LA CRÉDIBILITÉ DU COMPORTEMENT D'UN PERSONNAGE NON-JOUEUR DANS UN JEU DE TYPE CARTES À COLLECTIONNER

Thèse présentée comme exigence partielle

du doctorat en informatique cognitive

Par Gary Germeil

Octobre 2022

http://r-libre.teluq.ca/2785

Identification des membres du jury

Richard Hotte, directeur, Université TÉLUQ

Daniel Lemire, codirecteur, Université TÉLUQ

Gustavo Adolfo Angulo Mendoza, professeur, Université TÉLUQ

Roger Nkambou, professeur, UQAM

Mathieu Muratet, INS HEA Suresnes, France

Remerciements

À ma famille proche. Ils m’ont donné bien plus que des biens matériels, mais aussi un sourire chaque jour.

Je remercie également mon professeur Richard Hotte pour le coup de main qu’il m’a donné pour le recrutement des participants pour les expériences contenues dans cette thèse. Aussi pour le soutien financier. Sans lui, rien de tout ceci n’aurait été possible.

Daniel Lemire pour son excellent jugement critique. Isabelle Carignan pour m’avoir accompagné au début de cette aventure. Je remercie aussi le professeur Samuel Pierre pour m’avoir inspiré tout au long de mon parcours académique.

Remerciement à la chaire de recherche UNESCO en *Global Smart Disruptive Learning* (GSDL) et à l’Université TÉLUQ pour leur soutien réciproque à la réalisation de cette thèse de doctorat.

Résumé

Dans les jeux numériques, nous utilisons souvent des agents intelligents, des artéfacts agissant comme un être humain et prenant souvent la place de celui-ci pour des fins de compétition. Afin d'améliorer cette compétitivité, il serait opportun de soumettre l'agent intelligent en question à un test de crédibilité semblable au test de Turing. Le test de Turing est un test en informatique visant, en partie, à évaluer la similitude du comportement de l'agent intelligent à celle de l'être humain.

Après une expérience auprès de deux jurys composés d'évaluateurs experts, nous allons découvrir que le temps de réflexion, l'expertise de l'agent intelligent, sa personnalité et le respect des bonnes pratiques définies par le méta (les actions et stratégies que la communauté croit être la plus profitable dans le jeu) peuvent nous aider à déceler rapidement la crédibilité d'un agent intelligent. Nous avons ensuite validé ces informations en concevant notre propre jeu de cartes à collectionner et en créant notre propre agent intelligent, puis en demandant aux personnes du jury d'évaluer cet agent intelligent.

Abstract

In digital games, we often use intelligent agents to replace human beings in games requiring competition. To improve this competitive aspect, it would be important for the intelligent agent to pass a version of the Turing test meant to measure the NPC's believability. The Turing test is a computer science test seeking to evaluate the credibility of AI behavior when compared to human behavior.

After an experiment conducted with two juries of experts in psychology, computer science and games, we conclude that the main criteria to look out for are the time it takes for the player to think about his moves (and whether there is any hesitation at all), the player's expertise in the game, his personality and impulsive behavior and the adherence to good practices, as laid out by the community culture or the metagame. We then designed our own intelligent agent in our own game, *Fantasy Markets*. Finally, we asked the evaluators to tell us what they thought of the intelligent agent we designed with their input to validate the knowledge we acquired throughout this research project.

Table des matières

Identification des membres du jury 2

Remerciements 3

Résumé 4

Abstract 5

Table des matières 6

Avant-propos 12

Introduction 15

But et objectifs de la thèse 16

Question de recherche 17

Contribution de la thèse 17

Publications antérieures 18

Chapitre 1 : Cadre conceptuel 19

1.1. Jeux de type cartes à collectionner 20

1.2. Qu'est-ce qu'un personnage non-joueur ? 27

1.2.1. Recherches sur l'immersion dans le jeu 28

1.2.2. Recherches sur l'efficacité de création de comportements 29

1.2.3. Recherches sur la crédibilité du comportement des personnages non-joueurs 30

1.3. Test de Turing 34

1.4. La pertinence de notions de psychologie sociale pour les tests de crédibilité 41

1.5. Les personnages non-joueurs et l'intelligence artificielle dans les jeux numériques 47

1.5.1. Algorithmes de recherche pour des jeux avec des adversaires 48

Minimax 49

Monte-Carlo 52

Las Vegas 55

1.5.2. Architecture *ad hoc: Arbres de comportement* 56

1.5.3. Apprentissage machine 64

Chapitre 2 : Méthodologie 70

2.1. Méthode retenue: Jeu de l'imitation 70

2.2. Démarche de l'expérience 73

2.2.1. Détails sur le jeu de l'imitation dans le cadre de la thèse 77

2.2.2. Validation des résultats 81

Chapitre 3 : Résultats de l'expérience 85

3.1. Données individuelles - 1er jury 88

Tableau comparatif des réponses individuelles - 1er jury 92

Analyse des réponses individuelles 94

3.2. Données individuelles - 2e jury 102

Tableau comparatif des réponses individuelles - 2e séance 107

Analyse des réponses individuelles, 2e jury 109

Chapitre 4 : Discussion 112

4.1. Premier critère : Le temps de réponse du joueur 113

4.2. Deuxième critère : L'expertise du joueur 115

4.3. Troisième critère : La personnalité du joueur 118

4.4. Quatrième critère : L'adhésion aux bonnes pratiques 120

Chapitre 5 : *Fantasy Markets* 130

5.1. Présentation du jeu *Fantasy Markets* 132

5.1.1. Histoire 132

5.1.2. Personnages 134

5.1.3. Règles et mécaniques 136

5.2. Méthode de développement du jeu 138

5.2.1. Sélection d'un moteur de création de jeux et d'un patron de conception de jeu de cartes 138

5.2.2. Changement des règles et des cartes 139

5.2.3. Déploiement et tests 139

5.2.4. Modification de l'intelligence artificielle 140

5.2.5. Validation de la méthode de conception de l'intelligence artificielle 149

Chapitre 6 : Conclusions, limites et observations pour de futures expériences 154

6.1. Bilan du projet 157

6.2. Limites et observation pour de futures expériences 159

Bibliographie **Erreur ! Signet non défini.**

Liste des figures

Figure 1 - Cadre conceptuel 19

Figure 2 - Exemple annoté d'un jeu de type cartes à collectionner, *Hearthstone* 24

Figure 3 : Schéma d'un algorithme minimax 49

Figure 4 : Schéma d'un algorithme d'arbre de recherche Monte Carlo 52

Figure 5: Représentation graphique d'un nœud de séquence 58

Figure 6 : Représentation graphique d'un nœud de secours 59

Figure 7 : Représentation graphique d'un nœud parallèle 59

Figure 8: Les nœuds d'action, de condition et décorateurs sont représentés de cette manière, en ordre 60

Figure 9 : Logo de *Fantasy Markets* 132

Figure 10 : Claire 134

Figure 11 : Amy 134

Figure 12 : Sophie 134

Figure 13 : Julie 134

Figure 14 : Arbre de comportement de l'agent intelligent utilisé dans le jeu *Fantasy Markets* 143

Figure 14a : Arbre de comportement de l'agent intelligent utilisé dans le jeu *Fantasy Markets* 143

Figure 14b : Nœuds de séquence de gauche 144

Figure 14 c: Nœuds de séquence de droite 144

Figure 14d : Nœuds de séquence du bas 145

Figure 14e : Tableau noir (blackboard) qui retient en mémoire

les informations particulières de la partie comme la vitesse et la difficulté 145

Figure 15 : La table représentant des profils de personnalité possibles

du personnage non-joueur dans CCG Toolkit. 149

Liste des tableaux

Tableau 1 - Résumé de la démarche méthodologique 76

Tableau 2 - Liste des juges 83

Tableau 3- Test de crédibilité, réponses idéales 86

Tableau 4 - Test de crédibilité, réponses de la première évaluatrice (J1) 88

Tableau 5 - Test de crédibilité, réponses de la deuxième évaluatrice(J2) 90

Tableau 6 - Test de crédibilité, réponses du troisième évaluateur (J3) 91

Tableau 7 - Test de crédibilité, tableau comparatif des réponses individuelles

(premier jury) 92

Tableaux 8 - Test de crédibilité, réponses du premier évaluateur,

deuxième jury 102

Tableau 9 - Test de crédibilité, réponses du deuxième évaluateur,

deuxième jury 104

Tableau 10 - Test de crédibilité, réponses du troisième évaluateur, deuxième jury 106

Tableau 11 - Test de crédibilité, tableau comparatif des réponses individuelles pour le deuxième jury 107

Tableau 12 - Lignes directrices pour déceler un humain selon son expertise et la culture communautaire de ce qui est joué 125

Tableau 13 - Interdépendance des quatre critères identifiés par nos juges 129

Tableau 14 - Profils de personnalité retenus pour la conception de *Fantasy Markets* 147

Tableau 15 - Résumé de la démarche méthodologique d'une expérience alternative pour valider la crédibilité du comportement du personnage non-joueur dans *Fantasy Markets* 153

Avant-propos

J'étais bien heureux d'apprendre que mon directeur de thèse a obtenu la Chaire de recherche UNESCO en système intelligent d'apprentissage repensé pour tous (*UNESCO chair for Global Smart Disruptive Learning (GSDL)*). Je n'ai que le plus grand respect pour l'Organisation des Nations Unies et le travail qu'elle fait dans le monde. Aujourd'hui, cela fait maintenant près de 75 ans que Roosevelt a réitéré l'idée de créer cet organisme international à la conférence de Yalta, le 11 février 1945, une conférence qui déciderait de l'avenir du monde entier.

C'était une initiative nécessaire, car les trois grands acteurs, avant, pendant et après cette conférence, étaient aux prises avec une guerre meurtrière qui avait fait des millions de victimes, la Deuxième Guerre mondiale. Cette Guerre fut provoquée en 1939, en partie, à cause de la prolifération d'une idéologie discriminatoire. En 1945, cependant, une lueur d'espoir brillait dans les yeux de tous, car nous savions à cette époque que les alliés allaient vaincre le régime nazi, ce qui n'était qu'une question de temps. L'initiative de la création de l'organisation des nations unies (ONU) était nécessaire pour s'assurer qu'une telle tragédie ne se reproduise plus.

Avant cette date, plusieurs grands cerveaux se sont réunis pour résoudre certains problèmes scientifiques reliés à l'effort de guerre. L'un d'eux est Alan Turing, un cryptologue et mathématicien britannique dont les travaux aident à fonder l'informatique moderne. Il a aidé à briser le code de la machine *Enigma* utilisée par l'armée allemande (Cooper, Van Leeuwen, 2013).

La question de la possibilité d'agents intelligents et de leur interaction avec l'être humain était déjà discutée amplement à l'époque de Turing alors qu'il écrit son article dans le magazine de philosophie britannique *Mind* (Turing, 1950). Dans cet article, il propose un exercice de jugement dans lequel un juge devra différencier deux personnes différentes, l'un représentant une machine et l'autre un être humain. Cet exercice de pensée évoluera au cours des années et deviendra ce qu'on appelle maintenant le test de Turing.

Cette question est d'autant plus pertinente aujourd'hui. Lorsque nous jouons à des jeux numériques comme des jeux de rôle massivement multi-joueurs, nous avons le moyen de communiquer avec les avatars que nous voyons à l'écran (à l'oral, à l'écrit). Si nous perfectionnons les techniques qu'utilisent les agents intelligents pour communiquer avec le joueur, quels sont les critères que celui-ci devra utiliser pour différencier cet agent intelligent d'un autre être humain?

Cette thèse n’invente pas un nouvel algorithme et n’apporte pas une contribution au niveau technique. Cette thèse apporte plutôt une contribution au niveau des lignes directrices pour concevoir un agent intelligent crédible qui pourrait sûrement apporter des bénéfices au niveau de l’expérience de jeu d’une personne humaine dans un jeu de cartes à collectionner, un type de jeu populaire qui donne beaucoup d’espace stratégique et décisionnel à ses joueurs.

Introduction

L'utilisation de personnages non-joueurs dans la conception de jeux vidéo est courante. Ce sont ces personnages non-joueurs qui sont la plus grande source d'interaction avec le joueur principal (Brisson et al., 2012). Zielke et al. (2009) précisent que le but central lorsque l'on conçoit des personnages non-joueurs est la vraisemblance à des comportements naturels. Ainsi, un personnage non-joueur qui veut imiter un être humain devrait agir de manière vraisemblable à un être humain. Cette quête de crédibilité ressemble au fameux test de Turing, une expérience de pensée donnant les balises pour qu'un agent intelligent soit considéré comme crédible (Turing, 1950).

Imaginée d'abord par le cryptologue et mathématicien Alan Turing dans les années 1950 sous le nom du jeu de l'imitation et rebaptisées plus tard sous le nom du test de Turing, cette expérience de pensée donnait la responsabilité à un juge humain de distinguer le comportement de deux entités différentes, un ordinateur et un autre être humain, en ne prenant en considération que des interactions verbales. Plusieurs critiques et versions alternatives de cette expérience de pensée ont dès lors vu le jour (Saygin, Cicekli, et Akman, 2003), mais la version originale, quoique controversée, reste celle qui a fait couler le plus d'encre.

Les répercussions que pourrait avoir un agent intelligent qui passe le test de Turing sur le monde des jeux seraient assez importantes pour augmenter le désir d'interaction du joueur humain avec celui-ci, surtout dans le domaine des jeux de cartes à collectionner, un type de jeu qui donne beaucoup d'espace décisionnel et stratégique aux joueurs.

Il est important de prêter une attention particulière au comportement de ces personnages non-joueurs pour qu'il soit crédible. Dans le premier chapitre, nous allons décrire plusieurs algorithmes qui sont fréquemment utilisés dans l'industrie des jeux vidéo pour configurer le comportement de ces artéfacts, comme les algorithmes de recherche, les arbres de comportement et l'apprentissage machine. Nous allons ensuite au deuxième chapitre décrire la méthodologie de l'expérience entreprise dans la thèse. Au chapitre 3, nous allons étaler les résultats de cette expérience, et décrire les critères de crédibilité retenus au chapitre 4. Nous allons exposer l'application créée dans le cadre de cette thèse pour valider ces critères au chapitre 5, et nous conclurons le tout au chapitre 6.

But et objectifs de la thèse

Le but de cette thèse est d'identifier et de valider les critères qui nous permettront d'examiner la crédibilité d'un agent intelligent. Pour ce faire, nous allons effectuer des expériences pour recueillir auprès d'un jury d'experts leurs opinions sur les critères qui

donneraient une certaine crédibilité à l'agent intelligent face à un adversaire humain. Nous allons ensuite utiliser les leçons que nous avons apprises pour concevoir notre propre agent intelligent.

Question de recherche

Cette recherche nous permettra donc de répondre à la question suivante : **Quels critères utiliser pour différencier le comportement d'un joueur humain de celui d'un agent intelligent dans un jeu de cartes à collectionner ?**

Nous supposons qu'il existe un certain nombre de critères qui nous permettront de modéliser et concevoir un comportement crédible pour nos personnages non-joueurs, et nous voulons savoir quels sont ces critères en discutant avec des personnes humaines qui évalueront des agents intelligents dans un test de Turing.

Contribution de la thèse

La contribution de cette thèse sur le plan des connaissances concerne la modélisation d'un comportement crédible des agents intelligents dans les jeux de cartes à collectionner et sa pertinence pour assurer une expérience immersive dans les jeux en général. En ce

sens, cette thèse se différencie des autres publications dans le domaine comme Zhao (2020) car nous voulons identifier des critères qualitatifs pour modéliser un comportement crédible, et non une technologie ou une technique pour ce faire.

Les références dans le domaine des patrons de conception des personnages non-joueurs semblent insuffisantes. Dans leur état de l'art, Kopel et Hajas (2018) concluent que l'application de l'intelligence artificielle dans les jeux est encore primitive, ce qui justifie l'existence de la thèse actuelle. Nous faisons l'hypothèse que les critères identifiés dans cette thèse peuvent aider à guider l'application de l'intelligence artificielle dans les jeux de cartes à collectionner.

Publications antérieures

Ayant évolué au fil du temps, ce travail de recherche a fait l'objet de publications dans le domaine des jeux sérieux et de l'enseignement de la littératie financière dans des colloques et conférences comme *CIRTA* (Germeil et Plante, 2018). Ce travail de recherche avait également été présenté en partie dans le cadre des travaux réalisés par l'organisme *Age-Well*.

Chapitre 1 : Cadre conceptuel

D'abord, cette section vise à définir la signification d'un jeu et à préciser ce qu'est un jeu de cartes à collectionner. Ensuite, cette section vise à définir ce que sont les personnages non-joueurs (PNJ) et à mettre en perspective leur utilisation dans les jeux numériques, et l'importance de leur crédibilité. Nous parlerons du test de Turing afin d'évaluer ces agents intelligents et de certaines notions de psychologie sociale pour mettre leur crédibilité en contexte. Au niveau informatique, nous verrons quelques algorithmes possibles pour les programmer. Ce cadre conceptuel (voir figure 1) nous permettra de formuler notre méthodologie pour évaluer les agents intelligents.

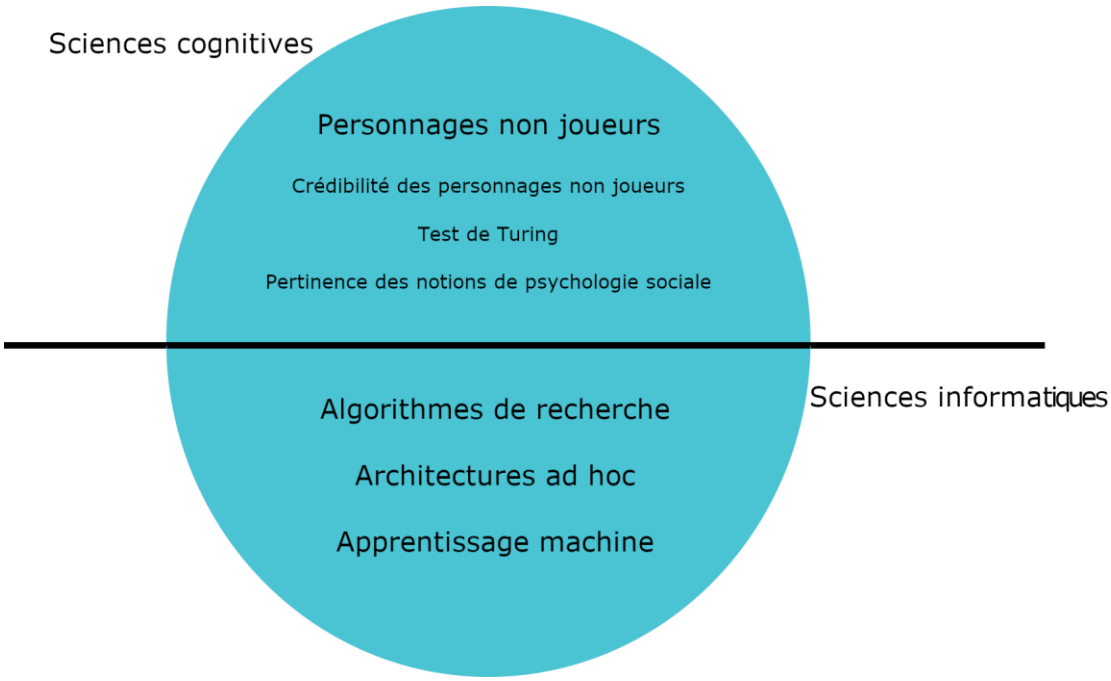

Figure 1: Cadre conceptuel

1.1. Jeux de type cartes à collectionner

Plusieurs caractéristiques doivent être présentes afin qu'une activité puisse être considérée comme un jeu :

- **Un défi ou un but à atteindre qui peut être difficile :** Chaque jeu doit avoir un objectif à atteindre, soit un problème ou une série de problèmes qui doivent être résolus en utilisant les stratégies appropriées (Leemkuil, 2006).

- **Des règles, un modèle et des contraintes sous-jacentes :** chaque jeu possède un certain nombre de règles et de procédures selon lesquelles le but peut être atteint ou non. Certaines autres contraintes peuvent être imposées au joueur, comme la quantité de ressources qu'il a à sa disposition (Leemkuil, 2006). C'est ce que King, Delfabbro et Griffiths (2010) qualifieraient de fonctionnalités de manipulation et de contrôle.

- **Un caractère compétitif :** même si le jeu met le joueur en concurrence avec lui-même, il doit y avoir dans un jeu une forme de compétition avec quelqu'un pour évaluer la progression du joueur (Leemkuil, 2006). Le joueur est en mesure de mieux compétitionner en gagnant de l'expertise, une qualité qui a été analysée en profondeur dans le texte de Thompson, Blair, Chen et Henrey (2013).

- **Interactivité entre les actions du joueur et la rétroaction qu'il en reçoit :** lorsque le joueur prend une action dans un jeu, cette action aura immédiatement un impact sur l'environnement dans lequel il se trouve. Une caractéristique importante d'un jeu est de pouvoir donner de la rétroaction au joueur par rapport à l'action qu'il a prise (Leemkuil, 2006).

- **L'incertitude :** l'incertitude vient du fait que le joueur ne peut pas prévoir s'il pourra accomplir les objectifs qui lui sont demandés. Il devra concevoir des stratégies qui lui permettront de venir à bout des obstacles qui se présentent devant lui pour accomplir ces objectifs (Leemkuil, 2006).

- **Le contexte (l'histoire et l'univers dans lequel plonge le joueur) :** selon Rieber (1996), la mise en situation et la fantaisie peuvent être importantes pour situer le joueur et le motiver à accomplir certaines tâches. Un autre aspect est qu'il s'agit d'une mise en situation où l'impact des gestes est limité, ce qui nous permet de représenter des situations dans lesquelles le joueur ne se retrouve pas toujours dans la réalité (Thomas et Macredie, 1994). King, Delfabbro et Griffiths (2010) et Hull, Williams et Griffiths (2013) qualifieraient le contexte de fonctionnalités narratives et identitaires.

- **Un plus grand contexte (« méta-jeu ») :** l'avènement des jeux multi-joueurs nous donne la possibilité de communiquer entre nous. Il y a aussi les forums de discussion et autres nouveaux moyens de communication qui permettent d'établir une culture communautaire entre les joueurs. Un jeu possède désormais un méta-jeu selon lequel nous adhérons si nous voulons adopter les stratégies les plus efficaces possible (de Mesentier Silva, Canaan, Lee, Fontaine, Togelius et Hoover, 2019). Le méta-jeu (désormais référé en tant que méta) est l'activité de co-construction de savoir entre les joueurs pour trouver ces tactiques les plus efficaces disponibles. Le plus grand contexte a une relation symbiotique avec *les fonctionnalités sociales d'un jeu* (King, Delfabbro et Griffiths, 2010)

Parmi la variété de types de jeux qui existe, le type de jeu qui nous intéresse dans cette thèse est le jeu de cartes à collectionner. Ce type de jeu existe depuis 1993 quand Richard Garfield a introduit le jeu *Magic : The Gathering* au monde entier. La popularité des jeux de type cartes à collectionner n'a cessé de croître depuis, avec de nouveaux entrants dans le marché chaque année (Turkay, S., Adinolf, S., et Tirthali, D., 2012). Selon Turkay, Adinolf et Tirthali (2012), les facteurs ayant aidé à leur essor en popularité incluent leur faible coût de production et leur intégration à d'autres types de médias comme des

émissions télévisées (ex.: *Yu-Gi-Oh!*) ou des jeux de rôle massivement multi-joueurs (ex.: *World of Warcraft*).

Johansson (2009), Andrea et Kopel (2018) et Schwenfeier (2019) proposent chacun des éléments du modèle suivant pour résumer les mécaniques générales d'un jeu de type cartes à collectionner (voir figure 2 pour l'exemple d'un tel jeu) : le jeu oppose deux joueurs qui ont un certain nombre de cartes dans leur main. La cadence du jeu est divisée en tours, c'est-à-dire que chaque joueur joue séquentiellement, chacun son tour. Les tours sont séparés en phases (phase de pige, phase principale, phase de fin de tour, en guise d'exemples), quoique l'ordre et la composition des phases diffèrent d'un jeu à l'autre. Les cartes jouées, défaussées ou vaincues (dans le cas de créatures) vont dans une pile de cartes qu'on appelle généralement la défausse. Le jeu se poursuit de tour en tour jusqu'à ce qu'un des joueurs remplisse les conditions de victoire du jeu (atteindre un certain nombre de points, réduire le nombre de points de vie de l'adversaire à zéro, etc.)

En guise d'exemple, scrutons ici les règles de *Magic : The Gathering*, une référence dans le marché des jeux de cartes à collectionner (Turkay, S., Adinolf, S., et Tirthali, D., 2012). Nous avons choisi ce jeu de cartes pour conduire notre première expérience pour des raisons qui seront citées lors du prochain chapitre sur la méthodologie.

Figure 2: Exemple annoté d'un jeu de type cartes à collectionner, *Hearthstone*, (Bursztein, 2016, p. 2)

Les règles du jeu de *Magic : The Gathering* peuvent être résumées ainsi : chaque joueur commence avec sept cartes pouvant inclure des cartes de mana, des cartes créatures et des cartes de magie. Le mana est requis pour jouer des cartes magie ou créatures, selon leur coût en mana. Chaque joueur pige une carte à son tour, mais ses actions sont limitées par le nombre de mana qu'il possède, et il ne peut mettre qu'une carte de mana sur le terrain par tour (Wizards of the Coast, 2018).

Au fur et à mesure qu'il remplit le terrain de cartes mana, il pourra invoquer des créatures (pour attaquer et se défendre des attaques ennemies) et lancer des sortilèges d'attaque et de défense stratégiquement jusqu'à ce qu'il réduise les points de vie de l'adversaire à

zéro (chaque joueur commence avec vingt points de vie). Le but du jeu est de vaincre l'adversaire, d'une manière ou d'une autre (Wizards of the Coast, 2018).

Habituellement, dans les jeux de cartes à collectionner, les cartes sont organisées par piles (le deck, la défausse, et ainsi de suite). Un élément qui différencie *Magic : The Gathering* des autres jeux de cartes à collectionner est l'élément interactif, le fait que le joueur adverse peut répondre aux actions du joueur pendant son tour en utilisant des magies instantanées (ou *instant* dans le jargon du jeu). Cet élément interactif change les stratégies et permet de différencier les novices des experts, car un expert prendra cette possibilité de réponse en considération avant d'effectuer une action.

Les jeux de cartes à collectionner ont commencé par la vente de cartes de nature physique, mais nous avons vu l'essor de jeux de cartes à collectionner numériques, un marché représentant maintenant près de 1.6 milliards de dollars (Turkay et Adinolf, 2018). Le marché des jeux de cartes à collectionner est une partie considérable du marché total des jeux de cartes à collectionner. C'est ce sous-type de jeu qui nous intéresse dans cette thèse, car les jeux que nous avons utilisés dans notre expérimentation et dans la modélisation subséquente d'un agent intelligent sont tous les deux des jeux de cartes à collectionner numériques.

Certaines différences majeures existent entre un jeu de cartes à collectionner physique et numérique : la première est la conduite de joueurs en regard du méta (Donaldson, 2017). Habituellement, des jeux de cartes à collectionner se jouent physiquement dans des points de rencontre commerciaux où se réunissent les membres de la communauté, entre autres. Les jeux numériques comme *Hearthstone* se jouent en ligne, et les joueurs sont plutôt invités à interagir dans des forums de discussion et des réseaux sociaux tels que *Reddit* et *Discord*. Quoique *Reddit* et *Discord* sont aussi utilisés pour les jeux de cartes à collectionner de nature physique, les jeux numériques ont une relation symbiotique avec l'exercice de communication sur Internet (Crawford, Gosling et Light, 2013).

La deuxième différence considérable entre les deux sous-types est la possibilité d'utiliser un personnage non-joueur dans les jeux numériques pour remplacer l'un ou l'autre des deux joueurs (Kopel et Hajas, 2018). Un agent intelligent informatisé peut dès lors être programmé pour agir comme un être humain et s'opposer à un joueur humain pour lui donner un défi. Dans cette thèse, la notion de personnage non-joueur est notre considération principale.

1.2. Qu’est-ce qu’un personnage non-joueur ?

Selon Kopel et Hajas (2018), un personnage non-joueur est un personnage contrôlé par l’ordinateur, habituellement l’adversaire du joueur humain. Dans les jeux modernes, les personnages non-joueurs sont programmés pour imiter le comportement des êtres humains pour être crédibles.

Un personnage non-joueur est donc un programme informatique qui représente un personnage qui agit dans l’environnement du joueur et interagit avec celui-ci, soit de manière directe ou indirecte, et qui prend un rôle important dans l’expérience de jeu (Warpefelt, Verhagen, 2017). Des figurants dans un jeu comme *Sim City* (jeu de simulation de gestion urbaine) ou un adversaire dans un jeu de rôle comme *The Elder Scrolls* (jeu de rôle fantaisiste) peuvent être considérés comme des personnages non-joueurs.

Les personnages non-joueurs ont trois rôles importants : celui de **tuteur**, de **compétiteur** et de **figurants** (Brisson et al., 2012). Un tuteur est une entité qui peut prodiguer des conseils et des instructions au joueur. Un compétiteur est une entité qui tente de confronter le joueur et de l’empêcher de remplir ses objectifs. Quant au figurant, c’est une entité qui peut agir dans le même environnement que le joueur sans toutefois entrer en relation directe avec celui-ci.

1.2.1. Recherches sur le comportement immersif des personnages non-joueur

Selon Agis, Gottifredi et Garcia (2020), les personnages non-joueurs sont des personnages qui ne sont pas contrôlés par le joueur, mais plutôt par le jeu de manière algorithmique, prédéterminée, ou contrôlé par une technique d'intelligence artificielle plus sophistiquée. Selon eux, des personnages non-joueurs dynamiques, crédibles et imprévisibles permettent aux joueurs de ressentir une certaine immersion dans le jeu.

Selon Bulitko, Carleton, Cormier, Sigurdson et Simpson (2017), les jeux vidéo utilisent souvent des personnages non-joueurs pour créer une ambiance immersive, mais la création de ces personnages non-joueurs individuellement peut être coûteuse. Si nous utilisons des personnages non-joueurs dont le comportement est scripté et répété plusieurs fois à travers les personnages, cela peut diminuer le sentiment d'immersion ressenti par le joueur. Leur recherche propose l'utilisation de l'apprentissage profond pour que les personnages non-joueurs puissent apprendre de manière évolutionnaire ce qu'est un comportement intéressant.

Glavin et Madden (2018) se penchent sur la crédibilité des personnages non-joueurs et introduisent dans leur étude un mécanisme qui crée un équilibre entre les compétences du joueur et celui de son adversaire, contrôlé par le jeu. Le but de leur étude est de faire correspondre les compétences du joueur et de son ennemi en temps réel.

Rogers, Aufheimer, Weber et Nacke (2018) se penchent sur la conception des personnages non-joueurs pour améliorer le sentiment d'immersion du joueur. Leur étude évalue empiriquement la relation entre le sexe biologique du personnage non-joueur, l'identification du joueur à un genre en particulier, et l'interaction entre le joueur et le personnage non-joueur. Les résultats démontrent l'importance des personnages non-joueurs pour soutenir l'identité des joueurs.

1.2.2. Recherches sur les techniques de création de comportements

Selon Ashley, Chockalingam, Kuzma et Bulitko (2019), la génération procédurale de contenu, soit de la création automatique de contenu dans un jeu, pourrait être utilisée pour générer des personnages non-joueurs crédibles dans les jeux en utilisant des méthodes évolutionnaires en intelligence artificielle.

Selon Borovikov, Harder, Sadovsky et Beirami (2019), les personnages non-joueurs crédibles sont en forte demande dans le marché des jeux vidéo, mais la création individuelle de ceux-ci est laborieuse. Leur étude propose de créer les comportements des personnages non-joueurs interactivement en entraînant un agent dans un environnement où se trouverait également un humain. Ce serait un apprentissage par

imitation en utilisant de l'apprentissage machine, une approche qui sera expliquée plus tard dans le cadre conceptuel.

Selon Sagredo-Olivenza, Gomez-Martin et Gonzalez-Calero (2017), la création de comportements crédibles pour les personnages non-joueurs est un processus complexe nécessitant la collaboration de concepteurs de jeux et de programmeurs. Pour rendre la tâche plus facile pour les concepteurs de jeux, ils proposent l'utilisation d'arbres de comportement et un entraînement par apprentissage machine.

1.2.3. Recherches sur la satisfaction, l'enthousiasme et l'empathie ressenties envers les PNJ crédibles

Harth (2017) a effectué une recherche sur les répercussions d'une telle vraisemblance sur le comportement des joueurs. Est-il possible pour un joueur de former une relation interpersonnelle avec un agent intelligent? Si le programme informatique possède les caractéristiques mentionnées ci-dessus, pouvons-nous ressentir de l'empathie pour lui? L'étude conclut qu'il est difficile de maintenir un niveau complexe de sociabilité entre des humains et des personnages non-joueurs. Toutefois, les résultats donnent des pistes pour pouvoir concevoir des agents intelligents plus complexes et donnent aussi des pistes quant à la capacité de l'esprit humain de ressentir de l'empathie pour des êtres qu'il

perçoit comme étant similaires. Cette étude est importante pour la thèse dans la mesure où elle identifie les critères importants pour que l'on puisse ressentir de l'empathie pour un personnage non-joueur, et ainsi croire qu'il est crédible.

Lankoski et Bjork (2007) ont analysé les actions d'un personnage non-joueur afin de répertorier les caractéristiques qui font d'un personnage non-joueur un personnage vraisemblable. Ils ont trouvé que l'agent intelligent en question doit posséder une initiative, doit porter une attention particulière à son environnement, doit poursuivre des objectifs personnels et doit posséder sa propre identité et un certain attachement émotionnel à certaines choses dans l'environnement. De plus, les réponses de cet agent doivent avoir du sens dans le contexte approprié.

L'étude de Lim et Reeves (2010) démontrent qu'un joueur ressent plus d'enthousiasme et d'empathie lorsqu'il sait qu'il joue avec d'autres joueurs humains plutôt qu'un simple agent intelligent. L'étude de Wehbe, Lank et Nacke (2017) confirme ces résultats et apporte un élément supplémentaire en analysant l'impact de cette empathie sur le travail collaboratif d'une équipe composée d'humains et de personnages non-joueurs. Leur étude démontre que les humains ont tendance à regarder les agents intelligents comme l'un des leurs, mais ne leur accordent pas les mêmes droits (Wehbe, Lank et Nacke, 2017).

Pourtant, 80% des joueurs interrogés dans l'étude d'Afonso et Prada (2008) affirment qu'il est mieux de jouer avec des agents intelligents pouvant simuler un comportement intelligent dans le contexte d'un jeu. Ces joueurs ont trouvé leur expérience de jeu plus agréable avec des personnages non-joueurs pouvant simuler un comportement qui satisfait aux exigences de normes sociales et quand ils interagissent avec un personnage non-joueur qui sait enrichir ces interactions.

Un modèle émotionnel qui peut influencer des personnages non-joueurs à agir de manière convenable dans une situation sociale a été établi par Ochs, Sabouret et Corruble en 2008. La même année, Bailey et Katchabaw (2008) établissent un modèle psychosocial pour aider le personnage non-joueur à atteindre une certaine vraisemblance, avec une expérience pour démontrer que leur prototype convient à surmonter ce défi.

Xia, Ye et Abuassba (2020) font l'inventaire des recherches qui ont été faites dans les domaines de la crédibilité des personnages non-joueurs, de la création de niveaux en utilisant la génération procédurale de contenu et l'établissement de profils de joueurs.

Zhao (2020) est l'étude qui ressemble le plus aux buts indiqués par cette thèse. Leur recherche porte sur les problèmes de la crédibilité et du réalisme du comportement des

personnages non-joueurs dans les jeux. Pour répondre à ces problèmes, ils préconisent l'utilisation de l’apprentissage machine.

Un personnage non-joueur vraisemblable agit de manière qu’on ne puisse pas distinguer ses stratégies et ses actions de celles que poserait un être humain dans une même situation. Zielke et al. (2009) mentionnent que la vraisemblance est un critère fondamental pour évaluer les stratégies et les actions d’un agent dit intelligent.

Cette thèse ne porte pas sur l’efficacité de la conception du comportement de personnages non-joueurs ou de son impact sur l’immersion du joueur dans le jeu, mais bien de la crédibilité de ce comportement, et des critères requis pour concevoir un comportement crédible.

La constatation que l’on tire des auteurs précédents est que pour un agent intelligent, un comportement crédible est un comportement qui est similaire à celui qu’adopterait un être humain dans une situation similaire. Nous pouvons comparer cette quête de vraisemblance à un test de Turing dans lequel un agent intelligent essaierait de tromper un juge humain et de se faire passer pour un autre être humain (Saygin, Cicekli, et Akman, 2003).

1.3. Test de Turing

Afin de mesurer la crédibilité d'un personnage non-joueur, nous allons recourir au test de Turing et au jeu de l'imitation, soit un jeu qui vise à comparer une machine à un être humain réel afin de décider lequel des deux joueurs est le vrai humain.

Le jeu de l'imitation a d'abord été présenté par Turing (1950). Dans son article, le mathématicien britannique voyait un agent intelligent comme un agent qui serait capable de tromper un juge humain et de se faire passer pour un humain alors que c'est une machine. Dans ce test, un juge humain (C), dont le genre n'a pas d'importance, se tient dans une salle séparée des deux autres personnes, un homme (A) et une entité autre qu'un homme (B). Le juge humain doit différencier les deux entités.

Le but de l'exercice est d'illustrer qu'avec une technologie plus avancée et avec une plus grande puissance de calcul, un agent intelligent pourrait tromper une personne et se faire passer pour un autre être humain (Turing, 1950). Plusieurs années plus tard, ce jeu de l'imitation portera le nom de test de Turing. Il deviendra un exercice pour évaluer si une machine peut se faire passer pour un être humain. Quoiqu'il serait maladroit d'utiliser la version originale de ce test pour prouver la crédibilité de nos personnages non-joueurs à cause de sa nature purement verbale (Turing, 1950), nous pouvons tout de même nous en inspirer pour créer nos propres tests de crédibilité.

Dans le contexte de cette thèse, nos tests de crédibilité visent à évaluer les stratégies et les comportements des personnages non-joueurs alors qu'ils tentent de compétitionner contre le joueur humain.

La validité du test original a été remise en question par plusieurs philosophes et scientifiques, dont Searle (1980). Ce dernier a élaboré un exercice de pensée selon lequel un être humain se tiendrait dans une chambre chinoise. Cette personne (qui ne parle pas chinois) se fait donner des mots chinois avec des illustrations et reçoit la consigne de faire correspondre ceux-ci. Le succès ou l'échec du participant ne prouve en aucun cas qu'il sait parler chinois.

Si, par exemple, le participant utilise un dictionnaire chinois pour l'aider à exécuter la tâche demandée, il ne comprend quand même pas les mots qui correspondent aux entrées. Cette analogie vise à démontrer que le test de Turing ne peut pas prouver que les machines pensent, même s'ils sont capables de tromper un juge humain en faisant des manipulations de symboles. Scientifiquement, cette anecdote philosophique peut nous enseigner une prudence face à l'utilisation de ce test pour déterminer les critères de crédibilité d'un personnage non-joueur.

Ned Block (1981), un philosophe américain, met de l'avant la critique du psychologisme et maintient que le test de Turing propose une conception beaucoup trop béhavioriste de l'intelligence humaine. En utilisant des manipulations de symboles, une machine pourrait imiter un être humain et tromper un juge sans toutefois penser comme un être humain. Ce sont les mécanismes de pensée sous-jacents qui devraient indiquer si un agent est vraiment intelligent. Pour Ned Block, il faut évaluer le processus de pensée lui-même et non le comportement qui en résulte.

Une troisième critique, celle de Bringsjord (2013), maintient que le succès d'un agent intelligent au test de Turing pourrait être le fruit du hasard. C'est l'argument de la sérendipité, voulant prouver que le test en question ne peut pas être utilisé pour indiquer, hors de tout doute, qu'un agent intelligent peut penser comme un être humain.

French (1990) soutient que l'intelligence démontrée par le test de Turing n'est qu'une intelligence culturelle, et que le concept d'intelligence devrait être analysé de manière plus profonde. Il doute de la validité du test de Turing comme outil pragmatique pour évaluer le comportement d'un agent intelligent animé d'un algorithme d'intelligence artificielle.

French (1990), dans son article, exprime le fait que pour passer le test de Turing, pour faire les associations linguistiques requises et pour comprendre les subtilités du langage humain, une machine devrait avoir fait l'expérience du monde comme un être humain. Par le moyen d'une métaphore, French (1990) décrit un test du vol qui est si restrictif qu'il ne prendrait pas en considération tous les cas d'objets et d'êtres volants. Ainsi, il veut prouver que le test de Turing ne considère qu'une notion étroite et culturelle d'intelligence humaine et que ceci n'est pas une théorie générale de l'intelligence.

Pour ne pas nuire à notre immersion dans les jeux, il vaut mieux que l'agent intelligent se comporte de manière crédible, mais la culture selon laquelle on juge le comportement d'un agent intelligent peut aussi changer. L'agent intelligent doit pouvoir s'adapter aux changements culturels de telle sorte qu'un comportement qui passe le test de Turing hier le passera également demain.

French (1990) déclare qu'un agent intelligent ne possédera *jamais* le réseau associatif d'un être humain. En premier, l'agent intelligent doit apprendre nos réseaux associatifs et comprendre ce qu'est l'expérience humaine. French (1990) n'avait aucun problème avec la portée philosophique du test de Turing, seulement avec sa portée pragmatique. Cependant, un seul regard vers les nouveaux *réseaux antagonistes génératifs*

(Goodfellow et al., 2014) suffira à illustrer que le futur dont parlait Turing peut bel et bien exister, à la fois aux niveaux philosophiques et pragmatiques.

C'est une question importante, telle que décrite dans l'introduction de cette thèse : nous vivons dans un monde où les jeux en ligne existent. On peut communiquer avec des êtres humains semblables, mais il se peut que l'on communique avec des agents intelligents; comment pourrons-nous les différencier de nos semblables? L'aspect culturel semble pertinent pour l'instant, mais il est tout à fait possible que cette ligne s'efface avec le temps.

Les exemples que donne French dans son article (1990) nous permettent de différencier un agent intelligent d'un être humain par un jeu de langage et d'associations culturelles, par exemple utiliser des mots qui n'existent pas, mais qui ressemblent à des mots qui nous rappellent l'innocence d'un enfant alors qu'il nomme son jouet. L'être humain pourra se retrouver dans ce jeu linguistique et ces associations culturelles, mais pas l'agent intelligent.

Ces critiques ont fait surgir des versions alternatives du test de Turing, comme le test total de Turing de Harnad (1989; 1991), selon lequel il faudrait prendre des entrées plus

complexes et plus riches que des entrées seulement verbales afin de démontrer l'intelligence d'une machine.

Le test inversé de Turing, conçu par Watt (1996), demande à la machine d'exercer le rôle de juge et de prouver qu'il est humain en démontrant son processus de pensée alors qu'il tente de jouer au jeu de l'imitation et de distinguer entre deux êtres différents.

Paul Schweizer (1998), pour sa part, conçoit le *Truly Total Turing Test*, qui tente de démontrer que pour qu'un agent soit réellement intelligent, il devrait y avoir une composante évolutionnaire à cette intelligence, de sorte que la machine devrait être capable de faire ce que l'être humain peut faire : créer artistiquement, faire de la science, etc.

Plus récemment, Saariluoma et Rauterberg (2016) ont analysé le discours de Turing et ont conclu qu'il avait tort, que les mathématiques et le langage formel ne sont pas les équivalents du langage naturel. Il y a certains concepts que les mathématiques ne peuvent pas exprimer, et pour cette raison, des expressions mathématiques ne peuvent pas représenter la richesse du cerveau humain.

Le texte d'Olier, Barakova, Regazzoni et Rauterberg (2017) est d'un intérêt particulier pour cette thèse à cause des implications de leur discours sur l'acquisition de connaissances et le traitement de l'information pour les agents intelligents. Selon eux, le raisonnement est une propriété émergente des couplages entre les actions et l'environnement rendus possibles grâce à l'expérience, et les concepts sont compris comme des phénomènes dynamiques rendant possibles certains comportements.

Finalement, Hernández-Orallo, J. (2020) revisite le test de Turing à la lumière des plus récents développements dans le monde de l'intelligence artificielle pour analyser deux éléments du test de Turing qui sont intéressants pour cette thèse : l'imitation et l'adversité.

Dans cette thèse, nous nous référons aux interprétations un peu plus béhavioristes du test de Turing : un agent intelligent devrait être en mesure de tromper suffisamment un juge humain (le joueur) pour ne pas nuire à son immersion au cours de l'expérience de jeu. Nous ne nous contenterons pas de faire un test de Turing avec des entrées verbales, mais nous allons analyser toutes les stratégies et tactiques possibles pour évaluer la crédibilité des joueurs.

Hingston (2009) a utilisé le test de Turing dans le passé pour évaluer des personnages non-joueurs dans les jeux informatiques. Il a comparé des humains à des agents intelligents en utilisant un jeu de nature compétitive. Les agents intelligents n'ont pas été jugés suffisamment crédibles pour remplacer l'être humain dans ses tâches après avoir été examinés par un comité d'évaluation.

L'expérience de Pacheco et al. (2018) avec des jeux de course automobile constitue un autre exemple, mais cette expérience ne tente pas d'identifier les critères qui expliquent pourquoi les agents intelligents ne passent pas ces tests de crédibilité. Il faut donc concevoir une expérience avec des sujets humains qui permettrait au chercheur de comprendre pourquoi les algorithmes passent ou échouent ces tests de crédibilité, ce que nous avons tenté de faire avec cette thèse.

1.4. La pertinence de notions de psychologie sociale pour les tests de crédibilité

Abric, Faucheux, Moscovici et Plon (1967) se sont penchés sur l'image que projette le partenaire dans un jeu coopératif et son influence sur le comportement du joueur. Est-ce que le joueur collabore mieux (ou agit-il de manière plus égoïste) avec un joueur qu'il

perçoit comme étant un être humain similaire et de bonne foi, et avons-nous tendance à modifier notre propre comportement pour envoyer des signaux à notre partenaire ?

Ces derniers avaient même conçu la possibilité qu'un partenaire soit déshumanisé (une machine) et avaient formulé une hypothèse à cet effet (Abric, Faucheux, Moscovici et Plon, 1967), ce qui nous ramène au test de Turing pour les agents intelligents : comment le comportement d'un joueur humain change-t-il lorsqu'il réalise qu'il est en présence d'une machine dont le comportement n'est pas identique à celle d'un humain, et comment ce comportement change-t-il si l'agent intelligent est crédible?

Ils en avaient conclu qu'un joueur fermerait son jeu et agirait de manière plus égoïste s'il se rendait compte qu'il jouait avec une machine (Abric, Faucheux, Moscovici et Plon, 1967). L'interaction entre le joueur et le personnage non-joueur deviendrait radicalement différente si cette machine ne passait pas le test de Turing, ce qui aurait un impact négatif sur l'expérience immersive du joueur.

Les travaux de Philippe Malrieu[1] permettent également d'apprécier le rôle que pourrait jouer un personnage non-joueur dans la construction de la personne d'un joueur en

---

[1] L'œuvre de Philippe Malrieu (1912-2005) constitue une référence pour nombre de chercheurs et praticiens en psychologie dans les champs du travail, de l'éducation familiale et scolaire, de la formation. Elle promeut une psychologie du développement, indissociablement sociale, qui permet d'étudier les actes de socialisation des hommes tout au long de leur existence. (https://hal-univ-tlse2.archives-ouvertes.fr/PDPS-

passant par trois pôles importants : l'objectivation de soi, l'affirmation de soi et l'engagement envers les autres (Malrieu, 1973).

L'objectivation de soi, selon Malrieu, est la capacité qu'a l'apprenant de « situer ses actes par rapport à ceux des autres » (Malrieu, 1973, p. 402). La présence d'un personnage non-joueur dans un jeu lui donne un aspect social qui donne dorénavant au joueur un point de repère. Le joueur peut savoir si ses gestes sont pertinents et suffisants pour subvenir aux demandes de l'interaction avec les personnages non-joueurs.

L'affirmation de soi permet au joueur de recourir à l'originalité de sa pensée pour surmonter les obstacles présentés par le personnage non-joueur qui tente parfois d'agir comme un adversaire. En lui présentant un problème difficile à résoudre, le joueur se fait donner l'opportunité d'inventer des solutions originales pour contourner les problèmes présentés : il se fait donner l'opportunité d'affirmer sa propre personnalité, ce qui aidera à une construction de sa personne.

Dans le troisième pôle, nous retrouvons l'engagement envers les autres, où le joueur reconnaît dans le personnage non-joueur un stéréotype d'un rôle social qui reflète un

---

MALRIEU#:~:text=L'%C5%93uvre%20de%20Philippe%20Malrieu%20constitue%20une%20r%C3%A9f%C3%A9rence%20pour%20nombre,et%20scolaire%2C%20de%20la%20formation.ettext=Malrieu%20critique%20les%20mod%C3%A8les%20r%C3%A9ductionnistes,%2C%20behavioristes%2C%20biologistes%E2%80%A6).

certain déterminisme social avec lequel doit interagir l'innovation personnelle. La société, par l'entremise des personnages non-joueurs, présente au joueur des modèles, et celui-ci continuera à construire sa personne et à apprendre en les imitant ou en rejetant ces modèles après avoir constaté leurs échecs (Malrieu, 1973). Un personnage non-joueur qui passerait notre version du test de Turing donnerait donc à notre apprenant l'impression qu'il est dans une situation sociale où il pourra construire sa personne par l'entremise de l'objectivation de soi, de l'affirmation de soi et de l'engagement envers les autres.

Psychologie sociale et la sous-culture du jeu, ou méta

La psychologie sociale nous semble bien équipée pour discuter de sous-culture et du méta que doit obéir un personnage non-joueur s'il désire être vu comme crédible. Il nous apparaît donc intéressant de parler de celle-ci à l'aide de certains auteurs de cette discipline, soit Vygotsky, Moscovici et Malrieu.

Vygotsky prônait la théorie socioculturelle dans l'apprentissage et l'éducation, c'est-à-dire que la création d'un environnement d'apprentissage peut être perçue comme la création d'un espace de résolution de problème commun, qui invite les étudiants à participer dans un processus de négociation et de co-construction de la connaissance (Kozulin, Gindis, Ageyev et Miller, 2003).

Un jeu de cartes à collectionner peut devenir un espace d'apprentissage partagé par les joueurs où cette négociation et cette co-construction de la connaissance ont lieu en dehors du jeu, dans les forums de discussion et sur des canaux de clavardage. L'agent intelligent étant exclu de ces canaux, ne participe pas à la construction collective de solutions pour optimiser les stratégies disponibles dans le répertoire des joueurs, et manque ainsi une richesse qui le distingue nettement de l'être humain.

Abric, Faucheux, Moscovici et Plon (1967), ayant étudié les processus de prise de décision en groupes et les jeux d'influences (soit les dynamiques entre les personnes dans des groupes), auraient atteint la même conclusion. Être exclu de la conversation concernant la manière de jouer à un jeu collectif est un handicap majeur. Les algorithmes d'intelligence artificielle, dans leur forme actuelle, ne peuvent pas espérer prétendre connaître la matière (ou le jeu) suffisamment pour prendre des décisions qui s'apparentent à un humain parce qu'ils n'ont pas été intégrés dans cette négociation et cette co-construction du savoir.

Un agent intelligent qui ne passe pas le test de Turing ne peut pas aider le joueur dans la construction de sa personne et dans son apprentissage en passant par les nombreux pôles qu'a énumérés Malrieu (1973) dans son travail. Un agent intelligent qui n'agit pas comme un être humain ne peut pas lui servir de modèle pour savoir comment agir dans les

situations de tous les jours et ne peut pas permettre l'objectivation de soi, l'affirmation de soi et l'engagement envers les autres.

En fait, dans le troisième pôle, l'agent intelligent doit agir comme un modèle culturel pour l'apprenant face auquel l'apprenant pourra se différencier en faisant gage d'innovation personnelle. Or, c'est précisément sur ce point que l'agent intelligent aura de la difficulté, comme nous le verrons dans la discussion de nos résultats d'expérimentation.

1.5. Les personnages non-joueurs et l'intelligence artificielle dans les jeux numériques

Nous faisons ici la transition de la psychologie sociale à l'informatique. Dans les jeux informatiques, l'introduction de personnages non-joueurs est courante. Selon Brisson et al. (2012), ceux-ci sont la source d'interactions la plus importante dans un jeu. Selon Zielke (2009), la vraisemblance à des comportements naturels est le but principal lorsqu'on conçoit des personnages non-joueurs dans un jeu.

Utiliser une technique d'intelligence artificielle pour simuler le comportement intelligent dans un personnage non-joueur est pertinent pour des raisons d'immersion et pour ajuster le niveau de difficulté à un niveau approprié, ce qui permet au joueur d'innover pour surmonter les obstacles présentés (Hamari et al., 2016).

Pour créer une intelligence artificielle vraisemblable, l'intuition et le talent du concepteur de l'agent intelligent sont indispensables. Toutefois, il doit choisir le bon algorithme pour créer son comportement. Pour certains jeux où un joueur doit affronter un adversaire de manière séquentielle, on utilise parfois des algorithmes de recherche d'arbres de solutions comme l'algorithme Las Vegas, Minimax et Monte-Carlo (Yannakakis, G. et Togelius, J., 2018).

Dans la section qui suit, nous parlerons en détail des algorithmes de recherche, car ce sont ces algorithmes qui ont été utilisés dans le jeu qui figure dans notre expérience. Nous avons aussi conçu un jeu à l'aide d'arbres de comportement, une architecture dont nous décrirons le fonctionnement en détail. Finalement, nous expliquerons ce qu'est l'apprentissage machine, car nous allons discuter comment cette approche aurait pu être utilisée pour répondre à certaines des lacunes des deux premières approches dans la conclusion de cette thèse.

1.5.1. Algorithmes de recherche pour des jeux avec des adversaires

Il y a plusieurs sortes d'algorithmes utilisés dans des jeux dont les règles sont simples et où le joueur n'affronte qu'un seul adversaire, notamment des jeux de cartes comme le poker, le blackjack, etc. Les algorithmes de recherche permettent à l'agent intelligent de chercher une solution à un problème donné sur un espace de solutions possibles d'une manière optimale.

Nous pouvons prendre, par exemple, les algorithmes de recherche Las Vegas, Minimax et Monte-Carlo dans un exemple de jeu de *Magic : The Gathering*, puisque c'est le jeu qui a été utilisé lors de notre expérience.

Minimax

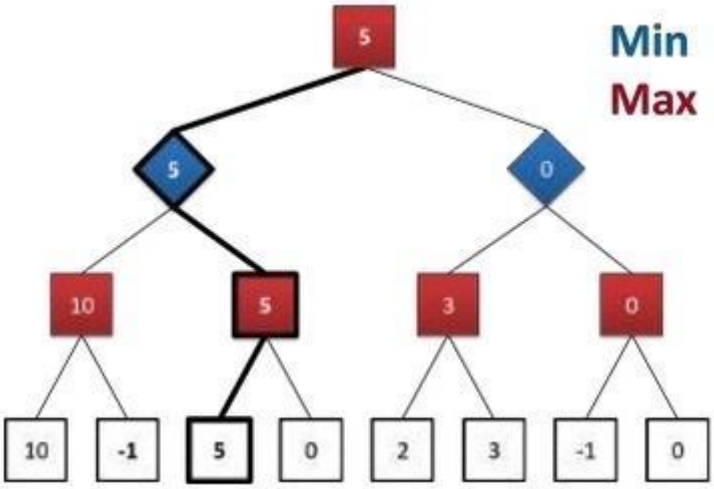

Figure 3 : Schéma d'un algorithme minimax
(Yannakakis et Togelius, 2018, p. 44)

Dans l'algorithme Minimax (voir figure 3), l'agent intelligent doit prendre les meilleures décisions le plus rapidement possible afin de livrer au joueur un défi sans gaspiller de temps. Pour ce faire voici les caractéristiques principales de l'algorithme utilisé (Permana, Bintoro, Arifitama, Syahputra et Cendana, 2019) :

- L'algorithme tente de réduire le nombre de nœuds qui est évalué dans l'arbre de recherche et maintient le score (ou la performance au cours du jeu) dans une mémoire temporaire;
- L'algorithme tente le meilleur choix localement, et non dans l'ensemble;

- L’algorithme tente de sélectionner la meilleure quantité de temps permise pour considérer les actions possibles dans le futur;
- Le niveau de difficulté dépend du nombre de phases utilisées pour considérer les actions futures.

L’algorithme utilise les ressources de l’ordinateur de manière concurrente :

- En fonction du nombre de choix possibles;
- L’état du jeu peut être copié pour évaluer les conséquences des choix potentiels.

Chaque état du jeu est créé avec de simples actions :

- Mémoire modeste consommée pour des arbres profonds;
- Un support pour le retrait d’actions rend cela facile de traverser l’arbre de recherche à l’inverse;
- La performance (le score) est évaluée de manière itérative plutôt qu’à la fin de la partie;
- La performance (le score) a une grande influence sur la manière dont l’agent intelligent considère ses actions.

Il y a des algorithmes sous-jacents spécifiques pour payer les coûts de mana, jouer les sortilèges et habiletés, choisir des cibles et des couleurs, déclarer les attaquants et la

défense. Ces algorithmes sous-jacents ignorent des faits inconnus ou mal connus tels que les cartes en possession de l'adversaire et ses terres non utilisées.

Fonctionnement de l'arbre de recherche Minimax (Permana, Bintoro, Arifitama, Syahputra et Cendana, 2019)

Lorsque l'algorithme tente de trouver la meilleure solution possible, il recherche une action parmi les alternatives possibles et leur attribue un score, tout ceci pendant une quantité de temps très restreinte. L'option avec le meilleur score atteint avec la plus grande vitesse sera sélectionnée.

Au plus haut niveau de difficulté, l'algorithme peut essayer d'effectuer une recherche en considérant les actions futures des deux parties pour une période de trois tours. Vu la règle dans le jeu de *Magic : The Gathering* qui interdit les joueurs d'attaquer avec des pièces jouées sur le terrain avant un certain temps, le temps de considération des actions futures est dans ce cas approprié. L'algorithme s'appelle Minimax pour minimum et maximum, car il tente de maximiser la valeur de ses choix tout en minimisant ses pertes.

Monte-Carlo

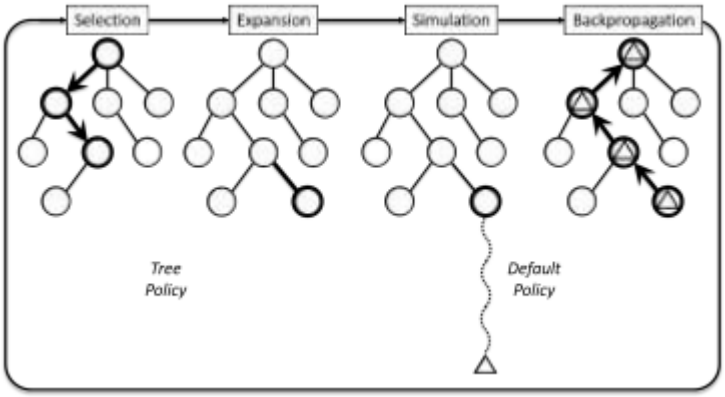

Figure 4 : Schéma d'un algorithme d'arbre de recherche Monte Carlo
(Yannakakis et Togelius, 2018, p. 47)

L'arbre de recherche Monte-Carlo (voir figure 4) est une technique d'intelligence artificielle pour les jeux qui a été développée en 2006 (Yannakakis et Togelius, 2018). Contrairement à une approche plus classique comme l'arbre de recherche Minimax, Monte-Carlo n'a pas besoin de connaissances du domaine pour fonctionner, est optimal pour les jeux avec beaucoup de choix à évaluer et peut retourner un résultat dans un temps fixe.

Chaque itération de l'algorithme consiste des étapes suivantes :

- **Sélection :** Traverse l'arbre de recherche jusqu'à tant qu'on retrouve une partie de l'arbre de recherche qui a déjà été explorée (Yannakakis et Togelius, 2018);
- **Simulation :** Explore l'arbre de recherche en simulant une partie au cours de laquelle les actions sont faites au hasard (Yannakakis et Togelius, 2018);
- **Expansion :** On ajoute un nœud à l'arbre de recherche (Yannakakis et Togelius, 2018);
- **Rétropropagation :** mise à jour des visites en se basant sur les résultats des simulations (Yannakakis et Togelius, 2018).

L'algorithme exécute autant d'itérations que possible et choisit le meilleur résultat en se basant sur le résultat des simulations au hasard. Tout ceci se fait avec l'aide d'une méthode en programmation que l'on nomme recuit simulé. Le recuit, en thermodynamique, consiste à alterner entre des cycles de réchauffement (recuit) et de refroidissement lent. Cette méthode est simulée en algorithmique pour déterminer la nature des points extrêmes d'une fonction (Kirkpatrick, Gelatt et Vecchi, 1983).

Sélection

Dans l'étape de sélection, l'algorithme détermine la partie de l'arbre de recherche à être explorée. En partant de la racine, en traversant les nœuds de l'arbre de haut en bas jusqu'à tant qu'on trouve un nœud qui n'a pas été exploré. Il doit y avoir un équilibre entre

l'exploration de l'arbre, c'est-à-dire la visite de nœuds non explorés et l'exploitation, c'est-à-dire une évaluation plus profonde des parties prometteuses de l'arbre de recherche (Yannakakis et Togelius, 2018).

Simulation

Lors de l'étape de la simulation, des parties sont jouées où les actions sont choisies au hasard; un score de 1 est attribué à la partie si l'agent intelligent gagne et -1 dans le cas contraire. Une des actions qui semblent prometteuses est choisie avec une probabilité égale de choisir chacune d'entre elles. Nous pouvons aussi injecter des connaissances du domaine (donc du jeu en particulier) pour promouvoir des actions gagnantes avec une plus grande fréquence (Yannakakis et Togelius, 2018).

Expansion

Après la simulation, le nœud est marqué comme ayant été visité (donc on incrémente le nombre de visites de ce nœud de 1) et on l'ajoute à l'arbre. Après chaque itération, on augmente l'arbre d'actions possibles par un nœud (Yannakakis et Togelius, 2018).

Rétropropagation

D'après les résultats de la simulation, nous augmentons le nombre de visites de tous les nœuds par lesquels nous sommes passés dans l'étape de sélection et nous évaluons leur

valeur comme étant la moyenne des résultats obtenus lors de la simulation en passant par ce nœud (Yannakakis et Togelius, 2018).

Sélection de l'action finale

Nous sélectionnons le nœud qui a reçu le plus grand nombre de visites.

Las Vegas

Quoique les deux algorithmes sont similaires, l'algorithme Monte-Carlo peut retourner des réponses qui ne sont pas tout à fait exactes avec un certain pourcentage acceptable d'erreur. Las Vegas, lui, retourne toujours la réponse correcte, mais sans égard à la manière dont les ressources sont utilisées pour calculer cette réponse. Comme les deux algorithmes sont semblables, nous ne schématisons pas l'algorithme Las Vegas ici.

Introduit par Babai (1979), l'algorithme Las Vegas est donc un algorithme qui utilise des simulations avec actions choisies au hasard qui retournent toujours les bons résultats ou informe de l'impossibilité de trouver ceux-ci. Toutefois, la quantité de temps que prend cet algorithme pour calculer la réponse peut varier selon le problème.

Les algorithmes par arbre de recherche sont intéressants dans le cas de jeux où le nombre de solutions à un problème donné est restreint. Dans *Magic : The Gathering*, par exemple,

il n'y a qu'un certain nombre de cartes qui peuvent être jouées à un certain moment donné.

1.5.2. Architecture *ad hoc: Arbres de comportement*

Il y aurait plusieurs architectures communément utilisées dans l'industrie du jeu vidéo nous permettant de concevoir le comportement d'un personnage non-joueur pour que celui-ci agisse de manière crédible et vraisemblable (Yannakakis et Togelius, 2018). Un exemple sera présenté ici à cause de son utilisation dans notre expérimentation et de son importance pour la discussion qui suit celle-ci : les arbres de comportement.

Nous avons utilisé des arbres de comportement dans la conception de l'agent intelligent de *Fantasy Markets*, le jeu créé dans le cadre de cette thèse, pour tenter de rendre différent le comportement de celui-ci des agents intelligents utilisés lors de la première expérience avec la version *Magarena* de *Magic : The Gathering*.

Inventé par Damien Isla en 2005 pour répondre aux besoins de l'époque en termes d'intelligence artificielle dans les jeux, les arbres de comportement ont depuis accru leur nombre d'utilisateurs et ont remplacé les machines à états finis en termes d'architecture étant le plus utilisé (Miyake et al., 2019). Un arbre de comportement est un modèle d'exécution de plan (Marzinotto, Colledanchise, Smith, et Ögren, 2014), c'est-à-dire une

architecture permettant au concepteur du personnage non-joueur de déterminer comment un plan d'action peut être implémenté, selon les circonstances qui seront rencontrées.

Un arbre de comportement est un graphe avec une racine et des nœuds enfants et qui doit être traversé selon une certaine direction. Les nœuds internes sont appelés des nœuds de contrôle de flux et les nœuds feuilles sont appelés des nœuds d'exécution. Pour chaque nœud connecté, on utilise la terminologie de nœuds parents et enfants. Le nœud racine n'a pas de parents. Tous les autres nœuds ont un seul parent. Les nœuds de contrôle de flux ont au moins un enfant (Colledanchise, Ogren, 2017).

L'exécution de l'arbre de comportement débute au nœud racine, qui génère des signaux qui permettent l'exécution d'un nœud (*ticks*) avec une certaine fréquence, qui est envoyé à ses enfants. Un nœud est exécuté seulement s'il reçoit ce signal. L'enfant retourne immédiatement un signal à son parent comme quoi il est en cours d'exécution si son exécution est en cours. Si l'objectif du nœud a été réalisé, le nœud retourne un signal de succès à son parent et d'échec le cas échéant (Colledanchise, Ogren, 2017).

Il existe quatre sortes de nœuds de contrôle de flux: Les nœuds séquence, les nœuds de secours, les nœuds parallèles et les nœuds décorateurs (Colledanchise, Ogren, 2017). Il

existe deux sortes de nœuds d'exécution: des nœuds d'action et des nœuds de condition (Colledanchise, Ogren, 2017).

Les nœuds de séquence (voir figure 5) exécutent l'algorithme qui consiste à exécuter les signaux à ses enfants de gauche à droite jusqu'à ce qu'il trouve un nœud enfant qui retourne soit un signal *en cours d'exécution* ou d'échec, puis le nœud retourne cette mention *en cours d'exécution* ou d'échec à son propre parent, selon le cas. Un signal de succès est retourné si tous les nœuds enfants ont accompli leurs objectifs (Colledanchise, Ogren, 2017).

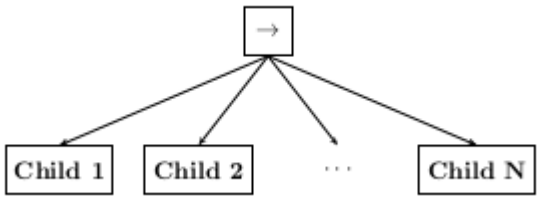

Figure 5: Représentation graphique d'un nœud de séquence (Colledanchise, Ogren, 2017, p. 7).

Le nœud de secours (voir figure 6) propage un signal de gauche à droite à ses enfants jusqu'à ce qu'il trouve un signal de réussite ou *en cours d'exécution* de la part de ces nœuds enfants. Puis un signal de réussite ou *en cours d'exécution* est retourné à son propre parent. Un signal d'échec est retourné si et seulement si tous les nœuds enfants retournent un signal d'échec (Colledanchise, Ogren, 2017).

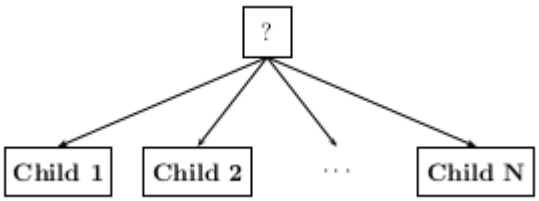

Figure 6 : Représentation graphique d'un nœud de secours (Colledanchise, Ögren, 2017, p. 7).

Le nœud parallèle (voir figure 7) exécute l'algorithme en envoyant son signal à tous ses enfants et retourne un signal de succès si un nombre M retourne un signal de succès, retourne un signal d'échec si N-M+1 enfants retournent un signal d'échec, et retourne un signal qu'il est en cours d'exécution autrement, ou N est le nombre d'enfants et M est plus petit ou égal à N selon une limite définie par l'utilisateur (Colledanchise, Ogren, 2017).

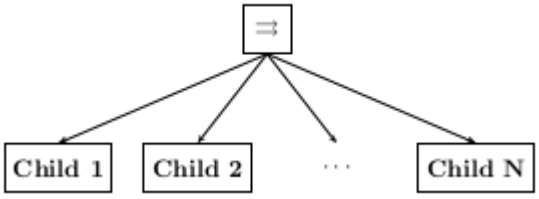

Figure 7 : Représentation graphique d'un nœud parallèle (Colledanchise, Ögren, 2017, p. 8).

Quand il reçoit un signal, un nœud d'action (voir figure 8) exécute la commande. Ce nœud d'action retourne un signal de succès s'il a accompli l'action correctement ou

d'échec si l'action a échoué. Pendant que l'action est en cours d'exécution, il retourne un signal comme quoi il est en cours d'exécution (Colledanchise, Ogren, 2017).

Figure 8: Les nœuds d'action, de condition et décorateurs sont représentés de cette manière, en ordre (Colledanchise, Ögren, 2017, p. 8).

Quand le nœud de condition (voir figure 8) reçoit un signal, il évalue une proposition. Si la proposition est cohérente, le nœud retourne un signal de succès. Il retourne un signal d'échec le cas échéant. Le nœud de condition ne retourne jamais un signal comme quoi il est en cours d'exécution (Colledanchise, Ogren, 2017).

Le nœud décorateur (voir figure 8) est un nœud de contrôle du flux qui manipule le signal de son enfant selon une règle prédéfinie par l'utilisateur et qui envoie un signal à l'enfant sélectivement, selon cette règle prédéfinie. Par exemple, si on intègre une règle d'inversion au décorateur, les signaux de succès et d'échecs seront inversés. Un nœud décorateur où l'on intègre la règle pour essayer seulement un certain nombre de fois vérifiera si les enfants échouent seulement un certain nombre de fois avant de toujours renvoyer un signal d'échec à leur parent, sans envoyer de signaux supplémentaires aux enfants (Colledanchise, Ogren, 2017).

Un arbre de comportement exécute la logique du comportement du personnage non-joueur, mais un concept important se trouve dans certaines implantations des arbres de comportement comme celle dans le moteur de jeu *Unreal Engine 4* (Sanders, 2016). L'implémentation particulière des arbres de comportement dans *Unreal Engine 4* est importante pour cette thèse, car il s'agit du moteur de recherche qui sera utilisé dans la conception du jeu de cartes à collectionner *Fantasy Markets* où on concevra nos propres agents intelligents, dans la phase 2 de notre projet de recherche.

Le concept particulier utilisé dans *Unreal Engine 4* se nomme un tableau noir (*blackboard*): c'est un fichier qui contient toutes les données en mémoire dont l'arbre de comportement a besoin pour prendre des décisions dans le contexte dans lequel il se trouve. Les informations sont identifiées par des clés dans le tableau noir. Habituellement, il faudrait créer ce tableau noir et les clés qui s'y retrouvent avant de créer un arbre de comportement qui utilisera les informations qui s'y rapportent (Sanders, 2016).

L'implémentation des arbres de comportement dans *Unreal Engine 4* est un peu différente des autres implémentations car ceux-ci utilisent des événements. Plutôt que de vérifier à chaque instant s'il y a eu un changement dans l'environnement, l'arbre de

comportement écoute passivement pour voir s'il peut y avoir des événements qui peuvent influencer le comportement du personnage non-joueur.

Dans *Unreal Engine 4*, les nœuds de condition ne sont pas des nœuds feuilles comme mentionné précédemment; on utilise plutôt des nœuds décorateurs pour les représenter, ce qui peut avoir les avantages suivants (Sanders, 2016):

- Cette pratique améliore la facilité de lecture;
- Tous les nœuds feuilles sont des nœuds d'actions, il est donc facile de lire quelles actions sont exécutées dans l'arbre de comportement.

Dans *Unreal Engine 4*, la concurrence des actions est gérée avec une seule sorte de nœud parallèle qu'on appelle un nœud parallèle simple. Le système d'*Unreal Engine 4* pour gérer le traitement en parallèle présente certains avantages comme la clarté dans la lecture de l'arbre, une plus grande facilité pour faire la maintenance du code et une plus grande optimisation du code.

Les arbres de comportement sont modulaires, réutilisables, faciles à maintenir et peuvent être facilement mis sur une plus grande échelle, tout dépendant de la complexité du comportement à représenter (Colledanchise, Ogren, 2017).

Les arbres de comportement peuvent être facilement jumelés avec d'autres architectures comme les machines à états finis dans le cas de *Final Fantasy XV* (Miyake et al., 2019), les planificateurs à ordre partiel comme dans l'expérience conçue par Kapadia et al. (2015) et l'apprentissage machine pour que les arbres de comportement puissent se raffiner à force qu'on les utilise (Dey et Child, 2013).

Un arbre de comportement est en fait une manière de structurer les transitions entre différentes tâches dans un agent autonome comme un personnage non-joueur dans un jeu vidéo. La modularité et la réactivité des arbres de comportement ont influencé l'accroissement de leur nombre d'utilisateurs : ils sont maintenant utilisés dans la programmation de jeux et dans plusieurs branches de l'intelligence artificielle et de la robotique (Colledanchise, Ogren, 2017).

La modularité du code est importante dans l'industrie du jeu vidéo car cela permet la réutilisabilité du code dans d'autres projets, une conception incrémentale des fonctionnalités et l'efficacité de la vérification du code (Colledanchise, Ogren, 2017).

Les arbres de comportement ne sont qu'une des alternatives proposées pour remplacer les machines à états finis dans l'industrie pour pallier leurs désavantages en termes de

modularité; l'autre alternative proposée sont les *toiles de Petri* qui permet de traiter des données en parallèle (Colledanchise, Ogren, 2017).

Les arbres de comportement sont également faciles à comprendre. Ceci permet à des non-experts de programmer des opérations de robot grâce à leurs représentations simples de tâches qui permettent à des personnes de créer des programmes avec la même complexité que des programmes traditionnels (Colledanchise, Ogren, 2017). Les arbres de comportements ont même été proposés comme la composante principale de la robotique pour exécuter de la chirurgie cervicale grâce à leur réutilisabilité, leur flexibilité et leur syntaxe simple (Colledanchise, Ogren, 2017).

1.5.3. Apprentissage machine

L'apprentissage machine est l'un des champs techniques qui évoluent le plus rapidement de nos jours (Jordan, Mitchell, 2015). Toutefois, l'industrie des jeux vidéo a toujours exprimé de la prudence à propos de l'apport de cette technologie, malgré le corpus de découvertes scientifiques ayant été fait sur le sujet dans le monde universitaire (Jordan, Mitchell, 2015).

On dit qu'un agent intelligent apprend lorsqu'il améliore sa performance en exécutant certaines tâches après avoir observé le monde (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010). Il y a trois raisons pourquoi un concepteur voudrait qu'un agent apprenne :

- Il est difficile d'anticiper toutes les situations dans lesquelles pourrait se retrouver un agent intelligent. Si l'agent peut apprendre de son environnement, son comportement sera beaucoup plus versatile à long terme (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010);
- Les concepteurs ne peuvent pas anticiper les changements dans l'environnement dans lequel se trouverait l'agent intelligent. L'agent doit apprendre à modifier son comportement avec les changements importants qui ont lieu autour de lui (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010);
- Parfois certains problèmes nécessitent une solution, mais les concepteurs de l'agent ne savent pas comment résoudre le problème. Ils s'attendent à ce que l'agent apprenne et trouve une solution là où l'humain a échoué à en trouver (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010).

Les améliorations à apporter à un agent intelligent et les techniques utilisées pour faire ces améliorations dépendent de quatre facteurs (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010) :

- La composante qui est à améliorer;
- Les connaissances antérieures de l'agent;

- Quels modèles sont utilisés pour les données et la composante;
- Quelle rétroaction est disponible pour que l'agent puisse apprendre.

Pour cette dernière, il y a trois types de rétroaction qui sont disponibles pour l'apprentissage d'un agent : l'**apprentissage non supervisé**, l'**apprentissage par renforcement** et l'**apprentissage supervisé** (Jordan, Mitchell, 2015). Dans l'apprentissage non supervisé, l'agent apprend, mais on ne lui fournit aucune rétroaction. La tâche la plus commune pour l'apprentissage non supervisé est la détection de groupes d'exemples potentiellement utiles. Par exemple, on peut définir un concept comme une bonne journée et une mauvaise journée sans jamais avoir appris explicitement le concept avec l'aide d'un professeur (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010).

Dans l'apprentissage par renforcement, l'agent apprend de deux types de rétroactions : des récompenses et des punitions. Par exemple, si une serveuse dans un restaurant ne reçoit aucun pourboire, elle peut penser que son comportement a pu déplaire aux clients. Cependant, si la même serveuse reçoit beaucoup de pourboires, ça l'encourage à continuer à agir de la même façon (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010). Gagner une partie de jeu comme les échecs est une forme de récompense pour laquelle l'agent intelligent doit apprendre les actions qui étaient le plus susceptibles d'y avoir contribué.

Dans l'apprentissage supervisé, la réponse est donnée à l'agent pour qu'il puisse améliorer sa performance de manière incrémentale (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010). Il y a aussi l'apprentissage semi-supervisé dans lequel l'agent intelligent doit découvrir comment gérer des groupes de données à partir de quelques exemples (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010).

Parfois l'information qu'on obtient n'est pas réellement légitime. Il peut y avoir des erreurs dans cette information, ce qui cause du bruit. Par exemple, si on essaie de découvrir l'âge de personnes dont on a pris des photos, ces personnes peuvent mentir sur leur âge, ce qui brouille les pistes (Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E., 2010). Éviter la présence de tels bruits dans l'information qu'on reçoit crée un besoin pour l'utilisation de techniques non supervisées.

On peut dire que l'industrie des jeux vidéo n'a pas su correctement appliquer l'apprentissage machine, ce pourquoi les concepteurs d'intelligence artificielle dans les jeux préfèrent utiliser des techniques qui ont su faire leur preuve. Toutefois, certains concepteurs ont réussi à utiliser les réseaux neuronaux de manière adéquate dans le jeu Supreme Commander 2 (Mark, D., 2019).

Grâce aux réseaux neuronaux, les agents intelligents ont pu apprendre quand se battre et quand fuir avec moins d'effort que ça aurait pris pour programmer les règles de survie de ces agents manuellement. Dans le jeu *Supreme commander 2*, des perceptrons multicouches (modèles de neurones artificiels) ont été utilisés et entraînés en faisant les agents intelligents se confronter les uns contre les autres tout en accélérant le temps d'itération.

Une raison pour l'impopularité des réseaux neuronaux réside dans leur nature en tant que boîte noire, car il est difficile d'ajuster les valeurs après le fait ou de valider les raisons pour lesquelles le personnage non-joueur a agi de la manière qu'il l'a fait (Mark, D., 2019). Le surapprentissage (utilisation de trop de données lors de l'étape d'entraînement du réseau) est également un problème avec les réseaux neuronaux et risque de faire en sorte que le réseau neuronal se comporte mal pendant l'étape de validation (Mark D., 2019). Pour valider un réseau neuronal, il faut vraiment revoir les données et les procédures utilisées lors de l'étape d'entraînement du réseau.

L'avantage principal d'utiliser des réseaux neuronaux est que le concepteur n'a pas besoin de déterminer les poids appropriés pour chaque décision (Mark, D., 2019). Le poids des décisions est déterminé par le réseau neuronal durant l'entraînement du réseau. De plus, si le réseau a bien été entraîné, le personnage non-joueur continuera à prendre

les bonnes décisions peu importe si les caractéristiques de l'environnement changent ou si les statistiques du personnage non-joueur lui-même sont modifiées pour une question d'équilibre (Mark, D., 2019).

Selon Mark (2019), les deux désavantages des réseaux neuronaux sont au niveau de leur nature en tant que boîte noire (il est difficile de valider les décisions prises par un personnage non-joueur animé par une telle technologie) et le temps d'entraînement (l'entraînement du réseau neuronal doit toujours être fait du début et peut prendre du temps).

En conclusion, les techniques que nous venons de voir (algorithmes Monte Carlo, Las Vegas, Minimax, les arbres de comportement et l'apprentissage machine) permettent à un concepteur de programmer un personnage non-joueur dans un jeu vidéo. Toutefois, ces techniques comportent des avantages et des inconvénients en termes de modularité, de réutilisabilité, d'extensibilité.

Dans l'expérience qui suit, nous avons utilisé les algorithmes de recherche afin de déceler les critères pour reconnaître les agents intelligents des joueurs humains, puis nous avons utilisé les arbres de comportement pour concevoir notre propre agent intelligent dans le chapitre 5, *Fantasy Markets*.

Chapitre 2 : Méthodologie

Ce chapitre introduit la méthodologie choisie pour notre expérience. Nous décrirons les détails du jeu de l'imitation, puis nous expliquerons comment l'expérience que nous avons faite a été validée.

2.1. Méthode retenue: Jeu de l'imitation

Présentée par Collins et al. (2017) comme une méthodologie de recherche mixte, le jeu de l'imitation nous permet de recueillir l'opinion d'un juge humain sur la vraisemblance des stratégies élaborées et mises en action par un personnage non-joueur. C'est une simulation informatique qui se rapproche de la version initiale du test de Turing dans laquelle le juge humain doit distinguer entre deux entités. Il y a cependant quelques différences entre les deux tests. Le test de Turing original entend différencier les deux entités par des entrées verbales. Autrement dit, chaque entité doit convaincre le juge de son caractère humain par la parole. Dans le test que nous proposons, ce sont les stratégies et les actions entreprises au cours du jeu qui seront évaluées. Cette méthodologie a été calquée sur l'article écrit par Hingston (2009).

Hingston (2009) détaille comment le jeu de l'imitation peut être utilisé pour évaluer la crédibilité du comportement d'agents intelligents. Dans cet article, on voulait distinguer

un être humain d'un agent intelligent en laissant les deux s'affronter dans le jeu *Unreal Tournament 2004*. On a organisé le jeu en plusieurs séances où un joueur humain affronte un agent intelligent prenant la place d'un autre joueur. L'agent intelligent, conçu spécifiquement pour le jeu *Unreal Tournament 2004*, peut entreprendre toutes les actions permises dans ce jeu. L'expérience a été reprise par Pacheco et al. (2018) pour l'évaluation du comportement d'agents intelligents dans les jeux de course automobile.

Selon Hingston (2009), le protocole utilisé pour chaque séance était le suivant :

1. Les serveurs sont amorcés;
2. On connecte un agent intelligent sur le serveur;
3. On connecte le joueur humain au serveur;
4. Les juges peuvent maintenant se connecter et joindre la séance sur le serveur qui leur est désigné;
5. Le temps alloué pour chaque séance est de près de 10 minutes;
6. À chaque fin de séance, les juges doivent évaluer les adversaires sur une échelle de 5 niveaux (détails sur cette échelle plus loin dans le texte) et enregistrer ce qu'ils ont observé sur le comportement de chacun;
7. On prend une courte pause après quoi la prochaine séance commence.

Chaque juge était mis au courant qu'il y avait un humain et un agent intelligent sur chaque serveur. Toutefois, ils pouvaient choisir de ne reconnaître aucun des deux adversaires comme étant humain. Cette consigne permet d'éviter que les juges se sentent obligés de deviner lequel des deux adversaires est un humain.

Grâce à certaines mesures mises en œuvre au cours du jeu, les juges ne pouvaient pas facilement distinguer le joueur humain du personnage non-joueur. Par exemple, les noms des deux adversaires étaient assignés au hasard. À chaque séance, l'échelle suivante était utilisée pour évaluer les deux joueurs (Hingston, 2009) :

1. Ce joueur n'est pas très humain;
2. Ce joueur semble assez humain;
3. Ce joueur semble humain;
4. Ce joueur semble très humain;
5. Ce joueur est humain.

Pour passer le test, chaque adversaire devait obtenir un score de 4 auprès de quatre des cinq juges choisis pour évaluer les joueurs. Aucun des agents intelligents choisis pour cette compétition n'a su passer le test de Turing, mais les techniques d'intelligence artificielle employées dans leur conception semblaient prometteuses pour de futures recherches.

2.2. Démarche de l’expérience

Les objectifs de la première phase du projet étaient de comparer plusieurs algorithmes en intelligence artificielle dans un jeu en utilisant le test de Turing pour savoir quels sont les éléments à prioriser et à proscrire dans la conception d’agents intelligents dans les jeux. Nous avons retenu le jeu de l’imitation comme patron méthodologique car il nous semble que c’est l’approche qui nous permettait le mieux de rencontrer nos objectifs de recherche, soit recueillir les critères selon lesquels nous pouvons différencier l’humain de l’agent intelligent.

Pour cette expérience, l’approche que nous avons suggérée était la suivante : choisir un devis expérimental simple en ne prenant qu’un seul jeu. Cette approche permettait aussi de minimiser le bruit au niveau du contenu et la courbe d’apprentissage du jeu. Le jeu de cartes choisi devait cependant être représentatif au niveau stratégique pour laisser de la place aux décisions stratégiques de l’agent intelligent.

Les contraintes pour la sélection du jeu étaient les suivantes :

- Un jeu qui convient à un public de tous âges;
- Un jeu d’une complexité telle que l’intelligence artificielle aura un grand espace décisionnel et une grande liberté pour choisir ses stratégies, mais quand même

accessible pour que les évaluateurs et les joueurs humains puissent s'y retrouver, peu importe leur niveau de compétence dans les jeux de cartes à collectionner;

- Un jeu multijoueur dans lequel le joueur humain peut être remplacé par un agent intelligent;
- Un jeu dont le personnage non-joueur utilise un algorithme mentionné dans le cadre conceptuel.

Nous aurions pu choisir un nombre de jeux de cartes à collectionner, notamment *Hearthstone*, *Legends of Runeterra*, *Yu-Gi-Oh! Duel Links* et *Magic : The Gathering*, mais il était important de choisir une solution à source ouverte avec des algorithmes d'intelligence artificielle qui nous étaient connus et rendus publics.

Une recherche sur les solutions possibles nous a permis de choisir un seul jeu, *Magic : The Gathering*, version *Magarena*. Cette version est un logiciel à source ouverte avec des agents intelligents dont la composition et la conception ont été rendus publics.

Nous avons utilisé trois sortes d'agents intelligents représentant le paradigme de la recherche dans un espace de solutions. Ce jeu utilise donc trois agents et trois algorithmes d'intelligence artificielle qui seront évalués l'un à la suite de l'autre. Il s'agit

d’algorithmes de recherche comme Monte-Carlo, Minimax et Las Vegas (Yannakakis et Togelius, 2018).

Pour le recrutement, nous avons fait appel à deux étudiants faisant partie de la chaire de recherche UNESCO en GSDL (*Global Smart Disruptive Learning*). Nous avons demandé deux volontaires parmi les étudiants de la Chaire, et deux étudiants, un homme et une femme, se sont manifestés pour enregistrer les vidéos requises pour que notre jury analyse leur comportement. L’élément du genre pourrait être important pour le recrutement au cas où celui-ci pourrait brouiller les pistes encore plus pour notre jury, au cas où le comportement d’un joueur féminin diffère du comportement d’un joueur masculin.

Les règles du jeu ont été expliquées au jury avant chaque séance, avant de débuter l’analyse de la partie de jeu. Une présentation a été organisée avant chaque séance d’analyse de la partie où le chercheur expliquait personnellement au membre du jury les règles du jeu *Magic : The Gathering*, en répondant aux questions de la personne s’il y avait lieu. La longueur de cette présentation a été d’une dizaine de minutes par membre du jury. La session a été menée des manières suivantes: présentation frontale des règles et réponse aux questions lors d’une démonstration de situations de jeu.

Nous pouvons résumer la méthodologie de notre expérience avec le tableau 1.

Tableau 1 :
Résumé de la démarche méthodologique

Procédure de collecte de donnée	Des entrevues individuelles et une entrevue de groupe ont été organisées pour recueillir les réponses des juges
Instruments utilisés	Les réponses ont été enregistrées soit sur papier soit sur ordinateur dans un fichier Word
Techniques d'analyse	Nous avons utilisé une analyse qualitative selon la grille d'analyse présentée par Collins et al. (2017) pour interpréter les résultats des entrevues sur l'identité des joueurs
Démarche entreprise	Nous avons enregistré 7 parties du jeu *Magic : The Gathering*, puis nous avons demandé à deux jurys de trois juges chacun d'analyser ces sept vidéos et de nous formuler leurs pensées dans une entrevue.
Sélection des participants	Recrutement de bouche à oreille parmi les étudiants de la Chaire *Global Smart Disruptive Learning* et, pour le jury, les professeurs de la Télé-Université
Rapport des juges au projet de recherche et situations possibles de conflit d'intérêt	Les juges ont été recrutés parmi les professeurs de la Téluq mais n'ont pas d'autre lien formel avec le projet de recherche et ne sont pas en conflit d'intérêt avec le projet. Les juges n'ont aucun lien formel avec le chercheur.

2.2.1. Détails sur le jeu de l'imitation dans le cadre de la thèse

Contrairement à Hingston (2009), le protocole utilisé pour chaque séance cette fois-ci a été le suivant :

1. Les serveurs sont amorcés;
2. On connecte un agent intelligent sur le serveur;
3. On connecte le joueur humain au serveur;
4. On enregistre la partie;
5. Le temps alloué pour chaque séance est de 10 minutes;
6. Les juges regardent les enregistrements et doivent évaluer les adversaires sur une échelle de 5 et noter ce qu'ils ont observé sur le comportement de chacun;

Grâce à certaines mesures mises en œuvre au cours du jeu, les juges ne pouvaient pas facilement distinguer le joueur humain du personnage non-joueur. Par exemple, les noms des deux adversaires étaient anonymes. À chaque séance, l'échelle suivante était utilisée pour évaluer les deux joueurs (Hingston, 2009) :

1. Ce joueur n'est pas très humain;
2. Ce joueur semble assez humain;
3. Ce joueur semble humain;
4. Ce joueur semble très humain;
5. Ce joueur est humain.

Les évaluations des juges par rapport au caractère crédible du joueur ont été recueillies à l'aide d'une entrevue semi-structurée d'une heure chacune, une quantité de temps suffisante pour ce type d'entrevue (DiCicco-Bloom et Crabtree, 2006). Il n'y a pas eu de grille d'entretien formulée au préalable. Chaque juge a été interrogé sur les critères qui le permettaient de différencier, selon lui, l'agent intelligent de l'être humain.

Chaque juge passé en entrevue a reçu une séance de formation de dix minutes à propos des règles du jeu *Magic : The Gathering* avant d'évaluer les vidéos, avec une démonstration de ces règles sur place en utilisant les vidéos enregistrées. L'objectif de cette séance de formation était de rendre le juge familier au jeu *Magic : The Gathering*, qui peut s'avérer être un jeu complexe, et de rendre les stratégies utilisées par le joueur accessibles à tous. L'organisation de cette séance était la même pour chaque juge : une séance de dix minutes d'explications des règles et de démonstration au début de l'entrevue semi-structurée d'une heure.

Nous avons utilisé une seule fois une entrevue de groupe avec les deux premiers membres du premier jury afin d'éclaircir leurs réponses. Il n'y a pas eu besoin d'utiliser des entrevues de groupe pour le reste des participants. Cette entrevue de groupe a été menée

de la même manière que les entrevues individuelles, c'est-à-dire une entrevue semi-structurée menée par le chercheur pour que chaque juge puisse éclaircir leurs réponses.

Le but de cette recherche, comme celui de Hingston en 2009, n'est pas nécessairement de passer le test de Turing; nous voulons savoir quels sont les critères sur lesquels les juges se sont appuyés pour rendre leur décision. Les raisons qualitatives explicitées par le jury ont été d'une grande importance.

Pour chacune des séances, la mission du juge est de distinguer les agents intelligents des êtres humains, de les évaluer sur une échelle de 5 comme dans l'article de Hingston (2009) et de justifier leur décision qualitativement. Comme nous voulons évaluer un jeu et trois architectures, et puisqu'il y a deux participants pour cette expérience, il y aura près de sept séances pour que chaque juge ait l'opportunité d'évaluer chacun des agents. Les juges (professeurs) ont déjà été sélectionnés parmi des chercheurs de la Télé-Université. Les personnes choisies ont le profil et les compétences requises en sciences cognitives pour distinguer un comportement à caractère humain d'un comportement qui ne l'est pas. Deux de ces personnes choisies, par exemple, sont des professeurs de psychologie.

Il y a eu sept vidéos enregistrées et soumises aux membres du jury qui devaient déceler la présence d'un humain entre les deux joueurs. Quoique le nombre de vidéos était restreint, nous soutenons que c'est le nombre de temps utilisé pour élaborer son jugement qui compte et non le nombre de vidéos utilisées. Les vidéos étaient d'une longueur suffisante (8 minutes en moyenne) pour permettre aux juges de regarder la partie et de réfléchir leurs réponses.

Il faut contraster cette méthodologie à celle d'une autre étude faite sur la crédibilité dans les jeux par Pacheco et al. (2018), dans laquelle un nombre additionnel de vidéos ont été enregistrés, certes, mais des vidéos d'une longueur de quelques secondes seulement chacune. Ceci aide à retenir les moments clé mais ne donne pas le temps aux juges de réfléchir leurs réponses.

La quantité de temps enregistrée a été jugée suffisante lors des enregistrements, car il y avait plus d'une heure d'enregistrement disponible pour chaque membre du jury. Comme la méthodologie demande une entrevue où les règles du jeu sont expliquées, une heure de visionnement suffit afin de ne pas rendre l'expérimentation trop lourde.

Une limite de la recherche était la compréhension du jeu par les membres du jury.

Magic : The Gathering est un jeu assez lourd pour des personnes qui ne sont pas habituées à jouer à des jeux de cartes à collectionner, ce pour quoi nous avons choisi un format d'expérimentation pour inclure des entrevues par Zoom où le chercheur expliquait le jeu aux membres du jury avant de recueillir leurs impressions.

2.2.2. Validation des résultats

Pour la validation des résultats obtenus lors de cette expérience, nous nous sommes fiés à deux jurys composés de professionnels en sciences cognitives, en informatique et des amateurs de jeux. Les deux jurys sont composés de membres avec une expertise équivalente l'un avec l'autre (par exemple, un professeur de psychologie dans chaque jury, un informaticien dans chaque jury, un amateur de jeux dans chaque jury).

Afin de recueillir les impressions sur les critères importants pour juger de la crédibilité d'un personnage non-joueur, il est important d'obtenir les opinions d'une variété de joueurs : des joueurs familiers avec les règles du jeu de *Magic : The Gathering* et des joueurs qui ne le sont pas. Nous voulons recueillir un maximum de points de vue différents. Effectivement, lors des résultats de l'expérience au prochain chapitre, nous verrons que les membres du jury possédant une expertise avec le jeu avaient tendance à analyser les joueurs du point de vue du respect des bonnes pratiques et du méta. En

revanche, le reste des membres du jury préféraient analyser le comportement intrinsèque de chaque joueur.

D'ailleurs, dans le choix des membres du jury, les deux seuls membres du jury connaissant le jeu *Magic : The Gathering* étaient dans le même jury (deuxième jury), quoique le troisième membre de ce même jury, amateur de jeux, possédait des connaissances dans le domaine des jeux de cartes à collectionner. Nous pouvions donc contraster les réponses d'un premier jury ne possédant aucune connaissance dans le domaine avec les réponses d'un deuxième jury possédant certaines connaissances dans le domaine pour observer s'il y avait des différences.

Nous ne pouvions pas mobiliser les joueurs pour faire partie du jury, car ils auraient dans ce cas été mobilisés pour différencier leur propre comportement de celui du personnage non-joueur. Ils se seraient reconnus facilement, ce qui aurait introduit un biais dans notre recherche. Il fallait recruter des juges indépendants. Il fallait également que tous les niveaux d'expertise soient représentés dans nos jurys afin de concevoir des critères pour tous les niveaux de joueurs, ce qui n'auraient pas nécessairement été le cas si nous n'avions recruté que des joueurs experts comme juges.

Le profil des personnes invitées à composer ces jurys est décrite dans le tableau 2 :

Tableau 2

Liste des juges

Premier jury	
Premier juge (J1)	Une professeure en psychologie à la TÉLUQ depuis de nombreuses années. Elle a travaillé sur un questionnaire connu utilisé pour diagnostiquer le comportement de joueurs compulsifs. Aucune familiarité avec *Magic : The Gathering*, le jeu utilisé lors de l'expérimentation
Deuxième juge (J2)	Une informaticienne d'expérience travaillant dans la configuration de réseaux neuronaux en santé. Elle travaillait pour la Chaire de recherche du Canada en analyse de données biomédicales. Aucune familiarité avec *Magic : The Gathering*
Troisième juge (J3)	Un amateur de jeux vidéo qui étudie l'électronique au collège d'enseignement général et professionnel (CÉGEP). Aucune familiarité avec *Magic : The Gathering*
Deuxième jury	
Premier juge (J1')	Un professeur de psychologie d'expérience de la TÉLUQ depuis de nombreuses années qui présente un intérêt pour le jeu Magic : The Gathering. Connaissances expertes avec *Magic : The Gathering*
Deuxième juge (J2')	Un informaticien étudiant au doctorat en sciences cognitives. Aucune familiarité avec *Magic : The Gathering*
Troisième juge (J3')	Un amateur de jeux vidéo qui travaille dans l'ingénierie en cryptographie et sécurité informatique. Bonne familiarité avec *Magic : The Gathering*

Nous avons ainsi l'opinion de deux groupes de trois personnes expérimentées dans les domaines d'importance pour la thèse : les sciences cognitives, l'informatique et les jeux. Un groupe de discussion a été organisé où certaines personnes (notamment les deux premiers juges du premier jury, J1 et J2) ont pu éclaircir leurs réponses, au besoin.

Nous avons suivi les types d'analyse du jeu de l'imitation présenté par Collins et al. (2017). Les réponses des juges ont été analysées de manière qualitative, en utilisant le jugement du chercheur pour interpréter et comprendre comment les identités des joueurs ont été construites durant la partie. Les réponses ont été catégorisées selon le statut du juge (professeur de psychologie, informaticien ou amateur de jeux, selon le cas). Au préalable, les entrevues semi-dirigées ont été menées soigneusement en suivant les conseils méthodologiques de Ketele et Roegiers (1991) sur le recueil d'informations.

Chapitre 3 : Résultats de l’expérience

Dans ce chapitre, nous allons comparer les réponses des juges des deux jurys afin de déceler les critères à respecter afin de différencier un joueur humain d’un agent intelligent dans un jeu de cartes à collectionner.

Les évaluateurs mentionnés dans la rubrique *Validation des résultats* au chapitre précédent ont émis des conclusions qui seront comparées aux résultats mentionnés dans le tableau 3. Ce qui est important n’est pas la réponse en elle-même, mais le raisonnement derrière leur choix, car nous voulons dégager des lignes directrices pour déceler l’humain de l’agent intelligent.

Chaque partie a été évaluée en regard de trois algorithmes introduits plus tôt dans le cadre conceptuel, dans l’éventualité que l’utilisation de différents algorithmes brouille les pistes pour les membres du jury et apporte des éléments de réponses différents dans notre analyse de la fin.

La répartition des vidéos est la suivante : 4 vidéos utilisant l’algorithme Minimax, 2 vidéos utilisant l’algorithme Monte Carlo et une vidéo utilisant l’algorithme Las Vegas.

Le nombre d'algorithmes utilisés par catégorie a été sélectionné au hasard pour les sept vidéos enregistrées.

Tableau 3

Test de crédibilité, réponses idéales

Vidéo no. 1 Algorithme Min-Max	Joueur 2 (second participant) en haut est l'agent intelligent. Le joueur 1 (premier participant) en bas est l'humain.
Vidéo no. 2 Algorithme Las Vegas	Joueur 2 en haut est l'agent intelligent. Le joueur 1 en bas est l'humain.
Vidéo no. 3 Algorithme Monte-Carlo	Joueur 2 en haut est l'agent intelligent. Le joueur 1 en bas est l'humain.
Vidéo no. 4 Algorithme Monte-Carlo	Joueur 2 en haut est l'agent intelligent. Le joueur 1 en bas est l'humain.
Vidéo no. 5 Algorithme Min-Max	Joueur 1 en haut est l'agent intelligent. Le joueur 2 en bas est l'humain.
Vidéo no. 6 Algorithme Min-Max	Joueur 1 en haut est l'agent intelligent. Le joueur 2 en bas est l'humain.
Vidéo no. 7 Algorithme Min-Max	Joueur 1 en haut est l'agent intelligent. Le joueur 2 en bas est l'humain.

Il fallait éviter que les membres du jury puissent déceler un patron de stratégies et d'actions qui reviennent un nombre constant de fois sur le total des vidéos enregistrées. Par exemple, enregistrer neuf parties avec trois fois l'algorithme Monte Carlo, trois fois l'algorithme Min Max et trois fois l'algorithme Las Vegas aurait pu introduire un biais si le jury pouvait déceler facilement la différence entre les trois algorithmes.

Le joueur humain est toujours positionné en bas à cause des limites des mécanismes du jeu (un joueur positionné en haut ne peut pas voir ses cartes dans la version *Magarena* de *Magic : The Gathering*). Il y a risque de biais que les membres du jury détectent cette régularité, c'est pourquoi nous avons interverti le joueur 1 et le joueur 2 dans les trois dernières parties : pour briser la régularité dans le visionnement des parties.

3.1. Données individuelles - 1er jury

Tableau 4

Test de crédibilité, réponses de la première évaluatrice

	Conclusions de la juge J1
Vidéo no. 1	Pour le jeu en haut de la liste, joueur 1 gagnant, ce serait l'humain selon moi parce qu'il semble mieux comprendre les règles et élimine quand c'est pertinent.
Vidéo no. 2	le joueur 1 est gagnant (il est en haut) c'est un humain, car il est plus opportuniste que le joueur 2 qui semble respecter certaines règles et ne joue pas de façon opportuniste.
Vidéo no. 3	le joueur 1 en haut, le joueur 2 en bas. Joueur 1 gagnant serait l'humain parce qu'il joue de manière opportuniste et impulsive.
Vidéo no. 4	joueur 2 gagnant (robot), il semble mieux planifier, moins 'gambleur'.
Vidéo no. 5	Haut joueur 2, bas joueur 1. C'est le joueur 2 qui est gagnant (Humain). Le joueur robot prend des décisions rapides comme si les règles lui permettent de jouer rapidement dans la 1re moitié, par contre l'humain semble s'être repris et jouer de manière plus opportuniste dans la deuxième partie, ce qui lui permet de gagner.
Vidéo no. 6	joueur 1 en bas et joueur 2 en haut. Le gagnant est le joueur 2 en haut. Le joueur 1 semble 'détraqué' et semble jouer très rapidement, cela semble être la raison pour laquelle il perd. J'imagine que le gagnant est le robot, à moins d'avoir un robot détraqué ?
Vidéo no. 7	bas joueur 1, haut est le joueur 2. Le joueur 2 est le gagnant. Mon impression ou jugement est le même que pour le jeu précédent.

Notes de l'évaluatrice :

« Je me suis interrogée concernant ma perception de l'humain et du robot : ma perception de l'humain surtout dans les premiers jeux (1-5) est qu'il s'agit d'une personne qui joue selon les règles, mais qui recherche les opportunités pour gagner (les bons coups) et peut prendre des risques, alors que le robot suit les règles et n'a pas la capacité (ou n'est pas programmé) pour prendre des risques lorsqu'une opportunité se présente.

Les 2 derniers jeux m'ont amenée à me questionner sur les ''personnalités'' inférées de l'humain et du robot : lors des premiers jeux, j'inférais qu'il s'agissait de la même personne, or le côté détraqué perçu de l'un des deux joueurs m'a fait réaliser que c'était peut-être différentes personnes et robots. Par exemple, dans les jeux 6 et 7, l'humain pourrait être un joueur compulsif. »

Tableau 5

Test de crédibilité, réponses de la deuxième évaluatrice

	Conclusions de la juge J2
Vidéo no. 1	joueur n’est pas humain
Vidéo no. 2	joueur est assez humain
Vidéo no. 3	joueur est humain
Vidéo no. 4	joueur est humain
Vidéo no. 5	joueur n'est pas humain
Vidéo no. 6	joueur très humain
Vidéo no. 7	joueur semble assez humain

Notes de l’évaluatrice :

« Pour mes justifications, je n’ai pas une règle qui justifie mes classifications, mais je me suis basée plus sur le temps de réflexion du joueur (temps de réponse) et la pertinence des réactions dans chaque jeu. »

Tableau 6

Test de crédibilité, réponses du troisième évaluateur

	Conclusions du juge J3
Vidéo no. 1	La machine ne prend pas beaucoup de temps pour réfléchir et finit par perdre. Le joueur 1 est donc la machine.
Vidéo no. 2	Machine est le joueur 1 parce qu'il a l'air de bien comprendre le jeu, même si le deuxième joueur s'avère être le vainqueur de cette partie
Vidéo no. 3	Le joueur 1 est la machine et le deuxième joueur est le joueur humain, car il est patient et il attend pour mettre un monstre un peu plus fort. Il n'est pas si compulsif. Joueur 2 gagne.
Vidéo no. 4	Le premier joueur est l'humain et le deuxième joueur est la machine à cause du nombre de cartes utilisées. Deuxième joueur comprend mieux le jeu et ses cartes sont mieux organisés. L'humain a l'air de mettre ses cartes au hasard et ne suit pas une stratégie comme telle. Compulsivité.
Vidéo no. 5	Le premier joueur est l'humain : dès le début il a perdu trois cartes et il hésite à jouer. Le deuxième joueur joue sur le même rythme et n'hésite pas à jouer.
Vidéo no. 6	Le joueur 1 est l'humain parce qu'il voulait attaquer le joueur 2, mais a changé d'idée. Changer d'idée est une propriété humaine.
Vidéo no. 7	La machine est le premier joueur et le deuxième joueur est l'humain parce qu'il ne joue pas au même rythme qu'avant. La machine joue au même rythme qu'avant, elle est programmée pour ce faire.

Les critères utilisés par le juge pour discerner l'humain de la machine étaient le temps de réflexion de l'humain ou de la machine et le rythme de jeu, l'expertise (s'il comprend le jeu ou pas), l'opportunisme (il attend avant de faire une action qui pourrait lui rapporter un avantage) et le fait que l'humain change d'idée.

Tableau 7

Tableau comparatif des réponses individuelles - 1er jury

	Réponses idéales	**Première évaluatrice J1 (professeur de psychologie)**	**Deuxième évaluatrice J2 (informaticienne)**	**Troisième évaluateur J3 (amateur de jeux)**
Vidéo no. 1[2] Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain
Vidéo no. 2 Algorithme Las Vegas	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain
Vidéo no. 3 Algorithme Monte-Carlo	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain
Vidéo no. 4 Algorithme Monte-Carlo	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Humain **Joueur 2 :** Agent intelligent
Vidéo no. 5 Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Humain **Joueur 2 :** Agent intelligent
Vidéo no. 6 Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** Humain **Joueur 2 :** Agent intelligent
Vidéo no. 7 Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain

[2] Pour les jeux 1 à 5, le joueur 1 est en haut et le joueur 2 est en bas. Pour les jeux 5 à 7, ceci a été interverti : le joueur 1 est en bas et le joueur 2 est en haut. Dans le tableau, la couleur rouge dénote quand l'évaluateur a eu la mauvaise réponse et la couleur verte dénote quand il a eu la bonne réponse.

À titre indicatif, l’algorithme min-max n’a pas permis au premier juge (J1) de différencier l’humain de l’agent intelligent exactement 2 des 4 fois qu’il a été utilisé (voir tableaux 4 et 7). Il en est de même pour le deuxième juge (voir tableaux 5 et 7). Le troisième juge, lui, n’a été trompé que 2 fois sur 7 par cet algorithme (voir tableaux 6 et 7). L'algorithme de Las Vegas a trompé une juge (J1), mais pas les deux autres (J2 et J3). L’algorithme Monte-Carlo a eu des résultats plus mitigés : une juge a été complètement trompée (J1), une juge n’a pas été trompée (J2) et le troisième juge (J3) a été trompé une fois sur deux.

Si on fait une analyse en se basant sur les algorithmes utilisés, aucun de ceux-ci ne passe le test de crédibilité parce que les trois juges n’ont pas été trompés en même temps lors d’une seule partie.

Analyse des réponses individuelles

Il semblerait que la deuxième évaluatrice (J2) a été plus en mesure de distinguer l'humain de l'agent intelligent avec un taux de réussite de 5 fois sur 7. La première évaluatrice (J1) a plutôt eu un taux de réussite de 2 fois sur 7. Les deux évaluatrices avaient la même familiarité et le même niveau d'expertise, donc ces critères ne sont pas regardés pour expliquer cet écart. Dans les deux dernières vidéos cependant, les évaluatrices furent unanimes, alors nous examinerons ces deux jeux plus en détail à la fin.

L'opportunisme et le comportement compulsif sont des thèmes récurrents pour la professeure de psychologie, qui s'interroge sur la personnalité du joueur et la personnalité octroyée à la machine. L'opportunisme est la capacité qu'a l'être humain d'analyser une situation et de rechercher les opportunités pour faire avancer son propre agenda et gagner. Cet opportunisme requiert une prise de risque calculée.

En revanche, cette prise de risque peut être exagérée chez l'humain et le joueur se transforme en joueur compulsif, prenant des risques parfois de manière irrationnelle dans l'espoir de gagner. La juge attribue cette prise de risque à l'humain et non à la machine, qui ne semble jamais déroger de son plan.

L’informaticienne, elle, base plutôt son jugement sur le temps de réflexion du joueur et sur son jugement. Si l’informaticienne juge que l’action était appropriée, elle attribue cette action à l’humain. L’humain prendra également un peu de temps de réflexion pour lire les cartes et réfléchir à ses stratégies. Les décisions de la machine sont préprogrammées et ne prennent pas beaucoup de temps. Elle a donc choisi cet axe pour différencier les deux joueurs.

Le troisième juge (J3) a évalué le comportement du joueur en utilisant des métriques qui ont été mentionnées par l’informaticienne et la professeure de psychologie, c’est-à-dire qu’il les a évalués en fonction du temps de réflexion et du rythme de jeu, mais aussi en fonction de leur opportunisme, donc leur capacité à attendre pour saisir des opportunités qui leur remporteront la partie. L’expertise est aussi un élément important dans le raisonnement du troisième juge, avec le fait que le joueur humain change d’idée.

En vérité, nous voyons une dialectique se dessiner entre une individualité impulsive d’un joueur novice essayant de comprendre les règles face à un agent intelligent dont l’algorithme suit des règles non dites établies à l’avance par une communauté de joueurs qui le précède, qui s’est déjà questionnée sur le choix de décisions pour optimiser ses chances de succès.

Ainsi, nous remarquons que l'ordinateur préférera toujours aller au combat avant de dépenser ses terres pour invoquer une créature ou un sortilège, car il veut minimiser les risques de perdre des créatures qui ne lui seront pas utiles pour le tour en cours. Le joueur humain, ne sachant pas cette règle, dépensera toutes ses terres de manière impulsive et prendra des risques qui ne lui sont pas nécessaires.

Cette individualité est également dévoilée par le temps de réaction et de réflexion, car le joueur doit prendre le temps de lire les cartes avant de faire un choix. Ce temps de réflexion et la qualité des risques qu'il encourt sont les facteurs qui trahissent le joueur humain de l'agent intelligent.

La professeure de psychologie était la première à clarifier ses réponses en affirmant qu'elle misait sur le côté parieur (*gambler*) du joueur afin de déceler l'humain, c'est-à-dire que l'humain est plus susceptible de voir les opportunités qui se présentent et de les prendre impulsivement. Il est moins rationnel et respecte moins les règles. Il joue très vite.

La professeure de psychologie nous rappelle qu'elle travaille sur le comportement de joueurs compulsifs, donc elle possède le biais que les joueurs sont plus compulsifs. Elle

travaille particulièrement avec les jeunes, qui sont encore plus compulsifs et présentent des comportements à risque.

L'informaticienne, elle, a attribué la rapidité d'exécution à l'agent intelligent et pensait que l'humain prenait un temps raisonnable pour jouer, comme quoi la machine est beaucoup plus efficace à calculer ses actions à venir que l'humain.

Sur ce point, les deux experts se rejoignent : le temps de réponse et de réflexion est définitivement un critère pour évaluer la crédibilité du comportement d'un personnage non-joueur ou d'un humain. Toutefois, ils ne se mettent pas d'accord sur l'interprétation de ce critère. La professeure de psychologie pense que c'est l'humain qui joue rapidement, et l'informaticienne pense que c'était plutôt la machine.

La professeure de psychologie explique ensuite que nous avons tous un certain biais et que le phénomène d'attribution rentre en jeu. L'attribution affecte nos interprétations en tant qu'humain, car nous attribuons toujours plus de responsabilités à un acteur que soi-même. Quand on juge les autres, c'est en fonction de notre propre personnalité et de notre propre expérience. Pour donner un exemple, elle cite son travail auprès des jeunes joueurs compulsifs qui la pousse à déceler ce côté opportuniste chez l'humain.

L’informaticienne nous informe qu’elle a porté un jugement sur l’ensemble des jeux. Elle a regardé les jeux avant de porter un jugement pour déceler un patron de comportement dans les deux jours. Elle a décelé le patron suivant : lorsque l’un d’eux (ou l’un des deux) prend son temps, c’est un humain. Quand le joueur a de bonnes réponses prises très rapidement, c’est un robot.

Le chercheur s’est ensuite questionné sur les deux dernières parties, où les deux expertes se sont mises d’accord et n’ont pas été trompées par l’agent intelligent. À cette question, la professeure de psychologie répond que les deux dernières parties ne correspondaient plus du tout aux attributions qu’elles se faisaient du robot et de l’humain. Elle s’est questionnée sur la personnalité de l’humain et s’est dit que les joueurs humains étaient peut-être des personnes différentes (ce qui était le cas, car nous avions recruté deux joueurs humains, un homme et une femme!) Elle s’est dit que le joueur dans les dernières parties était un joueur compulsif.

L’informaticienne, elle, n’a pas dérogé de son évaluation qui se basait sur le temps de réponse. De plus, elle a supposé que le joueur était un novice et que le robot était un expert en termes d’expertise.

La professeure de psychologie nous dit qu'elle a considéré le rationnel contre le manque de contrôle dans le comportement (la possibilité de contrôler le jeu en saisissant des opportunités qui peuvent nous mener à gagner). Le robot agit en fonction de règles, donc est rationnel. L'humain, lui, s'interroge sur le contrôle de la situation : suis-je en position de gagner ? Il agit beaucoup plus intuitivement. Le robot fonctionne un peu toujours de la même façon et n'en déroge pas, contrairement à l'humain, qui est plus impulsif sur le plan de la personnalité.

Sur la question de vivre l'expérience humaine pour penser comme un humain à la manière décrite par French (1990), l'informaticienne est d'accord. Toutefois, la professeure de psychologie apporte un bémol intéressant : elle a de la difficulté à voir l'agent intelligent sans l'humain qui est derrière, car l'agent intelligent possède un concepteur. Le robot est une création humaine et reprend des éléments de l'expérience humaine. C'est juste qu'il manque un peu d'impulsivité et d'émotivité.

La professeure de psychologie soutient qu'on devrait ajouter de l'intelligence émotionnelle dans l'agent intelligent ou la perception que cette intelligence existe, ce qui pourrait être fait en ajoutant des couleurs vives à l'avatar (ex. : un avatar qui porte des vêtements rouges serait perçu comme plus émotif). Ce serait un bon moyen d'influencer les perceptions du joueur et de ceux qui regardent la partie.

Le troisième juge du premier jury abonde dans le sens de l'informaticienne et trouve que le temps de réponse et le temps de réaction du joueur sont des facteurs déterminants pour différencier le joueur humain de l'ordinateur. Plus le joueur joue rapidement, plus il connaît ses cartes sans les regarder et il connaît ses stratégies à l'avance sans hésiter pour les mettre à exécution.

D'après les réponses qui nous ont été données par les trois membres du premier jury, nous tirons un certain nombre de critères pour séparer le comportement humain d'un comportement non humain :

- Le temps de réponse est l'un de ces critères, quoiqu'elles ne s'entendent pas sur sa signification : est-il gage de l'efficacité de l'agent intelligent, ou dénote-t-il un joueur compulsif ?

- L'expertise du joueur est aussi un autre critère. Dans ce cas-ci, le joueur serait novice selon l'informaticienne et l'agent intelligent un expert;

- La professeure de psychologie a préféré donner des traits de personnalité aux deux joueurs, l'un étant calme et rationnel et l'autre étant un peu plus opportuniste;

- Le respect des règles et d’un patron prédéterminé par le concepteur de l’agent intelligent est aussi un sujet de discussion intéressant et/ou se trouve toute la question de la culture et des **bonnes pratiques** dans les jeux de cartes fantaisistes. Sur ce point, les deux expertes sont d’accord : le joueur joue beaucoup plus impulsivement ou naïvement et ne respecte aucune bonne pratique, contrairement à l’agent intelligent, qui les observe toutes.

3.2. Données individuelles - 2e jury

Tableau 8

Test de crédibilité, réponses du premier évaluateur, 2e jury

	Conclusion du juge J1'
Vidéo no. 1	Le joueur 1 est une machine parce qu'il a mis un artéfact qui lui permettrait de faire venir un monstre dans le tour de l'autre (en surprise), mais ne l'a pas utilisé correctement : il a décliné de mettre une charge (*counter*) sur l'artéfact. Il n'a pas joué la meilleure terre au deuxième tour. La machine ne joue pas de manière optimale et comprend mal ses cartes.
Vidéo no. 2	Le joueur 1 est la machine parce qu'il a attendu d'avoir assez de terres pour jouer la carte la plus forte sans jouer la carte la moins forte de manière opportuniste.
Vidéo no. 3	Il a détruit sa propre terre, donc le joueur 1 est la machine.
Vidéo no. 4	Le joueur 1 est la machine parce que ce joueur utilise son sort sur le joueur adverse au lieu de jouer un monstre.
Vidéo no. 5	Joueur 2 est la machine parce qu'il a mis une terre (Glimmervoid) sans l'artéfact qui devrait l'accompagner, le terrain a donc disparu.
Vidéo no. 6	Joueur 1 est la machine parce qu'il n'avait pas de cartes jouables et n'a pas tenté sa chance pour échanger ses cartes contre de meilleures cartes
Vidéo no. 7	Joueur 2 est la machine parce qu'il a fait deux *mulligans* alors qu'il avait une main raisonnablement bonne.

Critères pour déceler l'humain de la machine, selon ce juge :

Quand le juge a été directement interrogé sur les critères à retenir pour différencier l'être humain de l'agent intelligent, voici ce qui a été répondu :

- Ce membre du jury a préféré regarder si les actions prises par le joueur étaient optimales;
- Le deuxième critère à regarder était le respect de bonnes pratiques considérées comme fondamentales par les joueurs de *Magic : The Gathering*. Par exemple, il faut mettre des terres à chaque tour et il ne faut surtout pas détruire ses propres terres;
- Au niveau psychologique, les humains n'aiment pas faire un mulligan (un geste qui permet de piger des nouvelles cartes en laissant une carte derrière), car ils perçoivent perdre un avantage contre leur adversaire. Faire un mulligan sur une bonne main semble presque impossible pour un joueur humain;
- Mise en garde : Ce membre du jury est sûr de ses réponses sauf si on est en présence d'un joueur humain novice qui ne lit pas ses cartes. Dans ce cas, l'humain serait plus difficile à déceler de la machine.

Tableau 9

Test de crédibilité, réponses du deuxième évaluateur, 2e jury

	Conclusions du juge J2'
Vidéo no. 1	L'humain est le joueur 1. La machine est le joueur 2 à cause de sa bonne compréhension du jeu. Toutefois, c'est difficile à déterminer, car on n'a pas l'impression qu'il y eut de coups extraordinaires.
Vidéo no. 2	Le premier joueur est l'humain, car il joue de bout en bout de façon stratégique. Celui qui a gagné a joué un peu mécaniquement.
Vidéo no. 3	Le premier joueur semble jouer de manière plus réfléchie, donc c'est l'humain
Vidéo no. 4	Le premier joueur joue de manière beaucoup plus intuitive, il saisit des opportunités pour gagner, donc c'est l'humain
Vidéo no. 5	Le joueur 1 qui a gagné est l'humain parce que sa stratégie est nettement supérieure et à cause des outils qu'il avait au départ
Vidéo no. 6	Le joueur 1 joue à plus long terme (en misant sur des items) et ne gaspille pas ses ressources, donc c'est l'humain
Vidéo no. 7	Le deuxième joueur joue de manière beaucoup plus stable, il ne s'embrouille pas (humain)

Notes de l’évaluateur :

Ce juge abonde dans le même sens que le premier juge pour les critères utilisés dans la différenciation de l’humain et de l’agent intelligent, et en plus ajoute ceci :

« Les critères que j'ai utilisés pour évaluer le comportement des joueurs sont les stratégies du jeu ou ce que je percevais comme tel, avec une préférence pour une stratégie intuitive (que j'attribue à l'humain) plutôt que mécanique (que j'attribue à l'automate) ».

Tableau 10

Test de crédibilité, réponses du troisième évaluateur, 2e jury

	Conclusions du juge J3'
Vidéo no. 1	Le joueur 2 est le IA parce que le joueur 1 hésite avant d'agir. Plus de temps de réflexion pour l'humain.
Vidéo no. 2	Le joueur 1 est le joueur humain, même raison et parce qu'il prend le temps de lire les cartes aussi
Vidéo no. 3	Le joueur 2 IA plus confiant moins d'hésitation, ne prend pas le temps de lire les cartes
Vidéo no. 4	Joueur 2 est humain, il prend rapidement, mais il prend le temps de lire les cartes et hésitation (reviens en arrière)
Vidéo no. 5	Joueur 2 est le IA, il ne lisait pas, pas d'hésitation
Vidéo no. 6	Joueur 2 est humain parce qu'il a pris le temps de bien lire toutes les cartes et a fait un modèle autour des cartes avec le curseur
Vidéo no. 7	IA est en bas (joueur 2) parce qu'il joue mécaniquement sans lire les cartes

Les critères utilisés pour déceler l'humain de l'agent intelligent étaient aussi (comme J1') le temps de réflexion, l'hésitation, le temps passé à lire les cartes et le niveau de confiance en soi (impulsivité et agressivité)

Tableau 11

Tableau comparatif des réponses individuelles - 2e séance

	Réponses idéales	**Premier évaluateur J1' (professeur de psychologie)**	**Deuxième évaluateur J2' (informaticien)**	**Troisième évaluateur J3' (amateur de jeux)**
Vidéo no. 1[3] Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** humain	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain
Vidéo no. 2 Algorithme Las Vegas	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** humain	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain
Vidéo no. 3 Algorithme Monte-Carlo	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** agent intelligent **Joueur 2 :** humain	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain
Vidéo no. 4 Algorithme Monte-Carlo	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Humain **Joueur 2 :** Agent intelligent
Vidéo no. 5 Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** agent intelligent.	**Joueur 1 :** Humain **Joueur 2 :** Agent intelligent
Vidéo no. 6 Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** Agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** agent intelligent.	**Joueur 1 :** Agent intelligent **Joueur 2 :** Humain
Vidéo no. 7 Algorithme Min-Max	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** humain. **Joueur 2 :** Agent intelligent.	**Joueur 1 :** agent intelligent. **Joueur 2 :** humain.	**Joueur 1 :** Humain **Joueur 2 :** Agent intelligent

[3] Dans le tableau, la couleur rouge dénote quand l'évaluateur a eu la mauvaise réponse et la couleur verte dénote quand il a eu la bonne réponse.

Lors des parties 6 et 7, nous pouvons dire que les juges ont échoué à différencier l'humain de l'agent intelligent près de 50% du temps dans le cas de l'algorithme min-max (voir tableau 11). En revanche, l'algorithme min-max n'a trompé personne lors des parties 1 et 5. Une des raisons pour cela est qu'il ne s'agissait pas du même joueur. Le deuxième joueur a commis des erreurs au niveau du *mulligan* qui ont été repérés par le premier membre du deuxième jury (J1') lors de la septième partie. L'algorithme Las Vegas n'a trompé personne et l'algorithme Monte-Carlo n'a trompé que le troisième juge (J3') la deuxième fois qu'il a été utilisé.

On peut dire que les juges de la deuxième séance ont pu déceler plus efficacement l'humain de la machine avec un taux d'erreur de 4/21 comparé au premier jury (9/21). On peut attribuer ceci au fait que les juges de la deuxième séance ont une plus grande familiarité avec le jeu qui leur a été présenté dans l'expérimentation. Toutefois, le deuxième jury s'est appuyé sur les mêmes catégories de raisons que le premier jury pour expliquer ses choix.

Analyse des réponses individuelles, 2e jury

Malgré les différences au niveau du tableau comparatif, les mêmes catégories de réponses qualitatives ressortent au niveau des critères pour déceler l'humain de la machine. Par exemple, le premier membre du deuxième jury (J1') préfère évaluer la rationalité du joueur ou si ses actions sont optimales (voir tableau 8). S'il brûle ses propres terres, par exemple, voilà un indice qui nous indique qu'on a affaire à une machine. La machine ne joue pas de manière opportuniste et manque de rationalité plus souvent que l'humain.

Un autre point différenciant le joueur humain de l'agent intelligent au niveau de la rationalité : les joueurs humains, au niveau psychologique, n'aiment pas faire de *mulligans* car, en ce faisant, ils perdent une carte, ce qui est perçu comme perdre un avantage. Faire un *mulligan* sur une bonne main semble presque impossible pour un joueur humain.

Le respect des bonnes pratiques et des règles considérées comme fondamentales dans le jeu est aussi un élément important à regarder. Dans *Magic : The Gathering*, il faut augmenter sa quantité de mana à chaque tour en jouant une terre. Si ce n'est pas fait, on peut se poser des questions sur la compréhension du jeu de la part du joueur. Ce membre du 2e jury a préféré attribuer ce manque de compréhension à une lacune de la part de la machine.

Le professeur de psychologie nous met toutefois en garde : Ce membre du jury est sûr de ses réponses sauf si on est en présence d'un joueur humain novice qui ne lit pas ses cartes, dans lequel cas son taux de confiance dans ses réponses baisse. L'expertise du joueur est donc une notion fondamentale qui a pu faire basculer les choix du professeur.

Le deuxième membre du 2e jury (J2'), lui, compte plutôt sur la rationalité du joueur en fonction de sa vitesse d'exécution, ou ce qu'on peut appeler la fluidité et l'intuitivité des actions (voir tableau 9).

Le troisième juge du 2e jury (J3') mise plutôt sur le temps de réflexion, l'hésitation, le temps passé par le joueur à prendre connaissance des cartes, et la confiance en soi du joueur, son impulsivité et son agressivité (voir tableau 10).

Comme on peut le constater, les critères indiqués lors de la première séance d'expérimentation reviennent sous la même forme lors de la deuxième séance :

- Le temps de réponse et de réflexion de la part du joueur;
- L'expertise du joueur et sa connaissance des cartes;
- Le respect des bonnes pratiques ou de ce qu'un joueur de *Magic : The Gathering* reconnaîtrait comme règles fondamentales du jeu;

- La rationalité du joueur et le fait de saisir des opportunités pour prendre des actions optimales;

Les critères employés par le premier jury ont été validés par le deuxième jury et utilisés pour déceler l'humain de la machine, malgré un petit échantillon de juges choisis pour faire partie des jurys. L'utilisation d'une variété d'algorithmes d'intelligence artificielle renforce aussi cette validité: on a en résumé comparé le comportement de deux joueurs humains à trois agents intelligents différents. Des patrons se sont dégagés de l'utilisation de trois algorithmes différents, Monte Carlo, Las Vegas et Minimax, pour permettre aux juges d'élaborer des critères pour les reconnaître.

Pour la suite, nous voyons dans le prochain chapitre sur la Discussion comment les résultats des deux séances d'expérimentation ont été réutilisés dans la conception de notre système dans la deuxième phase de notre projet de recherche (voir chapitre 5).

Chapitre 4 :

Discussion : Quatre critères pour différencier l'humain et la machine

Dans ce chapitre, nous allons discuter des quatre critères à considérer dans la création d'une intelligence artificielle crédible, soit le temps de réponse et de réflexion, l'expertise du joueur, la personnalité du joueur (caractère impulsif) et le respect des bonnes pratiques.

Ces quatre critères ont émergé après l'analyse des discussions avec les juges et caractérisent l'aspect inédit et la contribution de cette thèse. Dans le cadre conceptuel, nous avons évoqué d'autres recherches faites sur la crédibilité des personnages non-joueurs, comme Zhao (2020), mais nos quatre critères ne sont pas abordés dans ces recherches. Ces quatre critères émergents sont le noyau de cette thèse et ont été utilisés lors de la conception de notre propre personnage non-joueur dans notre propre jeu, *Fantasy Markets* (chapitre 5).

4.1. Premier critère : Le temps de réponse du joueur

Lors de la phase d'expérimentation, il devenait clair pour chaque membre des jurys que le temps de réponse du joueur devenait une variable qui permet de différencier le joueur humain de l'agent intelligent. Le joueur, lui, prend le temps de lire les cartes et de comprendre ses interactions possibles avec les cartes qui ont déjà été jouées. L'ordinateur, lui, a déjà lu les cartes et connaît leur contenu à l'avance. C'est pourquoi, selon les membres du jury impliqués dans l'expérimentation, l'ordinateur semble jouer beaucoup plus rapidement et mécaniquement que le joueur humain.

Il y a l'élément d'impulsivité qui peut pousser un joueur à jouer sans lire ses cartes ou sans faire aucune considération : dans ce cas, il se fie à la chance. C'est une possibilité que la professeure de psychologie du premier jury (J1) a considérée. Toutefois, il serait aussi possible que le concepteur du jeu brouille les pistes en programmant une intelligence artificielle qui joue un peu plus lentement et qui hésite. Selon les juges, l'hésitation est une propriété humaine, donc une intelligence artificielle qui se rétracte avant de finaliser son choix stratégique passerait cette version du test de Turing. Turing (1950) lui-même avait entrevu la vitesse de réaction comme une propriété des agents intelligents qui trahirait leur nature. Ceci est un élément important à considérer pour la conception de notre propre agent intelligent au chapitre 5.

Il faut aussi se dire que l'expertise intervient de façon importante au niveau de cette variable. Un joueur de *Magic : The Gathering* ayant une connaissance poussée de toutes les cartes et des règles du jeu hésite beaucoup moins qu'un novice, un fait qui a été précisé par les juges amateurs de jeux dans les deux jurys (J3 et J3').

En effet, un être humain expert pourrait se faire passer pour une machine à cause de son temps de réflexion court, un autre élément à considérer lors de la conception de notre propre système (voir chapitre 5). Serait-il possible de créer un jeu avec une intelligence artificielle qui joue un peu plus lentement, mais dont les stratégies sont plus poussées ? Sûrement ce joueur sera identifié comme l'humain par les juges, et on aura réussi, par le moyen de ce critère seulement, à créer une intelligence artificielle crédible. Glavin et Madden (2018) se penchaient sur l'équilibre entre les compétences du joueur et celui de l'adversaire en temps réel; cet équilibre est influencé par le temps de réflexion du joueur mis en relation avec son expertise.

Il ne faut pas confondre ici la performance de l'algorithme avec la vitesse de réflexion du joueur. Utiliser un algorithme lent ne passe pas nécessairement le test de Turing. Autrement dit, il faut utiliser un algorithme assez performant pour qu'on puisse avoir le contrôle sur sa vitesse, puis on réduit celle-ci pour qu'elle nous ait l'air crédible. Un

algorithme coûteux en temps de calcul nous enlève un élément de contrôle sur le temps de réflexion.

4.2. Deuxième critère : L’expertise du joueur

Sur le sujet de l’expertise du joueur, les juges ne sont pas unanimes. Pour certains juges, la machine est nettement plus intelligente et expérimentée que le joueur humain. Pour d’autres, ils évaluent la présence d’un esprit humain par la cohérence des stratégies élaborées (il est donc normal pour ces derniers d’être surpris lorsqu’ils constatent le résultat de la partie et si la machine gagne en fin de compte).

Thompson, Blair, Chen et Henrey (2013) indiquent l’importance de mesurer correctement l’expertise des joueurs et la manière dont celle-ci peut être mesurée en utilisant la science des données. En utilisant des mesures cognitives motrices, d’attention et de perception, cette étude a démontré 12 variables pertinentes à l’expertise, et que l’importance de ces variables changeait à mesure que l’expertise du joueur augmentait.

L’étude a décortiqué les éléments importants de l’expertise du joueur (Thompson, Blair, Chen et Henrey, 2013), comme la productivité du joueur et le nombre d’actions par minute. Certaines de ces mesures ne peuvent pas être reproduites pour un jeu de cartes telles que *Magic : The Gathering*.

Ce que les juges interprètent comme la vitesse de réflexion de l'ordinateur et sa vitesse d'exécution sont plutôt les **actions par minute**, le **temps de réflexion avant d'entreprendre une action**, le **temps entre les cycles d'action et de perception**, **le nombre de tels cycles**, etc.

Lorsqu'on regarde ces mesures avec la productivité du joueur (mesurées par le nombre de touches uniques utilisées, le nombre de cartes jouées, le nombre de terres mises sur le terrain pendant le jeu, le nombre de monstres et d'artéfacts mis sur le terrain), nous venons à apprécier la chose suivante : plus le joueur est productif et rapide, plus il a l'air d'un expert (Thompson, Blair, Chen et Henrey, 2013), et les juges attribuent ce genre d'expertise à la machine. Cependant, quand le joueur prenait son temps et avait un lent débit d'action par minute, mais une grande productivité, le joueur était vu comme un expert humain qui considérait ses actions avant de jouer. Tout ceci dépend effectivement du contexte, ou de la mécanique du deck utilisé par le joueur. Certains decks jouent moins de cartes (artéfacts et créatures) que d'autres decks. Il faut donc prendre en considération le contexte lorsqu'on analyse la productivité du joueur.

Nous devons donc tenir compte du premier critère, le temps de réflexion, dans l'évaluation du second critère, l'expertise du joueur, et vice-versa. Les deux variables

sont interreliées et ont un poids important sur l'opinion des juges. Dans la deuxième phase du projet, il a été possible de tromper un juge humain et de lui faire croire que le joueur est un expert humain en ralentissant le débit d'actions par minute, comme il a été mentionné dans la section précédente, tout en améliorant l'optimalité de ses actions.

4.3. Troisième critère : La personnalité du joueur

Quelques éléments sont revenus plusieurs fois de la part de certains juges, qui parlaient d'opportunisme (attendre le bon moment avant de saisir une opportunité qui pourrait faire le joueur remporter la partie), d'impulsivité et de caractère compulsif de la part du joueur. C'est avec ces trois qualités que les professeurs de psychologie et les juges amateurs de jeux ont tenté d'apprécier la rationalité du caractère humain, et c'est avec ces outils que nous allons tenter d'apprécier la définition de la rationalité humaine, selon nos juges. La personnalité est un élément des personnages non-joueurs qui avaient intéressé Lankoski et Bjork (2007), mais ils avaient répertorié d'autres caractéristiques des agents intelligents qui les rendaient humains, comme la quête d'objectifs personnels, leur identité, leur initiative, leur attachement émotionnel à leur environnement et la pertinence de leurs réponses dans leur contexte.

Sur le point de la rationalité, les juges sont partagés. Il est bon pour un joueur d'être généralement rationnel, mais nous pouvons reconnaître l'être humain par des moments d'irrationalité : le fait de changer d'idée, l'impulsivité, le caractère compulsif et détraqué d'un joueur sont des éléments d'irrationalité qui caractérisent bien un joueur humain. Quant à la rationalité, elle est plus souvent vue par les juges comme une sorte d'opportunisme : savoir quand saisir une bonne occasion pour gagner. Cette définition semble en accord avec celle que nous retrouvons dans Russell, Norvig et Davis (2010).

La rationalité peut-être aussi vue comme l'engagement d'un joueur sur une stratégie à long terme. Par exemple, dans *Magic : The Gathering*, jouer des items et artéfacts qui peuvent donner plus de puissance aux monstres du joueur à long terme peut être vu comme un acte rationnel.

Les juges percevaient le joueur qui faisait preuve de trop de rationalité comme étant la machine. L'humain, lui, a droit à l'erreur. La seconde qu'une erreur était trouvée dans le raisonnement ou les actions du joueur, la plupart des juges disaient avoir trouvé le joueur humain, sauf le premier juge du 2e jury (J1'), professeur de psychologie amateur du jeu *Magic : The Gathering*, qui voyait plutôt dans les erreurs commises la preuve que la machine a été mal programmée et qu'un humain ne pourrait pas agir de la sorte.

4.4. Quatrième critère : L’adhésion aux bonnes pratiques

La première personne faisant partie du premier jury (J1) nous a donné un élément de réponse fort intéressant que nous pourrions résumer ainsi : l’être humain est opportuniste et cherche toujours une opportunité à exploiter une situation pour gagner, même s’il ne démontre pas nécessairement une connaissance experte des règles et des bonnes pratiques. Elle nous a aussi fait part de son avis que le joueur humain pourrait jouer de manière détraquée et plus impulsive qu’un ordinateur. L’agent intelligent, lui, agit calmement, en respectant les règles du jeu et les bonnes pratiques, qu’on peut encore qualifier de stratégies les plus efficaces possibles (de Mesentier Silva, Canaan, Lee, Fontaine, Togelius et Hoover, 2019).

En fait, les trois algorithmes ont été programmés de telle manière qu’ils ne se détournent jamais d’un patron prédéterminé, ce qui rend très facile la comparaison entre le joueur humain et l’algorithme d’intelligence artificielle. L’algorithme joue ses cartes selon les axiomes d’une culture bien établie dans la communauté de *Magic : The Gathering* qui veut que les actions de combat soient faites avant de jouer les terres et les cartes de créature.

La sagesse et le raisonnement derrière cette manière de faire veulent que les créatures jouées ce tour-ci ne peuvent pas attaquer de toute façon. On met leur vie en danger en

jouant ces cartes avant la phase de combat où l'adversaire peut jouer des sortilèges qui affectent la totalité de l'espace du jeu. Autrement dit, il faut jouer les cartes monstres qui ne serviront pas au combat pour ce tour-ci après la phase de combat, à la fin de la séance. C'est la même règle pour des jeux de cartes similaires comme *Hearthstone*. Des joueurs débutants, en revanche, joueront de toutes leurs terres en premier et passeront au combat à la fin du tour. Le joueur débutant n'est pas conscient de la culture communautaire et agit contre celle-ci, mais l'agent intelligent la respecte, puisque celle-ci est établie depuis plusieurs années dans la communauté des jeux de cartes à collectionner du genre fantaisiste.

Ce serait le contraire si des joueurs experts avaient été choisis pour l'enregistrement des vidéos, et si la culture communautaire n'avait pas été aussi bien établie (par exemple, si on avait pris un jeu de cartes comme « *Yu-Gi-Oh! Duel Links* », dont le méta change chaque mois et est en constante évolution).

Dans ce cas-ci, on pourrait quand même utiliser la prise de décision culturellement pertinente pour déceler un joueur humain d'un agent intelligent. Le joueur humain passerait son temps sur des forums de discussion et sur *Reddit*, un réseau social numérique, afin de communiquer à ses pairs et découvrir quelles sont les stratégies gagnantes.

L’agent intelligent, lui, aurait été programmé pour prendre des décisions rationnelles à l’intérieur du système (Russell, Norvig et Davis, 2010), mais n’aurait pas la capacité de mettre à jour sa propre cognition en tirant ses propres conclusions de ses conversations avec d’autres utilisateurs sur des forums de discussion. La culture communautaire, sans cesse dans un état de flux, lui échapperait.

Sa capacité de s’adapter à un méta sans cesse changeant serait moindre que celle de l’humain, car la capacité de s’informer et de tirer des leçons d’un plus grand contexte serait une propriété d’une intelligence artificielle forte. On ne veut plus simuler l’intelligence artificielle pour exécuter une tâche ici : on veut modifier sa propre cognition et participer à une discussion entre joueurs sur les stratégies à adopter maintenant que de nouvelles cartes ont vu le jour.

Pour ceci, il faut que la machine pense et soit capable de raisonner comme l’humain pour participer à des débats de fond sur la prise de décision culturellement pertinente dans un jeu de stratégie. Il faudrait une intelligence artificielle forte, et les algorithmes de recherche choisis pour cette expérience n’assurent pas ce genre de fonction.

En fait, aucun des algorithmes couverts dans le cadre conceptuel de cette thèse ne produirait le genre d’intelligence artificielle requis pour être au fait des changements dans

la culture communautaire d’un jeu moderne, sauf peut-être l’apprentissage machine (Jordan, Mitchell, 2015) et l’apprentissage profond, qui peuvent bel et bien apprendre de leur environnement pour modifier la cognition de l’agent intelligent. Peut-être donc qu’il s’agit ici d'une limite des algorithmes choisis pour représenter l’intelligence artificielle dans cette thèse plutôt qu’une limite du domaine en constante évolution de l’intelligence artificielle.

Pour mieux comprendre la prise de décision culturellement pertinente, prenons cet exemple-ci : supposons qu’il n’y a aucune règle établie au sujet de l’acceptation de cadeaux de clients. Un nouvel employé d’une banque n’étant pas au courant des ramifications culturelles de ses gestes pourrait accepter un cadeau d’un client (pour s’enrichir personnellement, ce qui est rationnel), n’étant pas conscient que dans sa culture, accepter un cadeau serait vu comme un acte répréhensible.

Certaines cultures considèrent que donner et recevoir des cadeaux sont moralement acceptable, cependant. Il faut être au courant de la culture dans laquelle nous agissons avant de prendre une décision.

L’équivalent dans un jeu est qu’avant de commencer à jouer, il faut effectuer ses recherches. Si on veut gagner et jouer de manière compétitive, il est primordial de savoir

quelles actions sont à proscrire et pour quelles raisons dans le jeu qu'on s'apprête à entamer. Pour établir ces règles non dites qui régissent notre comportement lors d'échanges avec les autres, il faut prendre part à des discussions de fond sur nos valeurs en tant que communauté.

La culture décrite ici fait partie du pôle de la cognition sociale. Il y a une richesse à découvrir par la dialectique avec les autres individus, et cette richesse, l'intelligence artificielle ne peut la découvrir que de manière superficielle. Elle peut agir de manière similaire à l'être humain, mais si on regarde le comportement de manière attentive et sous la loupe des décisions culturellement pertinentes et le fait de vivre pleinement l'expérience humaine (French, 1990), nous pouvons repérer une différence entre le comportement humain et le comportement d'un agent intelligent. Un programmeur qui possède ce savoir saura aussi brouiller les pistes plus efficacement. Pour l'instant, le tableau 12 résume les lignes directrices pour analyser le test de Turing dans un jeu multijoueur où ce sont les décisions prises qui doivent être analysées :

Tableau 12

Lignes directrices pour déceler un humain selon son expertise et la culture communautaire du jeu

		Culture communautaire	
		Bien établie	**En constante évolution**
Expertise du joueur humain	**Novice**	Humain *facile à détecter*, car il ne connaît pas les règles non dites	Humain difficile à détecter, les décisions devraient être les mêmes
	Expert	Humain difficile à détecter, les décisions devraient être les mêmes	Humain *facile à détecter*, car il a conscience des nouvelles tendances. L'agent intelligent aura de la difficulté à s'adapter.

Ces conclusions rejoignent un peu les conclusions de la première personne du jury (J1) qui essayait de déceler un comportement détraqué ou preneur de risque chez le joueur, en sachant que l'agent intelligent s'en tiendrait à un algorithme précis qui respecte les règles et ne prendrait pas trop de risques, ou le comportement « opportuniste » dont parlait la juge. L'agent intelligent a été programmé dans une optique où les règles non dites de la culture communautaire des joueurs de *Magic : The Gathering* étaient respectées et ne dérogeaient pas vraiment de ces règles, peu importe l'algorithme utilisé.

Des pistes de solution

Pour Dave Mark[4] (2021), il n'y a pas de travaux ayant été faits dans le domaine de l'intelligence artificielle s'adaptant à un méta. Il y a eu des travaux sur la difficulté adaptative, comme l'intelligence artificielle utilisée dans Left 4 Dead (Jonathan, Bruno, Abdenour, 2012), mais ce n'est pas exactement semblable: un personnage non-joueur difficile à vaincre n'est pas nécessairement crédible. Selon Dave Mark (2021), pour augmenter la crédibilité d'un personnage non-joueur, il faut même parfois diminuer la difficulté présentée par celui-ci.

Un exemple de jeu de cartes correspondant au problème de l'adaptation de l'intelligence artificielle à un méta a été considéré dans *Hearthstone*, dont le fonctionnement de l'intelligence artificielle a été discuté pendant la conférence des développeurs de jeux de 2014. Le concepteur en chef a analysé plusieurs joueurs (experts à novice), car il avait le mandat de découvrir comment jouait un joueur intermédiaire. Il avait conclu qu'un joueur expert jouait en fonction du méta et des connaissances des cartes que jouerait l'autre

[4]Dave Mark est l'un des membres fondateurs de la guilde des programmeurs d'intelligence artificielle dans les jeux (*AI Game Programmers Guild*) et était le cofondateur, conseiller pendant 10 ans et a hébergé le sommet de l'Intelligence artificielle à la conférence des développeurs de jeux (GDC).

joueur. Le joueur intermédiaire, lui, en revanche, ne pense pas de cette façon et tente plutôt de maximiser la valeur de ses actions.

Comme le concepteur du jeu l'a dit (Mark, 2021) : les joueurs novices connaissent des mécaniques, les joueurs intermédiaires connaissent des tactiques et les joueurs experts connaissent des stratégies. L'intelligence artificielle de *Hearthstone* ne change pas ses tactiques en fonction du méta, car il veut émuler un joueur intermédiaire.

Selon Mark (2021), il faudrait refaire une simulation à chaque fois qu'il y a des changements dans l'équilibre du jeu (changement dans les règles, de nouvelles cartes introduites, etc.) afin de trouver une nouvelle « voie dorée » (*Golden Path*).

Toutefois, quoiqu'un réseau neuronal peut s'adapter aux changements dans les règles du jeu, le problème du méta reste que le réseau neuronal doive s'adapter à la manière dont la communauté d'adversaires perçoit que le jeu devrait être joué après le changement de règles, ce qui est un problème beaucoup plus complexe. Il faut dans ce cas répondre aux changements dans le comportement des joueurs sur une période donnée de temps après avoir mesuré ce changement dans leur comportement, ce qui peut être fait si le jeu est entièrement supporté par des données (*data-driven*). Les changements devraient être détectés en temps réel.

L’optimisme qui me pousse à dire qu’une solution peut un jour être offerte à ce problème est le fait que des traces du méta peuvent être trouvées sur des forums de discussion, sur des réseaux sociaux comme Reddit, et ainsi de suite. Une intelligence artificielle peut effectuer une veille technologique pour apprendre les nouveaux stratagèmes de la même manière qu’un joueur humain peut s’informer sur les plus récentes stratégies à adopter ou éviter dans un jeu.

En conclusion, nous avons identifié quatre critères pour différencier un être humain d’un personnage non-joueur dans un jeu de cartes à collectionner : le temps de réflexion, l’expertise, la personnalité du joueur et l’adhésion aux bonnes pratiques et au méta. Ces quatre critères sont interreliés et interdépendants. Par exemple, l’expertise peut influencer le temps de réflexion en le réduisant. L’adhésion aux bonnes pratiques et au méta donne un patron de stratégies à respecter qui peut considérablement réduire le temps de réflexion lors d’une partie. Le tableau 13 décrit l’effet de l’interdépendance de chaque variable l’une sur l’autre, ce qui peut donner des pistes et des indications à suivre pour l’auteur d’un PNJ lors de la conception de son agent intelligent.

Tableau 13 :
Interdépendance des quatre critères identifiés par nos juges

	Temps de réflexion	Expertise du joueur	Personnalité du joueur	Adhésion aux bonnes pratiques et au méta
Temps de réflexion		L'expertise du joueur peut réduire le temps de réflexion	Un joueur irrationnel considère moins ses actions et prends moins de temps	L'adhésion aux bonnes pratiques donne un patron à respecter au joueur, ce qui réduit son temps de réflexion
Expertise du joueur	La limite de temps allouée pour chaque action dans le jeu peut influencer le joueur; ainsi, il peut "commettre des erreurs"		Un joueur irrationnel semble moins expert, surtout s'il agit de manière insensée (brûler ses propres terres dans *Magic : The Gathering)*	Un joueur qui connaît le méta et les bonnes pratiques semble plus expert qu'un joueur qui ne connaît pas les bonnes pratiques à appliquer dans chaque situation
Personnalité du joueur	Le temps de réflexion peut influencer la personnalité du joueur (une meilleure rationalité si on a plus de temps pour considérer ses actions)	L'expertise et les connaissances antérieures du joueur peut le faire paraître plus rationnel et moins *gambleur*		L'adhésion du joueur à un patron prédéterminé peut le faire paraître plus rationnel
Adhésion aux bonnes pratiques et au méta	Un temps limité peut pousser un joueur à avoir recours à des patrons de stratégies prédéterminés	La connaissance des bonnes pratiques et du méta est une propriété d'un joueur expert	Un joueur rationnel peut en venir aux mêmes conclusions que le méta	

Chapitre 5 : *Fantasy Markets*

En présentant le jeu conçu dans le cadre de cette thèse, *Fantasy Markets*, nous allons décrire la méthode pour intégrer les critères mentionnés au chapitre précédent dans la conception de notre propre agent intelligent. Nous allons aussi décrire comment nous avons utilisé un jury afin de valider la crédibilité du comportement de cet agent intelligent, comme nous l'avons fait avec notre expérience précédente.

Il est important que le joueur artificiel que nous voulons modéliser prenne des décisions semblables à un joueur humain. Une fois cela fait, nous pourrons convaincre le joueur que les décisions prises par l'algorithme d'intelligence artificielle qui anime le joueur artificiel sont les bonnes, ou au moins les mêmes qu'il aurait lui-même adoptées dans des situations similaires. Ceci nous permet de créer une réelle adversité entre les deux joueurs dans les jeux de compétition.

Or, tout cela arrive si le joueur artificiel passe cette version du test de Turing, peu importe dans quel contexte on place l'algorithme. Pour faire notre démonstration, nous avons utilisé le jeu *Magic : The Gathering* dans notre expérience et *CCG Toolkit* dans la conception de notre propre système. L'important est que l'algorithme passe le test de Turing, ce qui peut être parfois difficile à cause des tendances culturelles qui rendent son

comportement trop facile à identifier par rapport au joueur novice (pour une culture bien établie) ou au joueur expérimenté (pour une culture en constante évolution). Comme nous l'avons dit dans le chapitre précédent, ce n'est qu'une question de temps avant que les algorithmes d'intelligence artificielle utilisés dans les jeux puissent s'adapter à la culture des joueurs, au méta.

Peut-être que l'agent intelligent pourra dès lors passer le test de Turing et pourra servir de modèle dans les jeux de cartes à collectionner. Passer le test de Turing serait également important pour apprendre en innovant pour surmonter des difficultés, tel que nous l'a suggéré le texte d'Hamari et al. (2016).

Toutefois, par souci de respecter les engagements qu'on avait pris au début de la thèse, nous avons utilisé les résultats des deux expériences afin de modifier l'arbre de comportement dans *CCG Toolkit* pour que l'adversaire soit le plus crédible possible. Nous avons également modifié d'autres aspects du patron de création de jeux de cartes afin de créer un produit, *Fantasy Markets*.

Ce jeu, dont le processus de conception est décrit plus loin dans ce chapitre, reste une preuve de concept et non un produit final. Les règles ont été changées pour que le jeu reste un calque des jeux de cartes à collectionner les plus populaires.

5.1. Présentation du jeu *Fantasy Markets*

Dans le jeu (voir figure 9), vous agissez comme un investisseur et vous achetez des parts de compagnie avec de l'argent qui vous est donné à chaque tour. Ces compagnies s'affrontent sur le terrain comme dans un jeu de cartes fantaisiste jusqu'à ce que les points de vie de l'adversaire atteignent zéro. C'est un moyen alternatif de pratiquer la gestion de ressources et de connaître quelques acteurs du marché financier nord-américain!

Figure 9 : Logo de *Fantasy Markets*

5.1.1. Histoire

Le jeu contient un mode histoire, quoiqu'elle n'ait pas été intégrée pour le prototype qui a été utilisé lors de notre expérimentation. Cette histoire a été résumée dans un roman visuel accessible sur le même site où on peut télécharger le jeu (www.fantasy.markets).

Claire, une jeune étudiante fréquentant l'Université Concordia, se lie d'amitié avec trois filles, Amy, Julie et Sophie. Elles étudient toutes en commerce et ont de la difficulté à passer leur cours d'économie. C'est alors que Claire a l'idée de créer un jeu de cartes en ligne pour les aider à mémoriser les acteurs importants du marché économique nord-américain. Les mécaniques de ce jeu ressembleraient aux mécaniques de la réalité

économique auxquelles font face ces compagnies. Par exemple, certaines cartes sont des événements qui peuvent arriver et changent la donne au niveau macroéconomique, comme une sécheresse ou l'augmentation des prix du pétrole.

Après avoir joué au jeu de cartes à collectionner, les filles réussissent à passer leur cours et même à compétitionner dans un concours de stratégie économique nommé les *Commerce Games*!

Le jeu étant initialement conçu pour aider à comprendre la littératie financière, le prototype final du jeu est resté sur le thème de l'économie.

5.1.2. Personnages

Figure 10 : Claire

Claire (voir figure 10)

Une nouvelle étudiante au programme de commerce à l'Université Concordia, elle rencontre plusieurs autres jeunes filles qui, comme elle, ont de la difficulté à comprendre leur cours d'économie. Elle conçoit un jeu de cartes à collectionner pour les aider à retenir les acteurs du marché financier nord-américain et les mécaniques de l'économie.

Figure 11 : Amy

Amy (voir figure 11)

Meilleure amie de Claire, elle essaie le jeu que Claire a conçu et accepte de lui prêter main-forte pour le côté recherche et essais techniques de la conception du jeu. Elle est la plus enthousiaste à l'idée d'apprendre en jouant.

Figure 12 : Sophie

Sophie (voir figure 12)

Une des amies à Claire, elles se rencontrent à la bibliothèque et discutent de l'économie. Cette fille a une curiosité sans pareil, ce qui a aidé Claire dans l'élaboration du concept ludique et dans la recherche de notions économiques à intégrer au jeu.

Figure 13 : Julie

Julie (voir figure 13)

La plus sceptique parmi les quatre filles sur les bienfaits de l'apprentissage par le jeu, elle a été d'une aide inestimable pour la conception de l'agent intelligent car c'est elle qui joue le plus à *Fantasy Markets*. C'est elle qui en a le plus besoin!

5.1.3. Règles et mécaniques

Ce jeu demeure un jeu où s'opposent deux joueurs. Cependant, seul l'un de ces joueurs est humain, l'autre est un agent intelligent. L'agent intelligent peut choisir une personnalité parmi plusieurs profils de personnalités, selon l'avatar qui est choisi (chaque avatar représente l'une des quatre filles présentées précédemment).

Le joueur choisit un deck, qui, dans le contexte de ce jeu, est en fait un portefeuille d'investissements. Le deck contient des cartes représentant des compagnies comme *Google*, *Meta*, *Sega*, etc. Le joueur peut choisir un deck créé à l'avance ou concevoir son propre deck, qui doit contenir au plus cinquante cartes (trois cartes au plus pour une seule compagnie).

Le jeu est séquentiel; les joueurs s'affrontent en jouant chacun leur tour. À chaque tour, un joueur gagne 1000$ qu'il peut "investir" dans une des compagnies dans son deck (son portefeuille). La compagnie achetée va sur le terrain de jeu et affronte les compagnies du joueur adverse en les attaquant directement, comme dans un jeu de cartes à collectionner plus fantaisiste comme *Magic : The Gathering*. Le jeu se termine lorsque les compagnies achetées réduisent les points de vie de l'adversaire à zéro.

Parmi les mécaniques qui font penser aux règles de l'économie, il y a le fait que le joueur peut emprunter de l'argent pour investir dans une compagnie. Les cartes ont souvent aussi des effets relevant de l'économie comme l'augmentation d'un taux d'intérêt en lien avec ce système d'emprunt, si une carte de l'industrie bancaire est jouée, par exemple. Le reste des mécaniques dépend de l'utilisation des règles par les cartes individuelles. Dans un jeu de cartes à collectionner, une mécanique introduite par une seule carte peut potentiellement tout changer !

5.2. Méthode de développement du jeu

Discutons des étapes qui ont été suivies pour développer le prototype de jeu qui devait prendre en compte les conseils de nos experts. La section qui nous intéresse le plus est la section sur la modification de l'intelligence artificielle, qui se retrouve en dernier. Nous avons utilisé les résultats de la première expérience et les leçons tirées de celle-ci afin de concevoir le prototype.

5.2.1. Sélection d'un moteur de création de jeux et d'un patron de conception de jeu de cartes

Nous avons en premier sélectionné un moteur de création de jeu qui contenait plusieurs moyens efficaces de programmer notre intelligence artificielle, mais dont l'une était directement conçue pour être utilisée avec le logiciel : les arbres de comportement. Nous avons dans ce cas choisi *Unreal Engine*, version 4.24. La documentation qui accompagnait l'implantation de ceux-ci dans l'environnement de travail nous a rendu le travail plus facile.

Après avoir sélectionné le moteur de création de jeux, nous avons cherché un patron de création de jeux de cartes qui nous a donné les paramètres et les mécaniques préprogrammées. Nous n'aurions qu'à modifier les graphiques, les sons, l'intelligence

artificielle, et ainsi de suite. Nous avons choisi comme patron de conception de jeux de cartes *CCG Toolkit* d'Aaron Scott.

5.2.2. Changement des règles et des cartes

Nous avons changé les règles du jeu en modifiant un fichier nommé *CardGameMode* qui nous a permis de multiplier par 1,000 la quantité de « mana » du joueur (désormais décrite par la variable « capital ») et de l'exprimer en fonction des tours passés comme dans le jeu *Hearthstone*. Ce même fichier nous a permis d'exprimer la quantité restante de capital du joueur et la quantité de capital gagnée à chaque tour.

Le fichier *BasicSet_DataTable* nous a bien aidés, car c'est ce fichier qui contient toutes les données à propos des cartes. Modifier ce fichier nous a permis de modifier les images sur les cartes, la description des cartes, la quantité de capital à utiliser pour mettre la carte sur le terrain, etc.

5.2.3. Déploiement et tests

Le jeu a finalement été déployé sur la plateforme Windows, et testé maintes fois afin de s'assurer que tout fonctionne. Les erreurs trouvées dans les tests ont été corrigées de manière itérative, un problème à la fois pour ne pas entraîner de complications au niveau

du code. Finalement, la plateforme Windows a été retenue pour faire les tests pour valider la qualité de l'intelligence artificielle contenue dans le jeu.

5.2.4. Modification de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle dans le jeu est construite avec des arbres de comportement (voir figure 14) et tout autre fichier de support (tableau noir à la figure 14e, tâches et services à joindre à l'arbre de comportement, etc.) Afin de modifier le comportement du personnage non-joueur dans le jeu, nous avons modifié la table correspondant aux profils de personnalité du joueur (*AIPersonality_DataTable*, voir figure 15), un fichier qui a rendu la modification de l'arbre de comportement plus accessible pour prendre en considération les trois premiers critères relevés par nos juges lors de nos expériences :

- **Le temps de réponse et de réflexion :** Ce critère a été pris en considération en modifiant le champ *Play_Speed* dans la table de valeurs, ce qui donne au joueur l'impression que son adversaire est en train de lire ses cartes et réfléchir. La vitesse d'exécution de l'intelligence artificielle a été mise par défaut de 0 (lent) à 2 (rapide).

- **L'expertise du joueur :** Ce critère a été pris en considération en ajustant le niveau de difficulté de personnage non-joueur vers la hausse en augmentant la variable *Difficulty*. Varier cette variable en fonction du temps de réponse pourrait donner un air

de crédibilité à l'agent intelligent. Par exemple, une action triviale ou une erreur devrait être accompagnée d'un court temps de réflexion, mais un bon coup devrait être accompagné d'un temps de réflexion un peu plus long. Il y a trois difficultés : *Facile*, *Normal* et *Difficile*, ce qui peut correspondre au niveau d'expertise de novice, d'intermédiaire et d'expert chez les joueurs normaux, tels que décrits par les concepteurs de *Hearthstone* lors de la création de leur jeu (Mark, 2021).

- **La personnalité du joueur :** Nous conférons ici une personnalité au joueur en donnant une priorité à ses actions choisies. Par exemple, un joueur agressif choisira plutôt des cartes d'attaque, et un joueur plus posé, plus réfléchi donnera plutôt priorité à des cartes défensives. Les priorités d'action disponibles par défaut sont les suivantes :
  - Statu quo, ne rien faire
  - Augmenter ses points de vie
  - Utiliser des cartes d'attaque
  - Endommager l'adversaire sans endommager ses ressources
  - Jouer des cartes au hasard (le plus de cartes jouées le mieux)
  - Piger le plus de cartes possibles
  - Nuire à l'ennemi autant que possible

Une chose intéressante à noter est que pour cette expérience, nous avons modifié le « profil de personnalité » du personnage non-joueur en fonction de la rétroaction reçue lors de notre expérience, c’est-à-dire que nous avons utilisé les quatre critères identifiés pour pouvoir les valider. Le PNJ peut désormais jouer plus lentement (temps de réponse), plus agressivement (personnalité), etc.

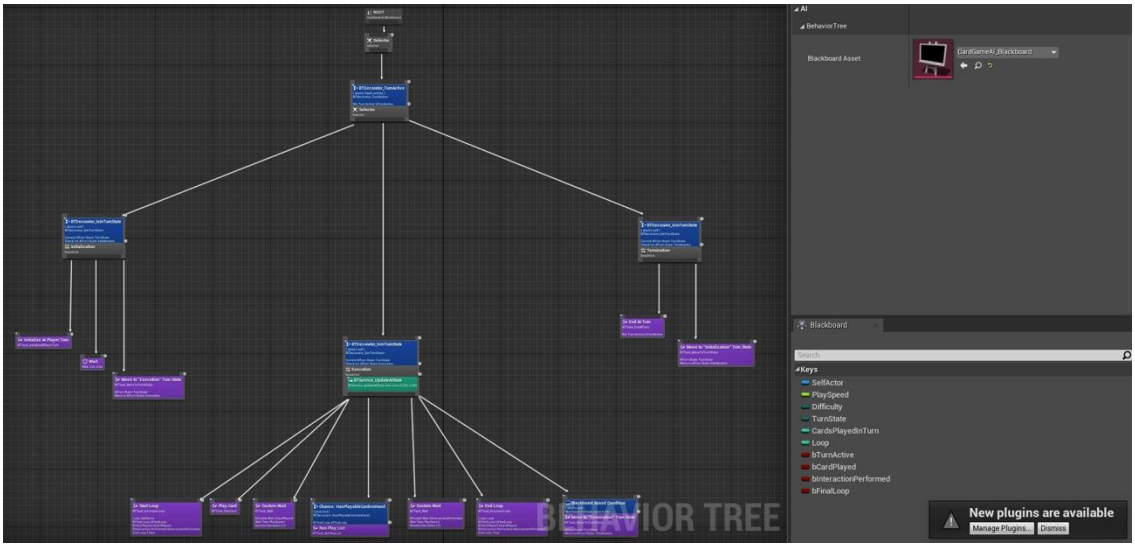

Figure 14 :
Arbre de comportement de l’agent intelligent utilisé dans le jeu *Fantasy Markets*

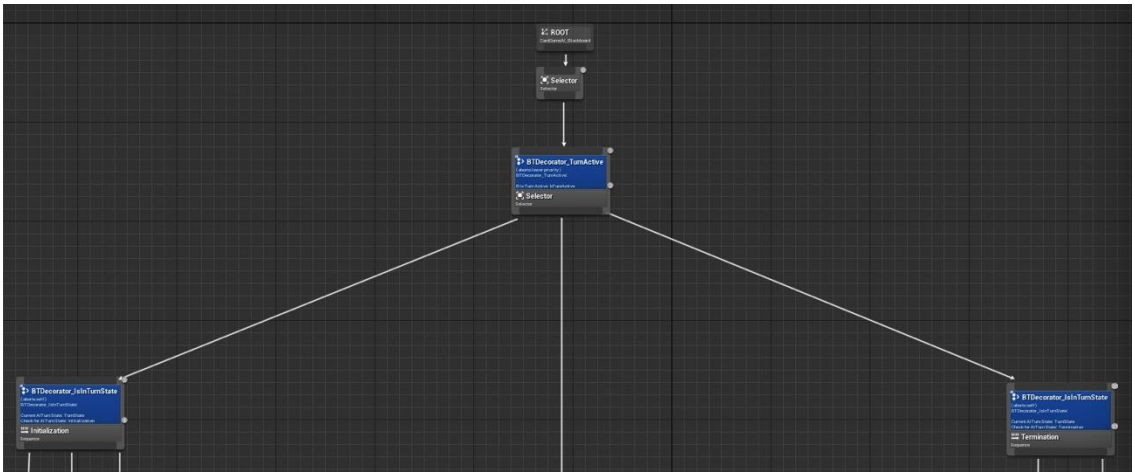

Figure 14a :
Noeud racine et nœuds sélecteurs de l’arbre de comportement dans la figure 14

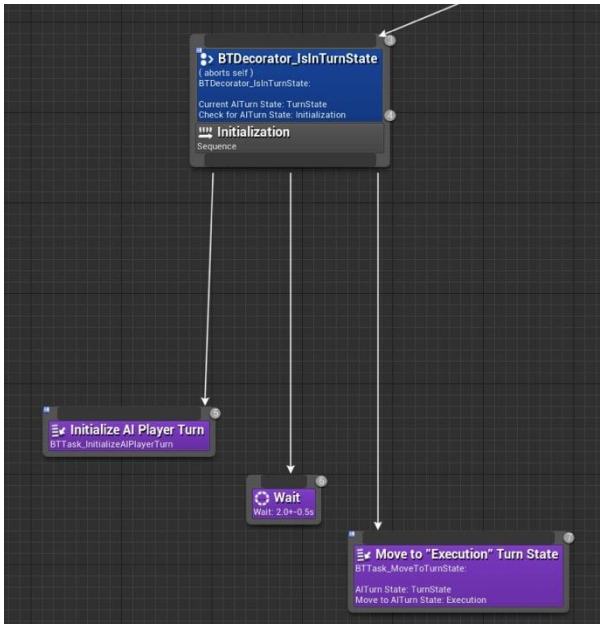

Figure 14b :
Nœuds séquence de gauche dans la figure 14

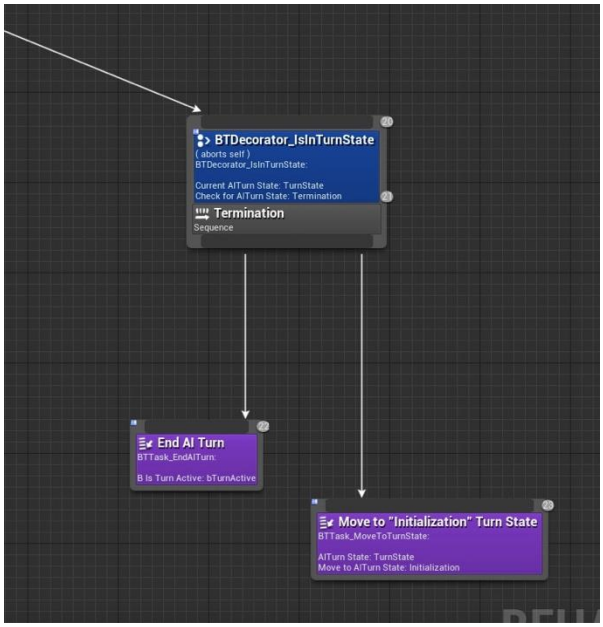

Figure 14c :
Nœuds séquence de droite dans la figure 14

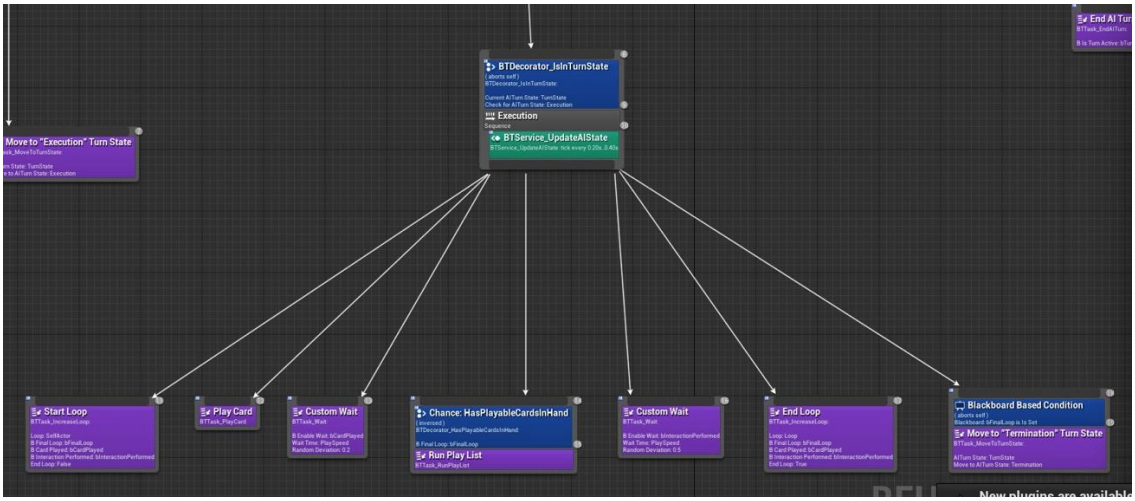

Figure 14d :
Nœuds séquence du bas dans la figure 14

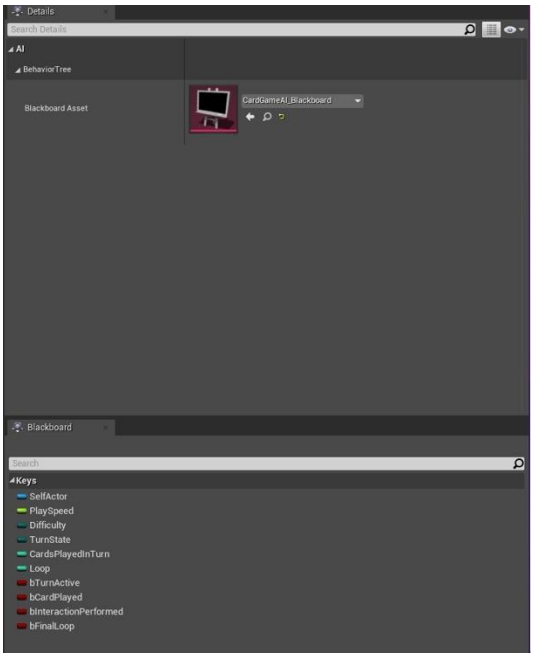

Figure 14e:
Tableau noir (*blackboard*) qui retient en mémoire les informations particulières de la partie comme la difficulté et la vitesse

Comme mentionné dans le tableau 14, le jeu en question contient deux decks, *CloneDeck* et *CreatureRebornDeck*. Ces deux decks sont les noms des decks par défaut dans le patron de jeux de cartes utilisé pour créer *Fantasy Markets, CCG Toolkit*. Les deux decks ont été modifiés pour aménager le thème du jeu de carte créé (l'utilisation de compagnies dans le marché financier nord-américain). Sans dresser un inventaire de toutes les cartes contenues, le deck *CloneDeck* a comme mécanique la multiplication (le clonage) de ses propres cartes. Quant au deck *CreatureRebornDeck*, il s'agit d'un deck qui ramène ses créatures à la vie une fois qu'elles ont été mises dans la défausse.

Tableau 14
Profils de personnalité retenus pour la conception de *Fantasy Markets*

	Propriétés de l'IA	Niveau de difficulté	Temps de réflexion - varie de 0.0 (rapide) à 2.0 (lent)	Priorités de la personnalité	Decks que l'IA peut jouer	Notes
Personnalité 1	Agressif	Difficile	1.5	Jouer des cartes d'attaque Endommager l'adversaire Augmenter ses points de vie	CloneDeck CreatureRebornDeck	Ce profil de personnalité est le profil par défaut. Son temps de réflexion est normal. Il tente de maximiser ses gains en profitant des opportunités qui se présentent tout en minimisant ses pertes.
Personnalité 2	Fatigant	Difficile	0.75	Causer des ennuis à l'adversaire Prendre des cartes Jouer des cartes	CloneDeck CreatureRebornDeck	Ce profil est celui d'un expert qui se moque de son adversaire. Il joue rapidement et tente de causer des ennuis à son adversaire sans aller directement vers le but principal : la défaite de son adversaire. Il prolonge la partie en prenant le plus de cartes possibles.
Personnalité 3	Mesuré et défensif	Normal	2.0	Augmenter ses points de vie Ramasser des cartes	CloneDeck CreatureRebornDeck	Ce profil de personnalité joue très lentement et tente d'augmenter ses points de vie le plus possible. Il joue défensivement.

Les profils de personnalité ont été testés pour des questions d'équilibre en jouant et en tentant de trouver des failles dans le comportement du personnage non-joueur. Nous avons testé des interrelations entre les variables. Par exemple, dans la figure 15, nous voyons les trois profils de personnalité présentés dans le tableau 14, mais chacune d'entre elles ont un temps de réaction (*PlaySpeed*) différents pour observer si le jury, lors de l'analyse du jeu, verront d'un œil différent un même comportement qui joue plus lent ou plus rapidement.

L'arbre de comportement ne pourra pas résoudre le problème relevé dans cette thèse comme quatrième critère parce qu'il s'agit d'un nouveau jeu, sans base préétablie de joueurs, sans culture communautaire et sans historique de bonnes pratiques identifiables pour l'instant. Il s'agit ici d'un problème connu par beaucoup de jeux qui viennent d'être conçus, aussi le concepteur devra-t-il mettre à jour ses arbres de comportement après un certain temps, quand une communauté de joueurs commencera à se développer.

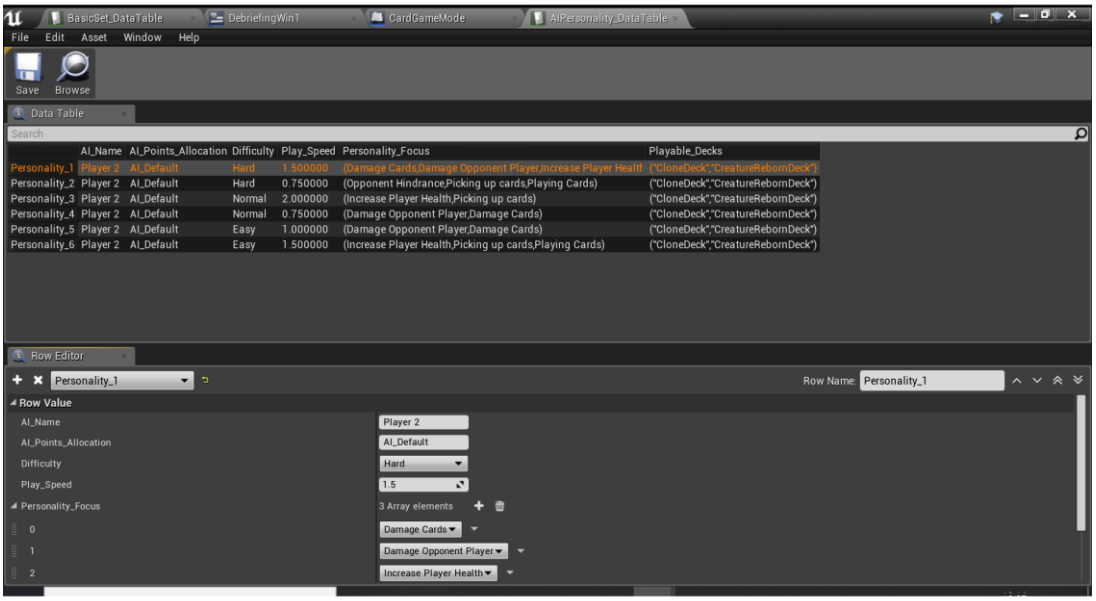

Figure 15 : La table représentant les profils de personnalité possibles du personnage non-joueur dans *CCG Toolkit*.

5.2.5. Validation de la méthode de conception de l'intelligence artificielle

Nous avons tenté de valider un prototype de jeu utilisant un autre algorithme que les trois algorithmes utilisés pendant la première expérimentation. Nous avons pris en considération les conseils qui nous été prodigués par les experts dans la première expérience afin de valider la robustesse des critères découverts lors de cette première expérience.

Pour la validation de l'agent intelligent de *Fantasy Markets*, nous avons réuni quelques membres des deux jurys ensemble afin de faire une séance d'expérimentation similaire à celle que nous avons faite précédemment et dans laquelle les juges avaient pour tâche de nous dire s'ils pouvaient facilement reconnaître l'humain et l'agent intelligent. Cette fois-ci, les juges furent instruits qu'ils pouvaient simplement nous dire s'ils ne reconnaissaient aucune différence (ce qui nous disait que la machine était aussi crédible que l'humain). Les juges ont regardé la partie jouée entre le joueur humain et l'agent intelligent et devaient rendre leur jugement sur la crédibilité du personnage non-joueur pendant la partie.

Les seuls changements apportés à cette phase de validation par rapport à la validation de l'agent intelligent dans *Magarena* est le nombre de juges utilisés et l'algorithme utilisé dans la conception de l'agent intelligent. Tous les juges interrogés lors de la première phase de l'expérimentation n'étaient pas disponibles pour cette deuxième phase; nous avons connu un phénomène de mortalité en cours de route, ce qui est une limite de notre recherche. Quant à l'utilisation d'un algorithme autre que ceux utilisés dans la version *Magarena* de *Magic : The Gathering*, nous voulions être sûrs que le comportement de l'agent intelligent était différent dans les deux jeux. Nous avons opté pour l'utilisation des arbres de comportement, l'algorithme utilisé de facto par notre patron de conception du jeu de cartes, *CCG Toolkit*.

Le premier juge, amateur de jeux (J3’), ayant regardé la partie diffusée était de l’avis que l’agent intelligent utilisait un temps de réflexion trop rapide et agissait un peu mécaniquement. Toutefois, il a fait remarquer que la différence entre les deux joueurs était subtile, ce qui nous donne les indications suivantes : notre personnage non-joueur ne peut pas être identifié comme un humain, mais jouit quand même d’une certaine crédibilité.

Dans la deuxième entrevue, le deuxième juge, amateur de jeux (J3), et la deuxième juge du premier jury (J2), informaticienne, étaient d’avis que ce qu’ils ont identifié comme un agent intelligent agissait trop rapidement et mécaniquement, un peu comme le premier juge l’a fait savoir. La vitesse de réflexion était le point le plus important dans la réflexion des juges, ainsi que l’expertise du joueur (faire de bonnes actions en peu de temps de réflexion). Nous comprenons de cette entrevue que pour une expérience future, il faudrait se pencher sur le temps de réponse pour déterminer combien de temps l’agent intelligent devrait prendre pour exécuter une action stratégique.

Pour la troisième entrevue, nous avons discuté avec le premier membre du deuxième jury (J1’), un professeur de psychologie qui possède des connaissances en jeux de cartes, notamment *Magic : The Gathering*. Après avoir joué au jeu pour se rendre familier avec les règles, il a mentionné que l’intelligence artificielle utilisée dans ce jeu était nettement

supérieure à celle utilisée dans *Magarena*. L'agent intelligent dans le jeu *Fantasy Markets* ne faisait pas d'erreurs grossières. Toutefois, en gagnant de l'expérience, le joueur a remarqué que l'agent intelligent pouvait être déjoué facilement si on était plus cavalier, c'est-à-dire si on attaquait le joueur adverse directement au lieu de s'occuper de ses créatures. Au niveau du jugement et de la rationalité, le comportement de cet agent intelligent ressemble beaucoup plus à celui de l'être humain. Les juges semblent toutefois unanimes, en se basant sur les critères identifiés auparavant, qu'il y a eu des améliorations par rapport aux agents intelligents qui ont été analysés lors de l'expérience avec *Magarena*.

Le tableau 15 décrit une expérience alternative que nous aurions pu conduire pour valider la crédibilité du comportement du personnage non-joueur dans notre jeu.

Tableau 15 :
Résumé de la démarche méthodologique d'une expérience alternative pour valider la crédibilité du comportement du personnage non-joueur dans *Fantasy Markets*

Procédure de collecte de donnée	Des entrevues individuelles et une entrevue de groupe auraient toujours été organisées pour recueillir les réponses des juges. L'entrevue de groupe aurait pu inclure tous les juges.
Instruments utilisés	Les réponses seraient enregistrées en utilisant un logiciel d'enregistrement vidéo, puis les réponses écrites en utilisant Word.
Techniques d'analyse	Nous aurions toujours utilisé une analyse qualitative selon la grille d'analyse présentée par Collins et al. (2017) pour interpréter les résultats des entrevues sur l'identité des joueurs
Démarche entreprise	Nous aurions enregistré 7 parties du jeu *Fantasy Markets*, puis nous aurions demandé à deux jurys de juges (peut-être plus que trois juges pour chaque jury) d'analyser ces sept vidéos et de nous formuler leurs pensées dans une entrevue.
Sélection des participants	Recrutement de bouche à oreille parmi les étudiants de la Chaire *Global Smart Disruptive Learning* et, pour le jury, les professeurs de la Télé-Université et peut-être de l'UQAM. Nous aurions pu aussi étendre l'appel de candidatures à d'autres Universités montréalaises comme Concordia et Mcgill
Situations possibles de conflit d'intérêt	Toujours aucune situation de conflit d'intérêt

Chapitre 6 : Conclusions, limites et observations pour de futures expériences

Cette thèse apporte une contribution sur le plan scientifique en indiquant quatre critères à considérer lors de la conception de personnages non-joueurs afin de créer un agent intelligent qui soit crédible : le temps de réponse du joueur, son expertise, le respect des bonnes pratiques du jeu et son impulsivité (voir chapitre 4).

Le temps de réponse du joueur est le temps que prend le joueur pour réfléchir avant de commettre une action. L'expertise du joueur équivaut à sa connaissance des règles et des cartes. Si le joueur joue d'une manière équivalente aux autres joueurs de la communauté d'un certain jeu de type de cartes à collectionner et respecte les bonnes pratiques établies par cette communauté, il respecte le troisième critère établi par notre recherche. Finalement, la rationalité du joueur est un critère à prendre en considération.

La crédibilité du personnage non-joueur a été définie comme étant la capacité d'agir de manière identique à un être humain. Nous avons tenté de mesurer ce critère avec un test de crédibilité similaire au test de Turing, en faisant des expériences où des juges avaient à différencier un être humain d'un agent intelligent. Aucun des agents intelligents n'ont réussi à se faire passer unanimement pour un être humain; nous pouvons donc clairement

inférer que les juges ont réussi à différencier l'humain de l'agent intelligent dans la plupart des cas. La contribution vient de l'analyse des raisons pour lesquelles les juges ont été capables de faire cette différence.

Le volet cognitif d'une telle contribution se situe au niveau des notions de psychologie sociale (ex.: la co-construction de savoir et l'élaboration des bonnes pratiques à respecter par la communauté) utilisés pour identifier les critères à respecter pour la conception d'un agent intelligent dans un jeu de cartes à collectionner. Au niveau informatique, nous avons regardé quelques techniques informatiques utilisées pour implémenter ces critères dans le comportement d'un agent intelligent (Monte Carlo, Minimax, Las Vegas, arbres de comportement, apprentissage machine). Nous avons utilisé les arbres de comportement dans la conception de notre propre agent intelligent pour illustrer comment implémenter un tel comportement à l'aide d'un algorithme informatique.

Pratiquement, dans le domaine de l'informatique cognitive, cette contribution permettra aux programmeurs d'agents intelligents d'avoir un patron à suivre pour créer des agents intelligents crédibles qui vont améliorer l'expérience de jeu au niveau de son aspect compétitif.

En résumé, nous jugeons qu'il faut que les personnages non-joueurs utilisés dans les jeux de cartes à collectionner soient des agents intelligents crédibles pour en augmenter leur caractère compétitif, selon les souhaits du concepteur du jeu.

Pour apprendre ce qu'est un agent intelligent crédible, nous avons fait une expérience réunissant deux jurys composés de professeurs en psychologie, d'informaticiens et d'amateurs de jeux vidéo. Nous avons trouvé quatre critères interreliés qui contribuent à la crédibilité de notre agent intelligent.

Nous avons ensuite élaboré une méthode pour intégrer ces critères dans la conception d'un personnage non-joueur, sauf le critère de la culture communautaire et du respect des bonnes pratiques, qui sera listé comme une limite de notre recherche. Nous avons finalement validé la crédibilité de notre nouvel agent intelligent. L'élaboration et la validation de notre méthode pour intégrer ces critères dans notre propre jeu sérieux nous a permis de répondre à notre question de recherche initiale : **Quels critères utiliser pour différencier le comportement d'un joueur humain de celui d'un agent intelligent dans un jeu de cartes à collectionner ?**

Un test de Turing voulant mesurer la crédibilité d'un agent intelligent demeure un outil utile pour identifier des lignes directrices qui nous permettront de déceler un humain

d’une machine. Ce genre de lignes directrices sont primordiales, car l’intelligence artificielle devient de plus en plus sophistiquée et présente dans notre société. Dans les jeux en ligne, par exemple, des jeux comme Fortnite utilisent déjà des agents intelligents et les mélangent dans la population de joueurs. Pour pallier une éventuelle ambiguïté dans les interactions culturelles et communautaires, connaître les critères pour différencier l’être humain des agents intelligents est un sujet digne de recherche.

6.1. Bilan du projet

En résumé, nous avons choisi le jeu de l’imitation pour analyser le comportement de deux joueurs humains et de trois agents intelligents conçus chacun avec un algorithme d’intelligence artificielle différent. En choisissant soigneusement deux jurys de trois juges chacun pour analyser le comportement des joueurs, nous avons pu identifier quatre critères pour différencier les joueurs humains des agents intelligents. Nous avons ensuite utilisé ces quatre critères pour concevoir une intelligence artificielle dans un jeu de cartes à collectionner, et nous avons validé la qualité de ce personnage non-joueur avec un jury de quatre juges.

L’expérience a fonctionné correctement. En prenant du recul, il a été nécessaire de faire des essais et des tentatives pour déceler rapidement des limites dans le devis

méthodologique. Par exemple, on a pu déceler rapidement le besoin d'organiser les entrevues à distance plutôt qu'en présentiel, car les juges ne sont pas tous disponibles en même temps et certains habitent loin. Il a fallu être flexible sur le plan méthodologique pour accommoder tous les participants. Ce genre d'expériences se prête bien à distance car elles peuvent bénéficier du support de la technologie (enregistrements de vidéos, discussions sur Zoom).

Au niveau des acquis sur le plan méthodologique, nous avons appris qu'il valait mieux passer les participants en entrevue plutôt que de les laisser à eux-mêmes; les explications pour l'expérience étant plus simples à prodiguer de cette manière. C'est pourquoi nous avons organisé une séance d'explication des règles du jeu avec démonstration par vidéo au début de l'entrevue. À ce niveau, même si le jeu sélectionné peut bénéficier d'une certaine complexité pour laisser à l'intelligence artificielle le loisir de sélectionner de nombreuses stratégies, les instructions aux juges devaient être simples et clairement expliquées.

Pour le recrutement, il valait mieux utiliser les contacts personnels et le bouche-à-oreille au lieu d'une annonce généralisée par courriel. Nous avons essayé les deux méthodes et c'est le contact personnel qui a donné les meilleurs résultats. Toujours au niveau du recrutement, nous voyons que c'était une idée intéressante de varier le genre des

personnes retenues pour agir comme joueurs, car cela pourrait avoir brouillé les pistes d'analyse de certains juges si le style de jeu peut transparaître et être analysé par ces juges. Ainsi, utiliser un algorithme d'intelligence artificielle différent pour chaque agent intelligent a été une piste intéressante.

6.2. Limites et observations pour de futures expériences

Le choix du jeu est une limite importante de la recherche utilisée dans cette thèse. Nous avons choisi un jeu de cartes un peu fantaisiste dont le thème se rapporte à la gestion de ressources, *Magic : The Gathering*. La raison pour le choix du jeu est simplement que la sélection d'algorithmes d'intelligence artificielle dans la conception d'un jeu de cartes à collectionner n'est pas habituellement rendue publique. Il fallait choisir des jeux dont les algorithmes nous étaient connus.

Nous avons identifié une autre limite : la capacité d'apprentissage du joueur. Nous ne pouvons pas prendre un jeu par algorithme, car le joueur devra prendre du temps pour apprendre et s'habituer à chaque jeu. C'est pourquoi nous avons choisi un seul jeu à source ouverte qui contenait des algorithmes qui nous étaient connus et dont nous avions la documentation de leur fonctionnement.

Nous ne pouvions pas choisir un jeu qui contenait tous les algorithmes d'intelligence artificielle habituellement utilisés dans les jeux, alors nous avons choisi un jeu qui en contenait un nombre suffisant pour pouvoir déceler des lignes directrices pour identifier l'humain de l'agent intelligent.

Le recrutement des participants a été un obstacle majeur à la réalisation du projet. Recruter des étudiants parmi la Chaire de recherche UNESCO GSDL (*Global Smart Disruptive Learning*) était une idée venue à point, grâce à l'intervention du professeur Richard Hotte.

L'expertise des joueurs est une autre limite de la recherche. Si nous avions recruté des joueurs experts, les résultats auraient peut-être été différents des résultats que l'on possède aujourd'hui. Puisque plusieurs des joueurs n'étaient pas expérimentés dans le domaine des jeux vidéo, il fallait tenir compte de cela dans l'analyse du test de Turing.

Si nous avions recruté un plus grand nombre d'évaluateurs, il aurait été possible de faire des analyses quantitatives plus poussées pour le test de crédibilité. En revanche, nous devons rappeler au lecteur que nous recherchons la qualité des candidats et non la quantité, et sur ce point, nous avons été choyés par la présence d'un jury d'experts dans des domaines qui nous intéressent. Cette limite est donc plus ou moins pertinente.

Les ressources matérielles sont bien sûr une limite importante à mentionner. Le recrutement d'étudiants aurait été plus facile s'il y avait possibilité de rémunération des candidats choisis. On a pu obtenir la participation de joueurs et d'évaluateurs qui ont décidé d'aider la progression de la recherche de manière bénévole, ce qui a été utile.

Une limite importante (et un défi stimulant) à mentionner est que cette thèse agit dans un domaine en constante évolution. Les *réseaux antagonistes génératifs* viennent d'être créés (Goodfellow et al., 2014) et n'existaient pas il y a vingt ans. Peut-être qu'au moment où sera déposée la thèse, les critiques de l'intelligence artificielle émises dans ce rapport auront été identifiées par d'autres personnes, répondues et réglées. Des compagnies comme *Google*, *Apple* et *Facebook* innovent constamment dans le domaine.

Une dernière limite pertinente à mentionner est que le quatrième critère, le respect de la culture communautaire et le respect des bonnes pratiques dans le jeu de cartes en question, n'a pas pu être prise en considération dans la conception de la méthode pour créer un agent intelligent, puisque pour un nouveau jeu, il n'existe pas de culture communautaire.

Une suggestion donnée par l'une des joueuses qui a procédé à l'enregistrement des vidéos pour l'expérimentation était de donner le jeu à l'avance aux joueurs pour qu'ils puissent s'y habituer. Ainsi, il aurait fallu entraîner les joueurs, ce qui pourrait être fait pour une expérience future.

Au lieu d'essayer de recruter des étudiants au doctorat en informatique cognitive, nous aurions dû essayer de recruter des personnes à d'autres cycles d'enseignement, qui ont peut-être plus de temps pour participer à de telles études.

Pour l'expérience, nous avons utilisé des agents qui utilisaient une approche probabiliste plutôt que de l'apprentissage profond. Nous pourrions utiliser de l'apprentissage profond dans une expérience future.

Les perspectives envisagées pour cette recherche seraient de mener d'autres expériences afin de confirmer les effets sur la motivation des joueurs lorsqu'ils font face à un personnage non-joueur conçu avec nos quatre critères. Aussi, nous voudrions effectuer de plus amples recherches sur la crédibilité du personnage non-joueur en relation avec ces quatre critères avec un nombre de juges plus grand.

Bibliographie

Abric, J. C., Faucheux, C., Moscovici, S., et Plon, M. (1967). Rôle de l'image du partenaire sur la coopération en situation de jeu. *Psychologie française*, *12*(4), 267-275.

Afonso, N., et Prada, R. (2008). Agents that relate: Improving the social believability of non-player characters in role-playing games. Dans *International Conference on Entertainment Computing* (pp. 34-45). Springer, Berlin, Heidelberg.

Agis, R. A., Gottifredi, S., et García, A. J. (2020). An event-driven behavior tree extension to facilitate non-player multi-agent coordination in video games. *Expert Systems with Applications*, *155*, 113457.

Andrea, R., et Kopel, M. (2018). Design and development of "battle drone" computer-based trading card game (CTCG). Dans *International Conference on Multimedia and Network Information System* (pp. 574-585). Springer, Cham.

Ashley, D. R., Chockalingam, V., Kuzma, B., et Bulitko, V. (2019). Learning to Select Mates in Evolving Non-playable Characters. Dans *2019 IEEE Conference on Games (CoG)* (pp. 1-8). IEEE.

Babai, L. (1979). Monte-Carlo algorithms in graph isomorphism testing. *Université de Montréal Technical Report, DMS*, (79-10).

Bailey, C. et Katchabaw, M. (2008). An emergent framework for realistic psychosocial behaviour in non-player characters. Dans *Proceedings of the 2008 Conference on Future Play: Research, Play, Share* (pp. 17-24).

Block, N. (1981). Psychologism and behaviorism. *The Philosophical Review*, *90*(1), 5-43.

Borovikov, I., Harder, J., Sadovsky, M., et Beirami, A. (2019). Towards interactive training of non-player characters in video games. *arXiv preprint arXiv:1906.00535*.

Bringsjord, S. (2013). *What robots can and can't be* (Vol. 12). Springer Science & Business Media.

Brisson, A., Pereira, G., Prada, R., Paiva, A., Louchart, S., Suttie, N., ... et Oliveira, M. F. (2012, Octobre). Artificial intelligence and personalization opportunities for serious games. Dans *Eighth Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference*.

Bulitko, V., Carleton, S., Cormier, D., Sigurdson, D., et Simpson, J. (2017). Towards positively surprising non-player characters in video games. Dans *Thirteenth Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference*.

Bursztein, E. (2016). I am a legend: Hacking hearthstone using statistical learning methods. Dans *2016 IEEE conference on computational intelligence and games (CIG)* (pp. 1-8). IEEE.

Chang, Kyong-Sok, et Zhu, D. (2015). Hierarchical Finite State Machine (HFSM) & Behavior Tree (BT).

Crawford, G., Gosling, V. K. et Light, B. (2013). *Online gaming in context: The social and cultural significance of online games*. Routledge.

Colledanchise, M., et Ögren, P. (2018). *Behavior trees in robotics and AI: An introduction*. CRC Press.

Collins, H., Evans, R., Weinel, M., Lyttleton-Smith, J., Bartlett, A. et Hall, M. (2017). The Imitation Game and the nature of mixed methods. *Journal of Mixed Methods Research*, *11*(4), 510-527.

Cooper, S. B. et Van Leeuwen, J. (Eds.). (2013). *Alan Turing: His work and impact*. Elsevier.

de Mesentier Silva, F., Canaan, R., Lee, S., Fontaine, M. C., Togelius, J., et Hoover, A. K. (2019, August). Evolving the hearthstone meta. Dans *2019 IEEE Conference on Games (CoG)* (pp. 1-8). IEEE.

Dey, R., et Child, C. (2013). Ql-bt: Enhancing behaviour tree design and implementation with q-learning. Dans *2013 IEEE Conference on Computational Inteligence in Games (CIG)* (pp. 1-8). IEEE.

DiCicco-Bloom, B., et Crabtree, B. F. (2006). The qualitative research interview. *Medical education*, *40*(4), 314-321.

Donaldson, S. (2017). Mechanics and metagame: Exploring binary expertise in League of Legends. *Games and Culture*, *12*(5), 426-444.

French, R. M. (1990). Subcognition and the limits of the Turing test. *Mind*, *99*(393), 53-65.

Germeil, G., et Plante, P. (2018). Apprentissage de la littératie financière par le biais d'un roman visuel.

Glavin, F. G., et Madden, M. G. (2018). Skilled experience catalogue: A skill-balancing mechanism for non-player characters using reinforcement learning. Dans *2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG)* (pp. 1-8). IEEE.

Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*, *27*.

Habgood, M. P. J., Ainsworth, S. E., et Benford, S. (2005). Endogenous fantasy and learning in digital games. *Simulation & Gaming, 36*(4), 483–498.

Hamari, J., Shernoff, D. J., Rowe, E., Coller, B., Asbell-Clarke, J. et Edwards, T. (2016). Challenging games help students learn: An empirical study on engagement, flow and immersion in game-based learning. *Computers in human behavior*, *54*, 170-179.

Harnad, S. (1989). Minds, machines and Searle. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, *1*(1), 5-25.

Harnad, S. (1991). Other bodies, other minds: A machine incarnation of an old philosophical problem. *Minds and Machines*, *1*(1), 43-54.

Harth, J. (2017). Empathy with non-player characters? An empirical approach to the foundations of human/non-human relationships. *Journal For Virtual Worlds Research*, *10*(2).

Hernández-Orallo, J. (2020). Twenty Years Beyond the Turing Test: Moving Beyond the Human Judges Too. *Minds and Machines*, *30*(4), 533-562.

Hingston, P. (2009). A Turing test for computer game bots. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, *1*(3), 169-186.

Hull, D. C., Williams, G. A., et Griffiths, M. D. (2013). Video game characteristics, happiness and flow as predictors of addiction among video game players: A pilot study. *Journal of behavioral addictions*, *2*(3), 145-152.

Johansson, S. J. (2009). What makes online collectible card games fun to play? Dans *DiGRA Conference* (p. 34).

Jonathan, T., Bruno, B., et Abdenour, B. (2012). Understanding and implementing adaptive difficulty adjustment in video games. Dans *Algorithmic and Architectural Gaming Design: Implementation and Development* (pp. 82-106). IGI Global.

Jordan, M. I., et Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, *349*(6245), 255-260.

Kapadia, M., Falk, J., Zünd, F., Marti, M., Sumner, R. W. et Gross, M. (2015, February). Computer-assisted authoring of interactive narratives. Dans *Proceedings of the 19th Symposium on Interactive 3D Graphics and Games* (pp. 85-92).

Ketele, J. M. D., et Roegiers, X. (1991). Méthodologie du recueil d'informations: Fondements des méthodes d'observation, de questionnaires, d'interviews et d'étude de documents. *Pédagogies en développement. Méthodologie de la recherche*.

King, D., Delfabbro, P., et Griffiths, M. (2010). Video game structural characteristics: A new psychological taxonomy. *International journal of mental health and addiction*, *8*(1), 90-106.

Kirkpatrick, S., Gelatt Jr, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *science*, *220*(4598), 671-680.

Kopel, M. et Hajas, T. (2018). Implementing AI for non-player characters in 3D video games. Dans *Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems* (pp. 610-619). Springer, Cham.

Kozulin, Gindis, Ageyev et Miller (2003). *Vygotsky's Educational Theory in Cultural Context*. Cambridge. 494 pages.

L'UNESCO en bref, Mission et Mandat (2012). Organisation des Nations Unies pour l'éducation, la science et la culture. Retrouvé sur le web le 16 mars 2020 à l'adresse suivante : https://fr.unesco.org/about-us/introducing-unesco

Leemkuil, H. H. (2006). Is it all in the game? : learner support in an educational knowledge management simulation game.

Lim, S., et Reeves, B. (2010). Computer agents versus avatars: Responses to interactive game characters controlled by a computer or other player. *International Journal of Human-Computer Studies*, *68*(1-2), 57-68.

Malrieu, Ph. (1973). La personnalisation chez l'adolescent. Dans I. Meyerson (Éd.), *Problèmes de la personne* (p. 399-406). De Gruyter.

Mark, D. (2019). Modular tactical influence maps. *Game AI Pro 360: Guide to Tactics and Strategy*, 103-124.

Marzinotto, A., Colledanchise, M., Smith, C. et Ögren, P. (2014). Towards a unified behavior trees framework for robot control. Dans *2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (pp. 5420-5427). IEEE.

Miyake, Y., Shirakami, Y., Shimokawa, K., Namiki, K., Komatsu, T., Tatsuhiro, J., ... et Yokoyama, T. (2019). A character decision-making system for Final Fantasy XV by combining behavior trees and state machines. *Game AI Pro 360: Guide to Architecture*, 339-352.

Ochs, M., Sabouret, N., et Corruble, V. (2008). Modeling the Dynamics of Non-Player Characters' Social Relations in Video Games. Dans *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment* (Vol. 4, No. 1, pp. 90-95).

Olier, J. S., Barakova, E., Regazzoni, C. et Rauterberg, M. (2017). Re-framing the characteristics of concepts and their relation to learning and cognition in artificial agents. *Cognitive Systems Research*, *44*, 50-68.

Orkin, J. (2006). Three states and a plan: the AI of FEAR. Dans *Game developers conference* (Vol. 2006, p. 4). SanJose, California: CMP Game Group.

Pacheco, C., Tokarchuk, L. et Pérez-Liébana, D. (2018). Studying believability assessment in racing games. Dans *Proceedings of the 13th international conference on the foundations of digital games* (pp. 1-10).

Permana, S. D. H., Bintoro, K. B. Y., Arifitama, B., Syahputra, A. et Cendana, M. (2019). Improvisation of Minimax Algorithm with Multi Criteria Decision Maker (MCDM) in the Intelligent Agent of Card Battle Game. Dans *2019 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS)* (pp. 254-258). IEEE.

Rieber, L. P. (1996). Seriously considering play: Designing interactive learning environments based on the blending of microworlds, simulations, and games. *Educational technology research and development*, *44*(2), 43-58.

Rogers, K., Aufheimer, M., Weber, M., et Nacke, L. E. (2018). Exploring the role of non-player characters and gender in player identification. Dans *Proceedings of the 2018 Annual Symposium on Computer-Human Interaction in Play Companion Extended Abstracts* (pp. 271-283).

Russell, S. J., Norvig, P., et Davis, E. (2010). *Artificial intelligence : a modern approach* (3rd ed). Upper Saddle River : Prentice Hall.

Saariluoma, P. et Rauterberg, M. (2016). Turing's error-revised. *International Journal of Philosophy Study*, *4*.

Sagredo-Olivenza, I., Gómez-Martín, P. P., Gómez-Martín, M. A. et González-Calero, P. A. (2017). Trained behavior trees: Programming by demonstration to support ai game designers. *IEEE Transactions on Games*, *11*(1), 5-14.

Sanders, A. (2016). *An introduction to Unreal engine 4*. AK Peters/CRC Press.

Pinar Saygin, A., Cicekli, I., et Akman, V. (2000). Turing test: 50 years later. *Minds and machines*, *10*(4), 463-518.

Schweizer, P. (1998). The Truly Total Turing Test. *Minds and Machines* 8, pp. 263–272.

Schwensfeier, T. (2019). *Prediction of Player Moves in Collectible Card Games* (Doctoral dissertation, Otto VON Guericke University Magdeburg).

Scott, A. (2016). *CCG Toolkit*. Jeu [Ordinateur].(21 juillet 2016) Aaron Scott, États-Unis. Dernièrement utilisé le mois de mars 2020.

Searle, J. R. (1980). Minds, brains, and programs. *Behavioral and brain sciences*, *3*(3), 417-424.

Szilas, N. et Sutter Widmer, D. (2009). Mieux comprendre la notion d'intégration entre apprentissage et jeu. Dans *Actes de l'atelier de la 4ème conférence francophone sur les environnements informatiques pour l'Apprentissage humain* (pp. 27-39).

Thomas, P. et Macredie, R. (1994). Games and the design of human-computer interfaces. *Educational & Training Technology International*, *31*(2), 134-142.

Thompson, J. J., Blair, M. R., Chen, L., et Henrey, A. J. (2013). Video game telemetry as a critical tool in the study of complex skill learning. *PloS one*, *8*(9), e75129.

Turkay, S. et Adinolf, S. (2018). Understanding online collectible card game players' motivations: a survey study with two games. Dans *Proceedings of the 30th Australian Conference on Computer-Human Interaction* (pp. 501-505).

Turkay, S., Adinolf, S. et Tirthali, D. (2012). Collectible card games as learning tools. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, *46*, 3701-3705.

Turing, A. M. et Haugeland, J. (1950). Computing machinery and intelligence. *The Turing Test: Verbal Behavior as the Hallmark of Intelligence*, 29-56.

Warpefelt, H. et Verhagen, H. (2017). A model of non-player character believability. *Journal of Gaming & Virtual Worlds*, *9*(1), 39-53.

Watt, S. (1996). Naive psychology and the inverted Turing test. *Psycoloquy*, *7*(14), 463-518.

Wehbe, R. R., Lank, E. et Nacke, L. E. (2017). Left them 4 dead: Perception of humans versus non-player character teammates in cooperative gameplay. Dans *Proceedings of the 2017 Conference on Designing Interactive Systems* (pp. 403-415).

Wizards of the Coast. *Magic*: *The Gathering* comprehensive rules, 2018. https: //magic.wizards.com/en/game-info/gameplay/rules-and-formats/rules.

Xia, B., Ye, X. et Abuassba, A. O. (2020). Recent research on ai in games. *2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC)*, 505-510.

Yannakakis, G. N. et Togelius, J. (2018). *Artificial intelligence and games* (Vol. 2, pp. 2475-1502). New York: Springer.

Zhao, M. (2020). Analysis on the Connection Between Nonplayer Character And Artificial Intelligence. Dans *2020 International Conference on Intelligent Computing and Human-Computer Interaction (ICHCI)* (pp. 105-108). IEEE.

Zielke, M. A., Evans, M. J., Dufour, F., Christopher, T. V., Donahue, J. K., Johnson, P., ... et Flores, R. (2009). Serious games for immersive cultural training: Creating a living world. *IEEE computer graphics and applications*, *29*(2), 49-60.