) "Physics informed neural networks for continuum micromechanics," <i>Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering</i>, 393, p. 114790. doi:10.1016/j.cma.2022.114790.</p> <p>Hestroffer, J.M. et al. (2023) "Graph neural networks for efficient learning of mechanical properties of polycrystals," <i>Computational Materials Science</i>, 217, p. 111894. doi:10.1016/j.commatsci.2022.111894.</p> <p>Jiang, J. et al. (2023) "Physically informed deep homogenization neural network for unidirectional multiphase/multi-inclusion thermoconductive composites," <i>Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering</i>, 409, p. 115972. doi:10.1016/j.cma.2023.115972.</p> <p>Li, B. et al. (2025). "Customized Gaussian Process for Representing Polycrystalline Texture." <i>Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering</i> 440 (May): 117934. doi:10.1016/j.cma.2025.117934.</p>
<b>Scientific material conditions scientifiques matérielles and financial resources for the research project</b>	<p>The candidate will be hosted by the Roberval laboratory. Thus, the candidate will have access to the laboratory's computing resources, as well as to the IT and office materials necessary for executing the thesis project.</p>
<b>Planned collaborations</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Institute of Mechanics and Computational Mechanics, Leibniz Universität Hannover, Germany</li> <li>• Institut de Recherche en Génie Civil et Mécanique, École Centrale de Nantes, France</li> </ul>
<b>Objectives of valorization for the research work</b>	<p>The research work will be presented in national/international conferences. Original results will be published in rank A scientific journals</p>
<b>Confidentiality</b>	no

<b>Funding for the doctoral project</b>		
<b>Type of funding for the doctoral project</b>	Higher education	
<b>Period</b>	Start : September 2026	End : August 2029
<b>Funding source</b>	50 % Ministerial funding and 50 % CAP Post@GenAI	

Employer	Université de technologie de Compiègne
Status of the funding	acquired
Additional information about the funding	-

Application	
<b>Profile and skills required</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• The candidate shall have a background in computational mechanics or applied mathematics.</li> <li>• Knowledge and skills in continuum mechanics and programming are expected. Python programming and knowledge of machine learning tools such as PyTorch, TensorFlow, etc. will be considered a bonus</li> <li>• The candidate should be capable of reading/writing scientific documents in English, as well as presenting the research work in international conferences in English</li> </ul>
French level required	A2
English level required	B1 minimum (certified), B2 recommended (European reference CEFR)

**Please contact the supervisors** before applying [on the ADUM platform](#)

Information about application for doctoral education (PhD) at UTC on [the Doctoral School website](#) and on the ADUM platform