

LISTE DE PROJETS
UE INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET ROBOTIQUE
2019-2020

Objectif: il s'agit de lire et résumer un article scientifique, qui peut être plus ou moins compliqué, ainsi que de réaliser un travail de ré-implémentation. Le travail demandé doit être de difficulté facile/moyenne, mais les étudiants sont encouragés à aller au delà de ce qui est demandé dans le sujet (pour avoir une bonne note). La nature du travail exact est défini en lien avec l'enseignant référent dont le nom est associé à l'article (cf. ci-dessous).

Dans les pages qui suivent, vous trouverez pour chaque article:

- (a) titre de l'article (et noms des auteurs)
- (b) un lien vers l'article (en libre accès, p.ex. quelque part sur votre page perso)
- (c) adresse e-mail de l'enseignant référent pour cet article (ie. votre tuteur pour ce projet)
- (d) la description succincte du travail attendu

Ce qui est demandé aux étudiants est décrit pour chaque article. Il peut s'agir de refaire une ou plusieurs expériences décrites dans l'article (si l'article est facile) OU de demander de faire une expérience similaire mais simplifiée (si l'article est difficile). Le cahier des charges est à définir précisément lors de votre premier rdv avec l'enseignant référent. Vous devez rapidement prendre rendez-vous une fois votre choix d'article validé.

COMMENT CHOISIR UN SUJET : Vous devez contacter l'enseignant référent du sujet qui vous intéresse et mettre le responsable de l'UE en copie (nicolas.bredeche@upmc.fr). L'enseignant référent valide votre sujet en répondant à ce mail (vérifiez bien que le responsable de l'UE est dans les destinataires). Le champs sujet de votre mail doit impérativement contenir la chaîne de caractère "[IAR] projet". Il faut mentionner: le titre de l'article, le nom de l'encadrant référent et le nom des deux personnes du binôme -- remarque: vous devez être en binôme avant de choisir un sujet.

Cf. pages suivantes pour les dates importantes (choix, résumé, soutenance) et la liste des sujets.

LA SOUTENANCE A LIEU LORS DE LA DERNIÈRE SÉANCE AVANT LES VACANCES D'HIVER

Devoir

Dernière mise à jour: 19/9/2019

Modalité d'évaluation des connaissances

- Objectif (en binôme exclusivement, différents de ceux du TP)
 - Lecture d'un article
 - Travail expérimental (cf. votre tuteur)
 - Autonomie pour aller plus loin
- Notation (cf. transparents montrés lors de la première séance)
 - Note de présentation (10 min par personne)
 - Questions (5 min par personne)
 - + *une question de cours*
 - + *évaluation du résumé et du code inclus dans la note de présentation*
- Echéances
 - **Avant le 1/10/2019**
 - Validez votre choix d'article (cf. page précédente pour la procédure)
 - Prenez rendez-vous avec l'enseignant référent (rdv IRL ou skype)
 - Contraintes:
 - max. 3 groupes par enseignant référent
 - max 2 binomes par article
 - **Avant le 30/10/2019:**
 - Envoyez un résumé d'une page de l'article
 - Envoi à l'enseignant référent de l'article uniquement
 - **Le 18/12/2019 avant midi**, envoi de votre code à votre référent (un fichier **zip** ou **tgz**)
 - **Le 19/12/2019 avant midi**, envoi du **PDF** de votre soutenance à nicolas.bredeche(at)upmc.fr, sujet commençant par "[IAR]" et contenant le nom des deux personnes du binôme.
 - ne pas mettre d'animation (gif ou video) dans les PDF
 - si vous souhaitez montrer une vidéo, ok mais sur votre machine en la montrant sans la connecter au videoproj, a vous de gérer votre temps pour que ca tienne dans les 10 min (au total, pour le binôme).
 - **Le 20/12/2019**, soutenance (avec l'ensemble des intervenants IAR)
 - 8h30-13h, l'ordre de passage vous sera communiqué ultérieurement
 - Un retard >10min provoque une pénalité de 2pts

Quelques simulateurs (liste non exhaustive) : Player/stage, V-rep simulator, Simrobot, FastSim
Simulateur C++ pour un robot de type Khepera se déplaçant dans un labyrinthe, PyRobot Simulateur de robot en Python, Simbad, Roborobo

Simulateurs physiques "génériques", permettant de gérer des robots plus complexes : Open Dynamics Engine (ODE), Bullet

Environnement complet: OpenAI Gym propose de multiples simulateurs accessibles à partir d'une interface unique

J-M. Montanier, S. Carrignon, N. Bredeche (2016) Behavioural Specialisation in Embodied Evolutionary Robotics: Why so Difficult? *Frontiers in Robotics and AI*, Volume 3, number 38.

- <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/frobt.2016.00038/full>
- Tuteur: nicolas.bredeche@upmc.fr
- Objectif: L'article contient deux parties, une première étude expérimentale sur un simulateur de robotique collective, et une seconde étude utilisant une représentation abstraite par graphe. Vous devez reproduire la seconde partie de l'article, et l'étendre afin d'étudier des topologies particulières, par exemple des réseaux small world et scale-free.

Randal S. Olson, Arend Hintze, Fred C. Dyer, David B. Knoester, and Christoph Adami (2013) Predator confusion is sufficient to evolve swarming behavior.

- <http://rsif.royalsocietypublishing.org/content/10/85/20130305>
- Tuteur: nicolas.bredeche@upmc.fr
- Objectif: vous devez reproduire l'expérience décrite, qui porte sur l'étude des mécanismes ayant pu permettre l'évolution de comportements de déplacement en groupe. Vous pouvez utiliser des réseaux de neurones simples plutôt que des markov networks décrit dans l'article.

Couzin et al. (2002) Collective Memory and Spatial Sorting in Animal Groups

- <https://pdfs.semanticscholar.org/0280/ea23d90ed2482ac6642011bbe8aa3e0ef9ad.pdf>
- Tuteur: nicolas.bredeche@upmc.fr
- Objectif: vous devez étudier (1) l'impact des valeurs de seuils sur le comportement collectif et (2) l'impact de l'information utilisée (position et orientation moyenne des voisins, position et orientation du plus proche, compromis entre distance et singularité de l'orientation, etc.).

Hamann H. (2014) Evolution of Collective Behaviors by Minimizing Surprise. *ALIFE*.

- <http://heikohamann.de/pub/hamannAlife14.pdf>
- Tuteur: nicolas.bredeche@upmc.fr
- Objectif: vous devez étudier reproduire les expériences de cet article. Si le temps le permet, vous évaluez l'impact de la densité (ie. le nombre de robots) sur l'émergence de comportements collectifs

Lin, L. H. (1992). Self-improving reactive agents based on reinforcement learning, planning and teaching. *Machine learning*, 8(3/4), 69-97.

- <https://pdfs.semanticscholar.org/9cd8/193a66cf53143cbba6ccb0c7b9c2ebf2452b.pdf>
- Tuteur : benoit.girard@isir.upmc.fr
- Objectif : vous devez au minimum reproduire l'environnement de test (avec les perceptions correspondantes, et avec le mode d'action local), y tester les algorithmes QCON et QCON-R, et produire des données permettant de générer votre version de la figure 9.

A model of hippocampally dependent navigation, using the temporal difference learning rule, Foster Morris Dayan. *Hippocampus* Volume 10, Issue 1, pages 1–16, 2000

- https://www.researchgate.net/profile/Richard_Morris10/publication/2241019_Models_of_Hippocampally_Dependent_Navigation_Using_The_Temporal_Difference_Learning_Rule/links/0deec53c62cb6be18b000000/Models-of-Hippocampally-Dependent-Navigation-Using-The-Temporal-Difference-Learning-Rule.pdf
- Tuteur : benoit.girard@isir.upmc.fr

- Objectif : Au minimum, reproduire le modèle avec TD-learning seul, et celui avec l'ajout de la navigation métrique. L'objectif est de produire vos propres versions des figures 3 (vérification du bon fonctionnement du TD-RL), 4a (comportement du TD-RL dans la tâche de piscine avec un changement de position de la plateforme), 6 (vérification du bon fonctionnement de la navigation métrique) et 8a (comportement du système complet dans la tâche de piscine avec un changement de place de la plateforme).

Seth, A. K. (1998, September). Evolving action selection and selective attention without actions, attention, or selection. In *Proceedings of the fifth international conference on simulation of adaptive behavior on From animals to animats* (Vol. 5, pp. 139-146).

- <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.48.2216&rep=rep1&type=pdf>
- Tuteur : benoit.girard@isir.upmc.fr
- Objectif : Au minimum, reproduire l'environnement de test, implémenter le contrôleur proposé, en faire évoluer les poids sur 500 générations, analyser le comportement du meilleur individu obtenu avec la même méthodologie que Seth. L'utilisation du framework SFERES 2.0, avec le simulateur intégré fastsim devrait aider à la réalisation du projet.

Spier, E. & McFarland D. (1997). Possibly optimal decision-making under self-sufficiency and autonomy. *Journal of Theoretical Biology*.

- <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.51.6180&rep=rep1&type=pdf>
- Tuteur : benoit.girard@isir.upmc.fr
- Objectif : Reproduire l'ensemble de l'article (c'est plutôt facile).

Wang, Y., Li, S., Chen, Q., & Hu, W. (2007). Biology inspired robot behavior selection mechanism: using genetic algorithm. *Bio-Inspired Computational Intelligence and Applications*, 777-786.

- https://www.researchgate.net/profile/Hong_Gu4/publication/225154035_Parameter_Identification_of_Bilinear_System_Based_on_Genetic_Algorithm/links/56eb491108ae2a58dc4a0db5.pdf#page=796
- Tuteur : benoit.girard@isir.upmc.fr
- Objectif : Au minimum, reproduire les deux modèles des ganglions de la base proposés, faire évoluer leurs poids pour obtenir vos propres versions des figures 3, 4, 5 et 6.

Barto, A. G., Konidaris, G., & Vigorito, C. (2013). Behavioral hierarchy: exploration and representation. In *Computational and Robotic Models of the Hierarchical Organization of Behavior* (pp. 13-46). Springer, Berlin, Heidelberg.

- [\[PDF\] duke.edu](#)
- Tuteur : mehdi.khamassi@upmc.fr
- Objectif : Ré-implémenter, simuler, comparer et analyser différentes méthodes d'apprentissage hiérarchique et en étudier l'intérêt pour la découverte automatique de nouveaux skills/options par l'agent. Il s'agit également d'apporter un regard critique sur les différentes méthodes, au regard de leur performance d'apprentissage en simulation, mais également au regard d'éventuelles simplifications ou hypothèses fortes sous-jacentes.

J. Tani and S. Nolfi : "Learning to perceive the world as articulated : an approach for hierarchical learning in sensory-motor systems", Proc. 5th Int. Conf. on Simulation of Adaptive Behavior, (Eds) R. Pfeifer, B. Blumberg, J.A. Meyer and S.W. Wilson, MA : The MIT Press, pp.270-279. The revised version is in *Neural Networks*, Vol.12, pp.1131-1141, 1999

- http://neurorobot.kaist.ac.kr/pdf_files/articulation.pdf

- Tuteur : mehdi.khamassi@upmc.fr
- Objectif : This paper shows how continuous sensory-motor flow can be segmented into hierarchically organized chunks through anticipatory learning of local mixture of RNN experts with multiple levels. The study addresses the issue of how compositional representation can emerge solely through raw sensory-motor experiences using a localist neural network model. The goal is to reimplement the mixture of experts neural network algorithm and reproduce the main result figures.

Gershman, S. J., Blei, D. M., & Niv, Y. (2010). Context, learning, and extinction. *Psychological review*, 117(1), 197.

- http://projects.iq.harvard.edu/files/clinicaltalks/files/gershmanbleiniv10_0.pdf
- Tuteur : mehdi.khamassi@upmc.fr
- Objectif : Reproduire les simulations et comprendre les limites d'un algorithme d'apprentissage appliqué à la modélisation d'expériences de conditionnement chez le rat. Le modèle de Gershman permet par inférence Bayésienne de déduire si les informations actuelles sur l'environnement relèvent d'un contexte A déjà connu ou d'un nouveau contexte B qu'il faut créer. Cela semble pouvoir aider à créer automatiquement des nouveaux états/contextes pour les modèles d'apprentissage par renforcement (ce qui s'appelle « structure learning »). L'article propose une méthode qui semble à la fois générique (applicable à plein de situations données), puissante (l'algorithme de particle filter utilisé est très reconnu pour son efficacité, même en robotique) et élégante formellement (car simple et parcimonieuse). Il s'agit de reprogrammer le modèle, le simuler pour voir si les résultats de l'article peuvent être reproduits.

Peng, J., & Williams, R. J. (1993). Efficient learning and planning within the Dyna framework. *Adaptive Behavior*, 1(4), 437-454.

- [\[PDF\] researchgate.net](#)
- Tuteur : mehdi.khamassi@upmc.fr
- Objectif : Re-simuler et comprendre le fonctionnement et les limites d'un algorithme d'offline replay pour le Q-learning. Comprendre également les problématiques d'exploration dans ce contexte, ainsi que les liens et différences éventuel(le)s entre l'apprentissage model-free et model-based dans le contexte des replay offline.

Learning to achieve goals

Leslie Pack Kaelbling

- <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.51.3077&rep=rep1&type=pdf>
- Tuteur: Olivier.Sigaud@upmc.fr
- Objectif : reproduire les résultats et les discuter. On pourra notamment essayer de faire des "ablative studies" en supprimant des mécanismes élémentaires pour déterminer leur importance.

A Computational Model of Emotional Learning in the Amygdala

Jan Morén et Christian Balkenius

- <http://www.lucs.lu.se/christian.balkenius/pdf/Moren.Balkenius.2000.Amygdala.pdf>
- Tuteur: Olivier.Sigaud@upmc.fr
- Objectif : au minimum, reproduire les résultats (c'est assez facile) et les discuter en profondeur, notamment au regard de publications ultérieures des auteurs. La comparaison avec des modèles alternatifs ou la confrontation à des données de neurosciences sera nécessaire pour se distinguer.

Back to basics: Benchmarking Canonical Evolution Strategies for Playing Atari

Patryck Chrabaszcz, Ilya Loshchilov, Fran Hutter

- <https://arxiv.org/pdf/1802.08842.pdf>
- Tuteur: Olivier.Sigaud@upmc.fr
- Objectif : choisir un jeu ATARI, comparer OpenAI ES et Canonical ES avec un budget plus limité que celui utilisé par les auteurs et des réseaux de neurons plus petits. Le recours à du Google cloud gratuit peut être une bonne idée...
- Une version du code d'OpenAI ES est disponible ici :
- <http://blog.otoro.net/2017/10/29/visual-evolution-strategies/>
- Celui de canonical ES est disponible dans l'article
- On étendra éventuellement la comparaison à d'autres algos ES, comme CEM ou CMA-ES, en travaillant avec une matrice de covariance diagonale
- Un point d'intérêt est la robustesse des résultats à un budget de calcul plus limité.

Cully, A., & Demiris, Y. (2017). Quality and Diversity Optimization: A Unifying Modular Framework. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*.

- <http://ieeexplore.ieee.org/iel7/4235/4358751/07959075.pdf>
- Tuteur: stephane.doncieux@sorbonne-universite.fr
- Objectif: faire des comparaisons des différentes alternatives sur un autre problème que celui testé, par exemple le problème de navigation dans un labyrinthe que Stanley a utilisé dans ses travaux sur la recherche de nouveauté (<https://github.com/doncieux/navigation>), ou encore le collectball (<https://github.com/doncieux/collectball>). Le code de Cully est disponible https://github.com/sferes2/modular_QD. Tous ces exemples sont intégrés au même framework: sferes2 (<http://www.isir.upmc.fr/files/2010ACTI1524.pdf>). Il y aura donc peu de code à écrire, mais il faudra se familiariser avec le framework. Par ailleurs, ces expériences nécessitent une puissance de calcul importante. Il est donc important que vous commenciez rapidement à lancer des calculs pour avoir le temps de générer suffisamment de résultats pour pouvoir les discuter. En aucun cas il ne vous sera demandé de reproduire la même quantité de résultats que dans l'article initial, cela nécessiterait une puissance de calcul trop importante pour ce projet.

Gajewski, A., Clune, J., Stanley, K. O., & Lehman, J. (2019, July). Evolvability ES: scalable and direct optimization of evolvability. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference* (pp. 107-115). ACM.

- <https://arxiv.org/pdf/1907.06077>
- Tuteur: stephane.doncieux@sorbonne-universite.fr
- Objectif: reproduire les expériences sur la base de frameworks existants et dans Open AI Gym pour pouvoir tester plusieurs domaines incluant la navigation d'un robot à roues dans un labyrinthe. Une comparaison avec novelty search serait la bienvenue.

Wang, R., Lehman, J., Clune, J., & Stanley, K. O. (2019, July). POET: open-ended coevolution of environments and their optimized solutions. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference* (pp. 142-151). ACM.

- <https://arxiv.org/pdf/1901.01753> (le titre est un peu différent, mais il décrit le même travail, l'article cité ci-dessus n'est pas en accès libre en ligne, mais pourra être fourni à la demande)
- Tuteur: stephane.doncieux@sorbonne-universite.fr

- Objectif: reproduire les expériences de l'article à partir des frameworks python existants (OpenAI Gym pour l'expérience, par exemple). Un bonus serait de les comparer aux travaux de De Jong (https://www.researchgate.net/profile/Edwin_De_Jong/publication/2940304_The_Incremental_Parallel_Coevolution_Archive/links/00b7d535871cb46d08000000.pdf)

Smith, D., Tokarchuk, L., & Wiggins, G. (2016). Rapid phenotypic landscape exploration through hierarchical spatial partitioning. In *International conference on parallel problem solving from nature* (pp. 911-920). Springer, Cham.

- http://www.eecs.qmul.ac.uk/~laurissa/Laurissas_Pages/Publications_files/SHINE%5B1%5D.pdf
- Tuteur: stephane.doncieux@sorbonne-universite.fr
- Objectif: implémenter les approches présentées et faire des comparaisons. De multiples codes existent. Il ne sera pas nécessaire de repartir de zéro.

Ruder, S. (2016). An overview of gradient descent optimization algorithms. *arXiv preprint arXiv:1609.04747*.

- <https://arxiv.org/pdf/1609.04747.pdf>
- Tuteur : nicolas.perrin@sorbonne-universite.fr
- Objectif: réimplémenter les méthodes de descente de gradient adaptatives présentées dans l'article, et proposer de nouvelles comparaisons expérimentales ainsi qu'une visualisation des différentes propriétés de ces algorithmes.