

Résumé de la thèse

Cette thèse propose deux contributions méthodologiques innovantes dans le domaine de l'optimisation topologique des structures, en s'attaquant à deux défis majeurs : d'une part, l'optimisation de structures non linéaires soumises à des contraintes de déplacement, et d'autre part, l'intégration de l'apprentissage par renforcement dans les processus d'optimisation, sans recours à des modèles explicites ou à des jeux de données préexistants.

La première partie de la recherche porte sur le développement d'une méthode améliorée d'Optimisation Structurale Évolutive Bidirectionnelle (BESO), spécifiquement conçue pour les structures présentant des non-linéarités géométriques importantes et des contraintes de déplacement. Contrairement aux approches traditionnelles qui s'appuient sur des matrices de raideur tangentes coûteuses à calculer et numériquement instables dans les cas de grandes déformations, la méthode proposée repose sur une formulation de la sensibilité par perturbation linéaire, plus stable et plus efficace. Cette formulation est combinée à une stratégie de contrôle adaptatif du volume, permettant de réguler la progression de l'optimisation et d'éviter les oscillations excessives des déplacements. L'ensemble du processus est implémenté dans un environnement d'analyse par éléments finis non linéaire (notamment via ABAQUS), et validé par des études de cas tridimensionnelles sur des poutres en porte-à-faux et des cylindres soumis à des charges en torsion. Les résultats obtenus démontrent une amélioration significative en termes de stabilité, de précision des topologies optimisées et de vitesse de convergence par rapport aux méthodes linéaires classiques.

La deuxième contribution majeure de cette thèse est le développement d'un cadre d'optimisation structurelle novateur basé sur un automate cellulaire combiné à l'apprentissage par renforcement (RLCA). Cette méthode, appliquée ici à des problèmes linéaires de type élasticité isotrope, vise à explorer le potentiel de l'intelligence artificielle dans la génération de topologies optimales sans recourir à des dérivées ni à des données préalables. Le processus d'optimisation est modélisé comme un processus de décision de Markov (MDP), où chaque cellule (élément) de la structure est contrôlée par un agent qui apprend, via l'algorithme de Q-Learning, à prendre des décisions (conserver, ajouter ou retirer une part de cellule) en fonction de son état local et de la récompense obtenue. Cette approche se distingue des méthodes supervisées ou des modèles basés sur les sensibilités par sa capacité à apprendre de manière autonome et à s'adapter à de nouveaux cas sans réentraîner le modèle.

Le RLCA a été testé sur plusieurs cas classiques d'optimisation topologique linéaire (dont des poutres encastrées), et comparé aux méthodes BESO et SIMP. Les résultats montrent que le RLCA atteint des performances similaires voire supérieures en termes

de conformité et de complexité des formes, tout en nécessitant moins d'itération de calculer. De plus, la méthode présente un potentiel élevé de transfert de politique entre différents cas de charge ou de conditions aux limites. Enfin, nous démontrons une première extension en trois dimensions : un porte-à-faux en flexion 3D est optimisé en déployant tel quel la table Q apprise en 2D ($\epsilon = 0$, sans réentraînement). Les résultats confirment la transférabilité interdimensionnelle de RLCA et la production de topologies nettes et fabricables, comparables à celles obtenues par BESO.

Les deux méthodes présentées s'avèrent donc complémentaires : la méthode BESO améliorée s'attaque aux défis liés à la non-linéarité géométrique et aux contraintes de déplacement dans des contextes complexes, tandis que la méthode RLCA ouvre de nouvelles perspectives pour des designs autonomes et intelligents, en introduisant pour la première fois un cadre purement apprentissage par renforcement dans le contexte de l'optimisation topologique continue.

En termes de contributions scientifiques, cette thèse :

- Propose une méthode BESO robuste, capable de gérer des structures tridimensionnelles fortement déformées, avec contraintes de déplacement ;
- Introduit un cadre d'optimisation modèle-libre basé sur le Q-Learning, sans recours à la dérivation analytique ni à des données labellisées ;
- Valide numériquement les deux méthodes sur des cas de référence, avec comparaisons systématiques ;
- Prouve la faisabilité de l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'optimisation mécanique, tout en préservant la rigueur physique et la reproductibilité numérique ;
- Ouvre la voie à de futures recherches sur des extensions multi-objectifs, le transfert de politiques, l'incorporation de contraintes de fabrication et l'optimisation robuste sous incertitude.

Ainsi, cette recherche se positionne à l'intersection de la mécanique numérique et de l'intelligence artificielle, et jette les bases d'une nouvelle génération d'algorithmes hybrides pour la conception structurelle avancée, alliant précision physique, robustesse algorithmique et capacités d'apprentissage adaptatif.