Université de Cergy-Pontoise

RAPPORT

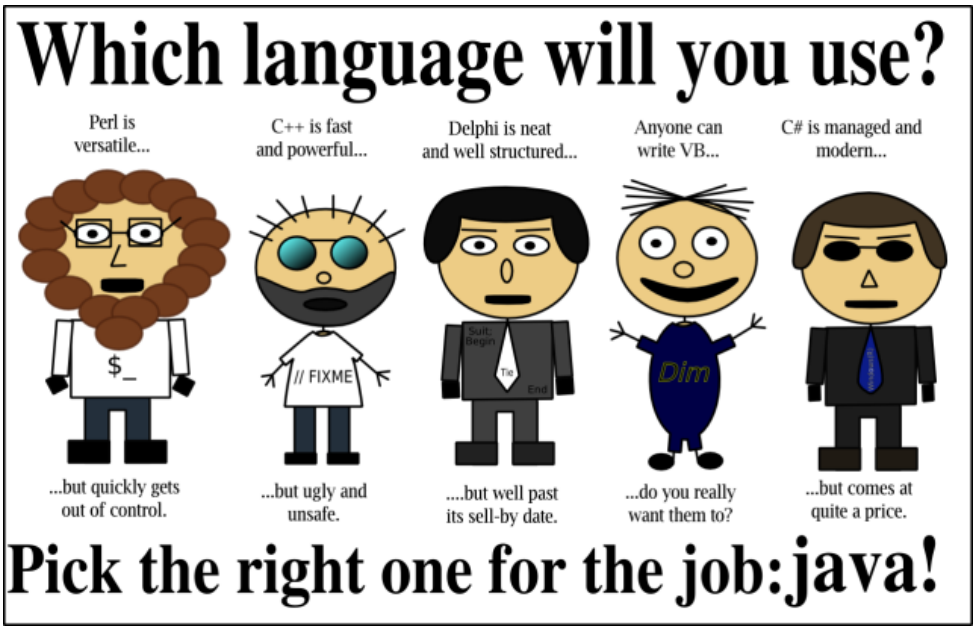
TD 1 IAl
Master 1

sur le sujet

Wargame

rédigé par

Boyan CHEYNET



Novembre 2024

Table des matières

Table des figures

Liste des tableaux

1 Introduction et Présentation des Algorithmes

1.1 Contexte du projet

Ce projet consiste à concevoir une intelligence artificielle (IA) capable de jouer de manière compétitive dans un jeu de stratégie à deux joueurs en utilisant des algorithmes de recherche d'optimalité. Les algorithmes Minimax et Negamax, optimisés par des coupures Alpha-Beta, permettent à l'IA d'analyser les positions de jeu et de simuler des coups futurs pour choisir les actions optimales. Ce travail vise à équilibrer l'efficacité de calcul et la performance stratégique en limitant la profondeur de recherche à trois niveaux, ce qui permet d'obtenir un compromis entre le temps de calcul et la précision de l'évaluation.

1.2 Minimax / Negamax

L'algorithme Minimax est une méthode récursive utilisée pour les jeux à deux joueurs à somme nulle, où chaque joueur cherche à maximiser son gain tout en minimisant celui de l'adversaire. À chaque étape, Minimax explore toutes les positions possibles jusqu'à une certaine profondeur, en retournant la meilleure décision possible pour chaque joueur. Le Negamax est une variante qui simplifie cette approche en unifiant le rôle de "maximiser" et "minimiser", ce qui réduit la complexité de l'implémentation, surtout dans le cadre d'un jeu à deux joueurs où ces rôles sont inversés à chaque tour. Le Negamax est donc plus pratique et souvent préféré dans les systèmes de recherche d'optimalité pour sa simplicité et son efficacité.

1.3 Coupures Alpha-Beta

Les coupures alpha-beta sont une technique d'optimisation de l'algorithme Minimax/Negamax. Elles permettent d'élaguer les branches inutiles de l'arbre de recherche, réduisant ainsi le nombre de nœuds à explorer. L'alpha (la meilleure valeur trouvée jusqu'à présent pour le joueur maximisant) et le beta (la meilleure valeur trouvée pour le joueur minimisant) servent à limiter les explorations. Dès qu'une branche de l'arbre atteint une valeur inférieure à alpha ou supérieure à beta, elle peut être coupée, car elle ne peut pas affecter le résultat final. Cette optimisation permet de réaliser des économies substantielles en termes de calculs, et est essentielle pour rendre l'algorithme efficace, notamment avec une profondeur de recherche élevée.

2 Implémentation des Fonctions

2.1 Les fonctions min et max

Les fonctions f_min et f_max sont au cœur de l'algorithme de recherche. La fonction f_min est utilisée pour explorer les coups du joueur qui minimise son score (souvent l'adversaire), tandis que f_max est utilisée pour explorer les coups du joueur maximisant son score (le joueur IA). Ces fonctions naviguent dans l'arbre de décision et calculent le score de chaque position en fonction des décisions possibles. Elles se basent sur les valeurs renvoyées par les sous-arbres, et dans le cas des coupures alpha-beta, elles sont responsables de l'élagage des branches non pertinentes dès que l'une des bornes (alpha ou beta) est atteinte. Les ajustements pour l'implémentation des coupures alpha-beta permettent de réduire le nombre de nœuds explorés et donc d'améliorer l'efficacité de l'algorithme.

2.2 La fonction IA

La fonction f_IA est l'implémentation principale de l'algorithme de l'IA. Elle coordonne les appels aux fonctions f_min et f_max pour simuler les mouvements du jeu, en alternant entre les joueurs. Cette fonction prend en compte la profondeur maximale de 3, ce qui permet de déterminer les coups possibles dans un cadre temporel raisonnable pour une IA réactive. f_IA implémente la logique de Minimax/Negamax avec coupures alpha-beta en calculant la valeur de chaque coup possible. Cette fonction contrôle également le processus de sélection du meilleur coup à jouer en fonction des évaluations des positions obtenues via f_eval.

2.3 La fonction d'évaluation

La fonction d'évaluation, f_eval, analyse la "valeur" d'une position de jeu selon plusieurs critères :

— Critères défensifs : L'IA accorde une importance particulière à la protection des pièces et à la formation d'une barrière défensive sur la ligne 3. Les pièces de faible valeur sont placées en première ligne de défense, tandis que des pièces plus stratégiques sont positionnées en soutien sur la ligne 2. Cette structure défensive est cruciale pour bloquer les mouvements adverses.

— Critères de contrôle du terrain : Les positions centrales et les cases stratégiques du plateau sont évaluées favorablement, car elles permettent un meilleur contrôle de l'espace et offrent des options de mouvement plus flexibles.

3 Analyse des Performances

3.1 Méthodologie

Pour évaluer la performance de l'IA, une série de tests a été mise en place dans des environnements variés. Ces tests mesurent :

- Le nombre de nœuds explorés : Un indicateur de l'efficacité de l'élagage Alpha-Beta dans la réduction du volume de calcul.
- Le temps de calcul par coup : Ce critère permet d'évaluer la rapidité de réponse de l'IA, une composante essentielle pour une expérience de jeu fluide.
- La capacité de prise de décision stratégique : L'IA est confrontée à différents scénarios de jeu, y compris des situations où des choix défensifs et offensifs sont possibles.

Les tests ont été effectués en comparant l'IA avec d'autres versions simplifiées (sans coupures Alpha-Beta et avec des profondeurs de recherche différentes) pour mesurer les gains en efficacité et en performance stratégique. Les tests sont aussi répliqués dans des conditions contrôlées, incluant des oppositions avec des adversaires humains ou des IA plus basiques pour simuler des contextes variés.

3.2 Résultats

Les résultats montrent que l'utilisation des coupures Alpha-Beta permet une réduction significative du nombre de nœuds explorés, améliorant ainsi l'efficacité de l'algorithme. Toutefois, certaines limitations sont apparues lors de la confrontation avec des adversaires humains expérimentés :

- Réduction du temps de calcul : Grâce aux coupures, l'IA peut explorer les options dans un temps réduit, augmentant sa réactivité. Un graphique des résultats illustre les économies réalisées en termes de nœuds explorés, comparant des configurations avec et sans élagage.
- Taux de victoire : L'IA démontre une certaine compétitivité contre des adversaires basiques, mais peine encore face à des stratégies plus élaborées. Cela souligne le besoin d'améliorer la flexibilité et l'anticipation des coups.
- Limites en termes de stratégie : Lors de certains tests, l'IA a montré des faiblesses dans les situations où l'adversaire adopte des stratégies imprévisibles ou changeantes, ce qui indique que la rigidité défensive de f_eval peut parfois la rendre vulnérable.

3.3 Interprétation

Les performances observées soulignent que les optimisations alpha-beta ont bien réduit le nombre de nœuds explorés et accéléré le temps de calcul, mais que l'IA n'est pas encore suffisamment performante dans des situations de jeu plus complexes. Cela suggère qu'une amélioration de la fonction d'évaluation, notamment en termes de stratégie offensive et réactive, pourrait être bénéfique. L'ajustement de la stratégie de défense et l'amélioration de l'adaptabilité face à l'adversaire sont des pistes à explorer.

4 Justification des Choix d'Implémentation

4.1 Choix de l'évaluation

La fonction d'évaluation a été conçue pour soutenir une stratégie principalement défensive, où la priorité est de maintenir une formation solide et difficile à percer. L'IA cherche à établir une ligne de pions de valeur 1 sur la ligne 3, et à renforcer cette ligne avec des pions de valeur 2 et 3 placés sur la ligne 2. Cette structure permet de former une base stable qui bloque les attaques adverses. Les pions de valeur 2 et 3 jouent un rôle pivot, pouvant se déplacer pour ajuster la défense en fonction des menaces de l'adversaire, ce qui ajoute de la flexibilité à la formation défensive.

Ligne 3 (pions de valeur 1) : La priorité est de remplir cette ligne avec des pions de valeur 1 pour créer un rempart défensif solide. Un bonus élevé est attribué lorsque tous les pions de la ligne 3 sont correctement placés, et des pénalités sévères sont appliquées en cas d'erreur de placement.

Ligne 2 (pions de valeur 2 et 3) : Les pions de valeur 2 et 3 sont positionnés stratégiquement pour solidifier la ligne de défense et sont également capables de se déplacer pour s'adapter aux attaques de l'adversaire. Leur placement est crucial pour renforcer la stabilité de la position tout en permettant un certain degré de flexibilité dans la réponse à l'adversaire.

Avancement des pions : Bien que la défense soit prioritaire, un léger bonus pour l'avancement des pions est inclus afin d'encourager une forme de progression sans sacrifier la solidité défensive. Cela assure que l'IA ne reste pas trop statique et peut saisir les opportunités lorsque la situation le permet. Cette stratégie repose sur une formation défensive rigide mais adaptable, avec les pions pivots servant de points de rotation pour gérer les menaces en constante évolution de l'adversaire.

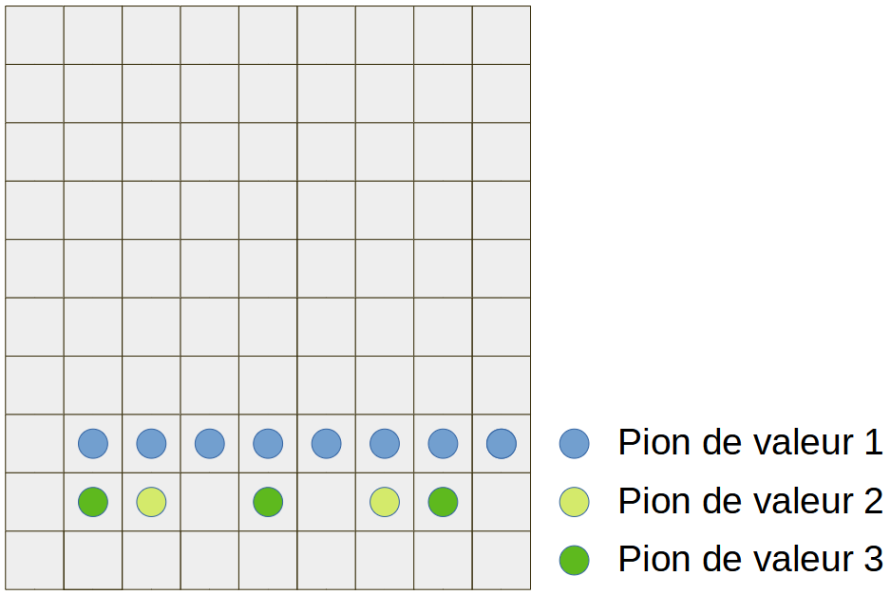


FIGURE 1 – Idée de la fonction d'évaluation

4.2 Impact des coupures alpha-beta

L'introduction des coupures alpha-beta a permis une amélioration significative de l'efficacité de l'algorithme, réduisant le nombre de nœuds explorés et le temps de calcul nécessaire pour prendre une décision. Bien que l'IA ne soit pas encore à son plein potentiel, l'optimisation a rendu les calculs plus rapides et a permis d'explorer des solutions plus complexes dans des délais plus courts, ce qui est essentiel pour des compétitions avec des adversaires plus rapides.

	MinMax	**Negamax**	**AlphaBeta**
Nombre de noeud	$\cong$ 110000	$\cong$ 80000	$\cong$ 30000

TABLE 1 – Comparaison des algorithmes MinMax, Negamax et AlphaBeta

5 Limites de l'Approche et Axes d'Amélioration

5.1 Limites actuelles

Plusieurs limitations ont été identifiées dans la version actuelle de l'IA :

- Rigidité de la stratégie défensive : Bien que la défense soit solide, cette approche manque de flexibilité et d'initiative. Elle peut ainsi devenir prévisible et permettre à un adversaire expérimenté de prendre l'avantage en adaptant sa stratégie pour déstabiliser la ligne de défense.
- Dépendance à une profondeur de recherche fixe : La profondeur de recherche, bien que optimisée, reste statique. Dans certaines situations de jeu critique, une profondeur de recherche adaptative pourrait offrir une meilleure prise de décision.
- Limitation de l'évaluation statique : La fonction f_eval, bien qu'efficace pour juger les positions, ne prend pas en compte l'historique des coups. Par conséquent, elle ne distingue pas les schémas de jeu qui évoluent, rendant l'IA moins réactive à des changements subtils de stratégie de l'adversaire.

5.2 Pistes d'Amélioration

Pour améliorer la compétitivité de l'IA, plusieurs pistes de développement sont envisageables :

- Intégration d'une évaluation dynamique : Adapter la fonction f_eval en y intégrant des pondérations variables en fonction des mouvements adverses permettrait d'enrichir les options défensives. Cette adaptation pourrait aussi incorporer un apprentissage supervisé basé sur des parties précédentes, permettant ainsi à l'IA d'affiner sa défense.
- Recherche progressive et adaptative : Implanter une profondeur de recherche ajustable en fonction de la situation permettrait à l'IA d'allouer davantage de ressources de calcul dans les moments critiques, par exemple lorsqu'une attaque adverse importante est en cours.
- Développement d'une composante offensive : Bien que la stratégie défensive soit une priorité, une composante offensive permettrait d'équilibrer les décisions de l'IA en lui donnant la possibilité de saisir les opportunités sans compromettre sa défense.

6 Conclusion et Perspectives

6.1 Synthèse

Ce projet a permis de concevoir une IA de type Wargame basée sur les algorithmes Minimax et Negamax avec coupures Alpha-Beta. Les résultats montrent que les optimisations apportées améliorent significativement l'efficacité du calcul en réduisant le nombre de nœuds explorés, tout en maintenant des décisions stratégiques de qualité pour une profondeur de recherche de trois.

6.2 Contributions pédagogiques

Ce projet a permis d'approfondir les compétences en algorithmique et optimisation, en explorant les subtilités de la recherche dans les jeux stratégiques. Il offre une compréhension pratique des défis et des compromis entre performance et complexité, et a permis d'aborder les bases de la stratégie en IA.

6.3 Perspectives à long terme

Pour renforcer la compétitivité de l'IA dans des environnements de jeu variés, il serait intéressant d'explorer des techniques avancées comme l'apprentissage par renforcement, qui permettrait à l'IA d'apprendre des erreurs et d'adapter sa stratégie au fil des parties. De plus, l'implantation de stratégies plus offensives et la capacité d'adapter la profondeur de recherche sont des axes de développement prometteurs pour augmenter sa polyvalence.

Références