

DIPLÔME NATIONAL DE DOCTORAT

(Arrêté du 25 mai 2016)

Date de la soutenance : **25 novembre 2024**

Nom de famille et prénom de l'auteur : **Monsieur Bastien DOIGNIES**

Titre de la thèse : Echantillonnage différentiable et simulations Monte Carlo

Résumé



Les simulations de Monte Carlo (MC) constituent un outil puissant pour la modélisation de systèmes complexes dans des domaines tels que la physique nucléaire, la finance, les prévisions météorologiques et l'infographie. Elles fonctionnent par échantillonnage aléatoire des données afin d'approcher la solution par un ensemble de processus aléatoires. Dans de nombreux cas, ces simulations permettent d'obtenir une approximation des intégrales. Cependant, les méthodes traditionnelles peuvent être lentes et inefficaces, en particulier lorsqu'il s'agit de systèmes complexes ou de grande taille. Les méthodes Quasi-Monte Carlo (QMC) sont une variante des simulations Monte Carlo traditionnelles, conçues pour améliorer la précision et l'efficacité des simulations numériques. Contrairement à la MC standard, qui repose sur un échantillonnage aléatoire, la QMC utilise des ensembles d'échantillons déterministes qui sont répartis plus uniformément dans l'espace d'échantillonnage, une propriété connue sous le nom de faible divergence. Cela permet d'obtenir une couverture plus uniforme des événements, de réduire la variance dans la simulation et d'obtenir une convergence plus rapide. Les ensembles d'échantillons à faible discrédance sont essentiels dans la théorie des méthodes Quasi-Monte Carlo (QMC) et offrent des améliorations significatives par rapport aux simulations Monte Carlo traditionnelles. Bien qu'ils soient efficaces, ils peuvent introduire des artefacts structurels susceptibles d'entraîner des défauts dans les simulations. Un autre type d'échantillons, les ensembles "bruit bleu", sont moins structurés et correspondent davantage à notre sens intuitif de l'uniformité. Cependant, ils sont généralement beaucoup plus lents à générer, ce qui diminue les avantages de la méthode. L'objectif de cette thèse est de développer

des échantillonneurs optimisés pour atteindre ces deux propriétés simultanément. Tout d'abord, nous proposons un cadre d'apprentissage profond capable de reproduire une grande variété d'ensembles d'échantillons. Cela permet de produire plus rapidement des échantillons de haute qualité et, dans une certaine mesure, de combiner leurs propriétés. Deuxièmement, nous développons un échantillonneur différentiable. En rendant le processus d'échantillonnage différentiable, cette approche permet d'ajuster la façon dont les échantillons sont tirés pour obtenir les propriétés souhaitées, ce qui conduit à des simulations plus rapides et plus précises. Pour tirer le meilleur parti de ces contributions, nous examinons également le rôle de l'échantillonnage dans deux contextes connexes : le rendu basé sur la physique et les simulations médicales de Monte Carlo (MC). Dans les simulations de Monte Carlo médicales, en particulier dans la planification de la radiothérapie et l'imagerie nucléaire, les photons (particules de lumière) sont simulés pendant qu'ils interagissent avec les tissus biologiques et les os jusqu'à ce qu'ils atteignent un détecteur. Le rendu basé sur la physique, le processus de conversion des scènes 3D en images, fonctionne de manière similaire, en suivant les rayons lumineux qui interagissent avec les surfaces depuis leurs sources jusqu'à ce qu'ils atteignent une caméra. Bien que ces études soient encore en cours, elles fournissent des indications précieuses sur les défis et les solutions potentielles pour améliorer davantage la convergence.

Mots-clés : Machine Learning, Echantillonnage, Quasi Monte Carlo