

Apprentissage pour la navigation robotique parmi les humains : vers des chemins s’adaptant aux dynamiques de l’environnement.

Équipes CHROMA (CITI) et SyCoSMA (LIRIS) - Lyon

1 Contexte

La navigation des robots en milieu peuplé d’humains est un des enjeux majeurs pour l’acceptabilité des robots autonomes (e.g. cadre d’application dans les hôpitaux, co-habitation homme robot dans les usines, magasins). La navigation sociale est un secteur de recherche actif ([Kruse et al., 2013]), mêlant la modélisation des comportements humain (e.g. proxémique, modélisation de flux), la vision et la navigation robotique. Lors de précédents travaux au sein de l’équipe CHROMA (CITI), une première modélisation des flux des personnes a été réalisée [Jumel et al., 2017] permettant de proposer une navigation robotique sociale (cf. Figure 1) [Saraydaryan et al., 2018]. C’est à dire, les algorithmes de planification sont revisités afin de prendre en compte cette identification des flux dans l’environnement. Dans ces études, la complexité des données perçues a été mise en avant et des simplifications ont été réalisées, telles que les hypothèses sur les vitesses détectées et sur le déplacement à court terme des personnes.

Pour prendre en compte cette complexité, nous proposons d’explorer l’apprentissage par renforcement (AR) afin de permettre l’apprentissage de stratégies de navigation pour une flotte de robots dans un environnement complexe peuplé d’individus en mouvement. Les approches par AR profond suscitent un engouement de la communauté scientifique notamment pour l’apprentissage de navigation sociale locale (réaction à l’environnement perçu proche) [Samsani and Muhammad, 2021, Heiden et al., 2020, Everett et al., 2018]. A notre connaissance, peu d’approches par AR profond adressent l’apprentissage d’un chemin global (e.g. ensemble de points de passage jusqu’à destination) permettant à un ou plusieurs robots d’éviter des flux de personnes. Certains travaux se concentrent néanmoins sur la modélisation de flux de personnes par observation partielles [Sun et al., 2018] pouvant servir par la suite à l’optimisation de la navigation robotique.

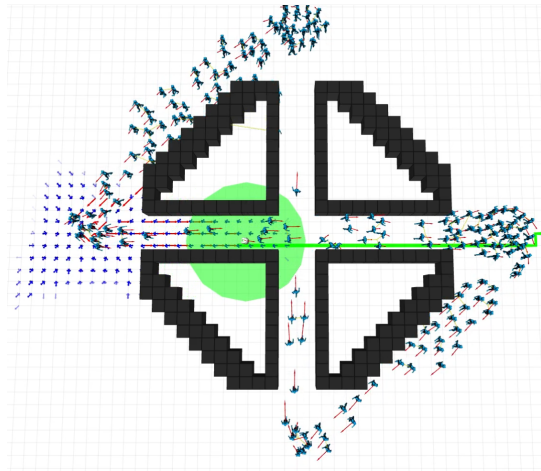


Figure 1: Simulation d’humains et carte des flux dans le simulateur 3D PedSim ([Saraydaryan et al., 2018]).

2 Objectifs: apprentissage pour la navigation sociale mono-robot

L'objectif de cette première année sera d'appliquer et d'adapter un algorithme d'AR profond à l'apprentissage de la navigation sociale par un robot unique, dans un milieu peuplé dynamique simulé.

Dans ce cadre, il faudra tout d'abord réaliser un état de l'art sur la modélisation des flux de personnes en robotique (e.g. [Kucner et al., 2020, VINTR et al., 2019, Sun et al., 2018]) et sur les approches utilisant l'AR profond pour la navigation sociale locale (e.g. [Samsani and Muhammad, 2021, Heiden et al., 2020]).

Une étude sera ensuite réalisée pour: 1- choisir un algorithme d'AR mono-agent profond parmi les algorithmes mono-agent classiques [Arulkumaran et al., 2017], les approches basées sur la motivation intrinsèque [Aubret et al., 2019] et/ou intégrant des mécanismes d'attention [Vaswani et al., 2017], qui ont été appliquées récemment avec succès à la navigation robotique sociale locale [Heiden et al., 2020, Chen et al., 2019].; 2- comparer différents objectifs d'apprentissage: apprendre directement une politique de navigation globale, apprendre une carte des flux de personnes qui influencera un calcul de politique classique (e.g. A*), ...

Cette étude pourra s'appuyer sur des outils déjà développés au sein de l'équipe (Figure 2 et 3) permettant de simuler les déplacements d'un robot sur une grille avec la présence d'autres agents influençant son déplacement (représentant des personnes en mouvement). Ce premier travail pourra se baser sur les environnements pour l'AR proposés dans la librairie *OpenIA Gym*¹ et sur des premiers tests qui ont été effectués avec des algorithmes classiques d'AR profond de *RL StableBaseline*².

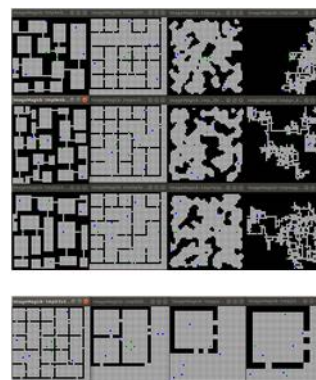
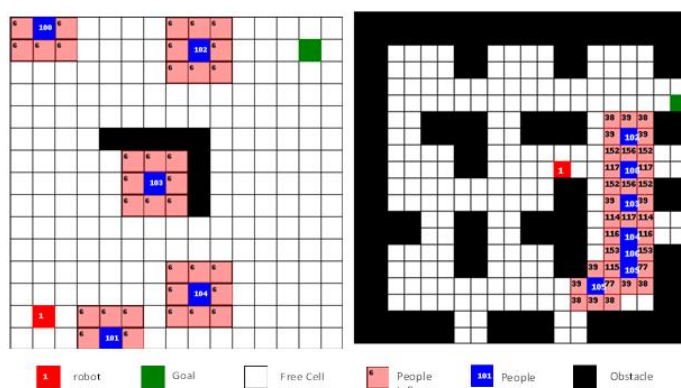


Figure 2: Environnement utilisant les algorithmes RL StableBaseline pour l'apprentissage (travaux Chroma/CITI).

Figure 3: Exemple de génération automatique d'environnement variés pour l'AR

A l'issue de cette première année, une première proposition d'AR profond pour la navigation mono-robot en milieu peuplé est attendue, ainsi qu'une comparaison des résultats obtenus vis à vis d'une ou plusieurs *baseline* (e.g. comparaison avec un A* classique subissant les ralentissements d'une foule, comparaison avec des approches de navigation sociale locale [Heiden et al., 2020, Everett et al., 2018, Chen et al., 2019], ...). En fonction des résultats obtenus, un simulateur plus précis des interactions homme-robot pourra aussi être utilisé (e.g. Figure 1, [Saraydaryan et al., 2018]) pour être plus proche de la réalité.

3 Profil attendu

Master 2 Informatique, idéalement avec un cursus orienté Intelligence Artificielle. Curiosité, autonomie et force de proposition complèteront très positivement le profil.

4 Encadrement

Laetitia Matignon (LIRIS, équipe SyCoSMA).
Jacques Saraydaryan (CITI, équipe CHROMA).
Olivier Simonin (CITI, équipe CHROMA).

5 Durée du stage

5 ou 6 mois à partir du 1er février 2022.

¹<https://gym.openai.com/>

²<https://stable-baselines.readthedocs.io/en/master/>

6 Accueil

Le stage se déroulera au sein des Laboratoires LIRIS et CITI, situés sur le campus de la Doua à Villeurbanne.

7 Financement

Gratification : 3,90€/par heure, 35h par semaine.

8 Candidature

Transmettre votre CV, une lettre de motivation et les relevés de notes de Licence 3 et Master 1 par courriel à : laetitia.matignon@univ-lyon1.fr et jacques.saraydaryan@cpe.fr.

Les candidats retenus seront convoqués à un entretien. Le stage sera pourvu dès réception d'une candidature répondant aux exigences de l'offre de stage.

References

- [Arulkumaran et al., 2017] Arulkumaran, K., Deisenroth, M. P., Brundage, M., and Bharath, A. A. (2017). Deep reinforcement learning: A brief survey. *IEEE Signal Process. Mag.*, 34(6):26–38.
- [Aubret et al., 2019] Aubret, A., Matignon, L., and Hassas, S. (2019). A survey on intrinsic motivation in reinforcement learning. *CoRR*, abs/1908.06976.
- [Chen et al., 2019] Chen, C., Liu, Y., Kreiss, S., and Alahi, A. (2019). Crowd-robot interaction: Crowd-aware robot navigation with attention-based deep reinforcement learning. In *International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2019, Montreal, QC, Canada, May 20-24, 2019*, pages 6015–6022. IEEE.
- [Everett et al., 2018] Everett, M., Chen, Y. F., and How, J. P. (2018). Motion Planning Among Dynamic, Decision-Making Agents with Deep Reinforcement Learning. In *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS 2018, Madrid, Spain, October 1-5, 2018*, pages 3052–3059. IEEE.
- [Heiden et al., 2020] Heiden, T. v. d., Weiss, C., Nagaraja, N. S., and Hoof, H. v. (2020). Social navigation with human empowerment driven reinforcement learning. *CoRR*, abs/2003.08158.
- [Jumel et al., 2017] Jumel, F., Saraydaryan, J., and Simonin, O. (2017). Mapping likelihood of encountering humans: application to path planning in crowded environment. In *The European Conference on Mobile Robotics (ECMR)*, Proceedings of ECMR 2017, Paris, France.
- [Kruse et al., 2013] Kruse, T., Pandey, A. K., Alami, R., and Kirsch, A. (2013). Human-aware robot navigation: A survey. *Robotics and Autonomous Systems*, 61(12):1726–1743.
- [Kucner et al., 2020] Kucner, T. P., Lilienthal, A. J., Magnusson, M., Palmieri, L., and Swaminathan, C. S. (2020). Probabilistic Mapping of Spatial Motion Patterns for Mobile Robots. In *Cognitive Systems Monographs*.
- [Samsani and Muhammad, 2021] Samsani, S. S. and Muhammad, M. S. (2021). Socially Compliant Robot Navigation in Crowded Environment by Human Behavior Resemblance Using Deep Reinforcement Learning. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 6(3):5223–5230.
- [Saraydaryan et al., 2018] Saraydaryan, J., Jumel, F., and Simonin, O. (2018). Navigation in Human Flows : Planning with Adaptive Motion Grid. In *IROS Workshop CrowdNav*, Paris, France.
- [Sun et al., 2018] Sun, L., Yan, Z., Mellado, S. M., Hanheide, M., and Duckett, T. (2018). 3DOF Pedestrian Trajectory Prediction Learned from Long-Term Autonomous Mobile Robot Deployment Data. *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 1–7.
- [Vaswani et al., 2017] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., and Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In Guyon, I., von Luxburg, U., Bengio, S., Wallach, H. M., Fergus, R., Vishwanathan, S. V. N., and Garnett, R., editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 30: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2017, December 4-9, 2017, Long Beach, CA, USA*, pages 5998–6008.
- [Vintr et al., 2019] Vintr, T., Molina, S., Senanayake, R., Broughton, G., Yan, Z., Ulrich, J., Kucner, T. P., Swaminathan, C. S., Majer, F., Stachová, M., Lilienthal, A. J., and Krajník, T. (2019). Spatio-temporal Representation of Time-varying Pedestrian Flows.