Quel modèle décisionnel pour une entité non-joueuse fiable dans un jeu de type STR ?

Table des matières

[Introduction 3](#_Toc403553694)

[1. Préambule: 3](#_Toc403553695)

[2. Définition des termes employés : 5](#_Toc403553696)

[2.1. Intelligence artificielle pour le jeu vidéo 5](#_Toc403553697)

[2.2. Entité non joueur 5](#_Toc403553698)

[2.3. Entité convaincante 5](#_Toc403553699)

[I - Base de réflexion 6](#_Toc403553700)

[1. Etat de l'art 6](#_Toc403553701)

[1.1. Apprentissage et IA (Histoire, progression dans le temps) 6](#_Toc403553702)

[1.2. Réseaux de neurones 7](#_Toc403553703)

[1.3. Arbres de décision 9](#_Toc403553704)

[4. Mise à l'épreuve de systèmes d'IA : Les joueurs trouvent-ils leurs adversaires artificiels intelligents? 9](#_Toc403553705)

[4.1. Sondages et analyse des résultats 9](#_Toc403553706)

[4.2. Déductions quant aux limitations des modèles existants 10](#_Toc403553707)

[II - Problématique 10](#_Toc403553708)

[III - Solution proposée 12](#_Toc403553709)

Introduction :

## 1. Préambule:

L'objectif de ce document est à la fois de passer en revue les grandes lignes de ce qui existe dans le domaine de l'intelligence artificielle, en particulier en lien avec le jeu vidéo, et d'étudier les lacunes des modèles existants afin d'en extraire une base de réflexion dans le but de répondre à notre problématique : quel modèle décisionnel choisir pour l'implémentation d'une entité intelligente fiable dans un jeu vidéo de stratégie en temps réel? (STR/RTS).

Dans le jeu vidéo en général, on constate sans grande difficulté la présence d'intelligences artificielles plus ou moins réalistes. Du classique First Player Shooting au jeu de plate-formes en passant par les jeux de combat 2D/3D, sont toujours présents des Non-Player-Characters (NPC) qui interagissent avec le joueur et constituent un obstacle à franchir. Ceci dit, il n'est pas obligatoirement pertinent d'opter pour un NPC intelligent et rusé : dans les jeux de type Beat'em Up par exemple, l'IA très limitée est plus souvent compensée par la masse d'ennemis et leur résistance.

La volonté de choisir un modèle de réflexion performant pour les jeux de stratégie est un choix logique dans la mesure où l'objectif d'un tel jeu est de développer une stratégie cohérente et efficace face à un ordinateur qui doit mettre en place un nombre de contre suffisants pour entretenir une difficulté raisonnablement élevée. Le fait que le joueur est un être humain qui possède une adaptabilité élevée rend important le bon paramétrage de l'IA, et le fait que les unités et leur temps de génération soient fixés empêchent le game designer de tricher sur les paramètres du jeu tels que le nombre de points de vie ou des vagues d'ennemis exagérées.

Il est évident que le niveau des joueurs est variable, et qu'il doit donc en être de même pour l'ordinateur. C'est là que se pose notre problème : on voit de nos jours des ordinateurs très largement suffisants à bas niveau (difficulté débutant, facile, moyen...) cependant les plus hauts niveaux de difficulté ne sont pas suffisants pour un bon nombre de joueurs, comme le démontrera par la suite notre étude. Il est d'ailleurs facile de constater qu'entre le mode solo et le mode en ligne de ce type de jeu, la différence de difficulté est très souvent remarquable, du fait que des adversaires humains sont aux commandes. Pour des jeux tels que Starcraft, le mode hors ligne (contre l'ordinateur) va même jusqu'à être considéré comme un entraînement permettant de s'attaquer à de « vrais » adversaires en ligne.

Ce raisonnement est la conséquence d'un certain nombre d'éléments menant les joueurs à penser que les modèles aujourd'hui déployés dans la plupart des jeux de ce type sont majoritairement incomplets et faillibles. On constate en effet que dans la plupart des jeux vidéo il est possible de prédire l'action de notre adversaire informatique, d'apprendre les principaux axes de la stratégie programmée, et on tombe ainsi dans la redondance au cours des parties. Ainsi, nous essaierons de comprendre ce qui constitue les lacunes des modèles de réflexion aujourd'hui employés, et s'il est possible d'y pallier.

Pour mieux comprendre comment bien choisir son modèle de réflexion et ce qui en fait un modèle performant nous commencerons par étudier les techniques majoritairement employées de nos jours pour réaliser des programmes intelligents, dans un premier temps sans se focaliser sur le domaine du jeu vidéo. Seront développés deux grands axes : les modèles basés sur des arbres de décision, déterministes, et les modèles d'apprentissage basés sur les réseaux de neurones, plus imprévisibles mais également capables d'une adaptabilité remarquable.

Dans un second temps, nous rentrerons au cœur de notre problématique en cherchant à démontrer s'il est seulement possible de mener un joueur à penser que l'ordinateur réfléchit et le cas échéant dans quelle mesure notre réflexion reste pertinente. Nous identifierons les points faibles de l'existant afin de déterminer s'il est possible de pallier à ces défauts, en fonction de nos recherches et de l'évolution de la science dans le domaine.

Enfin nous essaierons, grâce à la base de connaissances constituée, d'offrir une solution constructive basée sur les techniques découvertes : un modèle s'appuyant sur les méthodes actuellement employées, et palliant au moins partiellement aux défauts mis en lumière. Nous reviendrons enfin sur la faisabilité, la cohérence et les limitations du modèle proposé.

## 2. Définition des termes employés :

Définissons à présent les termes que nous emploierons au cours de ce document. En effet, on parlera souvent d' « intelligence artificielle » et d' « entités non joueur convaincantes », mais il est avant tout nécessaire d'être clair sur ce qui est recherché, et de détailler un peu plus à quoi l'on se réfère en utilisant ces mots.

### 2.1. Intelligence artificielle pour le jeu vidéo

L'intelligence artificielle est l'ensemble des techniques et méthodes visant à construire des programmes informatiques « qui s’adonnent à des tâches qui sont, pour l’instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau » nous dit M. L. Minsky. Mais qu'est-ce que cela signifie lorsque l'on entre dans le monde du jeu vidéo ?

Nous appellerons ici « intelligence artificielle », ou « IA » au sens large, tous les mécanismes utilisés dans les jeux vidéo et qui visent à donner l'illusion qu'il existe une stratégie connue d'un ordinateur affrontant un joueur. Plus simplement, l'ensemble des mécanismes de programmation visant à réagir aux actions du joueur et à les anticiper.

### 2.2. Entité non joueuse

Ce qui est appelé « entité non-joueur » ou « ordinateur » est une notion qui s'obtient en se plaçant du côté du joueur. L'entité non joueuse est l'ennemi, celui qui est affronté au cours du jeu et qu'il faut vaincre, l'entité intelligente invisible qui manipule ses pions. Ce terme est employé pour mettre en valeur le fait que l'on souhaite donne un côté humain à l'ordinateur : par entité non joueur, on réfère à un adversaire que l'on souhaiterait rendre réaliste, bien qu'il soit en réalité le fruit d'une intelligence artificielle complexe.

### 2.3. Entité convaincante

Nous parlerons d'entité non joueuse convaincante dans la mesure où l'on aimerait que l'adversaire généré par notre modèle de réflexion représente un réel challenge pour les joueurs les plus exigeants.

Une entité dite « convaincante » est une entité qui ne permettra pas, ou difficilement, au joueur de prévoir les prochaines actions du jeu, sans pour autant agir aléatoirement. Ce que l'on cherche à obtenir est un nouveau seuil de difficulté, et une meilleure adaptabilité de l'IA au style du joueur pour le pousser à explorer de nouvelles façons de penser.

Une entité convaincante est donc une entité qui vise à induire dans l'esprit du joueur que l'ordinateur réfléchit réellement, et pourquoi pas qu'il est potentiellement humain.

# I - Base de réflexion

## Etat de l'art

### Apprentissage et IA (Histoire, progression dans le temps)

Les modèles de réflexion informatiques sont nés des travaux de plusieurs mathématiciens et chercheurs en informatique cherchant à révolutionner la manière dont s'exécuterait un programme informatique, en rapprochant les capacités d'un ordinateur des capacités du cerveau humain.

Aux prémices de la recherche dans ce domaine, on trouve l'une des premières propositions de modélisation d'un réseau de neurones, par les chercheurs Warren McCulloch et Walter Pitts en 1943. En basant leur modèle sur la logique du cerveau humain, Pitts et McCulloch réalisent à l'époque un système qui consiste en une organisation par cellules qui influent entre elles : si les conditions d'activation d'un certain nombre de cellules voisines sont validées, alors une cellule donnée transmettra son état et ainsi de suite. Suite à cela sera réalisé un ordinateur basé sur ce principe par Marvin Lee Minsky.

Dans la volonté d'améliorer encore le concept de programme intelligent, Alan Turing proposera un moyen de tester la performance d'un système d'intelligence artificielle : le test de Turing, qui consiste à mettre à l'épreuve un programme pour déterminer si celui-ci est capable d'émuler un être humain.

Il faudra attendre 1952 pour observer une première application sérieuse des réseaux de neurones aux jeux avec le développement par Arthur Samuel d'un programme capable d'apprendre progressivement à jouer aux échecs, en s'améliorant à chaque partie jusqu'à devenir meilleur que son créateur, prouvant ainsi que l'apprentissage par ordinateur n'est pas une illusion donnée par des données en entrée mais bien une réalité.

L'enthousiasme dans la recherche d'améliorations pour ce modèle réflexion de plus en plus performants grandit, et on pense alors que l'apprentissage par réseaux de neurones permettrait de résoudre des problèmes informatiques quelconques si tant est que ceux-ci soient similaires à des problèmes dont on connaît la solution. C'est la première désillusion que subiront les chercheurs : face à un problème ambigu comme la traduction qui nécessite un certain nombre de connaissances pour résoudre les expressions, la syntaxe et les tournures de phrase, on se rend compte que le programme se perd et donne des résultats aberrants.

Le second problème qui se pose avec ce type de modèle est la complexité du processus d'apprentissage par l'échec. Efficace dans des problèmes au nombre de paramètres réduits, le processus d'apprentissage se révèle extrêmement ralenti en présence d'un grand nombre de variables. L'emploi des algorithmes génétiques ne résout pas le problème de la complexité malgré le fait que l'on introduise le principe de mutation censé générer aléatoirement des solutions potentiellement viables à partir de solutions connues.

C'est pour ces raisons que la recherche se tourna ensuite vers des modèles de réflexion plus spécifiques. Cette fois non pas basés sur l'apprentissage en suivant le principe de « scaling » de problèmes consistant à étendre une somme de problèmes simple à des problèmes plus vastes, mais à l'inverse s'appuyant sur des connaissances bien spécifiques à un problème donné : les systèmes basés sur la connaissance.

En partant de ce principe furent mis en place des programmes basés sur des graphes d'états, capables de reconnaître une organisation ou une succession d'actions, et de classifier les actions en fonction d'un nombre de règles prédéterminées dans le programme.

### Réseaux de neurones

#### Forces et domaine de prédilection

Les réseaux de neurones permettent l'apprentissage de données à partir d'observations réalisées en entrée. Au fur et à mesure des expériences, le réseau de neurone constitue un ensemble d'observations et de décisions qui constituent un graphe d'états. Ce type d'apprentissage est particulièrement utile quand il s'agit de traiter des données brutes de manière systématique.

Les domaines d'application sont variés : reconnaissance de formes, prédictions pour des études de marché, traitement de signal... L'intérêt principal des réseaux de neurones dans ces catégories est qu'après avoir entraîné le réseau à reconnaître une situation donnée, celui-ci devient efficacement capable d'identifier un motif ou une situation.

#### Utilisation dans le jeu vidéo

Les réseaux de neurones ont trouvé plusieurs fois une application dans des jeux que l'on qualifiera de « simples » comme le jeu d'échecs. Un programme capable de développer une stratégie suffisante pour battre le champion Kasparov a même été mise en place.

Intel publie également en 2011 un article sur l'utilisation d'un réseau de neurones capable d'apprendre le jeu pong de manière simple, en apprenant à synchroniser la hauteur du pad de jeu avec la hauteur de la balle.

Pour ce qui est des jeux vidéo plus modernes, on peut citer l'utilisation de réseaux de neurones dans le jeu Unreal Tournament 4, un jeu de FPS. Une technique a démontré son efficacité : les réseaux de neurones dits FALCON (Fusion Architecture for Learning and Cognition) qui ont réussi à générer des règles et à faire match nul a plusieurs reprises avec les « Hunter Bot », des IA programmées manuellement pour agir en fonction d'un certain nombre de paramètres dont les points de vie de l'ennemi ou sa position.

#### La question du temps réel

Lorsqu'il s'agit de résoudre des problèmes en temps réel cependant, il est plus difficile de déterminer l'efficacité des réseaux de neurones : le nombre de variables influe très fortement sur les résultats obtenus, comme nous allons le voir à travers deux expériences.

Un premier exemple d'utilisation de réseaux de neurones en temps réel est l'étude sur le pathfinding adaptatif, menée par Ross Graham.

Le but de cette recherche est d'obtenir une IA capable de s'adapter aux changements du terrain en temps réel, par exemple une chute d'obstacle générée par le physics engine. Graham choisit d'utiliser un Feed Forward Neural Network (FFNN), qui possède pour avantage de traiter les données relativement rapidement. En entraînant son réseau de neurones grâce à des passes successives d'algorithmes génétiques, il observe l'évolution du réseau de neurones dans un environnement 2D simple.

Le test est concluant, et les problèmes de pathfinding classiques qui se basent sur une représentation à un instant donné d'une scène sont résolus par le réseau de neurones. L'auteur nous précise que le nombre réduit de variables permet à la simulation d'évaluer correctement le chemin et d'anticiper des situations qui ne se seraient pas encore produites.

Une autre thèse publiée en 2006 par Andreas Walther propose une application des réseaux de neurones aux jeux de stratégie en temps réel.

Partant du principe selon lequel un jeu de stratégie en temps réel représente un cadre cohérent pour tester l'apprentissage par réseau de neurones, Walther se fixe un objectif : essayer d'obtenir une intelligence artificielle capable de s'adapter à la stratégie de son adversaire. Il utilise un réseau bayésien qu'il décide d'entrainer en utilisant divers algorithmes, et auquel il fait affronter des IA.

La conclusion de l'expérience est qu'un réseau de neurones n'a pas une vitesse d'apprentissage suffisante pour s'adapter au nombre de paramètres à traiter pour établir sa stratégie en temps réel, mais qu'il est possible de procéder à un apprentissage offline si l'on souhaite s'éviter de paramétrer manuellement les actions de l'IA.

On peut en déduire que les expérimentations en temps réel ne sont pas vraiment concluantes lorsqu'il s'agit de traiter un nombre conséquent de paramètres. De plus, il existe peu d'applications de ce type des réseaux de neurones aux jeux vidéo. Il semble donc raisonnable d'en déduire que ce modèle de réflexion n'est pas viable pour réaliser l'entité intelligente fiable recherchée.

### Arbres de décision

* Forces et domaine de prédilection, applications
* Utilisation dans le jeu vidéo → exemples concrets

### Montecarlo

## Mise à l'épreuve de systèmes d'IA : Les joueurs trouvent-ils leurs adversaires artificiels intelligents?

### Sondages et analyse des résultats

Intéressons-nous à présent à l'avis d'une population de joueurs de jeux de stratégie en temps réel, dont les avis ont été récoltés à travers une étude assez simple. Nous avons demandé à chacun s'il trouvait que l'ordinateur représentait un challenge suffisant et s'il pensait que les IA devaient être améliorées dans les jeux de stratégie de manière générale.

Sur environ 70 personnes, 87% pensent que l'ordinateur est peu voire pas performant dans les jeux vidéo. « L'IA doit être améliorée », « l'ordinateur est bête » sont des remarques qui reviennent souvent. La plupart des joueurs se dirigent vers le mode multijoueur plus par absence de challenge à jouer contre l'ordinateur que par réel plaisir à se sociabiliser.

Les joueurs confirment également nos suppositions: Les IA sont la plupart du temps répétitives, prévisibles et faillibles. Il n'y a aucun doute quant au fait que ce soit un humain ou un ordinateur qui joue, pas un seul joueur ne se poserait la question

Parmi les 13% de joueurs qui ne souhaitent pas voir l'intelligence du jeu progresser, certains commentaires sont intéressants : environ 5% trouvent que le niveau de réflexion de l'ordinateur est suffisant car il leur permet d'axer leur stratégie toujours autour des même points clés. Ce qui plaît à ce type de joueur est de gagner et de progresser à son rythme, en vainquant de plus en plus rapidement l'ordinateur mais sans pour autant souhaiter que celui-ci s'améliore.

Ce qui nous pousse à deux observations :

* Premièrement, cela confirme que l'amélioration des modèles de réflexion ne doit pas être systématique, et ne doit représenter qu'un mode de difficulté élevé
* En second plan, le fait que ces joueurs aiment exploiter les faiblesses de l'IA démontre une fois de plus que les modèles actuels sont faillibles et qu'il est possible d'exploiter leurs failles pour s'assurer la victoire, ce qui d'un certain point de vue peut finir par gâcher un jeu

### Déductions quant aux limitations des modèles existants

Les modèles existants permettent donc au joueur de rester dans les règles du jeu, de s'entraîner à connaître les règles, mais rarement de se surpasser. Le joueur acquiert les bases du jeu et comprend comment gérer ses ressources et mettre en place une stratégie.

Les modèles qui existent actuellement ne sont donc évidemment pas mauvais, ils sont suffisants à l'objectif qui a été fixé par les développeurs. En bref, l'amélioration des modèles de réflexion pour les jeux vidéo n'est pertinente que dans les domaines où les joueurs souhaitent avoir un challenge.

Le choix de la catégorie jeu de stratégie en temps réel est pertinent dans la mesure où le but du jeu est d'apprendre à perfectionner sa stratégie et éventuellement d'apprendre à penser d'une manière nouvelle pour s'adapter à l'adversaire. Les jeux qui existent ne permettent que rarement d'accéder à ce niveau de difficulté, et c'est à ce niveau qu'il est possible d'intervenir.

# II - Problématique

1. Est-il possible de donner au joueur l'impression que l'entité réfléchit?
2. Prédicat de base
3. Etat actuel de la recherche dans le domaine ciblé
4. Quelles limitations empechent l'amélioration des modèles?
5. Est-il possible de pallier à ces limitations?
6. Un modèle décisionnel plus crédible, oui mais en quoi?
7. Adaptabilité aux erreurs
8. Adaptabilité au joueur
9. Difficulté à prédire les actions
10. Est-il pertinent pour tous les jeux de chercher à avoir une entité intelligente non déterministe

# III - Solution proposée

1. Un modèle principalement basé sur le Montecarlo
2. Principes et utilisation
3. Points communs avec la problématique
4. Le modèle proposé
5. Un modèle de pseudo-apprentissage
6. Une part d'aléatoire raisonnable : soft restrictions
7. Avantages
8. Retour sur la faisabilité et les limitations
9. Conclusion :
10. Synthèse des points abordés
11. Revue du travail accompli : qu'est-ce qui nous a été apporté?
12. Axes d'amélioration
13. Perspectives d'évolution, d'avenir et nouvelles applications