Création de différentes IA en utilisant une architecture I2A

Dans le contexte du jeu Sokoban

Thomas Guyomard - Jérémy Tremblay

Université du Littoral Côte d'Opale Encadrant : Jérôme Buisine

2024/06/10

Sommaire

- 1 Références
- 2 Présentation du jeu Sokoban
- 3 IA Q-learning avec une représentation en tableau
- 4 Implémentation du Q-learning
- **5** Résultats du Q-learning
- 6 Plan de Travail

Références



DeepMind, arXiv:1707.06203v2 [cs.LG], 14 Feb 2018.

Max-Philipp B. Schrader. gym-sokoban.

GitHub repository, GitHub, 2018.

https://github.com/mpSchrader/gym-sokoban.

Présentation du jeu Sokoban

Jeu de réflexion. Le but : le joueur doit ranger des caisses sur des cases cibles.

 Le personnage a la capacité d'effectuer des déplacement dans chacune des 4 directions possibles. Le niveau est validé une fois toutes les caisses rangées.

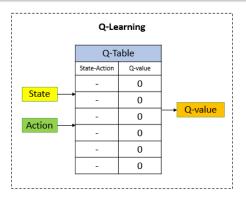


Figure: Capture d'écran du jeu Sokoban.

IA Q-learning avec une représentation en tableau

Definitions

L'implémentation combine le Q-learning avec un modèle interne I2A pour résoudre le problème complexe du Sokoban, un jeu de réflexion.



Implémentation du Q-learning

- Q-table Contient les états / actions du jeu, elle est initialisée avec des zéros.
- Boucle d'apprentissage Itérations sur des épisodes pour mettre à jour la Q-table.
- Système de récompenses Intégration des récompenses conformément à la politique définie.
- **Mise à jour de la Q-table** Prise en compte de la récompense immédiate et de l'estimation de la récompense future.
- **Exploration et Exploitation** Equilibre les connaissances actuelles et permet davantage d'apprentissage.

Contenu de la Q-table

```
1146848432601504200: array([-0.05, 2.77913742, 1.69800543, 3.03067097, 2.54018055, 2.77913742, 2.77913742, 3.03067097, 2.54018055])
```

Contexte et environement d'exécution

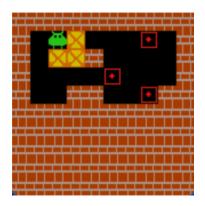


Figure: Évolution des récompenses totales obtenues par épisode.

Contexte de jeu:

- Niveau de taille moyenne
- Jeu de 10x10 cases
- 3 caisses à pousser

Contexte d'exécution :

- 2000 parties réalisées/algorithme
- Utilisation du Q-learning
- 40 min de temps d'exécution au total/algorithme

Premiers résultats du Q-learning

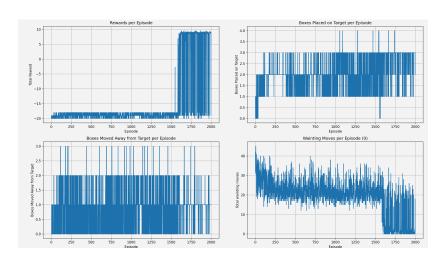


Figure: Résultats du Q-learning sur 2000 épisodes.

Problème

- **Meilleures performances**: Optimiser l'algorithme de jeu pour détecter plus rapidement les situations de blocage.
- **Pénalités :** Réduire les erreurs de détection et minimiser les faux positifs.

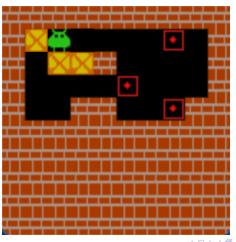
Problématique

Comment détecter efficacement une partie perdue dans le jeu Sokoban ?

Cas Simple

Observation des résultats

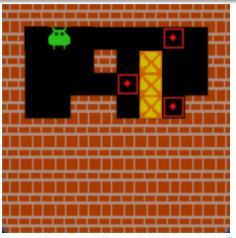
L'agent a bloqué la caisse contre le mur.



Cas plus complexe

Observation des résultats

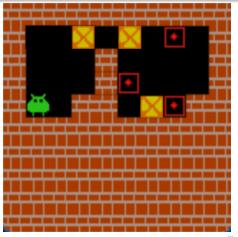
L'agent a bloqué une caisse entre deux autres caisses .



Cas très complexe

Observation des résultats

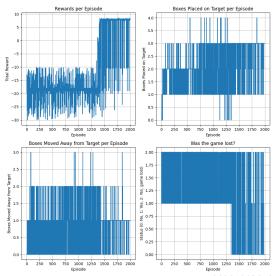
Aucune caisse n'est bloqué pour autant la partie est perdue.



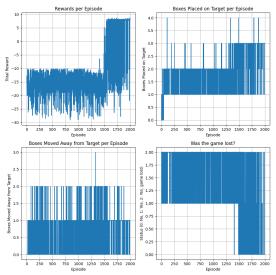
Fonction: vérifier_fin_de_partie

- 1 Pour chaque case du plateau :
 - Si c'est une caisse :
 - Si la caisse est bloquée dans un coin:
 - La partie est perdue.
 - Vérifier si la caisse peut être poussée :
 - 1 Pour chaque direction (haut, bas, gauche, droite):
 - 2 Si la case derrière la caisse et celle devant sont libres :
 - 3 La caisse peut être poussée. La partie n'est pas perdue.
 - Si la caisse ne peut pas être poussée :
 - Rechercher les caisses adjacentes.
 - Si aucune caisse adjacente n'est trouvée :
 - La partie est perdue.
 - Si des caisses adjacentes sont trouvées :
 - Appliquer récursivement la fonction vérifier_fin_de_partie pour chaque caisse adjacente.
- 2 Si on est arrivé ici alors la caisse peut être poussée, renvoyer vrai.

Résultats du Q-learning avec détection des murs (1/4)



Résultats du Q-learning avec détection des murs avec actions obligatoires (2/4)



Résultats du Q-learning avec pénalité en cas d'actions inutiles (3/4)

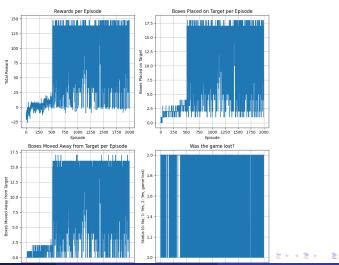
Idée:

Mettre une pénalité en cas d'action inutile (foncer dans un mur, essayer de pousser une caisse invisible...)

Résultats:

L'agent ne termine jamais le niveau, malgrés plusieurs valeurs de malus (de -1 à -0.2)

Résultats du Q-learning avec détection des murs, actions obligatoires et mise à jour des récompenses (4/4)



Recherche des meilleurs paramètres pour α , γ et ϵ

- Alpha (α): Le taux d'apprentissage
- Gamma (γ): Le facteur de remise
- Epsilon (ϵ): Le taux d'exploration

Exécution d'un algorithme de recherche par optimisation (arbre de recherche)

Problème : durée d'exécution de 16 heures pour 20 itérations. Utilisation des valeurs récupérées : résultat peu concluant, le nombre d'itérations n'est probablement pas significatif.

Hyperparamètres

Meilleurs paramètres : {'alpha': 0.3000000000000004, 'gamma': 0.95, 'epsilon': 0.3000000000000004}

Recherche des meilleurs paramètres pour le système de récompense

Exécution d'un algorithme de recherche par optimisation (arbre de recherche)

Durée d'exécution : 12 heures 20 minutes sur 20 instances.

Meilleures valeurs de récompense trouvées

- Récompense placement correct de boîte : 8
- Récompense placement invalide de boîte : 0
- Récompense de victoire : 0
- Récompense de défaite : -7
- Récompense de mouvement invalide : -1
- Récompense à chaque itération : -0.14972124706419776

Résultats

L'agent pousse la boîte sur un emplacement à l'infini...



Suite logique de ces travaux de recherche

- 1 Réaliser un algorithme de détection de fin de partie et l'optimiser à l'aide d'un autre langage (C++), et / ou recoder la bibliothèque du jeu.
 - Rechercher les meilleurs paramètres possibles pour le système de récompense et pour l'exploration.
- 3 Tester l'agent sur des nouveaux niveaux.
- 4 Essayer de nouveaux modèles tel que le Deep Qlearning et les réseaux de neurones convolutionnels et les comparer.

Merci pour votre attention.