

Impact de l'intelligence Artificielle dans la CAE.

JP Berro¹, H. Shakourzadeh²

¹ Altair Engineering France, jpb Ramirez@altair.com

¹ Altair Engineering France, hossein@altair.com

Résumé — Dans le domaine de la simulation industrielle, l'intelligence artificielle (IA) apporte des améliorations substantielles. L'utilisation de techniques d'apprentissage profond, notamment à travers des réseaux de neurones, a permis de surmonter des défis complexes liés à la modélisation. Des outils comme Altair PhysicsAI et Altair ExpertAI ont rationalisé les processus de conception, réduisant les cycles de développement et accélérant la prise de décision. L'émergence des jumeaux numériques, soutenue par des solutions telles que RomAI, marque une évolution majeure, facilitant l'intégration entre les mondes numériques et physiques. Ces avancées témoignent de l'impact positif de l'IA sur la simulation, favorisant une exploration plus rapide de l'espace de conception et une optimisation plus intelligente des produits.

Mots clefs — Machine learning, Data analytics, Deep learning, Computer aided engineering

1. Introduction

L'ingénierie assistée par ordinateur a connu une transformation sans précédent au cours des dernières décennies, élargissant considérablement les horizons de la conception, de l'analyse et de la simulation de systèmes complexes. La combinaison de l'ingénierie assistée par ordinateur (CAE) avec les avancées en Intelligence Artificielle (IA) promet de redéfinir radicalement la manière dont nous concevons, construisons et maintenons des produits et des systèmes dans un large éventail de domaines, de l'aérospatiale à la médecine.

L'IA, en tant que domaine interdisciplinaire, offre des outils puissants pour résoudre des problèmes complexes en tirant parti de la puissance de calcul, de l'apprentissage automatique et de l'analyse de données. Dans le contexte de l'ingénierie assistée par ordinateur, l'IA peut améliorer la prise de décisions, accélérer les processus de conception, optimiser les performances des systèmes et réduire les coûts de développement. Cette synergie entre l'IA et la CAE a le potentiel de transformer l'industrie de l'ingénierie en accélérant l'innovation, en réduisant les erreurs de conception et en permettant des niveaux de personnalisation inédits.

À mesure que l'IA devient de plus en plus intégrée dans l'ingénierie assistée par ordinateur, cette publication aspire à apporter un éclairage sur des cas d'applications d'IA dans des outils industriels, actuellement sur le marché.

2. Cas d'usage d'IA

2.1. Mise en données assisté par IA

Les modèles appelés GFEM (modèles globaux), couramment utilisés dans des secteurs tels que l'aéronautique ou l'automobile, peuvent comprendre des milliers de composants. Ces composants doivent être maillés conformément à leur géométrie ou à leur fonction, en suivant des normes strictes. Un défi particulièrement complexe se présente avec les modèles dits non structurés, où les composants ne sont pas préalablement organisés. Pour remédier à cela, des techniques de reconnaissance de formes

ont été intégrées dans l'outil de prétraitement Altair Hypermesh. L'objectif est de regrouper des formes similaires, puis d'apprendre à les reconnaître dans le contexte de nouveaux modèles.

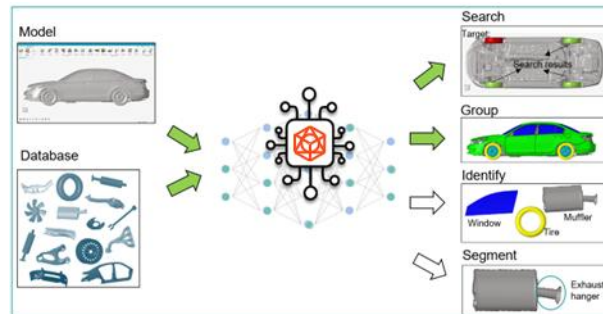


Figure 1 – Schéma d'utilisation de la reconnaissance de composants

Cette fonction résulte de la combinaison de deux techniques d'apprentissage automatique distinctes. Pour le regroupement de pièces, la technique de "clustering" [1] est mise en œuvre. Cette approche implique un encodage de la géométrie afin de générer un vecteur de données, optimisant ainsi les performances de cette méthode. Des algorithmes tels que K-Means [2] sont exploités pour créer des groupes et, par conséquent, étiqueter l'ensemble des données. Une fois les étiquettes attribuées, un classificateur est formé pour reconnaître de nouvelles pièces dans un modèle CAO ultérieur. En ce qui concerne la classification des modèles, des réseaux de neurones sont employés. L'avantage de cette mise en œuvre dans un environnement industriel réside dans le fait que l'utilisateur n'a pas besoin de compétences en apprentissage automatique ou en programmation pour l'utiliser.

2.2. Conception et optimisation assistée par IA

Un cycle de développement traditionnel implique plusieurs itérations au cours desquelles les modèles évoluent et nécessitent d'être recalculés jusqu'à ce que les performances souhaitées soient atteintes. Une première approche pour réduire ce cycle a été l'introduction de la conception assistée par simulation (et optimisation). L'utilisation de l'optimisation dès le début du cycle de conception permet d'atteindre plus rapidement les objectifs de performance. Cependant, même avec un nombre réduit d'itérations, des calculs d'éléments finis (EF) restent nécessaires pour obtenir les performances. La prochaine étape dans cette démarche consiste à accélérer davantage le processus en remplaçant complètement le besoin de simulation pour l'obtention des performances. Une technologie de ce type permet d'itérer et d'explorer l'espace de conception à des niveaux inatteignables auparavant. C'est précisément ce qui a été mis en œuvre dans Altair PhysicsAI.

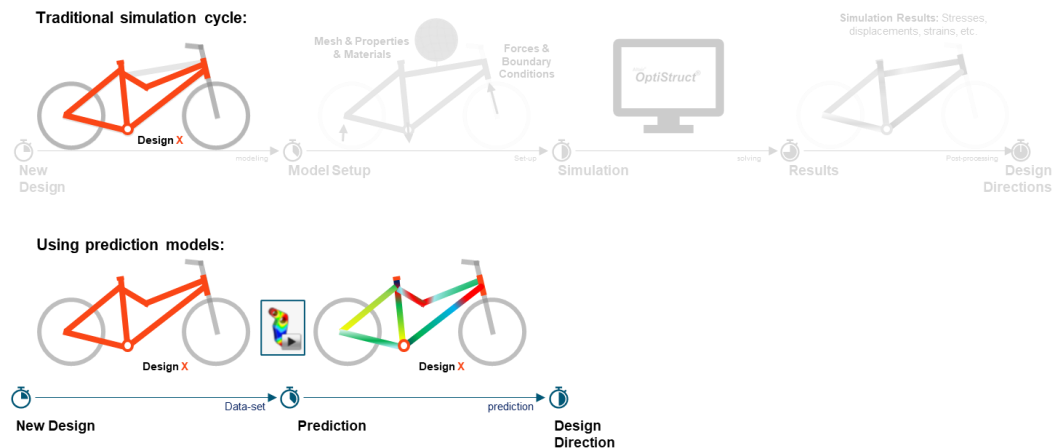


Figure 2. Conception assisté par Ordinateur et par IA

Une technique fondée sur l'apprentissage profond [3], plus précisément sur les réseaux de neurones géométriques [4], a été mise en œuvre. Ces types de réseaux permettent de comprendre la relation entre la forme ou la géométrie d'un corps, les paramètres, et les champs 3D qui composent les post-traitements courants d'une simulation (mécanique, CFD, etc.). L'un des principaux avantages de cette implémentation réside dans son indépendance vis-à-vis du maillage des pièces, car le réseau de neurones n'a pas besoin d'une structure de données d'entrée fixe pour effectuer ses prédictions.

Plus les simulations sont coûteuses, plus cette méthode devient intéressante. Un exemple d'application concerne une simulation HVAC (simulation CFD) prenant plusieurs heures pour s'exécuter. La figure 3 illustre trois tests de validation effectués avec des géométries qui n'avaient jamais été vues pendant la phase d'apprentissage du réseau.

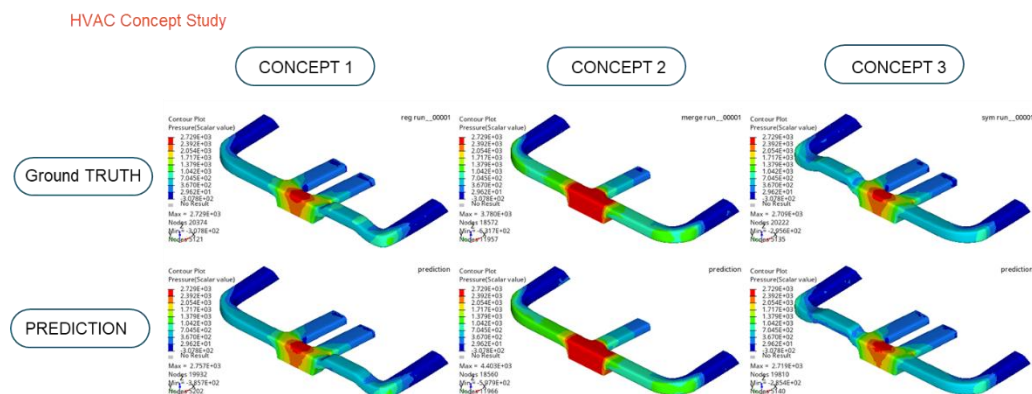


Figure 3. Comparaison prédiction – réalité pour le champ de pression pour un HVAC

Nous constatons que les trois géométries présentent des topologies différentes, rendant impossible l'obtention de modifications paramétriques de forme. Nous examinons comment l'IA est capable de prédire les zones à haute pression et l'influence des changements de géométrie. La génération de ces résultats prend moins d'une minute, comparativement aux 5 heures en moyenne nécessaires pour le calcul CFD. Cette technologie permet aux ingénieurs de tester et d'explorer rapidement des changements de concept, les orientant vers la bonne "direction de conception". Cependant, comme toutes les méthodes basées sur l'apprentissage profond, la qualité des prédictions est directement liée à la quantité de données d'entrée et à la "distance" entre les nouvelles géométries et celles que le réseau a "vues".

Un autre levier pour accélérer la conception des produits réside dans la compréhension du comportement du système et la capacité d'intégrer des mesures "métier" dans les démarches d'optimisation ou les plans d'expérience. L'IA peut également permettre d'apporter un avis "expert" à la suite d'une simulation, le tout sans intervention humaine. L'idée derrière cette méthode est de segmenter les résultats issus d'une simulation et d'associer à différents groupes une métrique "métier". Une fois les groupes et les métriques définis, un classificateur est formé et utilisé pour le post-traitement des nouvelles simulations. Cette approche est intégrée à l'outil Altair ExpertAI.

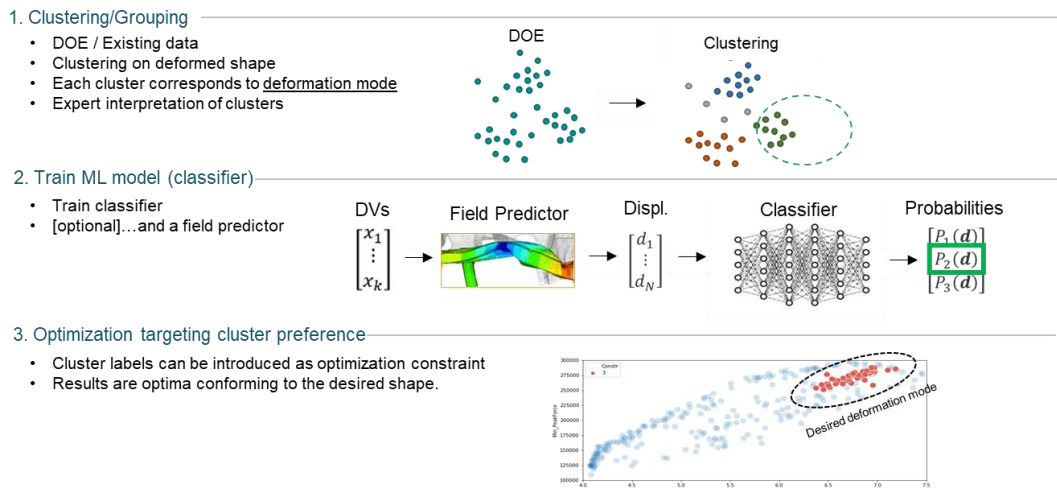


Figure 4. ExpertAI workflow

Une étape cruciale de ce processus est l'encodage des données, c'est-à-dire comment les résultats bruts des simulations sont transformés pour être injectés dans l'algorithme de regroupement. La technique de regroupement agglomératif hiérarchique [5] permet de mettre en évidence les similarités entre les différents groupes, améliorant ainsi la compréhension du comportement de notre système.

Une fois les groupes identifiés et les données étiquetées grâce à l'évaluation d'un expert, le classificateur est mis en place et utilisé, notamment dans le cadre d'une démarche d'optimisation. L'utilisation des critères "experts" permet d'orienter les optimisations vers des solutions optimales, en prenant en compte des contraintes difficiles à mesurer directement dans les simulations (déplacements, intrusions, etc.). La figure 4 illustre un autre exemple d'application sur des simulations de rayonnement d'antennes.

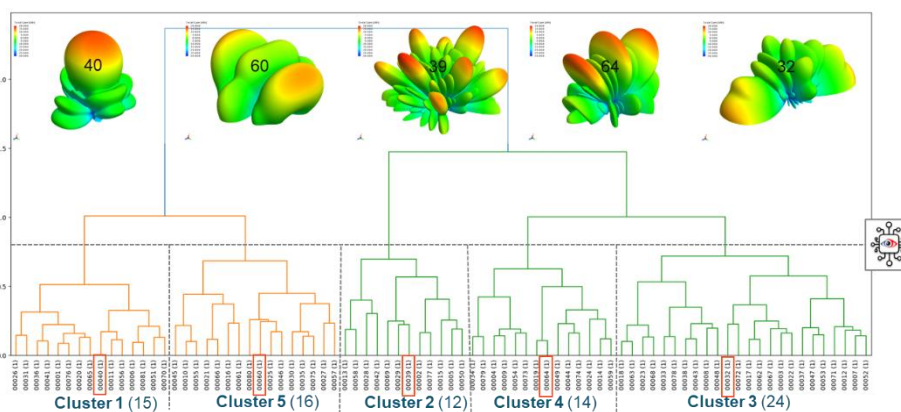


Figure 4. Hierarchical Clustering Pour rayonnement d'antenne

Nous pouvons observer comment l’algorithme de clustering sépare bien les différentes topologies de rayonnement, et donc il est plus simple de comprendre les liens entre les variables de conception et les comportements d’antennes observés. Les choix des clusters restent à discrétion de l’utilisateur de ces méthodes (5 clusters dans la figure 4).

2.3. Réduction de Modèles de systèmes dynamiques

La dernière application de l’IA est étroitement liée à l’émergence des jumeaux numériques au cours de ces dernières années [6]. Un jumeau numérique, dans un état de maturité avancé, comporte un modèle numérique capable d’échanger des informations avec le système physique réel dont il est le jumeau. Cette capacité d’échange d’informations implique un temps de génération de réponses (résultats) souvent incompatible avec les simulations détaillées, 3D et multiphysiques.

Dans de nombreux cas, notamment dans la gestion de systèmes complexes, ces jumeaux numériques reposent sur des modélisations 0D-1D. Ces modélisations sont capables d’intégrer une multitude de sous-systèmes et de communiquer avec d’autres systèmes selon un schéma typique de l’Internet des objets (IoT). C’est dans ce contexte qu’Altair a développé romAI, un générateur de modèles réduits pour des modélisations 0D-1D. RomAI repose sur un réseau de neurones à propagation avant [7], dont l’architecture est spécifiquement conçue pour capturer la réponse d’un système dynamique [8]. Cette réponse dynamique peut être issue de simulations (par exemple, CFD) ou de tests. La différence par rapport à PhysicsAI, présenté dans les sections précédentes, réside dans le fait que RomAI génère une réponse de type 1D, représentant l’évolution d’une variable scalaire dans le temps.

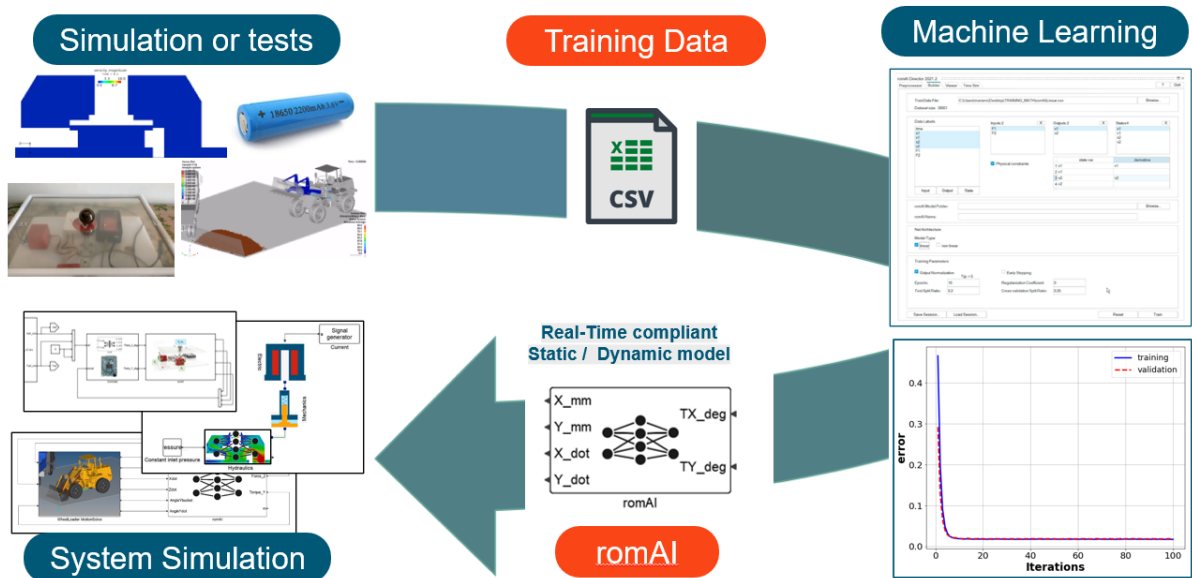


Figure 5. Démarche d’application de romAI

Ce réseau est alimenté par des variables d’entrée (dépendantes du temps) et des paramètres. La précision du réseau dépend fortement de la définition des variables d’état, qui représentent les variables internes du réseau et sont donc liées à la physique du système représenté. Par exemple, dans un système mécanique où l’on connaît l’effort extérieur d’un côté, la position et la vitesse peuvent être définies comme variables d’état.

La nature universelle des réseaux de neurones permet de traiter toute une gamme de phénomènes physiques différents, à condition qu'ils présentent un comportement dynamique. La figure 6 illustre divers domaines physiques et met en évidence la différence entre le comportement haute-fidélité (issu des simulations détaillées en 3D) et les prédictions du comportement de RomAI (courbes en bleu).

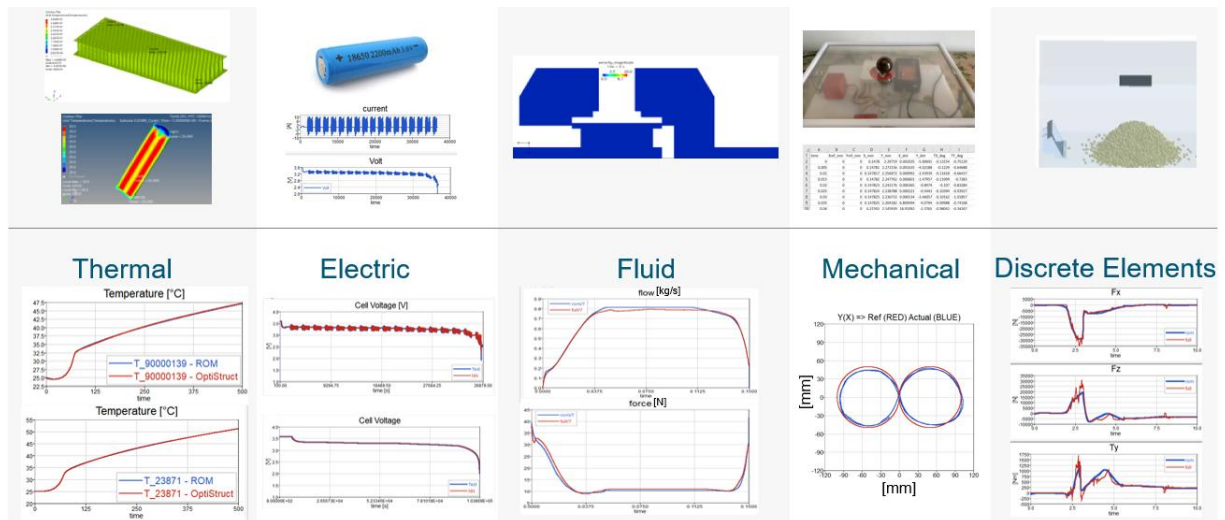


Figure 6. Applications de romAI

3. Conclusion

En conclusion, les applications de l'intelligence artificielle (IA) dans le domaine de la simulation et de la modélisation offrent des avancées significatives dans divers secteurs industriels. L'utilisation de techniques d'apprentissage profond, telle que celle des réseaux de neurones, permet de surmonter des défis traditionnels liés à la complexité des modèles et aux coûts computationnels élevés.

L'intégration de l'IA, exemplifiée par des outils tels qu'Altair PhysicsAI et Altair ExpertAI, a permis de rationaliser les processus de conception, de réduire les cycles de développement et d'accélérer la prise de décision. La capacité à reconnaître des formes, à regrouper des pièces, et à prédire le comportement de systèmes complexes offre des gains significatifs en termes de temps et d'efficacité.

L'émergence des jumeaux numériques, soutenue par des outils tels que RomAI, marque une évolution majeure. La possibilité de générer des modèles réduits basés sur des réseaux de neurones pour des simulations 0D-1D ouvre la voie à une intégration plus fluide entre les mondes numériques et physiques.

L'ensemble de ces avancées témoigne de l'impact positif de l'IA sur la simulation, en permettant une exploration plus rapide de l'espace de conception, une meilleure compréhension du comportement des systèmes, et une optimisation plus intelligente des produits. Cependant, il est important de souligner que la qualité des prédictions reste étroitement liée à la quantité de données d'entrée et à la diversité des situations rencontrées. En somme, l'IA révolutionne la manière dont nous abordons la simulation et ouvre de nouvelles perspectives passionnantes pour l'innovation et le développement industriel.

Références

- [1] MILLIGAN, Glenn W.; COOPER, Martha C. Methodology review: Clustering methods. *Applied psychological measurement*, 1987, vol. 11, no 4, p. 329-354.
- [2] AHMED, Mohiuddin; SERAJ, Raihan; ISLAM, Syed Mohammed Shamsul. The k-means algorithm: A comprehensive survey and performance evaluation. *Electronics*, 2020, vol. 9, no 8, p. 1295.
- [3] LECUN, Yann; BENGIO, Yoshua; HINTON, Geoffrey. Deep learning. *nature*, 2015, vol. 521, no 7553, p. 436-444.
- [4] BRONSTEIN, Michael M., et al. Geometric deep learning: going beyond euclidean data. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2017, vol. 34, no 4, p. 18-42.
- [5] MÜLLNER, Daniel. Modern hierarchical, agglomerative clustering algorithms. *arXiv preprint arXiv:1109.2378*, 2011.Dddd
- [6] ERAMO, Romina, et al. Conceptualizing digital twins. *IEEE Software*, 2021, vol. 39, no 2, p. 39-46.Dd
- [7] BEBIS, George; GEORGIPOULOS, Michael. Feed-forward neural networks. *Ieee Potentials*, 1994, vol. 13, no 4, p. 27-31.
- [8] PULIKKATHODI A. ET AL., A neural network-based data-driven local modeling of spotwelded plates under impact. *Mechanics & Industry* 24, 34 (2023)