

Proposition de sujet d'alternance 1A
2023-24

Laboratoire : LIS

Titre du sujet : Apprentissage par renforcement pour la simulation de développement urbain

Encadrant *(s) : Frédéric Flouvat (LIS), Alain Casali (LIS) et Gilles Enée (Université de la Nouvelle-Calédonie)

Nom : Flouvat
Prénom : Frédéric
Qualité ** : Maître de conférences HdR
Localisation : IUT d'Aix-en-Provence
Coordonnées [\(e-mail/tel\)](mailto:federic.flouvat@univ-amu.fr)

* un co-encadrement est possible.

** l'encadrement devra être assuré de préférence par un permanent du laboratoire, au **minimum titulaire d'un Doctorat**.

Descriptif du sujet et de la mission (au moins sur la 1^{er} année) :

Contexte général

La modélisation de l'habitat informel, encore appelé "squats" ou "bidonvilles", est un enjeu important pour les villes du Pacifique insulaire. Il est important de mieux comprendre les dynamiques de ces quartiers où vivent des personnes vulnérables, en lien avec les changements (sociologiques, économiques, politiques et environnementaux) affectant particulièrement cette région du monde. Plusieurs études ont eu lieu ces dernières années sur ces questions en collaboration avec une entreprise et des Université du Pacifique (l'Université de la Nouvelle-Calédonie, l'University of South Pacific à Fidji, l'Université Nationale du Vanuatu et l'Université Nationale des Iles Salomon). Des données (séries d'images satellitaires et drone, et enquêtes terrains) ont déjà été acquises et préparées. Un premier outil basé sur une système multi-agents a également été développé pour simuler l'évolution de ces quartiers (p.ex. les constructions et les extensions des maisons) en fonction de règles socio-économiques et géographiques.

Les systèmes multi-agents (SMA) s'appuient sur la connaissance d'experts pour proposer un modèle informatique du phénomène à étudier et en simuler son évolution. Ils ont été appliqués à de nombreuses thématiques, comme le développement urbain [AUG11,ARS13] ou les désastres naturels [FIE07]. Leur principe est de modéliser un système en partant des entités qui le composent, encore appelées "agents" [FER97]. Un agent peut représenter un individu, un foyer, une construction, un champ, etc. Ces agents interagissent entre eux et avec leur environnement (p.ex. rivières, montagnes). Ces interactions sont régies par des règles de comportement (p.ex. "Si ... Alors ...") définies par les experts de manière souvent empirique. Les systèmes multi-agents peuvent aussi intégrer des sous-modèles plus spécifiques (p.ex. modèle climatique ou modèle d'influence) qui sont par nature difficiles à paramétriser. Il s'agit là de l'une des principales limites de ces systèmes. La définition de ces règles et le choix des paramètres des sous-modèles s'appuient souvent sur des hypothèses faites a priori qui influencent fortement les résultats et induisent un biais parfois difficilement mesurable. Dans ce domaine, les scientifiques doivent donc faire face à des problématiques de définition, de paramétrage, d'analyse et de validation des modèles à base

d'agents. Face à cette problématique, des méthodes d'intelligences artificielles (IA) sont actuellement développées pour entraîner les agents (*agent learning* [AS17]) et les faire se rapprocher le plus possible de la réalité.

Le stage proposé ici s'inscrit dans le projet SITI (*dynamics of informal Settlements In The pacific Islands*), financé par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR). Ce projet est dans la continuité des précédents projets, et vise notamment à développer un simulateur plus précis en intégrant des techniques d'IA (*machine learning*).

Objectifs du stage

Dans ce contexte, l'objectif du stage est de tester différentes techniques d'IA afin de guider le paramétrage d'une partie du système multi-agents. Nous nous intéresserons plus particulièrement aux méthodes permettant de faire de l'apprentissage par renforcement (*reinforcement learning*) et au paramétrage des sous-modèles environnementaux influençant la construction des habitations.

L'apprentissage par renforcement est déjà largement utilisé dans la littérature pour entraîner les systèmes multi-agents [ZHA21,HAY22]. Son principe est de récompenser les comportements des agents faisant une action souhaitée et de pénaliser les comportements non souhaités. Pour cela, les méthodes essaient de maximiser une fonction de récompense. Dans notre contexte, il s'agit plus particulièrement de favoriser les paramètres permettant d'avoir un quartier simulé le plus proche possible de la réalité. Une première approche basée sur un algorithme génétique a été implémentée par un doctorant en thèse CIFRE pour faire de l'apprentissage par renforcement de sous-modèles d'influence spatiale. Ces modèles visent à représenter l'influence de facteurs tels que la pente, les routes ou la proximité des autres habitations, sur la construction des bâtiments. Cette approche intègre la dimension spatiale mais ne prends pas en compte la dimension temporelle (i.e. l'évolution dans le temps des pratiques). L'objectif de ce stage est donc d'étudier et de tester des approches récentes d'apprentissage par renforcement dynamique [JIA22,ZOU21]. Pour cela, il sera possible de s'appuyer sur les données déjà collectées à Fiji et au Iles Salomon, notamment des séries d'images satellites, ainsi que sur des mesures définies par les géographes du projet.

Le stage sera décomposé selon les étapes suivantes :

- Réalisation d'une étude bibliographique sur cette famille d'approches ;
- Identification d'algorithmes adaptés à la problématique et test de ces derniers sur les données du projet ;
- Intégration des algorithmes testés dans l'outil de simulation déjà développé.

Bibliographie

[AGA94] Agarwal, R., & Srikant, R. (1994). Fast algorithms for mining association rules. In Proc. 20th int. conf. very large data bases, VLDB (Vol. 1215, pp. 487-499).

[AUG11] Augustijn-Beckers, E. W., Flacke, J., & Retsios, B. (2011). Simulating informal settlement growth in Dar es Salaam, Tanzania: An agent-based housing model. *Computers, Environment and Urban Systems*, 35(2), 93-103.

[ARS13] Arsanjani, J. J., Helbich, M., & de Noronha Vaz, E. (2013). Spatiotemporal simulation of urban growth patterns using agent-based modeling: The case of Tehran. *Cities*, 32, 33-42.

[AS17] Albrecht, Stefano; Stone, Peter (2017), "Multiagent Learning: Foundations and Recent Trends. Tutorial", [IJCAI-17 conference](#)

[FIE07] Fiedrich, F., & Burghardt, P. (2007). Agent-based systems for disaster management. *Communications of the ACM*, 50(3), 41-42.

[FER97] Ferber, J. (1997). Les systèmes multi-agents: vers une intelligence collective. InterEditions.

[HAY22] Hayes, C. F., Rădulescu, R., Bargiacchi, E., Källström, J., Macfarlane, M., Reymond, M., ... & Ruijters, D. M. (2022). A practical guide to multi-objective reinforcement learning and planning. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 36(1), 26.

[JIA22] Jiang, S., Zou, J., Yang, S., & Yao, X. (2022). Evolutionary dynamic multi-objective optimisation: A survey. *ACM Computing Surveys*, 55(4), 1-47.

[MA98] Ma, B. L. W. H. Y., Liu, B., & Hsu, Y. (1998). Integrating classification and association rule mining. In *Proceedings of the fourth international conference on knowledge discovery and data mining* (Vol. 50, pp. 55-00).

[ZHA21] Zhang, W., Valencia, A., & Chang, N. B. (2021). Synergistic integration between machine learning and agent-based modeling: A multidisciplinary review. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*.

[ZOU21] Zou, F., Yen, G. G., Tang, L., & Wang, C. (2021). A reinforcement learning approach for dynamic multi-objective optimization. *Information Sciences*, 546, 815-834.

Validation pour mise en ligne ECM :

