

Exploiting Open-Endedness to Solve Problems Through the Search for Novelty

[Lehman and Stanley, 2008]

Jérémie DECOCK Vincent RENAUDINEAU

UPMC

24 mars 2010

Plan

- 1 Introduction
- 2 Matériels, méthodes et résultats
- 3 Discussion et conclusion

Introduction

Introduction

Exploiting Open-Endedness to Solve Problems Through the Search for Novelty [Lehman and Stanley, 2008]

- une approche originale pour contourner le piège des optimums locaux dans les algorithmes évolutionnistes
- l'évaluation est basée sur la « nouveauté » du comportement plutôt que sur la fitness
- les comportements innovants sont archivés et servent d'étalon pour évaluer les individus suivant

⇒ permet de créer des animats au comportement plus complexe

⇒ contourne la difficulté liée au choix de la fonction de fitness

Contexte historique

Novelty search

- les fondements biologiques
 - Miconi
 - Lynch
- les algorithmes évolutionnistes ouverts (sans contraintes)
 - Bedau et al.
 - Tierra, Polyworld, Geb
 - Standish

NEAT

- Kenneth, Stanley et al. [Stanley and Miikkulainen, 2002]

Behavioral diversity [Mouret and Doncieux, 2009]

- MOEA [Mouret and Doncieux, 2008]

Les avancées récentes

Réseaux de neurones évolutionnistes [Risi and al., 2009]

- utilisent la recherche de nouveauté pour améliorer les performances de réseaux de neurones adaptatifs

Novelty-based Multiobjectivization [Mouret, 2009]

- 1 la recherche de nouveauté ne suffit pas toujours pour converger vers l'optimum
- 2 il est préférable de combiner les critères de nouveauté et de fitness pour évaluer les individus (dominance de Pareto)

⇒ l'exploration est un peu plus lente, mais les solutions sont de meilleure qualité

Matériels, méthodes et résultats

Plan - Matériels, méthodes et résultats

- Travail préliminaire
- Expériences initiales
- Expériences supplémentaires
- Extension de la méthode

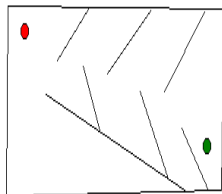
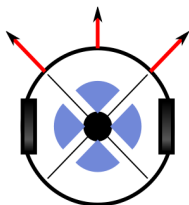
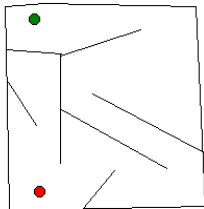
Prise en main de la méthode

- Exploiting open-endedness to solve problems through the search for novelty [Lehman and Stanley, 2008].
- Novelty-based multiobjectivization [Mouret, 2009].
- Incremental evolution of animats' behaviors as a multi-objective optimization [Mouret and Doncieux, 2008].
- Overcoming the bootstrap problem in evolutionary robotics using behavioral diversity [Mouret and Doncieux, 2009].
- How novelty search escapes the deceptive trap of learning to learn [Risi and al., 2009].
- Evolving neural networks through augmenting topologies [Stanley and Miikkulainen, 2002].
- Competitive coevolution through evolutionary complexification [Stanley and Miikkulainen, 2004].

Expériences

Évolution d'un réseau de neurones pour contrôler un robot dans un labyrinthe (10 entrées, 2 sorties)

- se déplacer du point rouge au point vert
- le labyrinthe comporte des pièges (extremums locaux)
- on compare les performances entre recherche par fitness et par nouveauté



Expériences

Critères

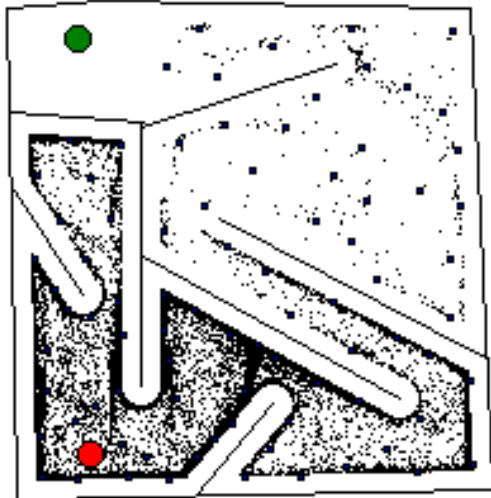
- 1 fitness = distance au point d'arrivé à un temps t
- 2 nouveauté = densité autour de la position finale du robot à un temps t

NoveltySearch C++

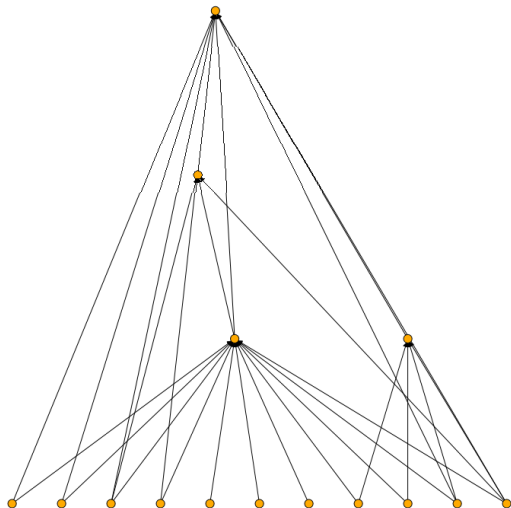
Prise en main de la plate-forme *NoveltySearch C++*

- écriture d'outils pour visualiser et étudier le fonctionnement de la plate-forme
 - MapViewer : affiche les labyrinthes (en C++/Qt) avec les résultats
 - MazeViewer : affiche les labyrinthes (en Python/PySFML)
 - NNViewer : affiche les réseaux de neurones (en C++/Qt)
- modification de la plate-forme
 - agrégation fitness et nouveauté
 - tracé des individus dans le labyrinthe
 - de nombreuses autres petites modifications (hooks, ...)
- écriture de scripts pour visualiser les résultats
 - plusieurs scripts (octave, python, ruby, shell)
 - des vidéos montrant la progression de l'évolution

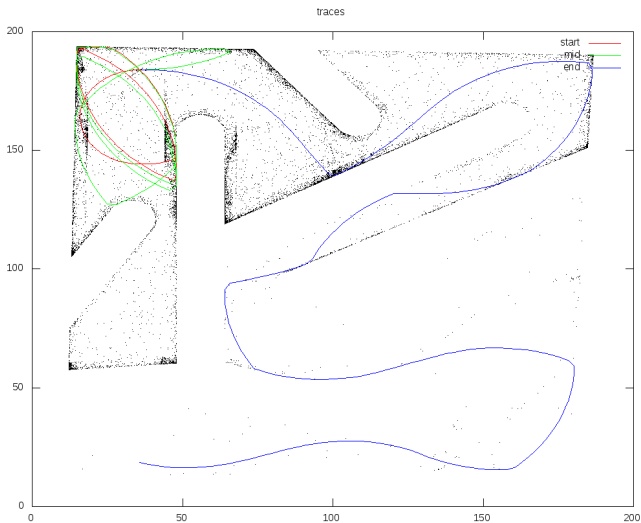
Outils et scripts



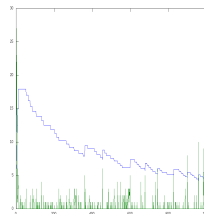
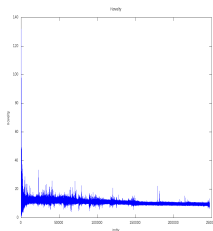
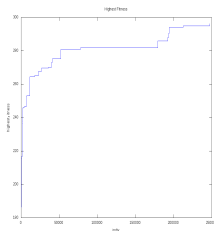
Outils et scripts



Outils et scripts



Outils et scripts



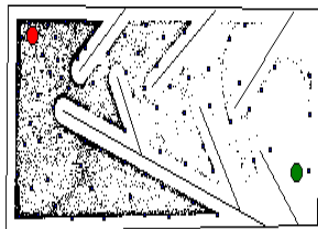
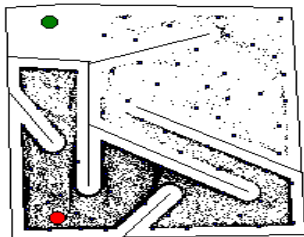
Plan - Matériels, méthodes et résultats

- Travail préliminaire
- **Expériences initiales**
- Expériences supplémentaires
- Extension de la méthode

Vérification des expériences

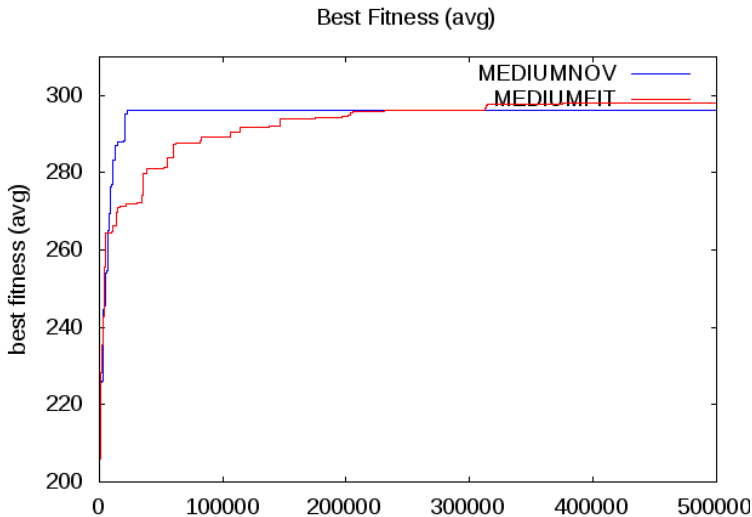
Vérification des expériences de l'article

- Fitness (moyenne sur 5 run)
- Novelty (moyenne sur 5 run)



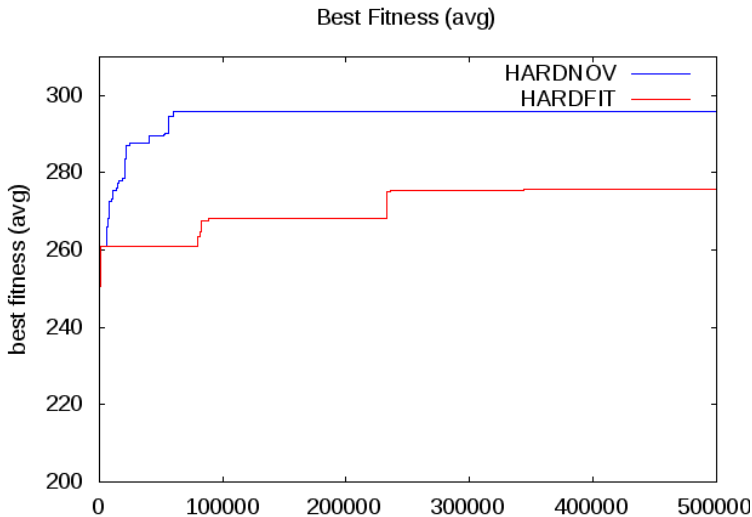
Résultats

Medium maze (moyenne sur 5 run)



Résultats

Hard maze (moyenne sur 5 run)



Résultats

Les résultats sont comparables à ceux de Lehman et Stanley

- la fitness est piégée par la hardmap et ne parvient pas souvent à l'optimal
- la recherche de nouveauté converge toujours sur les deux cartes
- la recherche de nouveauté converge beaucoup plus vite qu'avec la fitness (quand elle y parvient)

On observe toutefois quelques différences

- nos expériences convergent plus rapidement
- la recherche par fitness obtient des résultats légèrement supérieurs

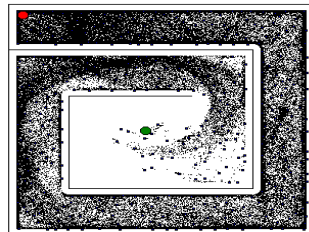
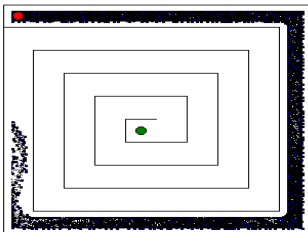
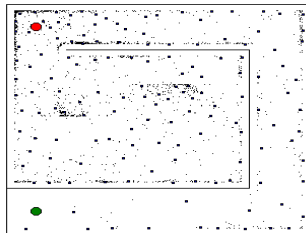
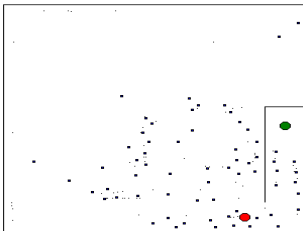
Nous utilisons pourtant les mêmes paramètres

Plan - Matériels, méthodes et résultats

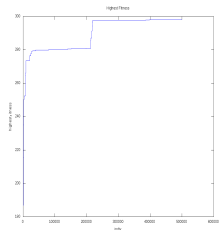
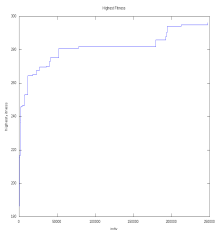
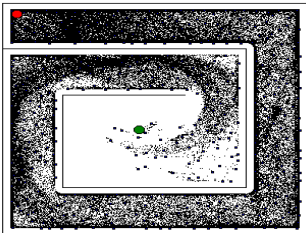
- Travail préliminaire
- Expériences initiales
- **Expériences supplémentaires**
- Extension de la méthode

Expériences supplémentaires

Exploration de la méthode avec d'autres expériences



Outils et scripts



Plan - Matériels, méthodes et résultats

- Travail préliminaire
- Expériences initiales
- Expériences supplémentaires
- Extension de la méthode

Fitness et nouveauté

Nous avons testé plusieurs fonctions d'agrégation :

La combinaison linéaire

$$\alpha * fitness + (1 - \alpha) * novelty$$

La combinaison probabiliste

$$fitness * novelty$$

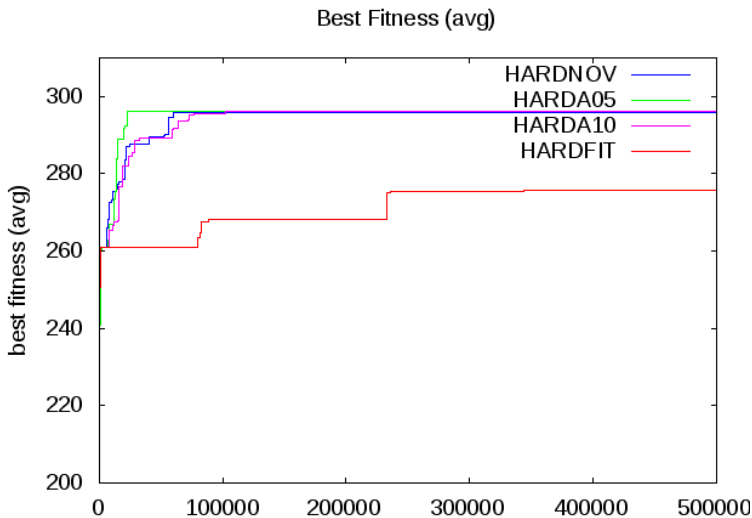
La combinaison linéaire en fonction du temps

$$\alpha(t) * fitness + (1 - \alpha(t)) * novelty$$

- 1 exponentielle $\alpha(t) = \exp^{t - T_{max}}$
- 2 sinusoidale $\alpha(t) = 0.5 + \sigma * \sin(\frac{t}{\tau})$

Résultats

La combinaison linéaire (moyenne sur 5 run)



Discussion et conclusion

Conclusion

Résultats

- les résultats sont conformes aux attentes
- la recherche par nouveauté contourne les limites des méthodes traditionnelles

Retombées

- la recherche par nouveauté est une approche originale et très prometteuse pour améliorer les performances des algorithmes évolutionnistes
- des travaux récents ont montrés qu'elle améliore significativement les performances les réseaux de neurones adaptatifs [Risi and al., 2009]

Discussion

- la recherche par nouveauté supprime un point délicat : la recherche d'une fonction de fitness efficace (bootstrap, etc.)...
- mais il faut toutefois choisir une bonne mesure de distance dans l'espace de recherche (point final, chemin, ...)

- nous avons également montré qu'une approche moins radicale que celle proposée par Lehman et Stanley offre de meilleurs résultats
- toutefois l'agrégation n'est pas une solution idéale (solutions ignorées, ...)
- la multiobjectivisation basée sur l'algorithme MOEA offre de meilleures performances [Mouret, 2009]

Bibliographie I

- [Lehman and Stanley, 2008] J. Lehman and K.O. Stanley. Exploiting open-endedness to solve problems through the search for novelty. In Proceedings of the Eleventh International Conference on Artificial Life (ALIFE XI) Cambridge MA : MIT Press, volume 54, 2008.
- [Mouret, 2009] J.B. Mouret. Novelty-based multiobjectivization. In Proceedings of IROS Workshop” Exploring New Horizons in the Evolutionary Design of Robots, 2009.
- [Mouret and Doncieux, 2008] J.B. Mouret and S. Doncieux. Incremental evolution of animats’ behaviors as a multi-objective optimization. Lecture Notes in Computer Science, 5040 :210–219, 2008.

Bibliographie II

- [Mouret and Doncieux, 2009] J.B. Mouret and S. Doncieux. Overcoming the bootstrap problem in evolutionary robotics using behavioral diversity. In Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation 2009 (to appear), 2009.
- [Risi and al., 2009] S. Risi, S.D. Vanderbleek, C.E. Hughes, and K.O. Stanley. How novelty search escapes the deceptive trap of learning to learn. In Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation, pages 153–160. ACM, 2009.
- [Stanley, Bryant and Miikkulainen, 2005] K.O. Stanley, B.D. Bryant, and R. Miikkulainen. Real-time neuroevolution in the NERO video game. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 9(6) :653–668, 2005.

Bibliographie III

- [Stanley and Miikkulainen, 2002] K.O. Stanley and R. Miikkulainen. Evolving neural networks through augmenting topologies. *Evolutionary Computation*, 10(2) :99–127, 2002.
- [Stanley and Miikkulainen, 2004] K.O. Stanley and R. Miikkulainen. Competitive coevolution through evolutionary complexification. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 21(1) :63–100, 2004.

