Deep Checker

Apprentissage statistique et intelligence artificielle

Arthur Correnson, Igor Martayan, Manon Sourisseau

Projet de Statistiques, ENS, 2021

Introduction

- Construction d'une heuristique évaluant la qualité des coups
- 3 problématiques :
  - Génération des données
  - Choix des modèles
  - Mise en place des modèles

Plan de la présentation

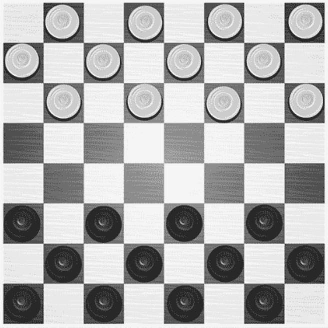
Génération de données et simulateur

Génération de données

- Besoin d'un grand nombre de données
- Générer beaucoup de parties rapidement et de manière compacte en mémoire
- Écriture d'un simulateur dans le langage C

- 64 cases, 32 cases possibles
- 3 états possibles par cases :
  Vide, pion blanc, pion noir

Représentation de l’état du plateau par un entier de 64 bits (2 x 32 bits)
exemple : 1111 1111 1111 0000 0000 0000 0000 0000 // 0000 0000 0000 0000 0000 1111 1111 1111



Données et performances

```
unsigned do_move_left(unsigned pos,
    unsigned *player, int direction) {
  unsigned pos_next = next_left(pos, direction);
  *player ^= (1 << pos) | (1 << pos_next);
  return pos_next;
}
```

- Les données sont stockées dans un fichier texte.
  (perte d'efficacité contre simplicité de traitement des données)
- Performances très satisfaisantes :
  10 000 parties générées en environ 1 secondes, sur un ordinateur ordinaire.

Modèles et heuristiques

Modèles et heuristiques

On souhaite construire une heuristique qui attribue un score à un coup donné, selon la qualité du coup. Plusieurs approches pour déterminer l'heuristique :

- Régression par les K plus proches voisins (KNN)
- Réseau de neurones type perceptron multicouche (MLP)

Le but est de jouer le coup possible ayant le meilleur score.

Modélisation du problème

Étant donné un ensemble $\mathcal{DB}$ de parties simulées, on souhaite donner une première approximation de l'heuristique h.

- On introduit une fonction d'évaluation $\|.\|_i : C_i \rightarrow [-1, 1]$ définie comme $\|c\|_i = \frac{1}{\sqrt{d(c)}}.v(c)$
  - C_i l'ensemble des coups dans une partie $P_i \in \mathcal{DB}$
  - $d(c) \in \mathbb{N}$ le nombre de coups qui séparent c de la fin de partie
  - $v(c) = 1$ ou $v(c) = -1$ selon que la partie est gagnée ou perdue
- Le score final d'un coup c est la moyenne des scores qui lui sont attribués sur l'ensemble des parties dans $\mathcal{DB}$

Régression aux k plus proches voisins

Régression par KNN

KNN : méthode de régression aux K plus proche voisins. On définit la distance entre deux coups par la distance d'édition :

$$\langle c_1, c_2 \rangle_{KNN} = \|c_1 \oplus c_2\|_1$$

$\rightarrow$ Les coups sont représentés comme des entiers de 128 bits.

- On calcule la distance du coup donné avec tous les autres coups.
- Le score attribué au coup donné correspond à la moyenne des scores des K plus proches voisins.

Résultat et performances de KNN

Victoires du joueur 1 (KNN)	Victoires du joueur 2 (Aléatoire)
18	32

Cette version de l'heuristique est peu satisfaisante :

- La notation d'un coup met l'accent sur les variations très **locales**
- La distance choisie rapproche uniquement les coups qui se ressemble en terme d'état **global** du jeu

Amélioration de l'heuristique

Nouveau calcul de score

- Nouvelle fonction d'évaluation :
  $\|.\|_i : D_i \to \mathbb{N}$ définie comme : $\|d\|_i = p(d).v(d)$
  - D_i : Ensemble des états du damier vu par le joueur 1
  - $p(d) \in \mathbb{N}$: Nombre de pions mangé depuis l'état d
  - $v(d) = 1$ si le joueur 1 gagne, $v(d) = 0$ sinon
- On construit maintenant une fonction $w_i(c)$ telle que $w_i(d) = \|c\|_i$ si $d \in D_i$ et $w_i(d) = 0$ sinon
- Pour chaque état de damier d apparaissant dans l'ensemble des parties de $\mathcal{DB}$, $h(d) = \frac{1}{N}\Sigma w_i(d)$ avec N le nombre de parties P_i tels que $w_i(d) \neq 0$ (d est l'un des états pris par le damier dans P_i)

Nouveaux résultats de KNN

Victoires du joueur 1 (KNN)	Victoires du joueur 2 (Aléatoire)
34	16

Cette version de l'heuristique est plus satisfaisante.

Le temps de calcul reste toutefois assez élevé.

Perceptron multicouche

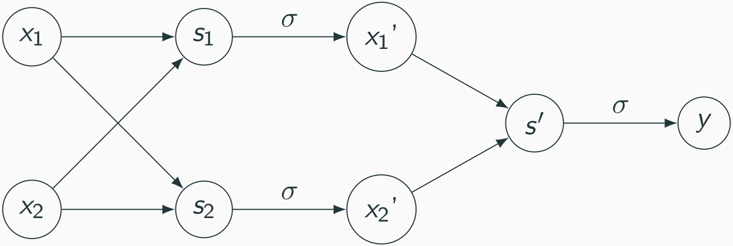


Figure 1: Perceptron avec une couche cachée

- propagation : $s = W.x + b$, $x' = \sigma(s)$
- descente de gradient : $W \leftarrow W - \alpha \frac{\partial \Delta}{\partial W}$

Perceptron multicouche (MLP)

- Entrées : vecteurs de 64 bits (représentant un unique damier)
- Coeur du réseau : 4 couches intermédiaires (64, 64, 32, 16)
- Noeuds du réseau : fonction d'activation relu
- Sortie du réseau de dimension 1 (régression) : combinaison linéraire des 16 sorties de la dernière couche puis d'une application de relu

Résultats du perceptron multicouche

Victoires du joueur 1 (MLP)	Victoires du joueur 2 (Aléatoire)
50	0

$\rightarrow$ Heuristique bien plus satisfaisante, temps de calcul plus rapide

Coefficient de détermination

$$R^2 = 1 - \sum_{i=1}^{n} \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i - \bar{y}}$$

Heuristique	R^2
Distance à la victoire	0.46
Nombre de prises	0.68

Résultats finaux

Heuristiques + Models	Victoires	Défaites
Distance à la victoire + KNN	18	32
Nombre de prises + KNN	36	14
Distance à la victoire + MLP	39	11
Nombre de prises + MLP	50	0

Conclusion

Conclusion

Pistes d'amélioration :

- Heuristiques plus fines
- Techniques d'apprentissage par renforcement
- Réseaux de neuronnes convolutifs
- Arbre de Monte-Carlo

Questions ?

Références

1. Multi Layer Perceptron, https://en.wikipedia.org/wiki/Multilayer_perceptron, Wikipédia
2. K-nearest nieghbors algorithm, https://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbors_algorithm, Wikipédia
3. Scikit-learn: Machine Learning in Python https://scikit-learn.org/stable/ Pedregosa et al. , **Journal of Machine Learning Research**, 2012
4. Levenshtein distance, https://en.wikipedia.org/wiki/Levenshtein_distance, Wikipédia
5. Coefficient of determination, https://en.wikipedia.org/wiki/Coefficient_of_determination, Wikipédia