

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

ESTIMATION DES CONNAISSANCES D'UN
JOUEUR-APPRENANT ET GÉNÉRATION DE SCÉNARIOS
ADAPTÉS DANS UN JEU SÉRIEUX DE SIMULATION
IMMOBILIÈRE

MÉMOIRE

PRÉSENTÉ

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN INFORMATIQUE

PAR

NICOLAS SOLA

MARS 2015

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

REMERCIEMENTS

En premier lieu, je tiens à adresser mes remerciements à mon directeur de recherche Éric Beaudry pour son soutien, sa disponibilité et les conseils qu'il m'a apportés tout au long de ma maîtrise.

Je tiens aussi à remercier tout particulièrement Sophie Callies, avec qui j'ai travaillé pendant ces deux années sur la conception du jeu sérieux *Game of Homes* pour son aide, ses encouragements et l'ensemble du travail qu'elle a fourni pour obtenir un jeu de qualité.

Je remercie également Roger Nkambou pour ses nombreux conseils ainsi que pour son cours sur les systèmes tutoriels intelligents (INF7470), qui m'a été très utile pour la réalisation de ce mémoire.

Je souhaite aussi remercier Sylvain Labranche, avec qui j'ai eu la chance de publier un article à la conférence *Computational Intelligence and Games (CIG)* de 2014.

Je remercie aussi Émeric Morin et Christophe Gigax qui, lors de leur stage, m'ont aidé à concevoir et améliorer le jeu.

Enfin, je tiens à remercier ma famille de m'avoir offert la possibilité de venir étudier à Montréal et de m'avoir soutenu pendant l'ensemble de mes études.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES	ix
LISTE DES TABLEAUX	xi
RÉSUMÉ	xiii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE I	
LES JEUX SÉRIEUX COMME OUTILS D'APPRENTISSAGE	5
1.1 Apport pour l'apprentissage	5
1.2 Problématiques	7
1.2.1 Équilibre entre l'apprentissage et le divertissement	7
1.2.2 Rigidité des scénarios (du contenu)	9
1.3 Adaptation dans les jeux et les jeux sérieux	12
1.3.1 Adaptabilité en générale	13
1.3.2 Approches existantes	15
1.3.3 Nouveaux modèles émergeant d'adaptation	16
CHAPITRE II	
<i>GAME OF HOMES</i> : UN JEU DE SIMULATION IMMOBILIÈRE	21
2.1 But du jeu	22
2.2 Pourquoi un jeu de simulation ?	23
2.3 Sources des données et prétraitements	27
2.4 Modèle de simulation	28
2.4.1 Architecture des agents artificiels	30
2.5 Évaluation de la valeur des propriétés	32
2.5.1 Méthode de sélection des comparables	34
2.6 Agents Vendeurs	35
2.6.1 Satisfaction du vendeur	38

2.7	Agents Acheteurs	42
2.8	Agents Courtiers	46
2.8.1	Recherche de contrat	47
2.8.2	Stratégie de sélection des maisons pertinentes	49
2.8.3	Mise en vente	51
2.8.4	Réputation des courtiers	53
2.8.5	Gestion simultanée des contrats	55
2.8.6	Classement des courtiers	57
2.9	Validation du réalisme de la simulation	57

CHAPITRE III

	ESTIMATION DES CONNAISSANCES DU JOUEUR-APPRENANT À L'AIDE D'UN RÉSEAU BAYÉSIEN DYNAMIQUE	67
3.1	Connaissances dans <i>Game of Homes</i>	68
3.2	Problématiques liées au format du jeu sérieux	69
3.3	Choix d'une approche de modélisation de l'apprenant	71
3.4	Réseaux bayésiens	72
3.4.1	Tables de probabilités	74
3.4.2	Inférence dans le réseau bayésien	75
3.5	Réseaux bayésiens appliqués pour l'estimation du modèle de l'apprenant	76
3.6	Intégration de réseaux bayésiens dans <i>Game of Homes</i>	77
3.7	Réseau bayésien de base de <i>Game of Homes</i>	78
3.7.1	Variable DP : Le courtier sait déterminer le prix d'une propriété	80
3.7.2	Variable EM : État du marché	80
3.7.3	Variable EV : Exigences du vendeur	81
3.7.4	Variable RV : Résultat de la vente	81
3.7.5	Variable BC : Le courtier sait obtenir de bons contrats	82

3.7.6	Variable CE : Commission Espérée	82
3.7.7	Variable DT : Contrat situé dans le territoire du courtier . . .	83
3.7.8	Variable TC : Probabilité d'obtenir un bon contrat	83
3.8	Exemple d'inférence	85
3.9	Version dynamique du réseau de <i>Game of Homes</i>	86
3.9.1	Introduction aux réseaux bayésiens dynamiques	87
3.9.2	Intégration dans <i>Game of Homes</i>	89
3.9.3	Exemple de filtrage et prédiction du réseau bayésien dynamique	91
CHAPITRE IV		
ADAPTATION DE CONTENU DANS <i>GAME OF HOMES</i>		95
4.1	Architecture du module d'adaptation	97
4.2	Adaptation à base de règles	99
4.2.1	Discussion	100
4.3	Adaptation basée sur la planification	104
4.3.1	Introduction à la planification en IA	104
4.3.2	Planification de scénarios adaptés	106
4.3.3	Évaluation et résultats	111
4.4	Application de l'adaptation dans la simulation	115
CONCLUSION		119
APPENDICE A		
SCÉNARIOS GÉNÉRÉS DANS <i>GAME OF HOMES</i> PAR LE MODULE D'ADAPTATION		123
A.1	Détails des scénarios générés à l'aide de l'adaptation à base de règles	123
A.2	Actions utilisées par le planificateur de scénarios	127
RÉFÉRENCES		133

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

LISTE DES FIGURES

Figure	Page
2.1 Capture d'écran du jeu <i>Game of Homes</i>	23
2.2 Cycle de vie d'une maison dans <i>Game of Homes</i>	29
2.3 Hiérarchie des entités dans <i>Game of Homes</i>	31
2.4 Fonction de satisfaction du vendeur en rapport avec le prix de vente	40
2.5 Fonction de satisfaction du vendeur en rapport avec la durée de vente	41
2.6 Fonction de pondération de la réputation des courtiers	54
2.7 Évolution des prix de vente en fonction des entités du jeu	60
2.8 Évolution des prix de vente en fonction des entités du jeu	61
2.9 Évolution des taux de commission en fonction de la demande de courtier	64
2.10 Impacts de la demande de courtage sur les courtiers	65
3.1 Réseau bayésien basique	72
3.2 Principe de création du réseau bayésien dans le jeu <i>Game of Homes</i>	78
3.3 Réseau bayésien de base utilisé dans <i>Game of Homes</i>	79
3.4 Réseau bayésien construit avec le résultat des trois maisons	85
3.5 Structure d'un réseau bayésien correspondant à un processus de Markov d'ordre 1 ou d'ordre 2	88
3.6 Réseau bayésien dynamique utilisé dans <i>Game of Homes</i>	90
4.1 Architecture utilisée dans le jeu pour l'adaptation	98
4.2 Règles utilisées pour le choix du scénario à générer	101

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

LISTE DES TABLEAUX

Tableau	Page
4.1 Temps d'apprentissage moyens obtenus avec l'adaptation utilisant la planification	113
4.2 Nombre de re-planification moyen obtenus avec l'adaptation utilisant la planification	114
4.3 Difficulté et variété des situations obtenues avec l'adaptation utilisant la planification	115

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

RÉSUMÉ

Les jeux sérieux désignent tout type de jeux dont la finalité est autre que le simple divertissement. Ils sont de plus en plus utilisés, et leurs domaines d'application sont de plus en plus variés. Une des problématiques actuelles des jeux sérieux, et des jeux vidéo en général, est l'adaptation du contenu en fonction du joueur, de ses capacités et de ses performances, dans le but d'individualiser et d'améliorer son expérience de jeu ainsi que de le garder motivé et intéressé tout au long de sa partie.

Nous proposons dans ce mémoire une architecture visant à apporter des solutions à cette problématique. Pour expérimenter et valider notre approche, nous avons conçu le jeu sérieux *Game of Homes*. Ce jeu vise à apprendre au joueur les connaissances de base dans le domaine de l'immobilier. Le joueur est immergé dans une simulation immobilière dans laquelle il prend le rôle d'un courtier immobilier devant vendre des maisons. Le modèle de simulation est basé sur une approche multi-agents, où des agents artificiels, aussi appelés personnages non-joueurs, interagissent avec le joueur.

L'architecture proposée dans ce mémoire est composée de deux modules. Le premier module est un modèle du joueur-apprenant basé sur un réseau bayésien dynamique. Ce dernier permet d'estimer et de suivre les connaissances du joueur-apprenant en fonction de ses actions dans le jeu. Le deuxième est un module d'adaptation utilisant la planification en intelligence artificielle pour adapter le contenu du jeu et ainsi créer des situations de jeu uniques, motivantes et à forte valeur pédagogique, qui correspondent au niveau de connaissance du joueur.

Nous avons validé la pertinence de notre architecture sur des joueurs artificiels simulant des joueurs novices, moyens et experts. Les expérimentations réalisées sont une preuve de concept démontrant que notre architecture permet d'adapter le déroulement de la simulation aux connaissances du joueur. Comme travaux futurs, nous expérimenterons le jeu sérieux *Game of Homes* sur des joueurs humains afin de démontrer que notre architecture permet d'optimiser l'apprentissage du joueur tout en le gardant intéressé et motivé.

Mots clés : Jeux sérieux, Simulation, Système multi-agents, Modélisation de joueur-apprenant, Réseau bayésien dynamique, Adaptation de contenu, Planification en intelligence artificielle.

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

INTRODUCTION

Ce mémoire propose des solutions d'adaptation de contenus pour des jeux sérieux. Il existe de nombreuses définitions de ce qu'est un jeu sérieux. L'Office québécois de la langue française définit un jeu sérieux comme une

« application informatique qui combine une intention sérieuse de type pédagogique, informatif, communicationnel, idéologique ou autre, avec un environnement d'apprentissage prenant la forme d'un jeu vidéo, afin de transmettre un savoir pratique ou de sensibiliser à un enjeu social.
» (2010)

Le but des jeux sérieux est de rendre attrayante la dimension sérieuse par une forme, une interaction, des règles et éventuellement des objectifs ludiques issus du monde du jeu vidéo. De manière générale, on pourrait dire qu'un jeu sérieux désigne tout type de jeu dont la finalité est autre que le simple divertissement. Ils placent le joueur dans des environnements ludiques des plus immersifs, derrière lesquels prennent forme des mises en situation à valeur pédagogique. Ils permettent également de lui faire vivre des expériences enrichissantes, par l'immersion, la simulation et l'apprentissage par l'action.

Les jeux sérieux sont des outils de plus en plus populaires, et ils font aujourd'hui l'objet de nombreuses recherches (Susi *et al.*, 2007). On retrouve les jeux sérieux dans plusieurs secteurs d'activité, comme l'éducation, l'administration, la santé, la défense, la formation en entreprise, la communication, l'écologie, l'humanitaire, la sécurité civile, l'art ou encore les sciences (Blackman, 2005; Michael et Chen., 2006). On peut citer à titre d'exemples *America's Army* qui promeut l'image de

l'armée américaine et qui sert d'outil de recrutement, *Food Force* qui a été imaginé par l'Organisation des Nations Unies pour sensibiliser les enfants au problème de la faim dans le monde, *Mécanika* qui enseigne les bases de la physique mécanique, ou encore *NASA Moon Base Alpha*, qui informe sur les problématiques liées à l'exploration lunaire.

Ces dernières années, les jeux sérieux ont beaucoup évolué, devenant à la fois plus complets, plus aboutis et plus complexes, et ils sont aujourd'hui une alternative intéressante aux systèmes tutoriels intelligents lorsque l'on parle d'outil d'apprentissage informatisé (Lavergne-Boudier et Dambach, 2010).

Dans ce mémoire, nous nous intéressons aux jeux sérieux pédagogiques, c'est-à-dire des jeux où l'intention sérieuse est l'apprentissage de connaissances ainsi que le développement de celle-ci dans un domaine ciblé. Dans le reste du mémoire, le terme jeux sérieux fait implicitement référence à des jeux sérieux pédagogiques. Dans le contexte du jeux sérieux, nous pouvons aussi introduire la notion de **joueur-apprenant**. Le terme joueur-apprenant est issu de la combinaison des mots **joueur** et **apprenant** faisant respectivement référence aux domaines des jeux vidéo et des systèmes tutoriels intelligents. Dans le reste du mémoire, le terme joueur fait implicitement référence à la notion de joueur-apprenant.

Une problématique importante liée à la conception de jeux sérieux est de concilier l'aspect divertissant avec l'aspect sérieux (Johnson *et al.*, 2005; Charsky, 2010). En effet, concevoir du contenu qui soit amusant pour un joueur tout en contenant une dimension supplémentaire qui peut être informative, pédagogique ou autre peut s'avérer complexe.

Les jeux sérieux, tout comme les jeux de divertissement, ont besoin de méthodes

pour générer du contenu ¹ et pour adapter celui-ci au joueur dans le but d'améliorer et d'enrichir l'expérience de jeu (Niehaus et Riedl, 2009a; Hussaan *et al.*, 2011). Le développement de méthodes efficaces pour adapter le contenu du jeu au joueur tout en garantissant une qualité suffisante pour ne pas nuire à son intérêt et à sa motivation est une problématique importante du domaine des jeux.

L'objectif principal de ce mémoire est de répondre à ces problématiques en proposant une architecture permettant d'adapter le contenu du jeu en fonction des connaissances du joueur qui le pratique. Dans cette optique, le jeu sérieux *Game of Homes* a été conçu pour expérimenter l'approche présentée dans ce mémoire. Ce jeu de simulation permet au joueur, qui prend le rôle d'un courtier immobilier, d'apprendre les connaissances de base dans le domaine de l'immobilier.

Ce jeu a aussi pour but de pouvoir servir de plateforme d'expérimentation pour d'autres projets du laboratoire de recherche en Gestion, diffusion et acquisition des connaissances (GDAC), comme la conception d'agents artificiels se basant sur des algorithmes de planification (Labranche *et al.*, 2014).

Ce mémoire est structuré de la manière suivante. Le premier chapitre introduit la notion de jeux sérieux, et plus particulièrement leurs utilisations dans un but pédagogique. Il présente également la notion d'adaptation de contenu dans les jeux ainsi que certaines problématiques qui lui sont liées.

Le second chapitre dévoile quant à lui *Game of Homes*, le jeu sérieux que nous avons conçu dans le but d'expérimenter l'architecture de modélisation de l'apprenant et d'adaptation de contenu proposée. Il détaille le but du jeu, ses spécificités et son fonctionnement, ainsi que les choix de conception réalisés.

1. Le terme contenu doit être ici vu au sens large, cela correspond aussi bien à des éléments pédagogiques, qu'à des éléments narratifs ou de jouabilité.

Le troisième chapitre aborde la partie de notre architecture correspondant à la modélisation du joueur à l'aide d'un réseau bayésien. Cette partie introduit entre autres les problématiques liées à notre jeu en ce qui concerne la modélisation du joueur, les choix que nous avons faits ainsi que le détail de la conception et de l'utilisation du réseau bayésien servant à la modélisation du niveau de connaissance du joueur.

Le quatrième chapitre présente la partie adaptation de notre architecture. Il détaille la manière dont le contenu est adapté en fonction des connaissances du joueur et de son niveau de motivation, avec entre autres une approche basée sur des techniques de planification en intelligence artificielle pour générer des plans pédagogiques servant à l'adaptation du contenu.

Enfin, une conclusion vient clore ce mémoire.

CHAPITRE I

LES JEUX SÉRIEUX COMME OUTILS D'APPRENTISSAGE

Les jeux sérieux font partie du domaine des environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH), au même titre que les systèmes tutoriels intelligents (STI) et les simulations informatisées. Cependant, les jeux sérieux offrent de nouvelles perspectives en matière d'apprentissage, en proposant des manières différentes de présenter les notions à apprendre et d'interagir avec l'outil d'apprentissage.

1.1 Apport pour l'apprentissage

De par leur nature proche des jeux vidéo, les jeux sérieux partagent beaucoup de points communs avec les jeux de divertissement, et nombre de recherches faites dans un domaine sont très utiles pour l'autre. Qu'ils soient sérieux ou à but divertissant, ces jeux partagent une même propriété fondamentale, à savoir le fait que le joueur soit au centre des préoccupations. En effet, ils sont destinés à satisfaire les joueurs (joueurs-apprenants dans le cas de jeux sérieux), et à répondre à leurs besoins en termes d'acquisition de compétences et/ou de divertissement.

L'intérêt des jeux sérieux dans le domaine de l'apprentissage est crucial, car il permet d'instaurer une relation différente entre l'apprenant et le domaine d'apprentissage par rapport aux méthodologies classiques d'enseignement. L'aspect diver-

tissant du jeu permet d'atténuer le côté fastidieux, comparativement à l'apprentissage classique. Lorsque le joueur-apprenant joue, il considère l'activité comme un amusement et non simplement comme un travail à fournir. Même s'il ne s'en rend pas directement compte, le joueur assimile des connaissances (Lavergne-Boudier et Dambach, 2010).

De plus, les jeux sérieux offrent des possibilités d'apprentissage étendues par rapport à des méthodes plus conventionnelles. En effet, leur nature de jeux permet d'aborder les notions de manière plus ludique, les situations présentées peuvent avoir un côté irréel (fantastique) sans que ce soit un obstacle pour la compréhension, les interactions entre le joueur et l'outil pouvant être variées et élaborées. On peut citer en exemple le cas du jeu sérieux *80Days*, qui vise à enseigner la géographie en mettant le joueur dans la peau d'un extraterrestre qui voyage au-dessus de l'Europe avec son vaisseau pour y découvrir les différents pays et leurs spécificités (Göbel *et al.*, 2009; Steiner *et al.*, 2009). Dans ce jeu, l'aspect irréel n'est pas un problème ; c'est même le contraire, car il apporte une dimension amusante qui donne envie au joueur d'explorer chacun des différents pays.

Les jeux sérieux permettent tout simplement au joueur d'acquérir des notions de manière moins formelle (Brougère, 2002; Feigenbaum, 2013), ce qui est une des clés de leur réussite.

Le fait d'être un jeu permet aussi d'aborder les notions à faire apprendre par des approches très variées, ce qui offre une grande liberté de création et permet de traiter à peu près tous les sujets (Kelly *et al.*, 2007; Riedel et Hauge, 2011). Par exemple, on peut citer le fait qu'un jeu puisse laisser au joueur la possibilité de découvrir les concepts par des expérimentations, puisse apprendre des notions à la manière d'un cours à l'aide de la narration, ou encore puisse développer des compétences par l'expérience acquise durant le jeu.

Les jeux sérieux sont donc des outils très enrichissants pour l'apprentissage, de par les possibilités qu'ils offrent et la relation que peut avoir le joueur-apprenant avec eux. Cependant, pour que l'apprentissage (qui est l'objectif principal) soit réellement efficace, il faut impérativement que le jeu soit bien conçu, car dans le cas contraire, le joueur pourrait ne pas acquérir toutes les connaissances souhaitées ou pire, acquérir des connaissances faussées (Gouveia *et al.*, 2011; Riedel et Hauge, 2011). Cela pourrait aussi entraîner le désintérêt du joueur pour le jeu, et donc faire perdre l'un des atouts principaux de cet outil.

Concevoir un jeu sérieux efficace pour l'apprentissage soulève de nombreuses problématiques, parmi lesquelles on retrouve l'équilibre entre l'apprentissage et l'amusement, la conception de la structure du jeu en accord avec un plan pédagogique ou encore l'adaptation du contenu à l'apprenant.

1.2 Problématiques

Nous nous intéresserons principalement ici à deux des grandes problématiques des jeux sérieux, qui sont la détermination d'un équilibre entre l'apprentissage et le divertissement, et l'adaptation de contenu en fonction des habiletés et connaissances du joueur.

1.2.1 Équilibre entre l'apprentissage et le divertissement

Un des grands défis des jeux sérieux est d'intéresser le joueur, de le divertir et de captiver son attention pendant l'ensemble de sa partie (Johnson *et al.*, 2005; Kelly *et al.*, 2007). C'est un aspect très important à prendre en compte, car si le joueur se désintéresse du jeu ou se démotive pendant la partie, l'impact que pourrait avoir le jeu sur le joueur sera moindre, surtout en ce qui concerne l'apprentissage (Paras, 2005; Fenouillet *et al.*, 2009). En effet, le joueur ne va plus chercher à

progresser, ses actions vont être moins réfléchies et il ne va plus retenir efficacement les informations proposées par le jeu. Cela a une incidence directe sur l'efficacité et la qualité de l'apprentissage qui s'en trouvent fortement amoindries.

Cela peut aller jusqu'au désintérêt total : le joueur arrête la partie et abandonne le jeu, ce qui signifie bien évidemment la fin de l'apprentissage avant même que toutes les compétences soient acquises. De manière générale, perdre l'attention du joueur revient à limiter le potentiel d'apprentissage de connaissances que le jeu vise à transmettre.

D'un autre côté, les jeux sérieux étant très proches des jeux de divertissement, on pourrait avoir tendance à se focaliser davantage sur le divertissement du joueur pour le garder intéressé, ceci au détriment de l'apprentissage. Cela peut se traduire, par exemple, par une prise de liberté trop importante vis-à-vis du sujet à traiter, par l'ajout en trop grande quantité d'actions et d'interactions à but non pédagogique, ou encore par le fait de trop diluer l'apprentissage dans la structure du jeu. De telles actions peuvent réduire grandement le potentiel d'apprentissage, le rendant moins productif et moins performant puisque le joueur aura plus de mal à cibler efficacement les notions abordées, à faire le lien entre son expérience de jeu et la réalité.

Trouver un juste équilibre entre l'apprentissage et le divertissement reste une problématique cruciale pour la réussite d'un jeu sérieux et ce n'est pas une tâche aisée.

Pour trouver cet équilibre, il faut déjà avant tout éviter le désintérêt du joueur pour le jeu. Ce désintérêt se manifeste généralement par un rejet du jeu dont les causes peuvent être multiples. Parmi ces causes, nous pouvons citer la jouabilité lorsque celle-ci n'est pas suffisamment intéressante, l'esthétique lorsque le jeu n'est pas attractif visuellement, ou encore la difficulté lorsque celle-ci est mal équilibrée (ce

qui peut causer un sentiment d'ennui si le jeu est trop simple, ou de frustration s'il est trop complexe). Il existe de nombreuses causes de désintérêt, mais la principale reste le manque d'amusement ou le non-amusement.

Pour pallier cette cause majeure, une attention toute particulière est portée au fait de rendre le jeu amusant et divertissant. Il faut donc faire en sorte que le joueur n'ait pas l'impression de suivre un cours magistral conventionnel ou l'impression d'effectuer un exercice. Il faut également lui proposer une jouabilité (*gameplay*) relativement riche, qui offre la possibilité d'adopter de nombreuses stratégies différentes avec une marge de progression élevée, pour qu'il ressente un sentiment de progrès et de satisfaction. Enfin, il faut faire en sorte qu'un challenge lui soit offert, pour l'inciter à rester impliqué sans le décourager.

Du point de vue de l'apprentissage, il faut méticuleusement identifier les notions à apprendre et trouver pour chacune d'elles une façon claire et ludique de l'aborder. De plus, il faut prendre en compte des paramètres tels que l'ordre d'apprentissage des différentes notions, la difficulté des concepts à enseigner ou encore les liens possibles entre les différentes notions, pour concevoir un jeu qui soit réellement pertinent et efficace pédagogiquement.

1.2.2 Rigidité des scénarios (du contenu)

Une deuxième problématique importante des jeux sérieux, et notamment de ceux à visée pédagogique est la conception de niveaux de jeu. Ces derniers doivent être créés en vue d'apprendre au joueur à utiliser le plus de notions possible tout en restant intéressants.

Lorsqu'on étudie la manière dont sont conçus les jeux, on découvre assez rapidement qu'ils utilisent presque tous une structure similaire. De manière générale, que ce soit dans les jeux ou les simulations, le contenu reste statique et rigide,

ce qui inspire à l'utilisateur un sentiment de comportement prévisible et d'interaction impersonnelle (Lopes et Bidarra, 2011). La plupart des jeux commerciaux ont une jouabilité et des interactions pré-scriptées, le tout dans une structure linéaire¹ (Koster et Wright, 2004; Schell, 2008). Cette structure linéaire se retrouve dans la majorité des productions de jeux vidéo que nous connaissons, car elle est très efficace pour raconter des histoires (Snowdon et Oikonomou, 2011). Il en est de même pour les simulations et les jeux sérieux. Dans tous les cas, le contenu, les règles, la narration, les environnements, etc., sont pour la grande majorité des éléments statiques avec lesquels un joueur (dynamique) va interagir.

Ce choix de conception de contenu prédéfini est aujourd'hui un standard, car il assure au jeu de rester robuste, testable et contrôlable (Schell, 2008; Lopes et Bidarra, 2011). On pourrait imaginer cela de la manière suivante : c'est comme si le joueur était dans un tunnel ou sur des rails et qu'on pouvait prévoir tout ce qu'il va faire, puisque ses possibilités d'action sont limitées. Cela consiste tout simplement à orienter le joueur en restreignant les actions/interactions qu'il peut effectuer dans le jeu. Bien que cela puisse offrir un sentiment de sécurité aux concepteurs, la rigidité du jeu pose tout de même certains problèmes. Les jeux deviennent plus faciles à prédire, puisque toutes les interactions possibles sont limitées par des éléments statiques ; cela peut entraîner une baisse d'intérêt et de motivation du joueur. De plus, cela peut être encore plus problématique lorsque les joueurs peuvent prédire certains effets, car il leur est alors possible d'effectuer toujours la même stratégie gagnante pour progresser dans le jeu (Baker *et al.*, 2010).

Les concepteurs ont bien compris ces problèmes et, depuis quelques années déjà,

1. La notion de structure linéaire fait référence à la structure qui consiste à proposer une succession de niveaux dans un ordre préétabli.

travaillent sur des moyens qui permettraient d'adapter le jeu au joueur. Bien souvent, les jeux incluent des variations mineures en fonction du comportement du joueur, par exemple en ajustant la difficulté, en fournissant des bonus pour récompenser un joueur ou des malus pour le pénaliser, en lui indiquant des aides lorsqu'il est bloqué, etc. Ces variations sont généralement prédéfinies et dépendent du comportement du joueur et de ses statistiques. On se retrouve avec un système de règles : si le joueur a tel comportement alors on fait telle action. Cependant, malgré les efforts effectués, les jeux à contenu statique avec des variations prédéfinies souffrent globalement des mêmes soucis que les jeux purement statiques, à savoir une expérience prédictible et donc impersonnelle, même si cela reste légèrement moins perceptible (Lopes et Bidarra, 2011).

Lorsque le but du jeu est de divertir le joueur, de lui procurer de l'amusement, ces variations mineures peuvent suffire à garder le joueur intéressé tout au long de sa partie. Cependant, lorsqu'on aborde les cas où l'objectif est autre que le divertissement, à savoir les jeux sérieux ou les simulations, les problèmes liés à la non-optimalité de l'expérience de jeu se trouvent accentués. La raison en est simple, car malgré le fait qu'un jeu sérieux repose sur des mécaniques ludiques, l'action d'apprendre peut inconsciemment être vue chez un joueur comme un travail à fournir, ce qui peut faciliter son désintérêt lorsqu'il va rencontrer un obstacle.

Dans le cas de jeux sérieux, proposer un contenu statique permet de contrôler l'apprentissage du joueur et de s'assurer qu'il maîtrise bien un concept avant de s'intéresser aux suivants. Cela permet de présenter progressivement au joueur les concepts à assimiler et de réutiliser les connaissances précédemment apprises dans les niveaux déjà accomplis pour réussir les niveaux suivants. De manière générale, cette démarche garantit un apprentissage accessible à un large public et limite les cas de mauvaise compréhension ou de mauvaise interprétation, qui conduiraient

à l'acquisition de connaissances faussées. En contrepartie, l'expérience proposée n'est généralement pas optimale, car les joueurs se retrouvent souvent à tester des contenus non adaptés à leurs connaissances ou leurs habiletés.

Pour pallier ce problème, une des pistes possibles consiste à rendre le jeu plus dynamique en adaptant le contenu au joueur. Le fait d'ajuster dynamiquement des éléments du jeu en fonction des performances du joueur pourrait contribuer à rendre l'expérience de jeu plus unique et personnelle, ce qui aurait entre autres pour effet de maintenir l'intérêt du joueur et de faire en sorte qu'il reste motivé.

La pertinence de cette piste est renforcée lorsqu'on considère le fait que les facteurs contribuant à l'utilisabilité et l'acceptation représentent des enjeux cruciaux pour la réussite des jeux sérieux. Pour répondre à ces enjeux, trois approches principales existent. L'adaptation en fait partie (Hocine *et al.*, 2011) :

- Utiliser des pratiques de conception de jeu adaptées et innovantes (*Game Design*) dans le but de créer une bonne immersion dans le jeu.
- Rendre les interfaces homme-machine attractives pour faciliter l'acceptation des joueurs-apprenants.
- Permettre une adaptation dynamique du jeu pour en individualiser et conceptualiser l'expérience pour chaque joueur-apprenant et par conséquent, augmenter sa satisfaction tout en améliorant l'efficacité de la formation.

1.3 Adaptation dans les jeux et les jeux sérieux

La génération de contenu adapté dans les jeux est un sujet très étudié ces dernières années. L'adaptation dynamique de contenu permet de rendre l'expérience du joueur plus personnelle, de mieux correspondre à ses besoins ou désirs et de permettre au joueur de rejouer au jeu même après l'avoir terminé.

1.3.1 Adaptabilité en générale

Dans un premier temps, il serait bon de définir ce qu'est l'adaptation dans le cas d'un système informatique : « L'adaptation peut être définie comme une caractéristique exprimée au niveau d'un système, qui reflète sa capacité à se modifier structurellement en réaction à certains événements bien identifiés » (Hocine *et al.*, 2011). Dans notre cas, cela signifie que l'adaptation est la capacité d'un jeu à modifier son contenu et sa forme en fonction d'événements dont l'origine est généralement le joueur.

L'un des avantages des systèmes informatiques et en particulier des jeux est que presque tout est adaptable. Il est possible de regrouper les éléments adaptables en trois grandes catégories (Hocine *et al.*, 2011; Lopes et Bidarra, 2011) :

L'adaptation de la présentation : Cela consiste à adapter dynamiquement les paramètres de la couche de présentation du jeu comme l'interface homme-machine ou le son, de gérer efficacement les feedbacks des utilisateurs, etc. Le but de ce niveau d'adaptation est de captiver l'attention des joueurs ou d'orienter certaines de leurs actions.

Dans le cas de jeux sérieux, cela permettra d'avoir des conséquences bénéfiques sur leurs motivations pédagogiques. Comme exemple d'adaptation de la présentation, on peut citer l'affichage d'indices ou de conseils à l'écran, la modification de l'interface du jeu (ex. : mettre un bouton en valeur en changeant sa couleur pour que le joueur soit amené à cliquer dessus), le changement de musique en fonction des situations, etc.

En rendant le jeu attractif visuellement et en faisant en sorte de soigner la présentation en l'adaptant aux désirs et besoins des joueurs, le contact avec le joueur se fera plus aisément ; il aura envie d'acquérir le jeu, de le tester puis de continuer

à y jouer.

L'adaptation du contrôle : Cela consiste à ajuster les mécaniques de jouabilité (*gameplay*), les règles du jeu et les règles métier, qui spécifient la dynamique du jeu en réaction aux actions du joueur, dans le but de l'amener à modifier son comportement et sa manière d'interagir dans l'environnement de jeu.

L'adaptation, dans ce cas, peut se faire en ajoutant, modifiant ou supprimant dynamiquement les règles, en changeant certains paramètres qui régissent le fonctionnement du monde virtuel ou encore en fournissant de l'assistance au joueur. On peut citer en exemple le fait de donner au joueur de nouvelles capacités, de modifier des caractéristiques des objets du jeu (vitesse, points de dommage, etc.), de faire évoluer l'environnement (changement de la gravité, de la météo, etc.) ou d'aider le joueur avec des assistances à la visée pour les jeux de tir, au pilotage pour les jeux de courses, etc.

L'adaptation du contrôle contient aussi l'adaptation des personnages non-joueurs (PNJ), aussi appelés agents artificiels, et de leur IA. L'adaptation des PNJ consiste à modifier leurs comportements, à ajuster leur niveau de jeu en modifiant par exemple des propriétés comme la profondeur de la recherche des algorithmes d'IA, ou encore en leur octroyant de nouvelles capacités. Généralement, cela a pour but d'offrir un challenge adapté aux capacités de la personne qui joue, mais aussi de rendre le jeu plus crédible en évitant que les PNJ ne semblent stupides en adoptant des comportements inadaptés à la situation, ou encore à rendre le monde virtuel plus vivant en donnant au joueur l'impression qu'il n'est pas seul.

Le fait d'adapter les mécaniques de jeu aux joueurs permet de faire en sorte qu'ils restent motivés et intéressés par le jeu pendant l'ensemble de la partie.

L'adaptation du contenu : Cela consiste à modifier dynamiquement le contenu

du jeu. Le terme contenu représente ici les éléments du jeu au sens large. Cela va de la trame scénaristique (modification de l'histoire, des dialogues, des quêtes offertes au joueur, etc.) à l'environnement de jeu en lui-même (modification des personnages virtuels présents dans le jeu, de la disposition des éléments dans les niveaux de jeu, des paramètres de la génération du monde, etc.)

L'adaptation ici consiste à modifier le contenu du jeu pour immerger le joueur et faire en sorte qu'il ait le sentiment de vivre une expérience. Dans un jeu sérieux, le contenu concerne aussi l'aspect pédagogique.

1.3.2 Approches existantes

À l'heure actuelle, l'adaptation dans les jeux, qu'ils soient à but divertissant ou sérieux, consiste majoritairement à ajuster le challenge pour les rendre plus amusants (Lopes et Bidarra, 2011). L'adaptation permet d'appliquer le contenu du jeu en fonction des capacités du joueur pour éviter les situations indésirables, comme un jeu trop simple qui deviendrait vite ennuyeux, ou trop difficile, qui aura tendance à frustrer les joueurs (Baker *et al.*, 2006; Beaudry *et al.*, 2010). Le but est donc de trouver un équilibre entre les capacités du joueur et la difficulté du contenu.

Dans le cas des jeux sérieux, les capacités du joueur ne correspondent pas seulement à son niveau de maîtrise des possibilités offertes par le jeu, mais aussi à ses connaissances sur le ou les thèmes abordés dans le jeu. L'adaptation prend en compte l'aspect pédagogique en plus de l'aspect ludique, dans le but d'améliorer l'efficacité du transfert et l'acquisition de connaissances entre le jeu et les joueurs.

Au-delà de l'adaptation du challenge, de nombreuses recherches portent sur l'adaptation de scénarios, qui consiste principalement à remplacer une histoire unique et statique par des scénarios variables entre les parties, ou adaptés au joueur et à ses

choix (Riedl *et al.*, 2011). De plus en plus de jeux sérieux utilisent ces approches d'adaptation de contenu scénaristique et cela commence à arriver dans les jeux à visée ludique (Niehaus et Riedl, 2009b; Li et Riedl, 2010; Niehaus *et al.*, 2011).

À notre connaissance, si l'on considère le nombre très important de jeux sortant chaque année, la proportion de ceux adaptant leur contenu en fonction du joueur est relativement faible. Cela est encore plus marqué si l'on cherche à trouver des jeux dans lesquels l'adaptation n'est pas superficielle, mais bien au cœur du système de jeu. Or, l'adaptation de contenu est probablement un des éléments les plus importants pour individualiser l'expérience de jeu.

En ce qui concerne la manière de procéder pour l'adaptation en général, de nombreux jeux utilisent encore un système à base de règles : si un joueur fait une action spécifique ou qu'il se retrouve dans un certain état, alors on va adapter la difficulté ou le scénario selon une règle prédéfinie. Ce procédé fonctionne dans de nombreux cas, mais cela reste une approche peu élaborée, dont le résultat est une adaptation généralement superficielle.

De nouvelles approches ont tout de même fait leur apparition ces dernières années (certaines d'entre elles sont décrites dans la section suivante). Elles intègrent l'intelligence artificielle pour permettre aux jeux de mieux traiter les différentes situations (et les situations imprévues), dans le but d'adapter au plus près le jeu aux capacités du joueur et de le rendre plus flexible. L'intelligence artificielle permet de donner au jeu la capacité de prendre des décisions sur un fonctionnement plus élaboré que dans le cas d'un simple système à base de règles.

1.3.3 Nouveaux modèles émergeant d'adaptation

Dans les jeux vidéo, une approche très en vogue récemment est l'approche *AIDirector*. Cette approche basée sur une architecture aussi nommée *AIDirector* a été

introduite dans le jeu *Left4Dead* du studio Valve en 2008 (Booth, 2009). Elle est depuis utilisée dans de nombreux jeux récents, tels que *Pure* (2008), *Dark Spore* (2011), *Saints Row IV* (2013), *Warframe* (2013), etc. (Champanard et AiGame-Dev, 2014).

*AIDirector*² est le nom donné à un système dynamique qui évalue la progression et le comportement d'un joueur, qui modifie la difficulté ou le contenu du jeu, et qui peut récompenser ou punir le joueur.

Cette architecture se décompose en 3 parties :

- **Monitoring** : Cette partie est utilisée pour quantifier la situation du joueur dans le jeu. Son rôle consiste à regarder et évaluer ce que le joueur fait. Pour ce faire, ce module va interroger la couche *gameplay* du jeu pour obtenir des informations sur le joueur. Par exemple : combien de dégâts ont été infligés au joueur, quel est son taux de précision, où en est-il en termes de progression dans ce niveau (% accompli), etc. De manière générale, la quantification n'a pas besoin d'être extrêmement précise, mais il faut cependant qu'elle soit faite de façon continue et non de façon ponctuelle.
- **Spécification** : Cette partie est utilisée pour déterminer avec exactitude les différentes expériences que le joueur va vivre. Elle permet de spécifier les expériences qu'on souhaite faire rencontrer au joueur dans ce jeu.
- **Contrôle** : Cette partie est la partie exécutive, qui décide ce qui doit être fait en se basant sur l'expérience courante et désirée, et qui applique ces décisions. C'est elle qui applique les changements visant à adapter le jeu pour créer les expériences voulues.

2. On parle d'*AIDirector* : AI pour *Artificial Intelligence*, ce qui signifie que le module est capable de prendre des décisions de manière autonome, *Director*, car le module est de haut niveau capable d'agir sur l'ensemble des fonctionnalités et des contenus du jeu.

Cette architecture est très intéressante pour adapter le contenu du jeu au joueur, car elle prend en compte l'ensemble du jeu, en plus de se baser sur le comportement et sur les performances du joueur.

Une autre des pistes émergentes pour adapter le jeu au joueur est d'utiliser des techniques de planification en intelligence artificielle (Ghallab *et al.*, 2004; Russell et Norvig, 2010). La planification dans les jeux vidéo s'est intensifiée au milieu des années 2000. Un exemple de succès de la planification est le jeu vidéo *F.E.A.R.* (2005), qui exploite l'approche *Goal-Oriented Action Planning* (GOAP) pour gérer le comportement des PNJ (Orkin, 2005; Orkin, 2006). Depuis, la planification est utilisée dans de nombreux autres jeux, comme *Killzone 3* (2005), *Deus Ex : Human Revolution* (2011), *Transformers 3 : Fall of Cybertron* (2012), et bien d'autres (Champanard et AiGameDev, 2013).

Cependant, elle n'est utilisée dans la grande majorité des cas que pour déterminer le comportement des PNJ (et donc possiblement adapter leur comportement) (Millington et Funge, 2009). Depuis quelques années, des recherches sont entreprises pour utiliser la planification sur d'autres éléments de jeu. On peut, entre autres, citer à ce titre la génération de scénarios narratifs (Li et Riedl, 2010; Guilherme da Silva *et al.*, 2010).

D'autres approches tentent d'utiliser des méthodes plus complexes pour adapter de manière précise le contenu pédagogique d'un jeu. Par exemple, les processus décisionnels de Markov avec observabilité partielle (POMDP) ont été expérimentés pour adapter le contenu d'un jeu dans le but d'accélérer l'apprentissage (Rafferty *et al.*, 2011). Cependant, cette approche reste à l'heure actuelle limitée à des jeux très simples, en raison de la complexité des POMDP et de leur difficulté à trouver des solutions dans des délais raisonnables.

Au final, de plus en plus de recherches sont faites dans ce domaine, mais très

peu de produits finaux utilisent pleinement ces nouvelles possibilités. En effet, l'adaptation dans les jeux se fait beaucoup en surface et encore peu en profondeur. Or, l'adaptation de contenu dans le but d'individualiser l'expérience de jeu peut être un levier important pour l'amélioration de cette expérience.

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

CHAPITRE II

GAME OF HOMES : UN JEU DE SIMULATION IMMOBILIÈRE

Nous avons créé le jeu sérieux *Game of Homes* pour servir de plateforme de test. Ce jeu sert notamment à expérimenter nos algorithmes et nos approches d'intelligence artificielle visant les problématiques suivantes :

- l'adaptation du jeu au joueur en vue d'améliorer son apprentissage et de le garder motivé ;
- la modélisation et l'estimation des connaissances du joueur-apprenant ;
- le contrôle des personnages non-joueur ;
- la conception d'un environnement simulé réaliste et crédible.

Game of Homes est un jeu sérieux qui vise à apprendre au joueur les bases des transactions immobilières dans le domaine de l'immobilier résidentiel. L'objectif sérieux du jeu est de permettre au joueur de connaître les principales étapes d'une transaction, et ultimement d'être capable de vendre sa propriété par lui-même. Parmi les connaissances abordées dans le jeu, on peut citer l'apprentissage des différentes étapes d'une vente : comment estimer la valeur d'une propriété (connaître l'importance des caractéristiques, savoir choisir correctement les comparables, etc.), savoir s'adapter au marché (l'offre et la demande), etc. Au-delà de l'aspect de l'apprentissage, l'objectif secondaire est aussi de rendre le jeu divertissant pour attirer, intéresser et motiver le joueur et lui permettre d'apprendre tout en s'amusant. Le plaisir d'apprendre et d'éveiller la curiosité tout en jouant

est un aspect essentiel dans l'acceptation du système par l'apprenant et permet de le garder intéressé et motivé pendant la partie, ce qui va améliorer le processus d'apprentissage (Ritterfeld *et al.*, 2010)

2.1 But du jeu

Dans *Game of Homes* (Figure 2.1), le joueur se retrouve dans la peau d'un courtier immobilier dont le but est de devenir le meilleur dans une ville donnée. Pour atteindre cet objectif, il doit gagner autant d'argent que possible, tout en maintenant sa réputation à un niveau le plus élevé possible. Pour ce faire, il doit vendre des propriétés sur lesquelles il touche une commission à la vente, satisfaire le vendeur afin que ce dernier soit prêt à le recommander auprès d'autres vendeurs, et ainsi asseoir sa très bonne réputation en tant que courtier dans le but de devenir le meilleur de la ville.

Le monde virtuel dans lequel le joueur évolue est une simulation d'une ville, dans laquelle ont lieu des transactions immobilières. Cet environnement est en constante évolution, et ce, même sans action de la part du joueur.

Pour s'adapter à ce cadre dynamique, le joueur doit mettre en place des stratégies en vue de concurrencer ses adversaires. La subtilité du jeu réside dans le fait que, pour progresser, le joueur doit gérer plusieurs contrats en simultané dans un environnement dynamique et concurrentiel.

En améliorant ses talents de courtier durant la partie, le joueur va acquérir des connaissances dans le domaine de l'immobilier. L'expérience obtenue en jouant va lui permettre d'apprendre les fondements des transactions immobilières.

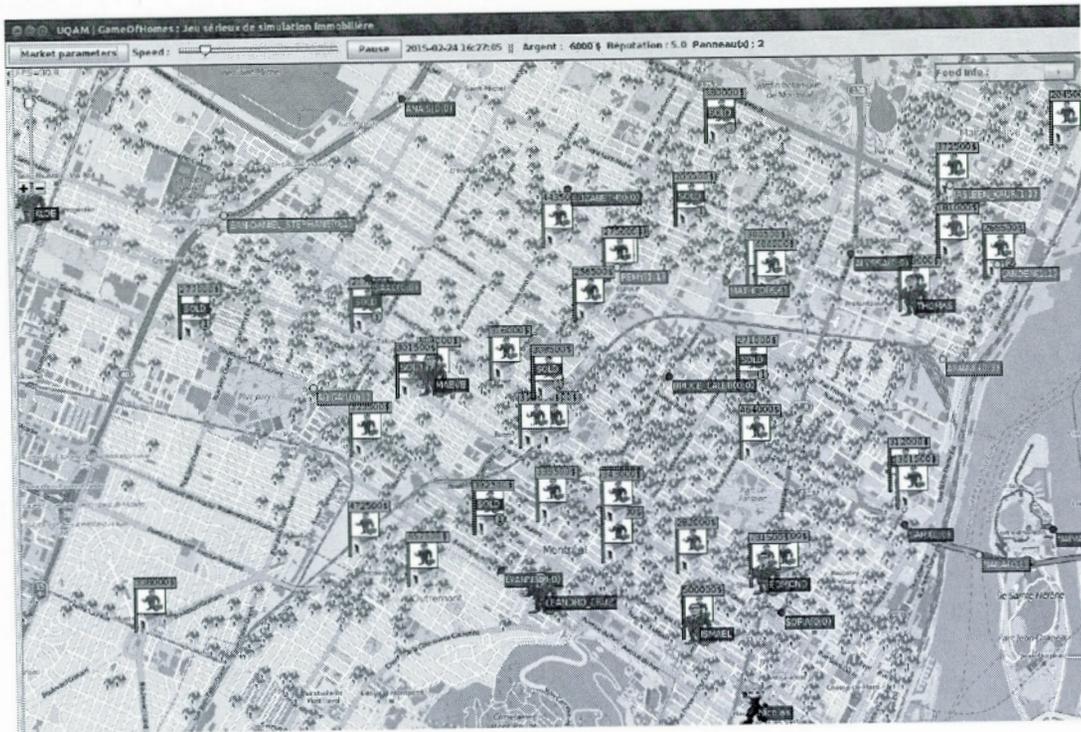


Figure 2.1 Capture d'écran du jeu *Game of Homes*

2.2 Pourquoi un jeu de simulation ?

Le jeu a été conçu comme une simulation d'un monde virtuel correspondant à une ville, qui évolue à mesure que le temps passe. Contrairement à beaucoup de jeux sérieux, *Game of Homes* n'a pas été découpé en plusieurs niveaux (sous-mondes), où chaque strate sert à enseigner et à évaluer une partie des connaissances du jeu. Notre jeu n'est composé que d'un seul et unique niveau, qui correspond à la ville simulée. C'est dans ce monde que le joueur évoluera durant l'ensemble de sa partie, et c'est encore lui qui servira à enseigner l'ensemble des concepts pédagogiques.

Cette manière de procéder possède des avantages très intéressants. Le premier avantage est que le jeu n'est pas séquentiel ; La progression n'étant pas découpée,

le jeu et l'apprentissage deviennent plus fluides. En effet, dans un jeu séquentiel, à chaque nouveau niveau, différents concepts sont abordés, ce qui force le joueur à apprendre de nouvelles règles, à ré-appréhender le monde du jeu et à recommencer un nouveau cycle d'apprentissage, alors que dans le cas d'un unique niveau simulé, le joueur a tous les outils à sa disposition dès le début de la partie. Au fur et à mesure de sa progression, les compétences du joueur s'améliorent et il sera en mesure de mieux utiliser les moyens à sa disposition. La progression est donc plus fluide, puisqu'il n'y a pas cette séparation qui sollicite une phase de réadaptation entre les niveaux. (On peut citer en exemple de phase de réadaptation la création d'un nouveau niveau intégrant de nouveaux concepts et une phase de tutoriel pour montrer au joueur les nouvelles possibilités qui lui sont offertes).

Le deuxième avantage est que les actions du joueur ont un impact réel dans le temps. Comme on reste toujours dans le même environnement (niveau), les erreurs ou les succès ont un effet direct sur la suite de la partie. Par exemple : dans notre jeu, si le joueur commet des erreurs et n'arrive pas à vendre une propriété, sa réputation chute et cela a un impact sur les possibilités d'action qu'il pourra effectuer par la suite. Cette sanction acquise a un impact plus fort et sans doute plus formateur sur le joueur : elle va l'obliger, pour progresser et pour gagner, à réfléchir à sa stratégie et à mieux comprendre les conséquences d'une erreur sur sa prise de décisions. À l'inverse, dans un jeu découpé par niveaux (sous-mondes), lorsque le joueur se trompe, il peut recommencer le niveau, la seule pénalité réelle étant le temps perdu ou éventuellement un malus sur le score. Dans notre jeu, faire une erreur a un impact réel sur le reste de la partie, ce qui permet d'éviter, au moins partiellement, que le joueur adopte une approche par essais et erreurs, où il va essayer de résoudre au hasard un problème sans réellement y réfléchir et sans prendre en compte ses conséquences.

Cela permet aussi au joueur de planifier des stratégies sur un temps relativement

long, puisqu'il va devoir gérer des moments de prise de risques importants et des moments où il va jouer de manière plus sûre. Il peut aussi planifier des objectifs à court comme à long terme et les voir se réaliser, ce qui va être gratifiant pour lui, et va le motiver à poursuivre jusqu'à l'atteinte de ses objectifs. À l'inverse, lorsque le jeu est découpé en niveaux, le joueur risque de chercher uniquement une stratégie pour résoudre un problème donné (qui est souvent la même pour la majorité des joueurs), ce qui est bien entendu moins intéressant et motivant pour lui. L'aspect "long terme" est positif pour l'apprentissage, mais aussi pour la satisfaction du joueur.

Enfin le troisième avantage, l'aspect apprentissage et évaluation, est moins visible que dans les autres jeux, et va donc moins perturber le joueur. Comme le jeu se déroule en continu et qu'il n'y a pas de découpage, on ne rappelle pas au joueur qu'il est évalué (il n'y a pas d'écran de score en fin de niveau, ni de nouvelles compétences par niveaux, etc.). Ainsi, il ne sentira pas tout le temps évalué et ressentira moins la pression de devoir répondre correctement.

Cependant, malgré ses avantages, cette approche a tout de même des inconvénients, le principal étant qu'il est beaucoup plus difficile de planifier l'apprentissage des connaissances et d'équilibrer le contenu du jeu. En effet, il est généralement plus pratique de segmenter les connaissances et l'apprentissage en différents niveaux, car cela permet de créer des situations différentes, de changer les règles ou l'environnement afin qu'ils se prêtent plus à certaines connaissances (cela est possible, car on a la possibilité de recréer un niveau complet), etc. Dans le cas d'un jeu à niveau unique, il faut veiller à ce que l'environnement soit propice à l'apprentissage de toutes les connaissances, ce qui n'est pas une tâche aisée puisque le joueur doit disposer de tout le contenu du jeu dans cet unique niveau. Il est aussi plus difficile d'équilibrer le contenu du jeu, car il faut, d'une part, éviter que le joueur se retrouve débordé par ce contenu au départ, et d'autre part, éviter qu'il

se lasse sur la durée car il aurait découvert tout le contenu très tôt dans sa partie.

Choisir de réaliser un jeu en se basant sur une architecture à niveau unique permet au jeu de gagner en profondeur grâce à la notion temporelle et permet de fournir un apprentissage plus fluide et gratifiant. Cependant, cela nécessite un travail d'envergure pour faire en sorte que cela fonctionne convenablement et que ce soit intéressant pour le joueur. Dans le cadre de notre jeu, il aura fallu réaliser un module permettant d'adapter la simulation et son contenu en temps réel, pour ainsi créer de nouvelles situations de jeu (scénarios) en cours de partie.

En ce qui concerne l'apprentissage, en plus des avantages liés au fait d'avoir conçu le jeu comme une simulation, nous avons essayé, dans la mesure du possible, de camoufler au maximum la partie apprentissage pour éviter au joueur de se sentir observé et évalué car, mis en situation d'évaluation, le joueur voudra à tout prix répondre juste, et la moindre erreur commise pourrait être vécue comme un échec. Pour éviter cette situation, le joueur prendra moins de risques. Il se restreindra dans ses actions et de ce fait, il prendra moins de plaisir à jouer.

Pour progresser dans le jeu, le joueur doit comprendre les concepts immobiliers présentés dans la simulation. Il va devoir comprendre comment fonctionne le jeu, et donc comment réaliser une vente. Cependant, la partie apprentissage n'est jamais directement visible par le joueur. Il n'y a pas d'exercice à proprement parler ni d'évaluation explicite.

L'apprentissage va se faire par la transposition de l'expérience que le joueur va acquérir dans le jeu vers des situations réelles. Il va pouvoir réutiliser les connaissances emmagasinées pendant le jeu pour les appliquer dans des cas de la vie courante. À titre d'exemple, si un joueur est capable d'estimer correctement le prix de propriétés virtuelles dans diverses situations de jeu, il dispose des bases pour être capable de faire une estimation, au moins grossière, d'une propriété

réelle en se basant sur sa manière de procéder dans le jeu.

Tous ces choix concernant la structure du jeu, combinés au fait d'avoir porté une attention particulière à rendre la jouabilité riche, intéressante et stratégique, nous ont permis de mettre en place un équilibre relativement harmonieux entre l'apprentissage et l'amusement.

2.3 Sources des données et prétraitements

Pour rendre le jeu intéressant et réaliste, nous avons basé la simulation sur des données réelles. Le jeu se déroule dans des villes réelles représentées par des cartes importées du projet *OpenStreetMap*¹. Les données supplémentaires utilisées, comme celles relatives aux quartiers et aux transports, sont des données ouvertes ou libres obtenues de différentes initiatives de données ouvertes (*open data*)².

En ce qui concerne les caractéristiques des maisons, les données ont été importées de sites Internet d'annonces (ex. : DuProprio). Pour pouvoir être utilisées dans le jeu, les données sur les propriétés ont été analysées, traitées et uniformisées. En effet, les données obtenues peuvent être bruitées (ex. : erreurs de saisie de données, prix démesurés, etc.), incomplètes (ex. : superficie non spécifiée) et non exploitables dans le jeu (ex. : certaines caractéristiques subjectives décrites textuellement, comme des «rénovations récentes», peuvent expliquer les prix demandés). Pour éviter que cela ne perturbe la simulation, les données trop aberrantes ont été supprimées du jeu de données, et celles présentant quelques écarts ont été

1. *OpenStreetMap* (<http://www.openstreetmap.org>) est un projet collaboratif pour la constitution d'une base de données géographiques libre afin de créer des cartes sous licence libre.

2. Les données ouvertes sont des données diffusées sous licence ouverte, permettant leur libre accès et leur réutilisation par tous, sans restriction technique, juridique ou financière.

uniformisées en se basant sur des données comparables. Ce traitement a été réalisé à l'aide de l'algorithme des *k*-moyennes (*k-means*)³.

Le fait d'utiliser des données réelles permet, entre autres, au joueur d'aiguiser sa curiosité, d'apprendre des spécificités sur la ville sélectionnée comme la valeur des quartiers, les zones desservies par les transports en commun, etc. Cela lui permet aussi de faire plus facilement le lien entre le jeu et la réalité puisqu'il évolue dans un décor qui va lui sembler proche du monde réel. Enfin, cela peut aussi apporter un petit plus au niveau de la motivation pour le joueur qui découvre des villes réelles qu'il connaît plus ou moins, ce qui, dans le cas d'un jeu immobilier comme le nôtre, est probablement plus intéressant qu'un monde créé de toutes pièces.

2.4 Modèle de simulation

Le jeu se déroule dans une ville réelle où les habitants peuvent devenir des personnages du jeu. Il y a trois types de personnages : (1) les **vendeurs**, qui souhaitent vendre leur propriété, (2) les **acheteurs**, qui souhaitent acquérir une propriété et (3) les **courtiers**, qui servent d'intermédiaire entre les acheteurs et les vendeurs.

La figure 2.2 présente le cycle de vie d'une maison dans le jeu. De manière simplifiée, on pourrait le décrire de la façon suivante. Certains habitants de la ville souhaitent vendre leur propriété et se mettent donc à la recherche d'un courtier pour les accompagner dans cette démarche. Ce courtier va s'occuper des étapes de la vente ; il va essayer d'attirer des acheteurs potentiels intéressés par les propriétés sous sa responsabilité. Une fois une vente conclue, le courtier obtient sa commission et va s'occuper de ses autres contrats. Le nouveau propriétaire pourra

3. K-means est un algorithme de partitionnement de données, dont le but est de diviser des observations en *k* partitions dans lesquelles chaque observation appartient à la partition avec la moyenne la plus proche.

à nouveau, plus tard dans la simulation, devenir un nouveau vendeur.

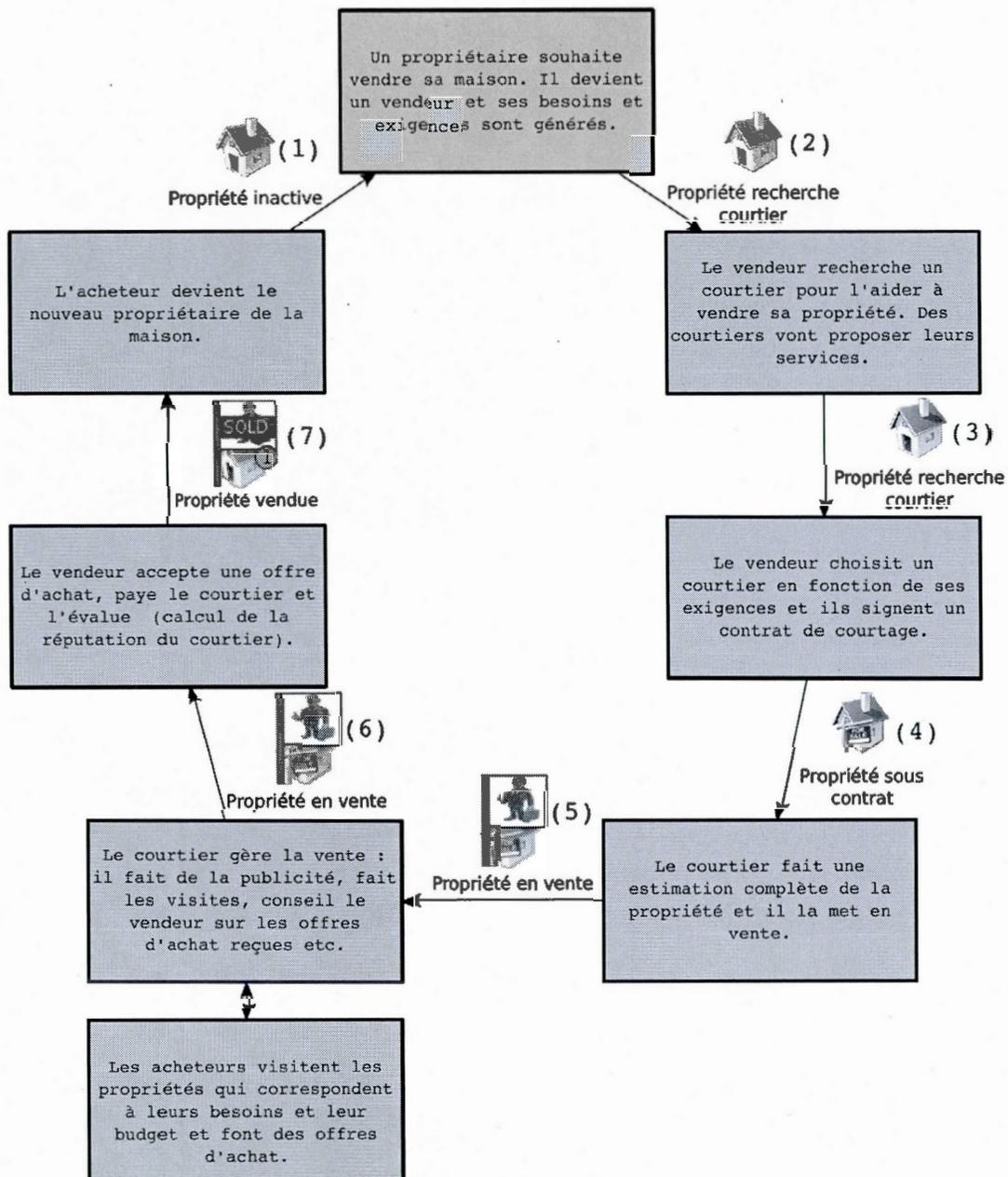


Figure 2.2 Cycle de vie d'une maison dans *Game of Homes*

Le fonctionnement de ce monde repose principalement sur les interactions entre les trois types de personnages habitant dans la ville, chacun d'eux adoptant des

comportements en fonction de leurs besoins et exigences spécifiques.

2.4.1 Architecture des agents artificiels

La figure 2.3 illustre la hiérarchie des entités simulées dans le jeu. La classe **Entity** est la classe de base et a une méthode de mise à jour (*update*) exécutée périodiquement durant la simulation. La classe **Placable** sert à représenter des entités pouvant être **placées** à une position précise sur la carte. Un exemple d'objets placables sont les maisons (**House**). La classe (**Character**) hérite de **Placable** et sert à implémenter les agents artificiels, communément appelés personnages non-joueurs (PNJ), ou *Non-Player Characters (NPC)* en anglais. Chaque personnage possède un nom. Le simulateur est d'une certaine façon un système multi-agents, dans lequel les agents artificiels simulent les comportements des personnages. Plusieurs personnages sont aussi des **déplaçables** (**Movable**) et peuvent se déplacer sur la carte. C'est notamment le cas des acheteurs (**Buyer**) et des courtiers (**Broker**).

Le comportement de chaque type d'agent artificiel est basé sur des règles qui ont été inspirées par les observations faites sur les acheteurs, les vendeurs et les courtiers experts dans le monde réel. Ces comportements des agents artificiels sont retranscrits dans le jeu en utilisant un modèle de type *Goal-Based Approach* (Rabin, 2008), ce qui signifie que toutes leurs actions vont être effectuées dans le but d'atteindre un objectif spécifique. Les comportements de chaque type d'agents artificiels sont gérés par des scripts et/ou des machines à états finis. Chaque agent artificiel dispose de plusieurs états et, dans chacun d'eux, il va devoir appliquer un comportement spécifique. Par exemple, les acheteurs ont un état "*visiter des propriétés*". Ils vont rechercher des maisons qui correspondent à leurs besoins et leurs critères, et ils vont essayer de les visiter. Ils ont aussi un état "*soumettre des offres d'achat*". Ils vont essayer d'obtenir la propriété qu'ils souhaitent en faisant

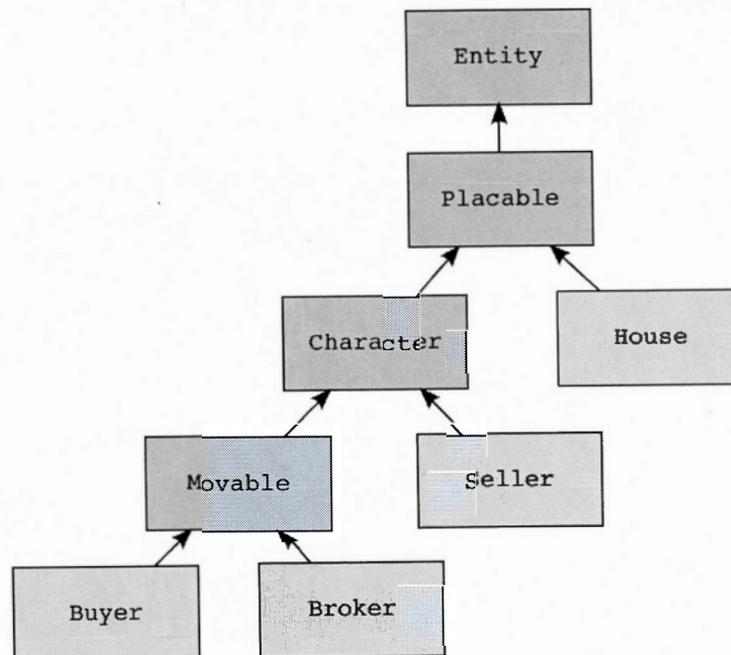


Figure 2.3 Hiérarchie des entités dans *Game of Homes*

une offre et en négociant avec le vendeur.

Pour rendre les décisions le plus réalistes et imprévisibles possible pour un joueur humain, certaines des règles intègrent des décisions aléatoires. Pour faire en sorte que le jeu reste crédible, les actions des agents artificiels ont des durées fixes. Par exemple : lorsqu'un courtier se rend dans une propriété pour estimer son prix et la mettre en vente, il va y rester entre une et deux heures (en temps de simulation), ce qui l'empêche d'enchaîner des actions trop rapidement. Cette notion de durée imposée permet d'être équitable avec le joueur qui, lui, n'agit pas instantanément puisqu'il a besoin d'un temps de réflexion, ainsi que d'un temps pour interagir avec le clavier et la souris. Cela permet aussi de rendre le comportement des agents moins "robotique" et donc plus crédible pour le joueur.

Les agents sont introduits dans la simulation en suivant une distribution exponentielle ayant un taux de création pouvant varier en fonction des besoins dans la

simulation.

Durant le jeu, une centaine d'agents sont simulés simultanément. Cela nécessite que leur comportement (intelligence artificielle) consomme le moins de ressources possibles, notamment en ce qui concerne le temps CPU, ceci afin d'optimiser au maximum les capacités de fonctionnement du jeu (pour que l'IA n'empiète pas sur les performances du reste du jeu).

Enfin, les différents types d'agents partagent certaines fonctionnalités comme la recherche de chemin sur la carte. En effet, les agents se déplacent sur la carte en cherchant le chemin le plus court pour effectuer leurs déplacements tout en prenant en compte les contraintes liées aux routes. Par exemple, un agent à pied ne peut pas emprunter l'autoroute, un agent en voiture doit respecter les sens de circulation et la signalisation, etc. Le planificateur de chemin utilisé implémente l'algorithme A* (Hart *et al.*, 1968; Millington et Funge, 2009).

2.5 Évaluation de la valeur des propriétés

L'évaluation de la valeur des maisons est un élément central dans le jeu *Game of Homes*. En effet, les PNJ du jeu prennent leurs décisions en fonction des caractéristiques et du prix des maisons. Par exemple, un acheteur cherchera des maisons qui satisfont ses besoins et qui offrent un bon ratio qualité prix. Un courtier préfère vendre la maison d'un vendeur demandant un prix raisonnable plutôt que celle d'un vendeur surestimant sa propriété. Les agents artificiels considèrent les facteurs suivants :

- l : localisation ;
- s : superficie habitable (m^2) ;
- r : nombre de chambres ;
- b : nombre de salles de bain ;

- e : nombre de salles d'eau ;
- a : année de construction ;
- d : date de la dernière vente.

Tout autre facteur non mentionné ci-dessus n'est pas considéré par les agents dans la simulation. Sans s'y limiter, cela inclut :

- tranquillité de la rue (sur une artère principale ou une rue tranquille) ;
- étage (1er étage ou au dernier étage) ;
- apparence (les photos ne sont pas "vues" par les agents artificiels) ;
- superficie du terrain non couvert par la maison ;
- proximité d'un parc ;
- accessoires : terrasse, piscine, spa, etc.

Ces facteurs ne sont pas considérés dans la simulation, car ils :

- sont trop complexes pour être pris en compte par les agents artificiels (ex. : analyse de la beauté en se basant sur les photos) ;
- demanderaient trop d'efforts pour être modélisés et implémentés (ex. : sur route passante ou tranquille) ;
- nécessitent des données non disponibles ou difficiles d'accès (ex. : l'étage n'est pas toujours inscrit dans les données importées) ;
- augmentent peu l'expérience de jeu ainsi que sa valeur pédagogique.

En ce qui concerne le prix de vente, la simulation suppose que la valeur d'une propriété peut être modélisée selon l'équation (2.1).

$$prix = p_s s + p_r r + p_b b + p_e e - p_a a \quad (2.1)$$

où

- p_s est la valeur de base par unité de surface ;
- p_r est la valeur additionnelle par chambre ;
- p_b est la valeur additionnelle par salle de bain ;

- p_e est la valeur additionnelle par salle d'eau ;
- p_a est la valeur à soustraire par année d'âge.

Les taux énumérés ci-dessus (p_s, p_r, p_b, p_e, p_a) varient en fonction de :

- localisation : l
- date de vente : d

L'équation (2.1) est critiquable, car on suppose que la majorité des facteurs sont linéaires. Cette lacune n'a toutefois que peu d'impact sur la méthode d'évaluation par comparables.

2.5.1 Méthode de sélection des comparables

Les PNJ utilisent tous la même méthode d'évaluation des maisons. L'estimation d'une maison m se fait à l'aide d'un ensemble de maisons comparables M récemment vendues ou en vente. L'ensemble M respecte les contraintes suivantes :

$$C1 : (1 - \alpha) \leq (s_m \div s_{m'}) < (1 + \alpha)$$

$$C2 : r_{m'} = r_m \vee (r_{m'} \geq 4 \wedge r_m \geq 4)$$

$$C3 : b_{m'} = b_m \vee (b_{m'} \geq 3 \wedge b_m \geq 3)$$

$$C4 : e_{m'} = e_m \vee (e_{m'} \geq 2 \wedge e_m \geq 2)$$

$$C5 : |a_{m'} - a_m| \leq (3 + 20\alpha)$$

$$C6 : |l_{m'} - l_m| \leq (1 + 10\alpha) \text{ (en kilomètres)}$$

$$C7 : |d_{m'} - d_m| \leq (6 + 10\alpha) \text{ (en mois)}$$

La valeur α est initialisée à 0.1. Si $|M| < 5$, alors α est augmenté tant que $|M| < 5$.

Une fois les comparables sélectionnés, le prix final estimé \hat{p}_m est ajusté de façon linéaire par l'équation suivante :

$$\hat{p}_m = \frac{\sum_{m' \in M} \left(\text{prixvente}(m') \cdot \frac{s_m}{s_{m'}} \cdot \frac{\text{ind}(\text{aujourd.})}{\text{ind}(\text{dvente}_{m'})} + (r_m - r_{m'})p_r + (b_m - b_{m'})p_b \right)}{|M|}$$

où $ind(d)$ est un indice global de prix calculé égal au prix moyen de toutes les ventes de maison sur la fenêtre de $[d - 60, d]$.

2.6 Agents Vendeurs

Les vendeurs sont les agents centraux du jeu. C'est principalement avec eux que le joueur interagit pendant le jeu.

À un certain moment durant le jeu, un propriétaire qui était inactif jusque là (avec lequel on ne pouvait pas interagir) devient un vendeur. Au moment de son passage du statut de simple propriétaire à vendeur, ses exigences sont déterminées. Les exigences sont le montant souhaité par le vendeur pour accepter une offre, le taux de commission à payer au courtier qui s'occupera de l'affaire, la durée maximale qu'il envisage pour que sa propriété soit vendue, et enfin la réputation minimale que le courtier devra avoir s'il veut que son offre soit prise en considération par le vendeur. Ces exigences varient entre les différents vendeurs : certains très gourmands peuvent surestimer la valeur de leur propriété, d'autres au contraire peuvent sous-estimer ce que la vente pourrait leur rapporter, d'autres encore très prudents exigent de travailler avec des courtiers ayant une réputation élevée, prenant le risque de ne pas trouver celui qui leur convienne, ou d'autres encore qui seront moins enclin à fournir une commission élevée au courtier en charge de la vente. Ces exigences vont déterminer le type de courtier qui va offrir ses services pour accompagner le vendeur. Elles vont évoluer avec le temps et avec le niveau de difficulté.

Lorsque le propriétaire devient vendeur, il va se mettre à la recherche d'un courtier qui va l'aider à vendre sa propriété. Pour ce faire, il va indiquer aux courtiers qu'il est prêt à recevoir des offres de courtage pendant un temps donné. Lorsqu'il reçoit une offre de la part d'un courtier, il va l'examiner. Si un des éléments de l'offre de

courtage ne convient pas aux exigences du vendeur, il va la refuser. Au contraire, si l'offre répond à tous les critères du vendeur, il va la prendre en compte. Lorsqu'il considère une offre, le vendeur va prendre un peu de temps pour l'examiner. S'il reçoit une offre plus pertinente pendant le délai fixé, il va considérer cette nouvelle offre et va rejeter l'ancienne et ainsi de suite. Passé un délai fixé, le vendeur signe un contrat avec le courtier lui ayant soumis la meilleure offre.

Pendant cette période de recherche de courtier, les exigences du vendeur vont évoluer. Plus le temps passe, moins le vendeur sera exigeant sur ses critères pour choisir un courtier. Dans le jeu, les vendeurs souhaitent absolument vendre leur propriété. Ils vont nécessairement faire des concessions jusqu'à trouver un courtier.

L'évolution des exigences du vendeur est linéaire. Par exemple, le taux de commission acceptable par le vendeur est défini par l'équation (2.2). Un modèle d'équation similaire est utilisé pour calculer les exigences liées aux délais de vente et pour calculer la réputation minimale d'un courtier exigée par le vendeur.

$$Cm(t) = Cm_{min} + \frac{(Cm_{max} - Cm_{min}) \times D_d}{D_f} \quad (2.2)$$

où

- t est l'instant présent ;
- Cm représente le taux de commission que le vendeur est prêt à accepter à l'instant présent ;
- Cm_{min} représente le taux de commission minimal que le vendeur va accepter à sa création ;
- Cm_{max} représente le taux de commission maximal que le vendeur va accepter (cela représente son exigence à la fin de sa période de recherche) ;
- D_d représente la durée depuis laquelle le vendeur recherche un courtier ;
- D_f représente la durée de recherche restant au vendeur pour trouver un courtier ;

Lorsque le contrat de courtage est conclu avec le courtier, le vendeur passe en mode

de vente. Le vendeur n'agit pas sur la vente de la propriété ; il laisse le courtier s'en charger, mais il a tout de même le dernier mot (accepter ou refuser une offre) sur la vente de la propriété. Pendant cette période, le vendeur ne reste pas pour autant inactif, puisqu'il va observer et évaluer le comportement du courtier. Il va l'évaluer sur ses actions, par exemple : est-ce que le courtier fixe un prix de vente cohérent ? Est-ce qu'il fait les visites ? Est-ce qu'il en rate et donc fait perdre des acheteurs potentiels ? Est-ce qu'il traite toutes les offres d'achat ? Est-ce qu'il fait de bonnes recommandations ? Etc. Le vendeur peut donner son feedback au courtier pour lui indiquer son niveau de satisfaction. Dans le cas où le courtier commettrait trop d'erreurs ou serait à l'origine d'un préjudice grave, comme fixer le prix de vente de la maison à un montant ridiculement bas, alors le vendeur peut rompre le contrat avec ce dernier et en rechercher un nouveau.

Le rôle du vendeur est de répondre aux offres d'achat qui ont été recommandées par le courtier. Il prend en compte l'avis du courtier lorsque celui-ci propose de refuser une offre, mais il traite les offres lorsque ce dernier les considère comme intéressantes. Le vendeur accepte une offre d'achat à partir du moment où le montant proposé dépasse le montant qu'il espère (qu'il est prêt à accepter) $prix_{min}$, et les refuse si le montant est insuffisant. À ce stade, et s'il ne parvient pas à la vente de son bien, les exigences du vendeur vont diminuer. Le montant que le vendeur est prêt à accepter va diminuer avec le temps en suivant l'équation (2.3) (s'il n'y aucune offre, le vendeur peut accepter de réduire un peu ses exigences sur le montant de la vente pour permettre au courtier de baisser le prix de vente de la propriété et ainsi la rendre plus attrayante).

$$prix_{min}(t) = prix_{min}(t_d) - \frac{t - t_d}{t_f - t_d} (prix_{min}(t_d) - prix_{min}(t_f)) \quad (2.3)$$

où :

- t est l'instant présent ;
- t_d est la date du début du contrat ;
- t_f est la date de la fin du contrat ;
- $prix_{min}(t_d) = \hat{p}_m \times uniform(\alpha, \beta)$ est le prix seuil au début du contrat (où α et β sont des valeurs dépendant du profil du vendeur) ;
- $prix_{min}(t_f) = \hat{p}_m \times uniform(\alpha, \beta)$ est le prix seuil à la fin du contrat ;
- $uniform(x, y)$ est une norme aléatoire suivant une distribution uniforme sur l'intervalle $[x, y]$;

Lorsque le vendeur reçoit une offre satisfaisante (offre dont le montant est supérieur à $prix_{min}$), il s'accorde un délai de réflexion dans l'espoir de recevoir d'autres offres plus élevées (surenchères). Quand le délai de réflexion est terminé, il accepte officiellement l'offre d'achat la plus élevée, l'acte d'achat est signé et la vente est conclue. Ensuite, l'acheteur devient le nouveau propriétaire. Ce nouveau propriétaire peut éventuellement devenir un vendeur par la suite.

2.6.1 Satisfaction du vendeur

Au moment de la vente, le vendeur touche son argent et va payer la commission du courtier. En plus de payer le courtier, il va aussi l'évaluer sur sa prestation. Pour ce faire, le vendeur va indiquer au courtier sa satisfaction, ce qui va influencer sur la réputation de ce dernier (plus le vendeur est satisfait, plus le courtier aura une bonne réputation).

La satisfaction des vendeurs dépend du prix de vente de leur propriété (pv auquel est déduite la commission du courtier) et de la durée de la vente de celle-ci (n_j , aussi appelée nombre de jours sur le marché). Elle est déterminée par l'équation (2.4).

$$satisfaction = \frac{satisfaction_{prix}(pv) + satisfaction_{duree}(nj)}{2} - penalites \quad (2.4)$$

La fonction $satisfaction_{prix}(pv)$ (2.5) correspond à la valeur de satisfaction du vendeur en rapport avec le prix de vente. Cette fonction est basée sur une fonction sigmoïde, dont les paramètres ont été fixés empiriquement ⁴.

$$satisfaction_{prix}(pv) = 5 + 110 \frac{\left(\frac{pv}{pe} - 1\right)}{1 + 20 \cdot \left|\frac{pv}{pe} - 1\right|} \quad (2.5)$$

La figure 2.4 illustre la satisfaction du vendeur en fonction du prix de vente de la propriété : Le vendeur s'attend à ce que le courtier réussisse à vendre la propriété au prix convenu lors de la signature du contrat. Si le courtier réussit à faire mieux, alors le vendeur sera plus satisfait et inversement, si le courtier fait moins bien que convenu, le vendeur sera alors déçu. L'augmentation (ou la diminution) n'est pas linéaire. En effet, l'impact est très fort pour les premiers %, car c'est ce qui définit si l'on a fait une bonne affaire ou non. Passé un certain stade, la variation est moins importante, car on est déjà satisfait (ou déçu) de la vente et donc le gain ou la perte a moins d'impact.

La fonction $satisfaction_{duree}(nj)$ (2.6) correspond à la valeur de satisfaction du vendeur en rapport avec la durée de vente. Les paramètres ont été fixés empiriquement.

$$satisfaction_{duree}(nj) = 10 \left(1 - 0.25 \left(\frac{nj}{dc} \right) - 0.75 \left(\frac{nj}{dc} \right)^2 \right) \quad (2.6)$$

4. Notre objectif étant de concilier une simulation réaliste avec une jouabilité intéressante, nous avons effectué une série de tests pour déterminer quels paramètres répondent le mieux à nos exigences.

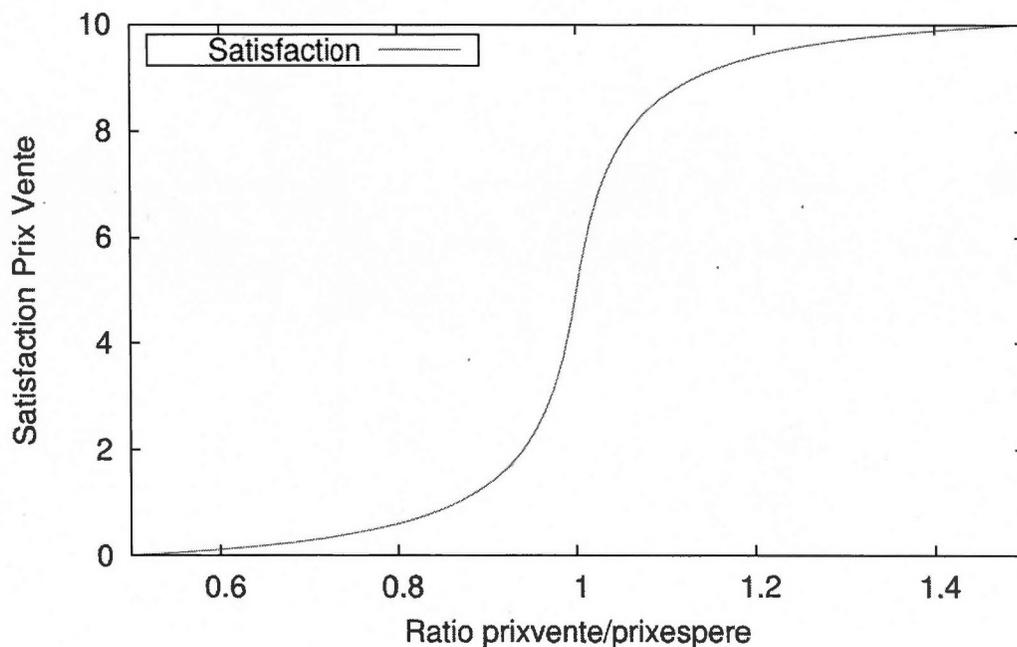


Figure 2.4 Fonction de satisfaction du vendeur en rapport avec le prix de vente

La figure 2.5 illustre la satisfaction du vendeur en fonction de la durée fixée par le courtier pour vendre la propriété : Le vendeur s'attend bien entendu à ce que le courtier réussisse la vente avant la fin du contrat. Cependant, il espère que ce dernier soit suffisamment efficace pour réussir à la vendre relativement rapidement. Si la vente est conclue dans les premières semaines, le vendeur en sera très satisfait. Plus le délai de vente est long et moins le vendeur sera satisfait.

L'échelle de satisfaction pour les équations (2.5) et (2.6) va de 0 (vendeur mécontent) à 10 (vendeur content). Si la moyenne des deux est supérieure à 5, c'est que le vendeur considère que le courtier a bien fait son travail, ce qui va entraîner une augmentation de sa réputation. Dans le cas contraire, la réputation du courtier va diminuer.

Si l'on se réfère à l'équation (2.4), on peut voir qu'en plus de la satisfaction concernant le prix de vente et la durée de vente, la satisfaction générale prend

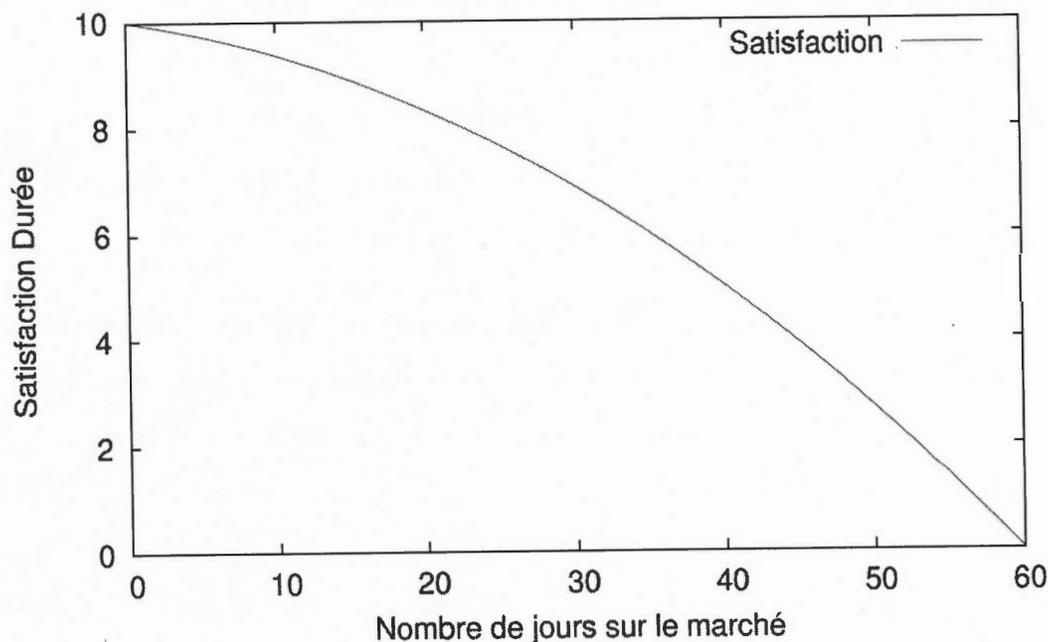


Figure 2.5 Fonction de satisfaction du vendeur en rapport avec la durée de vente

aussi en compte d'éventuelles pénalités liées à des fautes faites par le courtier. Il existe 3 types de pénalité :

- **Pénalités liées aux visites** : Lorsque le courtier rate des visites, le vendeur considère qu'il perd potentiellement un acheteur, ou du moins l'opportunité de vendre rapidement. Le vendeur attribue 1 point de pénalité par visite ratée par le courtier.
- **Pénalités liées aux offres d'achat** : Lorsque le courtier ne répond pas à des offres d'achat ou qu'il fait de mauvaises recommandations (recommande une offre trop faible), le vendeur attribue 1 point de pénalité par faute commise sur une offre d'achat.
- **Pénalité meilleure offre** : Si le courtier a reçu une meilleure offre valide (supérieure au prix qu'il est prêt à accepter), mais qu'il l'a refusée ou écartée, et que le prix de vente final est inférieur à cette meilleure offre, alors le vendeur est insatisfait, car il pouvait gagner plus d'argent avec la vente. Il attribue 3

points de pénalité pour cette faute.

Si l'on prend un exemple où la moyenne de la satisfaction du prix et de la satisfaction de la durée est de 7 et que le courtier a raté une visite, le score de satisfaction globale sera de 6. La satisfaction générale ne peut pas descendre en dessous de 0, même si le courtier a beaucoup de pénalités.

Tant que la vente n'est pas conclue, la satisfaction du vendeur est continuellement estimée. Dans l'équation 2.4, le prix de vente est remplacé par le prix demandé par le courtier et la date de vente est remplacée par la date du jour, plus la moitié du temps restant dans le contrat.

$$dateVente_{estimee} = dateActuelle + \frac{dateFinContrat - dateActuelle}{2}$$

Dans le cas où le courtier ne parviendrait pas à vendre la propriété dans le délai fixé, le contrat est perdu et le courtier va recevoir un malus important sur sa réputation (un score de 0).

2.7 Agents Acheteurs

Les acheteurs sont des entités qui vont principalement entrer en compte lors du processus de vente des propriétés. De nouveaux acheteurs apparaissent dans la ville tout au long du jeu.

Lorsqu'un acheteur est créé dans la simulation, ses besoins (caractéristiques recherchées) sont générés en prenant en compte une propriété du jeu comme modèle. Ses besoins concernent le type de propriété qu'il recherche (superficie habitable, nombre de chambres, nombre de salles de bains, etc.), son budget et le quartier de la ville où il souhaite habiter. Le choix de la propriété modèle se fait de manière aléatoire. Cela permet de garantir un marché cohérent (répartition cohérente des

classes sociales) sur la durée, car les acheteurs sont générés en fonction des données du jeu, qui sont quant à elles tirées de données réelles. Cela évite par exemple que la ville ne soit habitée par de nombreux millionnaires, ce qui fausserait le côté crédible du jeu.

Certaines des exigences du vendeur sont fixes, comme les caractéristiques de base des propriétés recherchées (l'acheteur recherche toujours quelque chose d'au moins égal à ses besoins), d'autres varient avec le temps, comme le budget ou la localisation souhaitée de la future propriété.

L'équation (2.7) représente l'évolution du budget de l'acheteur en fonction du temps passé dans la simulation.

$$Budget(t) = b_{ini}(t_d) - \frac{t - t_d}{t_f - t_d} (b_{ini}(t_d) - b_{max}(t_f)) \quad (2.7)$$

où :

- t est l'instant présent ;
- t_d est la date de création de l'acheteur ;
- t_f est la date de la fin de recherche de l'acheteur ;
- $b_{ini}(t_d) = P_m * 0.9$ est le budget initial ;
- $b_{max}(t_f) = P_m * 1.1$ est le budget final ;
- P_m est le prix de la dernière vente de la propriété servant de modèle aux besoins de l'acheteur.

L'équation (2.8) représente l'évolution de la zone de recherche en fonction du temps passé dans la simulation. Plus le temps passe, plus l'acheteur agrandit la zone dans laquelle il recherche des propriétés correspondant à ses besoins. Le centre de la zone de recherche est la position de la propriété qui a servi de modèle aux exigences de l'acheteur.

$$\text{rayonRecherche} = \text{rayoninit} + a_j * \text{nbJours} \quad (2.8)$$

où :

- *rayonRecherche* est le rayon de recherche ;
- *rayoninit* est le rayon initial de recherche ;
- a_j est la taille de l'augmentation du rayon chaque jour ;
- *nbJours* est le nombre de jours depuis lequel l'acheteur recherche une propriété.

En plus de ces besoins, un délai de recherche est attribué à l'acheteur. Ce délai correspond à la durée pendant laquelle il recherche une propriété dans la ville. Après ce délai, s'il n'a pas trouvé de propriété, il quitte définitivement la simulation.

Chaque jour simulé, l'acheteur recherche les maisons susceptibles de l'intéresser dans sa zone de recherche. Il va s'attarder sur les maisons en vente et, en fonction de ses critères, il va les classer pour les visiter, sachant que l'acheteur ne visite que des maisons correspondant au moins à ses critères (il peut acquérir une maison supérieure à ses attentes, comme une maison plus spacieuse si son budget le lui permet).

Durant la journée, il va soit essayer de visiter des propriétés en vente, soit faire des offres d'achat sur des propriétés qu'il a visitées (et qui l'intéressent). Ce choix se fait de la manière suivante :

On tire un nombre aléatoire à chaque fois que l'acheteur souhaite prendre une décision entre faire une visite et soumettre une offre d'achat. Ce nombre aléatoire est borné par le nombre de propriétés visitables (et non visitées) par l'acheteur. Si le nombre tiré est inférieur au nombre de visites effectuées, alors l'acheteur fait une offre d'achat sur une propriété qui l'intéresse, sinon il fait une visite. Cela permet de simuler le fait que plus un acheteur a visité de propriétés et plus il va être prêt à faire des offres d'achat.

```

r : nombre aleatoire entre 0 et le nombre de proprietes
visitables par l'acheteur;
Si r < nombre de proprietes visitees alors
    faire une offre d'achat();
Sinon
    visiter une propriete();

```

Listing 2.1 Choix de la prochaine action d'un acheteur

Lorsque l'acheteur souhaite visiter une propriété, il va en choisir une parmi les maisons de la zone qui peuvent l'intéresser et qu'il a recherchées en début de journée. Pour simuler l'impact de la visibilité des propriétés sur le choix des propriétés à visiter, nous avons attribué un score à chacune d'entre elles. Ce score dépend de deux éléments qui sont :

- La visibilité de la propriété (qui dépend des dépenses faites par le courtier en marketing : placer un panneau à vendre, faire de la publicité, etc.). Plus la propriété est visible et plus le score est élevé ;
- Le prix de vente : plus la propriété a un prix attractif et plus le score est élevé.

Plus le score est élevé et plus la propriété est intéressante à visiter. Pour déterminer la propriété à visiter, on tire un nombre aléatoire dans les plages de score des maisons visitables. Plus une maison a un score élevé, plus sa plage de score est importante et plus elle a de chances d'être tirée au sort. Cela permet de retranscrire en partie la manière dont sont choisies les propriétés à visiter dans la réalité. On cherche des propriétés dans les annonces, sur internet, etc., et on choisit celles susceptibles de nous intéresser en tenant compte des prix demandés.

L'acheteur utilise la même méthode lorsqu'il souhaite soumettre une offre d'achat pour déterminer quelle propriété l'intéresse le plus (sauf qu'à la place de prendre en compte les maisons visitables, on prend en compte les maisons déjà visitées).

Pour les visites, lorsque l'acheteur a choisi une propriété intéressante à visiter, il se présente devant celle-ci et attend que le courtier vienne lui faire visiter la propriété. Ce délai d'attente est variable, mais il reste relativement court, ce qui oblige les courtiers à jongler rapidement entre leurs différents contrats. Si le courtier arrive à temps et qu'il fait visiter la maison, alors l'acheteur la garde parmi celles qu'il pourrait potentiellement acquérir. En revanche, si le courtier rate la visite, alors l'acheteur va passer à une autre maison.

Lorsque l'acheteur décide de soumettre une offre d'achat sur une maison qui l'intéresse, il s'y rend et dépose l'offre chez le vendeur. L'acheteur propose son prix en suivant la règle suivante :

$$offre = \text{Min}(\text{budget}, \text{prixDemande})$$

Si d'autres acheteurs ont aussi soumis des offres, l'acheteur peut vouloir surenchérir en ajoutant à son offre un petit bonus en fonction de son budget restant, sans toutefois connaître les montants des autres offres :

$$offre = \text{Min}(\text{budget}, \text{prixDemande}) + \text{rand}(0.0, 1.0) \times (\text{budget} - \text{prixDemande})$$

Chaque acheteur ne peut faire qu'une seule offre d'achat à la fois. Lorsqu'il fait une offre, il attend la réponse du vendeur ou la date d'expiration de l'offre. En fonction de la réponse du vendeur, la vente peut être conclue et l'acheteur devient alors le nouveau propriétaire. Mais il se peut aussi que le vendeur refuse l'offre. Dans ce cas, l'acheteur va choisir entre faire une nouvelle offre plus élevée ou abandonner la propriété à un autre acheteur et en chercher une nouvelle.

2.8 Agents Courtiers

Les courtiers artificiels jouent le rôle d'adversaires (de compétiteurs) pour le joueur. Ils sont là pour lui apporter un challenge supplémentaire au cours du

jeu. Ils agissent comme le joueur et ont le même but, à savoir devenir le meilleur courtier de la ville.

2.8.1 Recherche de contrat

Dans un premier temps, le courtier recherche des clients à accompagner dans la vente de leur propriété. Il va donc à la rencontre d'un vendeur recherchant un courtier. Lorsque le courtier arrive chez le vendeur, il peut proposer une offre de courtage, ce qui consiste à proposer le taux de commission souhaité, ainsi que la durée fixée pour vendre la propriété. Le résultat de l'offre dépend des exigences du vendeur ; ces dernières ne sont pas visibles par le courtier, qui devra donc les deviner. Pour ce faire, il peut s'appuyer sur deux éléments :

- d'une part, la réponse du vendeur qui indique la raison du refus (par exemple "Commission trop élevée") ;
- d'autre part, sur la liste des offres reçues par le vendeur et sur les réponses fournies. En effet, il est possible de voir les offres faites par les autres courtiers. Grâce à ces deux éléments, le courtier essaye de déterminer quelles sont les exigences du vendeur pour obtenir le meilleur taux de commission possible (le but étant de gagner le plus d'argent possible).

Cette phase est riche en stratégies, car de nombreuses possibilités s'offrent au courtier. La première stratégie réside dans la vitesse d'obtention du contrat : le courtier peut décider de faire une offre qui soit très attrayante pour le vendeur, en proposant un taux de commission assez bas et ainsi être quasiment sûr d'obtenir le contrat, même si à la fin il gagnera moins d'argent que ce que le vendeur aurait pu lui donner. À l'inverse, il peut être gourmand et essayer de déterminer la limite d'acceptation du vendeur pour maximiser ses gains. Mais cela représente un risque, car les autres courtiers pourront consulter ses offres et ainsi estimer les

exigences du vendeur. Le courtier peut donc se faire doubler par la concurrence et perdre un temps précieux. Les exigences du vendeur évoluent elles aussi avec le temps (comme décrit dans la section vendeur). Une stratégie de course contre la montre permettrait d'attendre la période où le vendeur sera moins exigeant pour soumettre des offres et donc gagner plus d'argent au final. Il doit dans ce cas garder en considération qu'il existe un risque qu'un autre courtier essaye d'obtenir le contrat pendant la période d'attente.

Pour les courtiers, le choix des vendeurs est un élément très important. En effet, qu'il s'agisse de la localisation de la propriété, de ses caractéristiques, de l'état du marché ou encore des exigences du vendeur, ces données vont influencer sur la difficulté à réussir la vente. Une maison très onéreuse peut rapporter beaucoup d'argent si on arrive à la vendre, mais la vente risque d'être difficile si peu d'acheteurs ont un budget suffisant pour l'acquérir, et le risque de perdre du temps et de la réputation pour le courtier est élevé.

En plus des éléments fixes inhérents à la propriété tels que les caractéristiques et la localisation, le courtier doit être attentif à deux éléments en particulier. Le premier est le montant que souhaite obtenir le vendeur. Comme cela a été décrit dans la section concernant le vendeur, il se peut que celui-ci sous-estime ou surestime la valeur de sa propriété. Si le prix est sous-estimé, alors c'est une aubaine pour le courtier, car il sera plus facile pour lui de vendre la propriété et de surpasser les exigences du vendeur, ce qui lui permettra d'augmenter facilement sa réputation. À l'inverse, si le prix est surestimé, alors il sera difficile pour le courtier de respecter les exigences du vendeur et donc d'obtenir une bonne réputation à la fin du contrat. L'autre aspect à prendre en compte est le montant obtenu après la vente ($\% \text{ de commission} * \text{prix de vente estimé}$). En effet, une des subtilités du jeu réside dans le fait que c'est le courtier qui paye de sa poche les frais de marketing pour augmenter la visibilité de la propriété afin de la vendre plus rapidement. Le

but étant de gagner le plus d'argent possible, si le courtier dépense plus qu'il ne gagne, alors il ne sera jamais le meilleur de la ville.

2.8.2 Stratégie de sélection des maisons pertinentes

Il est très important pour les courtiers de bien choisir leurs contrats. Pour ce faire, les courtiers artificiels utilisent l'équation (2.9).

$$score_{maison} = ((Rayon_{rech} - Dist_{terr}) + (Cm_e * P_e) - (500 \times (C_{int} - 1))) \times \alpha_{diff} \quad (2.9)$$

où :

- $Rayon_{rech}$ correspond au rayon de la zone optimale de recherche du courtier ;
- $Dist_{terr}$ correspond à la distance entre la maison et le centre du territoire du courtier ;
- Cm_e correspond au taux de commission espéré par le courtier ;
- P_e correspond au prix de vente estimé de la propriété (valeur de la propriété) ;
- C_{int} correspond au nombre de courtiers intéressés par le contrat ;
- α_{diff} correspond au facteur de difficulté du contrat.

Le calcul du score prend en compte la distance du contrat par rapport à ceux dont le courtier s'occupe déjà ($Rayon_{rech} - Dist_{terr}$) dans le but de :

- minimiser les temps de trajet entre les différents contrats en cours obtenus précédemment par le courtier (ce qui permet de limiter le risque de rater des visites, de répondre plus rapidement aux offres d'achat, etc.) ;
- se créer un territoire et ainsi limiter la concurrence avec d'autres courtiers (comme chaque courtier essaye de rester dans sa zone, la concurrence se limite généralement aux courtiers dont le territoire est proche ou se chevauche).

Si un courtier n'a pas encore de contrat, la variable de centre du territoire est la position du joueur, ce qui fait que $Dist_{terr}$ est égale à 0. La variable $Rayon_{rech}$,

quant à elle, varie durant la partie en fonction de deux paramètres de la simulation qui sont :

- le nombre de courtiers dans la simulation. S'il y a peu de courtiers, le rayon de recherche va être plus important pour permettre aux courtiers de couvrir l'ensemble de la carte. Inversement, s'il y a beaucoup de courtiers, le rayon de recherche va être plus faible pour faire en sorte de limiter la taille des territoires, et donc d'éviter une trop grande concurrence entre les courtiers.
- l'état du marché, et en particulier le nombre de vendeurs recherchant des courtiers. S'il y a peu de vendeurs, les zones de recherche doivent être plus grandes pour trouver des vendeurs.

Le second élément qui entre en compte dans le calcul du score est l'argent que compte empocher le courtier avec la vente. Cela prend en compte le taux de commission espéré par le courtier (T_{ce}). Dans le cas où une offre de courtage a déjà été soumise par un autre courtier ou que l'offre du courtier a été rejetée, T_{ce} correspond au taux de la dernière offre moins 0,1%. Dans le cas où aucune offre n'a encore été soumise, T_{ce} correspond au taux de commission moyen calculé sur les 7 derniers jours de la simulation. Le prix estimé (P_e), quant à lui, dépend directement de l'estimation de la valeur de la propriété faite par le courtier.

Le troisième élément du calcul du score est le niveau de concurrence pour obtenir le contrat. Cela prend en compte le nombre de courtiers intéressés par le contrat (C_{int}). Un courtier est considéré comme intéressé par le contrat lorsqu'il a soumis au moins une offre de courtage sur la propriété. Cette valeur est un malus qui dépend du nombre de concurrents directs. Le -1 dans la partie ($C_{int} - 1$) permet de transformer le malus en bonus, dans le cas où aucun courtier n'a encore soumis d'offre sur la propriété, et de ne pas considérer le courtier s'il a fait une offre sur la propriété.

Le calcul du score est pondéré par la difficulté estimée du contrat (α_{diff}). La

difficulté dépend :

- du niveau d'exigence du vendeur ;
- de l'état du marché (marché favorable aux vendeurs, favorable aux acheteurs, etc.).

2.8.3 Mise en vente

Une fois que le courtier s'est mis d'accord avec le vendeur et qu'ils ont signé le contrat de courtage, le courtier va se charger de vendre la propriété. Pour ce faire, il va dans un premier temps fixer le prix demandé. Ce choix est primordial, dans le sens où il impacte sur le processus de vente. En proposant un prix bas, le courtier va attirer plus facilement les visiteurs, ce qui pourrait permettre de vendre plus rapidement. Mais cette démarche peut diminuer la satisfaction du vendeur et faire baisser de façon importante le gain final de la transaction pour les deux parties. Inversement, demander un prix élevé peut permettre, certes, de gagner plus d'argent, mais au risque de faire fuir les acheteurs. Le courtier doit donc estimer à la fois correctement le prix de la maison et l'état du marché, pour savoir si les négociations vont lui être favorables, et prendre en compte les maisons comparables en vente dans cette zone. Le courtier peut changer le prix demandé aussi souvent qu'il l'estime nécessaire.

Après avoir fixé le prix demandé, le courtier doit attirer des acheteurs. Dans un premier temps, il doit maximiser la visibilité de la maison sur le marché pour attirer l'attention des futurs clients, car si ces derniers ne savent pas que la maison est en vente, ils ne viendront ni la visiter ni l'acheter. Pour ce faire, il dispose (dans la version actuelle du jeu) de deux options :

1. Placer un panneau à vendre au coût de 50\$ apporte de la visibilité de façon permanente.

2. Mettre en place une campagne publicitaire en faisant paraître des annonces. Cela apporte, certes, plus de points de visibilité, mais à coût plus élevé et avec un effet qui n'est que temporaire.

Pour la publicité, le courtier doit choisir la durée de l'annonce ; le montant, lui, sera facturé à la journée, au coût de 30\$. La visibilité apportée par l'annonce décroît au fur et à mesure que le temps passe, jusqu'à atteindre zéro à la fin de sa durée. Cela simule le fonctionnement suivant : les premiers jours, l'annonce se retrouve en première page, puis plus le temps passe, plus elle disparaît dans la masse des annonces. Le choix de la durée est donc important, car si le courtier choisit une durée courte, la propriété va vite perdre en visibilité. À l'inverse, si le courtier choisit une durée longue, la visibilité va décroître beaucoup plus lentement, ce qui permettra d'attirer potentiellement plus de visiteurs.

Ici, la spécificité réside dans le fait que toutes les actions visant à augmenter la visibilité sont à la charge du courtier. Plus il dépense d'argent pour simplifier et accélérer la vente, moins ses bénéfices seront importants à l'aboutissement de celle-ci, et par conséquent, il sera plus difficile pour lui de progresser dans le classement des courtiers.

Lorsque la propriété en vente est visible sur le marché, des acheteurs potentiels peuvent vouloir la visiter. Lorsqu'un acheteur veut visiter la propriété, il attend le courtier devant celle-ci pendant un certain temps. Le courtier doit se rendre à la propriété avant que l'acheteur ne s'en aille. Plus le courtier fait de visites, plus il aura de chances d'obtenir des offres d'achat intéressantes. À noter que les acheteurs ne font une offre que sur les maisons qu'ils auront visitées. Donc, s'il y a peu de visites, il y aura alors peu d'acheteurs potentiels, donc moins d'offres d'achat et donc moins de surenchères pour acquérir la propriété.

Après avoir visité une propriété, l'acheteur peut déposer une offre d'achat. Si une

offre d'achat est faite, le courtier la reçoit et informe le vendeur qu'il examine la proposition. Chaque offre comporte une date d'expiration qui détermine sa validité, ce qui implique que le courtier doit répondre avant cette date. Le courtier peut donner 3 recommandations :

- le refus s'il estime que l'offre n'est pas suffisamment intéressante pour le vendeur ;
- l'acceptation de l'offre ;
- l'attente.

Le fait d'attendre permet de potentiellement faire monter les enchères si un autre acheteur soumet une offre d'achat pendant le délai de réflexion pour répondre à l'offre en cours. De plus, comme chaque acheteur ne peut faire qu'une seule offre d'achat à la fois, le fait d'attendre avant de répondre peut servir à ralentir la concurrence si on pense que le vendeur souhaite faire une offre sur une propriété gérée par un autre courtier.

2.8.4 Réputation des courtiers

Lorsque le courtier recommande une offre et que celle-ci est acceptée par le vendeur, alors la vente est conclue et le courtier reçoit sa commission. En plus de l'argent, le courtier est évalué par le vendeur ce qui impacte sa réputation. L'évaluation du vendeur et le calcul de sa satisfaction ont été décrits dans la section dédiée aux vendeurs.

La réputation des courtiers dépend directement de la satisfaction de leurs clients. Pour chaque contrat, le courtier obtient une valeur de réputation qui varie entre -5 (mauvais courtier) et +5 (bon courtier).

La réputation du courtier est calculée en prenant en compte l'ensemble des résultats des ventes de ce dernier (ventes réussies ou échouées) en se basant sur l'équa-

tion (2.10) où c correspond à un contrat et W_c est la pondération du contrat. Les constantes ont été fixées empiriquement.

$$reputation = \sum_{c \in C} (Satisfaction(c) - 5) \times W_c \quad (2.10)$$

Plus le contrat est ancien et moins il a de valeur dans la réputation du courtier. Pour simuler cela, les satisfactions sont pondérées (W_c) en se basant sur l'équation (2.11)

$$W_c = \frac{\frac{(1 - (nb\text{Jours} - 200)/15)}{(1 + \text{abs}(\frac{(nb\text{Jours} - 200)}{15 - 1}))}}{1.87 + 0.5} \quad (2.11)$$

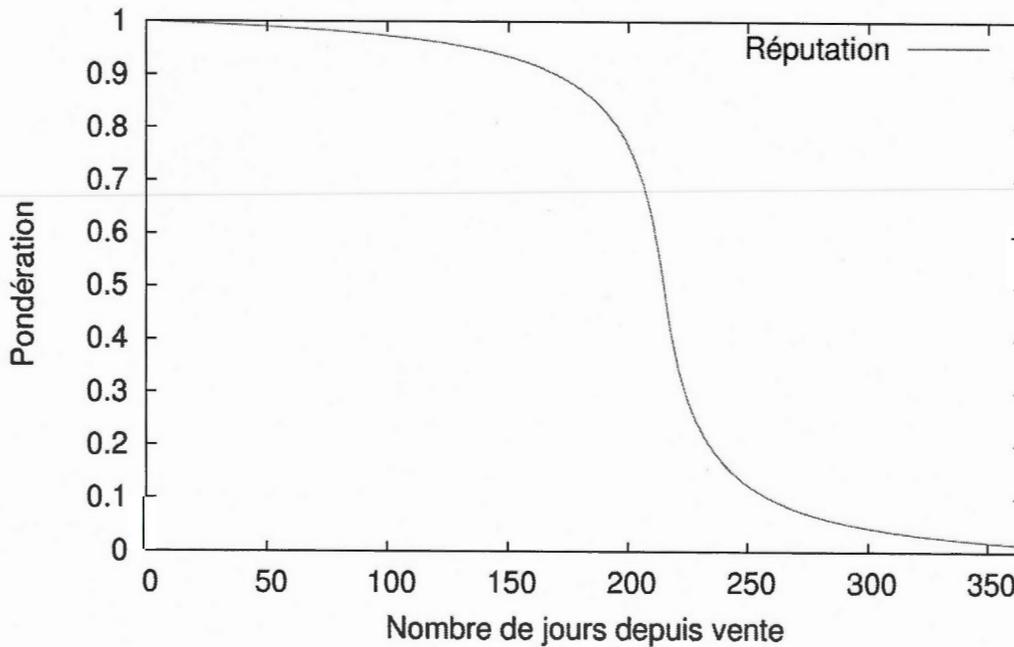


Figure 2.6 Fonction de pondération de la réputation des courtiers

Plus un contrat est récent, plus celui-ci influence la réputation du courtier (pondération proche de 1.0), comme on peut le constater sur la figure 2.6. Plus le temps passe et plus la pondération diminue. Après 6 mois, l'influence du résultat

du contrat sur la réputation du courtier est négligeable. Cela permet de simuler le fait que les succès ou échecs récents sont plus importants que les résultats obtenus par le passé.

Dans le cas où le courtier ne réussit pas à vendre la propriété, alors le contrat est perdu. Cette dernière situation est fort pénalisante. Le courtier doit éviter de perdre des contrats, car il va se retrouver avec un gros malus en réputation (le vendeur ne va pas recommander le courtier, mais au contraire il va le déconseiller, ce qui est représenté par une satisfaction du vendeur de 0 et une note de réputation de -5). De plus, il sera pénalisé pécuniairement, puisqu'il aura perdu les dépenses engagées en communication ainsi que tout le temps passé sur cette vente ratée. Il est donc important pour le courtier de bien choisir ses contrats.

2.8.5 Gestion simultanée des contrats

Le fonctionnement des courtiers décrit ci-dessus est un fonctionnement séquentiel (obtention d'un contrat puis réalisation de la vente) et décrit pour un seul contrat de courtage. Cependant, cela est plus complexe dans la simulation, car pendant le jeu, les courtiers doivent gérer, en simultané, plusieurs contrats. Le fonctionnement global n'est donc plus complètement séquentiel. En effet, le courtier ne va pas, dans un premier temps, récupérer plusieurs contrats de courtage puis dans un second temps, s'occuper de faire les ventes. Il va jongler entre l'objectif d'obtenir de nouveaux contrats et l'exécution de ceux en sa possession. De plus, il va devoir répartir son temps entre toutes ces actions. Par exemple, faire visiter une propriété prend du temps (temps de la visite auquel on ajoute le temps de trajet pour se rendre à la propriété). Dans la simulation, une limite est fixée au nombre de contrats simultanés qu'il est possible d'avoir.

Pour déterminer la prochaine action à exécuter, le courtier utilise les règles sui-

vantes, en ordre de priorité :

1. Fixer le prix de vente : si le prix demandé n'a pas été fixé pour une maison ;
2. Placer le panneau à vendre : si le panneau n'a pas été placé pour une maison ;
3. Faire visiter la propriété : si au moins un visiteur attend pour une visite une maison ;
4. Répondre à une offre d'achat : si une offre d'achat est sans réponse pour une maison ;
5. Ajuster le prix demandé : si le prix a besoin d'être réajusté (pas ou peu de visite pendant une certaine période) ;
6. Obtenir de nouveaux contrats : si le maximum de contrats simultanés n'est pas atteint.

Cependant, il est possible que plusieurs propriétés nécessitent une intervention en même temps. Pour cette raison, le courtier va prioriser les propriétés à gérer. Pour ce faire, il utilise l'équation (2.12). La propriété ayant le plus haut score de priorité va être traitée en premier.

$$priorite_m = s_{fixerPrix} + s_{placerPanneau} + s_{faireVisiter} + s_{repondreOffreAchat} + s_{ajusterPrix} \quad (2.12)$$

Le fait de devoir gérer de nombreuses actions en simultané oblige les courtiers à adopter des stratégies pour gérer leur temps. Par exemple : choisir plusieurs propriétés à vendre proches les unes des autres est intéressant, car cela permet de réduire les temps de déplacement et de gagner du temps en terme de transaction, puisqu'en arrivant plus rapidement à destination pour effectuer les visites, le courtier pourra être plus rapide pour finaliser un compromis de vente. Le courtier pourrait aussi choisir de prendre plusieurs propriétés aux caractéristiques simi-

lares pour contrôler le marché et donc les prix, pour limiter la concurrence et pour forcer les acheteurs à dépenser plus d'argent.

2.8.6 Classement des courtiers

Comme cela a été présenté précédemment, le but recherché par chaque courtier est de devenir le meilleur courtier en ville. Pour vérifier qui est le courtier le plus performant, on dispose de 3 classements :

- par richesses ;
- par réputation ;
- par cumul de la richesse et de la réputation.

C'est ce troisième classement qui est considéré dans le jeu pour déterminer si un courtier est meilleur qu'un autre. Pour être le meilleur courtier de la ville, il faut donc à la fois gagner beaucoup d'argent et satisfaire les vendeurs pour avoir une réputation élevée.

Un courtier doit quitter le jeu quand il n'a plus d'argent. Tous les courtiers ont des frais journaliers à couvrir en plus des dépenses en communication, ce qui les force à continuellement gagner de l'argent pour survivre.

2.9 Validation du réalisme de la simulation

Dans les jeux, il est important d'avoir des scénarios réalistes, sans toutefois qu'ils soient fidèles à la réalité. Pour notre jeu, nous avons besoin de valider certaines hypothèses :

- **H1 : Évolution des prix de vente selon l'offre et la demande.** Si on augmente le nombre d'acheteurs, les prix augmentent. Si on augmente le nombre de vendeurs, les prix diminuent ;
- **H2 : Évolution des taux de commission selon la demande en courtage.**

Si on augmente le nombre de courtiers, les taux de commission diminuent. Si on augmente le nombre de nouveaux vendeurs (recherchant un courtier), les taux de commission augmentent.

Le but est de maintenir un côté réaliste dans l'évolution du monde présenté dans le jeu. On peut citer par exemple l'évolution du marché en fonction du nombre d'entités : s'il y a significativement moins d'acheteurs que de vendeurs, les prix de vente des maisons vont s'effondrer et inversement, s'il y a énormément d'acheteurs, les prix vont grimper. Cependant, l'évolution du monde n'est pas définie par un système de règles (SI nombre acheteurs > nombre vendeurs ALORS augmentation des prix de vente). Le monde évolue en fonction des entités présentes dans le jeu et selon leur comportement.

Notre but est de faire varier la simulation par le biais du comportement des agents artificiels et du joueur. Si on reprend en exemple l'évolution du marché (qui influe sur les prix), lorsqu'il y a peu d'acheteurs et beaucoup de vendeurs, les prix ne vont pas diminuer parce que la simulation suit une règle : ils vont diminuer parce que les acheteurs, ayant beaucoup de choix et peu de concurrence, vont aller vers les meilleures offres. Les vendeurs vont donc baisser leurs prix pour rendre leurs maisons attrayantes, car ils n'auront pas de visiteurs. Dans le cas inverse, quand il y a plus d'acheteurs, les vendeurs vont potentiellement recevoir beaucoup d'offres pour leurs propriétés et donc faire monter les prix lors des négociations avec les acheteurs.

H1 : variations du marché en fonction de l'offre et de la demande

Un des éléments centraux dans l'évolution de la simulation est l'évolution de l'état du marché et donc des prix. Dans *Game of Homes*, les prix de vente des propriétés vont principalement dépendre du ratio acheteurs/vendeurs et de l'historique de ce ratio.

Tout comme dans la réalité, le type d'entités en infériorité numérique va avoir l'avantage dans la simulation. Cet avantage se manifeste de deux manières :

1. il a plus de choix (plus d'acheteurs potentiels dans le cas des vendeurs, et plus de choix de propriétés en vente dans le cas des acheteurs) ;
2. il a une plus grande marge dans les négociations. Cela est du fait que les exigences des agents diminuent avec le temps (les acheteurs sont prêts à mettre plus d'argent pour acheter une maison, et les vendeurs sont prêts à accepter une somme moindre pour finaliser la vente).

La figure 2.7 illustre le principe de l'évolution des prix de vente en fonction du nombre d'entités présentes dans la simulation. La courbe *Acheteurs* (courbe rouge) représente le nombre d'acheteurs présents dans la simulation, la courbe *EnVente* (courbe verte) le nombre de vendeurs (propriété ayant trouvé un courtier). La courbe *PrixVente* (courbe bleue) représente la moyenne des prix de vente des propriétés vendues durant le mois, et enfin la courbe *PrixOrigine* (courbe violette) représente la moyenne des prix d'origine des propriétés vendues durant le mois (le prix d'origine correspond au prix estimé de la propriété au temps 0 de la simulation).

Conditions d'expérimentation

Nous avons réalisé le test suivant :

- La simulation a fonctionné pendant une durée de 5 ans en temps simulé ;
- Nous avons fait en sorte que le marché soit équilibré la première année ;
- Nous avons fait en sorte que le marché soit favorable aux vendeurs (beaucoup plus d'acheteurs que de vendeurs) pendant l'an et demi suivant ;
- Nous avons fait en sorte que le marché soit favorable aux acheteurs en restreignant leur nombre pendant 1 an et demi ;
- Enfin, nous avons rééquilibré le marché pendant la dernière année.

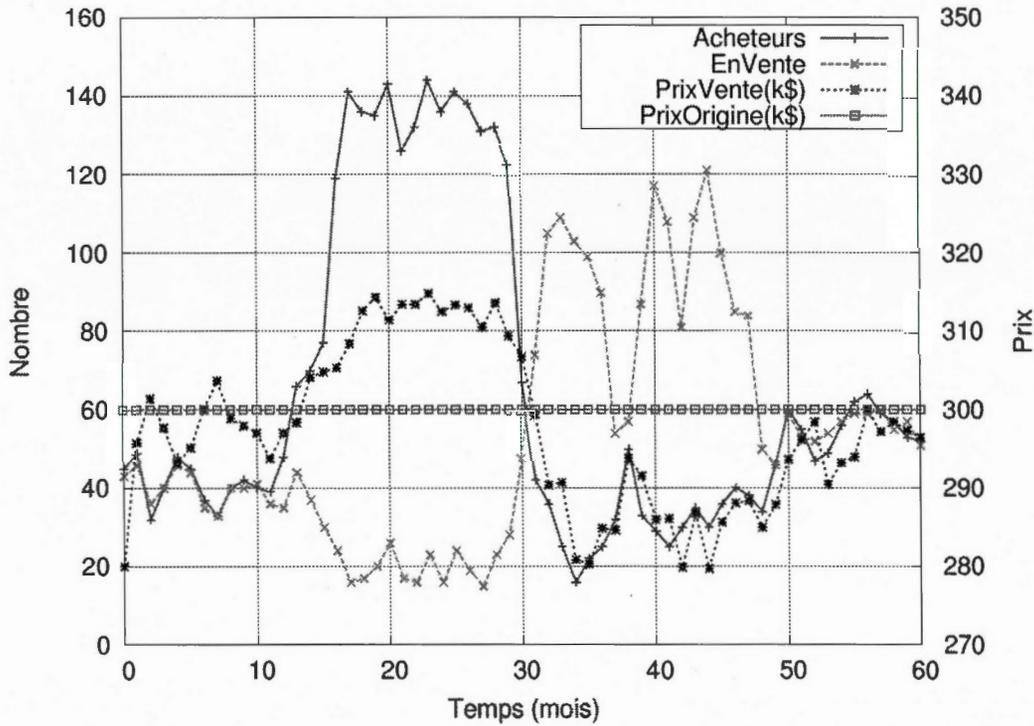


Figure 2.7 Évolution des prix de vente en fonction des entités du jeu

Pour que les variations de prix soient visibles rapidement, et pour que les changements de tendances se fassent de manière rapide, nous avons normalisé les données du jeu pour faire en sorte que les propriétés soient identiques en tout point en terme de caractéristiques, sauf en ce qui concerne la localisation (ce qui explique que la courbe représentant les prix d'origine soit constante sur la figure 2.7). Le comportement des agents n'a, quant à lui, pas été modifié.

L'expérience fonctionnerait aussi avec des données non normalisées, mais il faudrait que la simulation fonctionne plus longtemps pour pouvoir observer les mêmes résultats. En effet, avec un grand nombre de propriétés aux caractéristiques différentes, il faut une dizaine de mois pour observer les tendances car il faut attendre que le bruit des données s'estompe (le temps que le prix des maisons d'un même type peu chères augmente et le prix des maisons du même type très chères dimi-

me). Le délai pour que ce soit visible avec des données normalisées est beaucoup plus court puisqu'il ne faut qu'un à deux mois pour observer les changements.

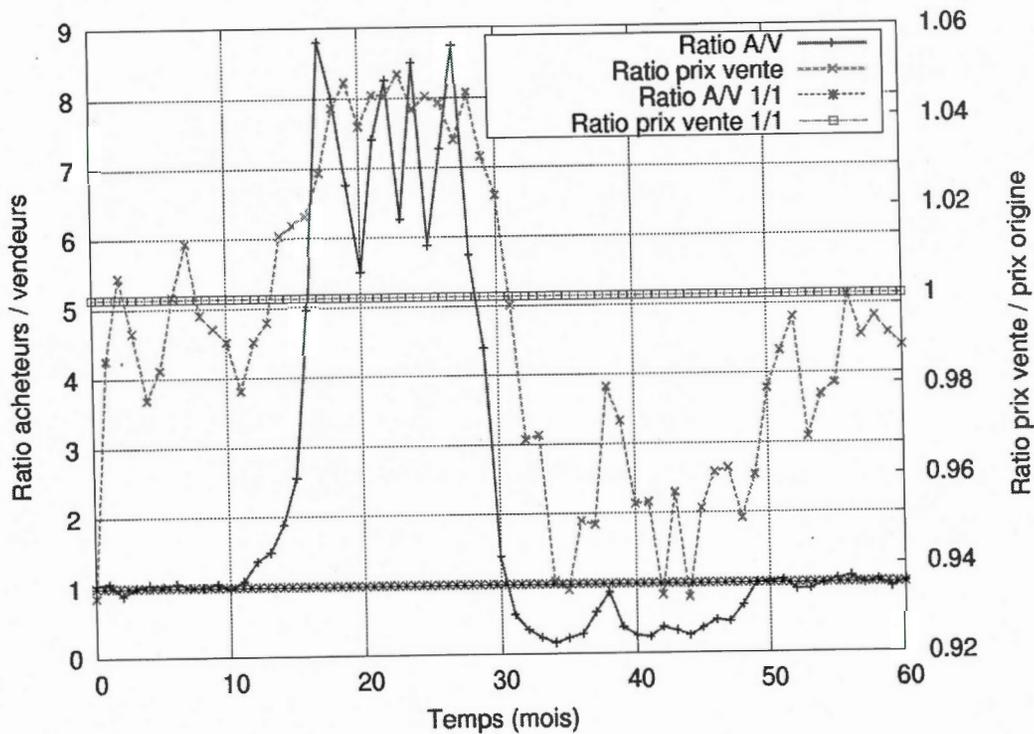


Figure 2.8 Évolution des prix de vente en fonction des entités du jeu

Le graphique 2.8 illustre les différentes tendances du marché (ce graphique représente la même situation que le graphique reffig : EvolutionMarche mais l'utilisation de ratio rend les observations plus visibles). Comme on peut l'observer sur les graphiques, lors de la période de marché équilibré, les prix de vente des propriétés sont relativement proches de ratio de 1 (prix de vente/prix réel de la propriété). Ils varient de -3% à +4% du prix réel. Elles dépendent principalement de la localisation des propriétés : une propriété au centre-ville a plus de chance d'être visitée et donc achetée qu'une propriété située sur une des extrémités de l'Île de Montréal, car les acheteurs sont générés en fonction de la concentration de population. Une maison très visitée ne baissera pas nécessairement son prix de vente, alors

qu'une maison peu visitée, pour devenir attrayante, va réduire un peu son prix. Les légères variations s'expliquent aussi par les types de vendeurs qui font, avec leurs exigences, légèrement bouger le marché.

Lors du passage du marché équilibré à la période du marché favorable aux vendeurs, on peut observer une augmentation significative des prix de vente. Durant l'ensemble de cette période, le ratio des prix de vente est continuellement supérieur à un, les prix de vente varient entre 2% en début de la période et 10% avant le changement de marché. L'augmentation des prix s'explique par le fait qu'il y a beaucoup plus d'acheteurs que de vendeurs, ce qui fait que les maisons obtiennent rapidement des visiteurs, et donc reçoivent plus rapidement des offres d'achat. Les vendeurs n'ont donc pas besoin de trop baisser leur prix de vente pour vendre, et les acheteurs doivent se faire concurrence pour obtenir une propriété. Enfin, comme les vendeurs se basent sur les comparables pour fixer leurs prix de vente et que les comparables se vendent plus cher que leur valeur réelle, les prix de mise en vente augmentent avec le temps. C'est la raison pour laquelle, vers la fin de la période, le ratio est plus élevé qu'au début de celle-ci.

Lors de la troisième période, on observe la situation inverse de la période précédente. Le manque de vendeurs entraîne une chute des prix de vente. Le ratio ne dépasse jamais 1, et les prix varient entre -2% et -9%. On peut observer, aux alentours de la semaine 165, une légère embellie. En effet, le ratio d'acheteurs par rapport aux vendeurs est presque revenu à 1, et l'on peut observer une légère ré-augmentation des prix de vente.

Enfin, lors de la quatrième et dernière période, on observe un équilibrage du marché. Le ratio des prix de vente ré-augmente pour approcher 1. Ce que l'on peut observer d'intéressant ici, c'est que le marché met un peu de temps à se rééquilibrer. Lors des changements précédents de période, les variations du nombre

d'entités étaient relativement fortes alors qu'ici, c'est moins le cas. Il faut donc plus de temps (plusieurs cycles de vente) pour que le prix de comparables ré-augmente et que cela se répercute sur le prix de vente moyen.

Dans le cas où l'on ne normaliserait pas les données, nous pourrions tirer les mêmes conclusions, mais les résultats seraient légèrement moins visibles, en raison d'un bruit des données. En effet, le comportement des acheteurs (ils recherchent pour trouver moins coûteux ou meilleur) fait qu'ils achèteraient des maisons hors de leurs critères initiaux (par exemple une maison plus luxueuse, qui aurait baissé de prix, ou une maison moins chère, car un peu plus éloignée du centre-ville) ce qui rendrait les tendances légèrement plus difficiles à voir.

C'est la raison pour laquelle les tests ont été faits sur un jeu de données normalisées. Cela permet de réduire l'impact de la localisation, ainsi que le comportement des acheteurs sur les prix.

H2 : variations des taux de commission en fonction de la demande de courtage

Un autre élément important de la simulation est l'impact du nombre de courtiers par rapport au nombre de vendeurs sur les taux de commission. En effet, plus il y a de courtiers, plus il y a de concurrence entre eux pour obtenir les contrats, et plus les taux de commission risquent de diminuer.

La figure 2.9 illustre ce principe. La courbe *Courtiers* (courbe rouge) représente le nombre de courtiers présents dans la simulation, la courbe *RechCourt* (courbe verte) représente le nombre de vendeurs recherchant un courtier et la courbe *Comm* (courbe bleue) représente la moyenne des taux de commission négociés par les courtiers durant la semaine d'évaluation.

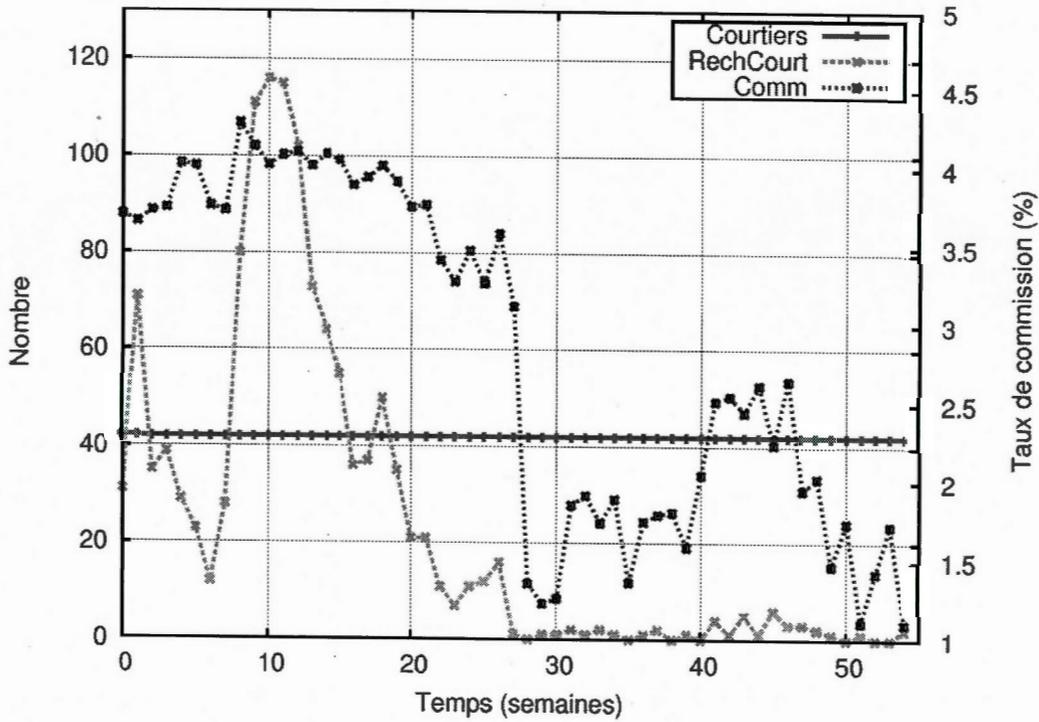


Figure 2.9 Évolution des taux de commission en fonction de la demande de courtier

Conditions d'expérimentation

Nous avons effectué le test suivant :

- La simulation a fonctionné pendant une durée de 5 ans en temps simulé ;
- Le nombre de courtiers a été fixé à 42 pour qu'un seul paramètre influe sur le taux de commission ;
- Nous avons fait en sorte qu'il y ait suffisamment d'acheteurs en ville pour que ces courtiers puissent réussir les contrats qu'ils ont obtenus pour ne pas être pénalisés par une mauvaise réputation ;
- Nous avons fait en sorte qu'il y ait une abondance de contrats disponibles pour les courtiers lors des 6 premiers mois ;
- Nous avons fait en sorte que lors des 6 mois suivants, les contrats soient beau-

coup plus rares.

Lors de la première période, nous constatons l'abondance de contrats (entre 1 contrat disponible pour deux courtiers au plus bas et jusqu'à près de 3 contrats disponibles par courtier dans le meilleur des cas), et son impact qui est que les taux de commission négociés par les courtiers sont relativement élevés (supérieur à 3,5%). Lors de la seconde période, on observe une nette chute des taux de commission négociés, due à une diminution du nombre de contrats de courtage. Les taux de commission ne dépassent que rarement les 2%.

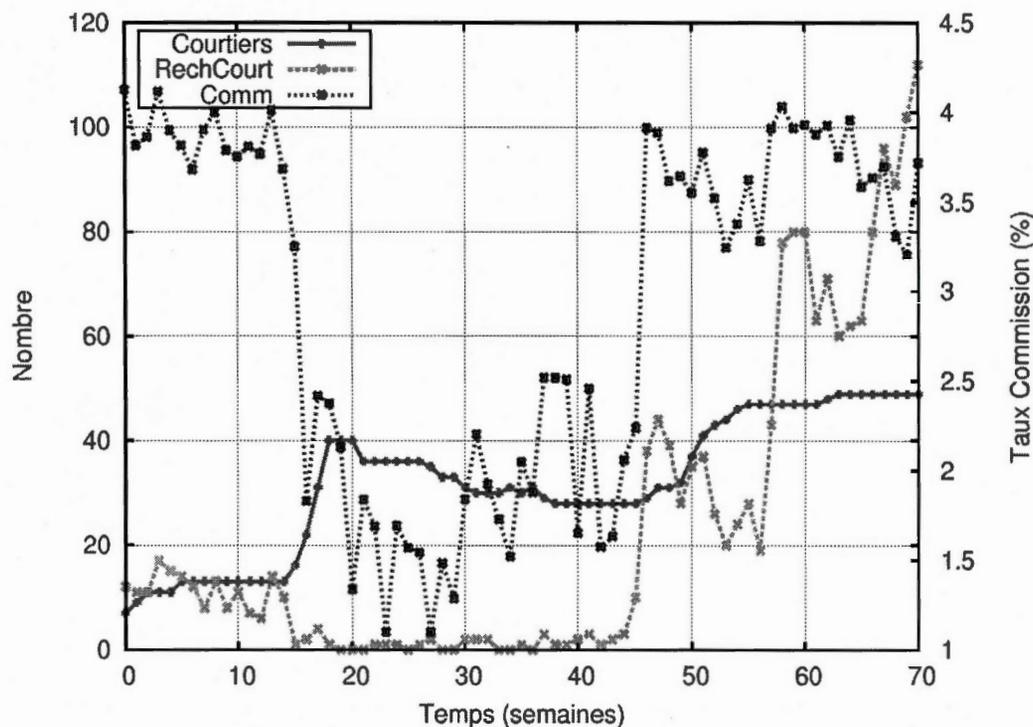


Figure 2.10 Impacts de la demande de courtage sur les courtiers

La figure 2.10 illustre aussi ce comportement. Dans ce cas, le graphique est tiré d'un test de la simulation par un joueur humain. À l'inverse du test précédent, le nombre d'acheteurs et de courtiers n'est pas fixé.

Nous pouvons tout de même observer la même tendance, à savoir des taux de commission élevés lorsqu'il y a beaucoup de clients disponibles, et des taux faibles lorsqu'il y a une forte concurrence entre les courtiers.

Ce test nous apporte une information supplémentaire si l'on observe l'évolution du nombre de courtiers. En effet, on peut voir que leur nombre diminue lorsque peu de contrats sont disponibles et que ce nombre augmente lorsqu'il y a suffisamment de contrats pour tout le monde. Cela s'explique assez simplement. En effet, lorsqu'il y a peu de contrats disponibles, tous les courtiers n'arrivent pas à trouver de travail et ceux qui en trouvent obtiennent des contrats qui rapportent relativement peu. Cela entraîne la "mort" de certains courtiers, ce qui explique que leur nombre diminue.

H3 : Adopter un fonctionnement réaliste

Le fait que ce soit le comportement des agents qui modifie la simulation, et non des règles préétablies, permet de rendre la simulation plus réaliste et plus fluide (il n'y a pas de changements brusques lorsqu'on atteint un seuil, puisque tout se fait de manière progressive). Cela permet aussi d'avoir une plus grande variété dans les situations (le marché est plus ou moins acheteur ou vendeur en fonction du nombre d'entités, sans que ce soit des paliers définis). Enfin, cela permet au joueur de comprendre comment fonctionne le monde et d'être capable de prévoir les évolutions du marché (puisque c'est progressif, il a le temps de s'en rendre compte et d'adapter sa stratégie à l'inverse d'un changement brutal de marché).

CHAPITRE III

ESTIMATION DES CONNAISSANCES DU JOUEUR-APPRENANT À L'AIDE D'UN RÉSEAU BAYÉSIEN DYNAMIQUE

Un des éléments essentiels des systèmes tutoriels intelligents et des jeux sérieux est la modélisation du joueur-apprenant.

De manière générale, la modélisation du joueur peut être définie comme un moyen pour le système d'évaluer l'utilisateur, de garder une trace de cette évaluation et de la restituer par la suite lorsque qu'il en aura le besoin. Cela peut permettre au système de répondre plus efficacement aux besoins du joueur, en adaptant le contenu ou en fournissant des aides.

La modélisation peut se faire sur des éléments de bas niveau, tels que les variables du système (Exemple : le score du joueur, sa quantité de vie, etc.), mais cela peut aussi correspondre à des notions de plus haut niveau, telles que les connaissances du joueur ou les stratégies qu'il utilise.

Lorsque la finalité du système est pédagogique, on peut alors parler de modélisation de l'apprenant à la place de modélisation du joueur. Le but est alors de modéliser les connaissances du joueur et de suivre sa progression.

3.1 Connaissances dans *Game of Homes*

Le but de *Game of Homes* est d'apprendre au joueur les bases des transactions immobilières. Le prototype actuel vise deux compétences : (1) savoir estimer le prix de vente d'une propriété, et (2) savoir négocier un contrat de courtage. Ces compétences sont relativement générales et peuvent être décomposées en sous-compétences.

Compétences C1 : Savoir estimer le prix de vente d'une propriété

Cela implique de connaître :

- L'influence des caractéristiques d'une propriété sur son prix (superficie, nombre de pièces, âge de la construction, etc.) ;
- L'impact de la localisation sur le prix ;
- L'état du marché (vendeur/acheteur) ;
- Comment prendre en compte les comparables (caractéristiques, localisation, date de vente, etc.).

Compétences C2 : Savoir négocier un contrat de courtage

Le joueur doit négocier dans le sens du courtier dans le jeu. Cependant, cette compétence peut être généralisée et appliquée dans la situation où le joueur se retrouverait dans la position du vendeur dans la réalité. En effet, il va apprendre comment fixer ses exigences (taux de commission, délais, etc.) et ses attentes (prix de vente espéré, etc.) en fonction des situations. Savoir négocier un contrat de courtage implique de savoir :

- Identifier l'état du marché d'un point de vue courtage pour fixer ses exigences ;
- Identifier le profil du vendeur (exigeant, peu exigeant, etc.) ;
- Estimer la valeur d'une propriété ;
- Déterminer le potentiel de vente (nombre d'acheteurs dans la région, nombre d'acheteurs potentiels dans la ville en fonction des caractéristiques, nombre de

propriétés similaires en vente, etc.).

3.2 Problématiques liées au format du jeu sérieux

La modélisation de l'apprenant peut être fortement dépendante du support d'apprentissage qui est, dans notre cas, un jeu sérieux. Cette manière d'apprendre, bien que comportant de nombreux avantages, apporte aussi de nouvelles problématiques, par rapport aux systèmes tutoriels intelligents traditionnels par exemple.

Lors de la conception du système, nous nous sommes heurté à différentes problématiques. Une première problématique correspond à la complexité du thème à enseigner et à son impact sur l'apprentissage. En effet, l'immobilier est un thème complexe, car il est vaste et contient beaucoup de subtilités. De nombreux éléments entrent en jeu dans le processus de vente, par exemple : l'état du marché, les hypothèques, les ventes sous condition, le délai de vente, etc. Il reste donc très difficile de mettre au point un jeu qui soit le reflet exact de la réalité, surtout lorsqu'on souhaite couvrir le processus de vente dans sa globalité (du choix du vendeur de mettre sa propriété en vente à la signature de l'acte d'achat). De plus, évoluer dans une simulation collée trop près à la réalité ne serait pas forcément intéressant et amusant pour le joueur, à cause de toutes ces contraintes et de la complexité engendrée. Pour ces raisons, le jeu présente une version simplifiée de la réalité. Quelques libertés ont été prises pour rendre le jeu plus accessible, plus attrayant et plus amusant, avec cependant des répercussions sur la partie apprentissage, dont une principale : il est beaucoup plus difficile d'estimer les connaissances du joueur par rapport à ses actions dans le jeu, car ces dernières ne reflètent pas totalement la réalité.

Pour illustrer cela, on va prendre un exemple simple : Si on réalisait un jeu sur les bases de l'arithmétique (apprendre les additions, les soustractions, les multi-

plications, etc.), l'évaluation du joueur serait très simple, car le contenu du jeu serait équivalent à la réalité : un joueur réussit à faire des additions dans le jeu, alors on peut affirmer avec une quasi certitude qu'il sait aussi le faire en réalité. Or, dans notre cas, le jeu proposé étant une abstraction de la réalité (on propose un contexte simplifié de la réalité en omettant volontairement certains éléments), le fait que le joueur arrive à bien vendre une maison dans le jeu ne veut pas nécessairement dire qu'il sait le faire dans la réalité.

La seconde problématique concerne le format du jeu et les actions que le joueur peut effectuer. En effet, notre but était de concevoir une simulation qui offre un maximum de liberté au joueur. Cela implique le fait qu'il est difficile de suivre les actions du joueur et de les rattacher à des compétences. Comme il est en mesure de prendre plusieurs contrats simultanément, il peut par exemple adopter une stratégie globale, qui rend l'évaluation individuelle moins pertinente (par exemple, il ne choisit que des contrats proches les uns des autres et ne s'intéresse pas aux contrats un peu plus éloignés, même s'ils sont intéressants).

Les actions sont aussi des actions relativement générales qui englobent intuitivement beaucoup de notions. Par exemple, lorsque le joueur fixe le prix de vente d'une propriété, il nous est très difficile de dissocier le fait qu'il ait pris en compte la localisation du fait qu'il ait pris en compte la superficie, etc. Il n'est pas non plus possible de dire : il a utilisé tel composant de l'interface qui correspond à telle connaissance, donc il connaît le concept.

Pour toutes les raisons précitées, nous pouvons affirmer qu'il est extrêmement compliqué de déterminer avec certitude les notions que maîtrise le joueur. Il faut donc choisir avec parcimonie la méthode utilisée pour modéliser le joueur-apprenant.

3.3 Choix d'une approche de modélisation de l'apprenant

La méthode la plus simple pour modéliser un apprenant dans le cadre d'un jeu est d'utiliser directement les variables du jeu pour en extraire des connaissances et des tendances. Dans notre cas, il nous est possible de regarder la combinaison des variables argent et réputation, qui donne une idée globale du niveau du joueur dans le jeu, ou encore d'évaluer les résultats directs des actions du joueur pour détecter d'éventuelles erreurs. Cependant, c'est loin d'être suffisant, car cela ne nous apporte aucune information sur les connaissances du joueur, notamment sur ses connaissances externes au jeu (est-ce que le joueur sait reproduire un comportement dans la réalité, par exemple?).

Pour modéliser ces connaissances, il nous faut donc une structure supplémentaire. Intuitivement, on pourrait vouloir utiliser un vecteur de connaissances (un ensemble de variables) où chaque connaissance pourrait être modélisée par une valeur booléenne (sait / ne sait pas) ou, si l'on a besoin de plus de précision, par une variable représentant le pourcentage d'acquisition (0% le joueur ne connaît pas la notion, 100% le joueur maîtrise parfaitement la notion). En combinant cette structure à un module d'évaluation qui analyserait les actions du joueur, il serait alors possible de faire une estimation des connaissances de ce dernier. Par exemple : si le joueur réussit de manière répétée l'étape de recommandation des offres d'achat, alors on peut affirmer qu'il y a une probabilité relativement élevée pour qu'il maîtrise le concept, et donc qu'il sache examiner une offre d'achat dans la réalité. Cependant, cela reste très fastidieux lorsque l'on souhaite ajouter de nouvelles connaissances dans le jeu, puisqu'il faut à chaque fois recréer un module d'évaluation, et équilibrer l'évaluation (de combien a-t-il progressé en faisant telle action? etc.). De plus, ce n'est pas nécessairement précis, car comme cela a été évoqué précédemment, les actions du jeu dans notre cas sont très générales, et

donc difficilement rattachables à une connaissance directement.

Une autre solution peut être d'utiliser des réseaux bayésiens. En effet, ils sont un moyen efficace pour modéliser les connaissances du joueur dans des environnements partiellement observables, et où il y a de l'incertitude dans les effets des actions, ce qui correspond à notre cas. De plus, ils sont un moyen efficace pour structurer et exploiter les informations qu'ils contiennent. En effet, ils permettent de représenter des dépendances entre des variables, ainsi que l'influence que peut exercer une variable sur une autre. Ils permettent également d'émettre des conclusions ou de retrouver les causes d'une situation à l'aide de l'inférence, etc. Les réseaux bayésiens ont déjà fait leurs preuves dans des domaines similaires, tels que les systèmes tutoriels intelligents (Nkambou *et al.*, 2010), et semblent adaptés à notre problématique. C'est donc l'approche que nous avons choisi d'utiliser.

3.4 Réseaux bayésiens

Un réseau bayésien est un système destiné à représenter les dépendances entre des variables aléatoires. Il permet de calculer des probabilités d'événements apportant des solutions à différentes sortes de problématiques (diagnostic médical et industriel, analyse de risques, modélisation et simulation de systèmes complexes, modélisation d'apprenant, etc.).

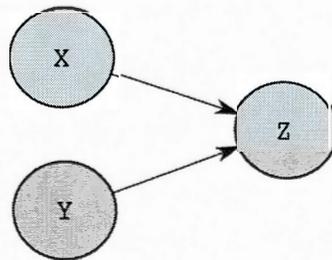


Figure 3.1 Réseau bayésien basique

Un réseau bayésien (figure 3.1) est un graphe orienté acyclique, dans lequel les nœuds représentent des variables aléatoires annotées d'une table de probabilités, et les arcs des liens de parenté entre les nœuds. Si un arc va d'un nœud X à un nœud Z , on dit que X est un parent de Z . Cela peut aussi être traduit par le fait que la variable X exerce une influence directe sur la variable Z . Généralement, les variables d'un réseau bayésien sont booléennes, mais elles peuvent aussi être discrètes ou continues. Chaque nœud (ayant au moins un parent) Z_i a une distribution de probabilités conditionnelles $P(Z_i|Parents(Z_i))$ qui quantifie l'effet des parents sur le nœud (Russell et Norvig, 2010).

Les arcs du réseau représentent des relations entre variables, qui sont soit déterministes, soit probabilistes. Ainsi, l'observation d'une ou plusieurs causes n'entraîne pas systématiquement l'effet ou les effets qui en dépendent, mais modifie seulement la probabilité de les observer. L'intérêt des réseaux bayésiens est qu'ils tiennent compte simultanément de connaissances a priori d'experts (dans le graphe) et de l'expérience contenue dans les données. Ils permettent d'acquérir, de capitaliser et d'exploiter des connaissances.

Les réseaux bayésiens s'appuient en grande partie sur le théorème de Bayes. Il est utilisé dans l'inférence probabiliste pour mettre à jour ou actualiser les estimations d'une probabilité ou d'un paramètre quelconque, à partir des observations et des lois de probabilité de ces observations. En considérant deux événements X et Y , le théorème de Bayes permet de déterminer la probabilité de X sachant Y , si l'on connaît les probabilités de X , de Y et de Y sachant X .

Le résultat de ce théorème est le suivant : En partant d'une des définitions de la probabilité conditionnelle qui est $P(X|Y)P(Y) = P(X \cap Y) = P(Y|X)P(X)$, le théorème de Bayes permet d'obtenir la probabilité a posteriori de X sachant Y ($P(X|Y)$) en suivant la formule (3.1) (qui correspond au théorème de Bayes)

(Russell et Norvig, 2010).

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} \quad (3.1)$$

3.4.1 Tables de probabilités

Dans un réseau bayésien, il existe deux sortes de probabilités :

- Les probabilités a priori, qui sont déterminées à partir d'éléments observables ou de variables connues du problème ;
- Les probabilités conditionnelles, aussi appelées les probabilités a posteriori, qui sont déterminées à partir d'éléments latents ou à partir des événements observés lors du suivi d'un problème.

À chacune des variables aléatoires du réseau bayésien va être associée une table de probabilités. Lorsqu'un nœud n'a pas de parent, la table de probabilités est une simple table regroupant les probabilités à priori associées à une variable. Lorsqu'un nœud a des parents, la table de probabilités est une table de probabilités conditionnelles relative aux variables causales dont elle dépend.

La conception de ces tables de probabilité est une étape cruciale de la conception d'un réseau bayésien. En effet, les probabilités qui sont définies dans ces tables vont directement influencer les résultats obtenus à l'aide du réseau. Si les tables de probabilités ne sont pas précises ou si elles sont faussées, cela rendra les réponses du réseau bayésien approximatives, voire faussées.

Il existe différentes méthodes pour remplir les tables de probabilités, les principales étant :

- Se baser sur des statistiques liées au problème à résoudre (ou sur des données observables du problème) ;
- Se baser sur l'avis d'un ou plusieurs experts dans le domaine ciblé ;

- Se baser sur des séries de simulations ou de tests utilisateurs.

Si l'on prend en exemple la figure 3.1 : Les tables de probabilités de X et Y sont des probabilités à priori qui dépendent du problème.

P(X)
0.30

P(Y)
0.55

La table de probabilités de Z est une table de probabilités conditionnelles. La probabilité de Z dépend directement du résultat de X et de Y.

X	Y	P(Z)
F	F	0.1
F	V	0.5
V	F	0.4
V	V	0.8

3.4.2 Inférence dans le réseau bayésien

Une fois le réseau bayésien créé (c'est-à-dire que les nœuds ont été définis, les liens entre ces nœuds créés et que les tables de probabilités ont été remplies), il est possible de l'interroger pour obtenir la probabilité d'une variable donnée, compte tenu d'un état du système.

On va pouvoir inférer sur les variables du réseau bayésien, c'est-à-dire que l'on va calculer la distribution de probabilités a posteriori d'un ensemble de variables d'interrogation étant donné des événements observés. Il existe différents types de variables dans un réseau bayésien :

1. Les variables d'évidence, qui correspondent aux événements observés dans notre environnement ;
2. Les variables cachées, qui correspondent aux événements qui ne sont pas observables ;
3. Les variables d'interrogation, qui sont les variables pour lesquelles on souhaite déterminer la probabilité à l'aide de notre réseau.

Le théorème de Bayes (3.1) va servir de base à l'inférence. En effet, si l'on connaît les conséquences d'un événement, l'observation des effets permet de remonter aux causes. Mais il est aussi possible de déduire les conséquences à partir des causes (par une lecture littérale du théorème de Bayes).

Il existe deux catégories de méthodes d'inférence :

- Les méthodes d'inférence exacte, aussi appelées complètes (par exemple l'inférence par énumération) ;
- Les méthodes d'inférence approchée, aussi appelées approximatives (par exemple l'inférence par échantillonnage direct).

Le développement des méthodes d'inférence approchée est lié au fait que le calcul d'inférence probabiliste est en général NP-difficile (dès lors que les variables du réseau sont multiplement connectées).

3.5 Réseaux bayésiens appliqués pour l'estimation du modèle de l'apprenant

L'utilisation de réseaux bayésiens est une technique courante et efficace pour modéliser les connaissances d'un apprenant (Millán *et al.*, 2010). Ils permettent un raisonnement probabiliste sur l'état de connaissance de ce dernier, ce qui offre une manière efficace de résoudre le fait que le système ne peut pas avoir de certitudes sur les connaissances, mais seulement un état de croyance (Martin et Vanlehn,

1995; Conati *et al.*, 2002). En effet, il n'est jamais possible de savoir avec exactitude quelles sont les connaissances d'un apprenant ; les données que l'on peut obtenir de celui-ci sont généralement incomplètes, car on ne se base généralement que sur des observations.

Les systèmes tutoriels intelligents ont souvent recours aux réseaux bayésien pour modéliser les apprenants (Nkambou *et al.*, 2010). On peut citer en exemple le cas du système *Andes* (Gertner *et al.*, 1998), qui permet d'apprendre à des étudiants à résoudre des problèmes de physique. *Andes* utilise les réseaux bayésiens pour modéliser les connaissances ainsi que pour prédire les futures actions d'un apprenant.

Quelques jeux utilisent aussi cette approche, notamment lorsque le but recherché est une évaluation discrète et relativement précise (Ritterfeld *et al.*, 2010; Shute, 2011).

3.6 Intégration de réseaux bayésiens dans *Game of Homes*

Le réseau bayésien intégré dans *Game of Homes* permet d'estimer l'état des connaissances du joueur.

Le réseau bayésien est construit à l'aide des probabilités que le joueur réussisse certaines actions de jeu, telles que vendre une maison ou obtenir un bon contrat de courtage, et ce en prenant en compte l'état de la simulation et des connaissances de l'apprenant.

Il permet d'inférer l'état de connaissance du joueur. La figure 3.2 récapitule cette approche. Le réseau bayésien illustré ici correspond au cas où le joueur aurait obtenu un seul contrat et réalisé une seule vente.

Dans le jeu, lorsque le joueur obtient plusieurs contrats ou réalise plusieurs ventes,

les variables correspondant à l'état du monde sont ajoutées au réseau bayésien. Pour chaque nouveau contrat obtenu, les variables d'exigences du vendeur (EV), de territoire (DT), de commission espérée (CE) et de type de contrat (TC) correspondant au contrat sont ajoutées au réseau. Pour chaque nouvelle vente, les variables d'état du marché (EM), d'exigences du vendeur (EV) et du résultat de la vente (RV) correspondant à la propriété vendue sont ajoutées au réseau bayésien. Seules les variables de connaissances, *savoir déterminer un prix de vente* (DP) et *savoir obtenir de bons contrats* (BC) sont communes à l'ensemble des contrats obtenus et des propriétés vendues.

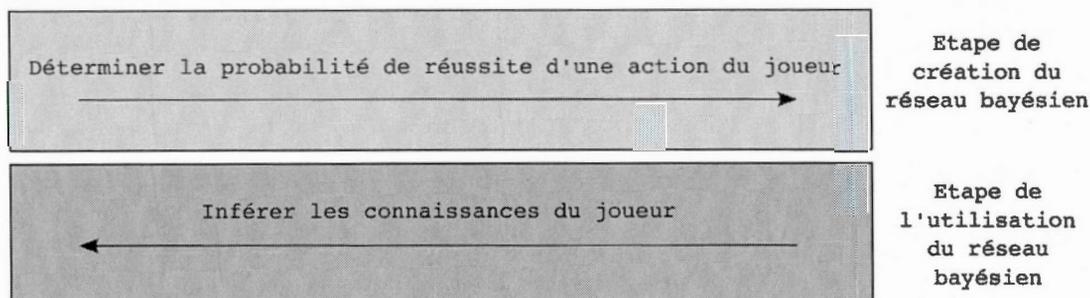


Figure 3.2 Principe de création du réseau bayésien dans le jeu *Game of Homes*

Les tables de probabilités ont été construites empiriquement en se basant sur l'avis d'experts présumés du domaine et ont été ajustées suite à des tests. Dans le cadre de ce mémoire, nous avons réalisé un prototype de notre architecture. Dans cette optique, nous avons donc construit les tables de probabilités pour qu'elles soient réalistes, sans pour autant être extrêmement précises.

3.7 Réseau bayésien de base de *Game of Homes*

La figure 3.3 illustre le réseau bayésien de base utilisé dans *Game of Homes*. Les variables aléatoires cachées sont les variables de connaissances "*Sait choisir de bons contrats*" et "*Sait déterminer le prix d'une propriété*". Nos variables obser-

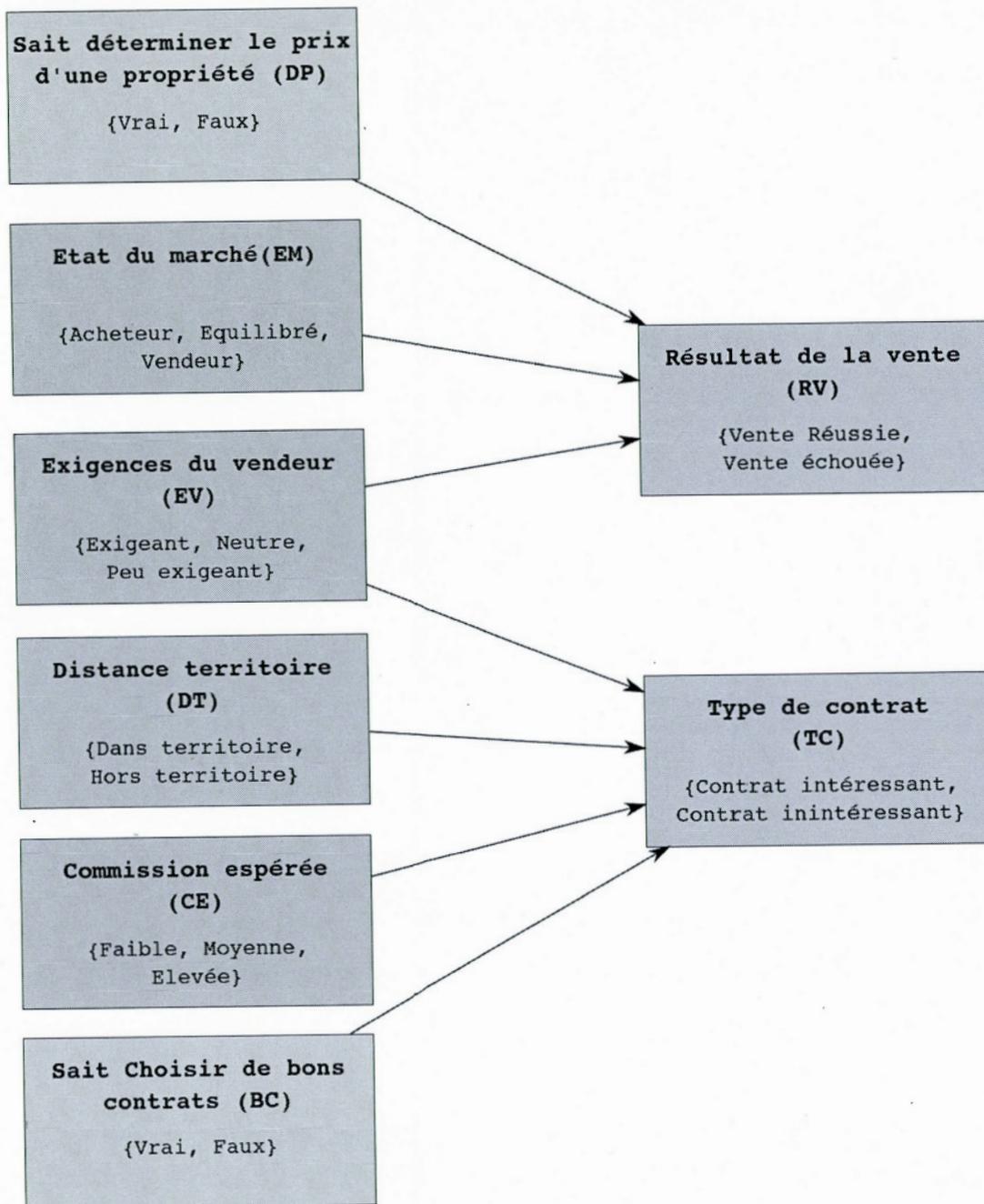


Figure 3.3 Réseau bayésien de base utilisé dans *Game of Homes*

vables sont les variables correspondant à l'état du monde simulé "État du marché", "Exigence des vendeurs", "Commissions espérées", "Territoire", ainsi que les va-

riables correspondant aux effets des actions du joueur "*Résultat des ventes*", "*Type de contrat obtenu*".

3.7.1 Variable DP : Le courtier sait déterminer le prix d'une propriété

La connaissance "*savoir déterminer le prix d'une propriété*" a deux états (valeur booléenne) : le joueur sait ou le joueur ne sait pas fixer un prix de vente. La probabilité a priori de cette variable a été fixée à 0.30.

P(DP)
0.30

3.7.2 Variable EM : État du marché

Dans *Game of Homes*, l'état du marché est une variable continue, égale au nombre d'acheteurs sur le nombre de vendeurs. Pour simplifier le réseau bayésien, l'état du marché est une variable discrète, qui peut prendre 3 valeurs : marché acheteur, marché équilibré et marché vendeur. En ce qui concerne la précision de la variable, 3 états suffisent amplement pour déterminer un impact sur la probabilité de réussir une vente, et cela est aussi suffisant pour savoir si le joueur est en mesure de s'adapter à des variations dans l'environnement. Les probabilités sont extraites du modèle de simulation.

	P(EM)
Acheteur	0.30
Équilibre	0.40
Vendeur	0.30

3.7.3 Variable EV : Exigences du vendeur

Tout comme pour le cas de l'état du marché, pour simplifier, la variable "exigences du vendeur" est une variable discrète dans le réseau bayésien. Cette variable peut prendre 3 valeurs : Exigeant, Neutre, et Peu Exigeant. Les probabilités de cette table sont des valeurs connues extraites du modèle de simulation.

	P(EV)
Exigeant	0.20
Neutre	0.50
Peu Exigeant	0.30

3.7.4 Variable RV : Résultat de la vente

La variable "*résultat de la vente*" correspond aux probabilités que le joueur réussisse une vente en fonction de l'environnement. La probabilité de réussir une vente dépend des 3 variables :

- L'état du marché : Si le marché est favorable aux vendeurs (pour cause d'une abondance d'acheteurs) alors il est plus probable de réussir la vente, et inversement, lorsque le marché est favorable aux acheteurs parce que leur nombre est restreint, la probabilité de vente diminue.
- Les exigences du vendeur : Si un vendeur est exigeant (c'est-à-dire qu'il surestime le montant qu'il peut obtenir), il est très difficile de réussir une vente, alors que dans le cas contraire, la probabilité de réussir est beaucoup plus élevée, car le courtier dispose d'une marge de manœuvre beaucoup plus importante.
- Le niveau de connaissance lié à la détermination de prix : Si le courtier est un expert, il a alors une grande probabilité de réussir la vente, alors que dans le cas d'un courtier débutant, la probabilité est plus faible.

Le résultat d'une vente pour un courtier est booléen : soit la vente est réussie, soit elle est échouée.

EV \ EM	DP=Faux			DP=Vrai		
	Ach.	Eq.	Vend.	Ach.	Eq.	Vend.
Exigeant	0.05	0.05	0.15	0.15	0.35	0.60
Neutre	0.10	0.10	0.30	0.25	0.70	0.80
Peu Exigeant	0.20	0.20	0.45	0.40	0.75	0.85

En connaissant les résultats des ventes et la probabilité que le joueur avait de les réussir, il est alors possible, par inférence, de déterminer la probabilité qu'il sache fixer correctement un prix de vente.

3.7.5 Variable BC : Le courtier sait obtenir de bons contrats

La variable "*savoir obtenir de bons contrats de courtage*" a deux valeurs possibles : le joueur sait ou le joueur ne sait pas obtenir de bons contrats. Les probabilités de cette table ont pour le moment été fixées empiriquement, en s'appuyant sur les quelques tests effectués durant le développement du jeu. La probabilité a priori de cette variable a été fixée à 0.20.

P(BC)
0.20

3.7.6 Variable CE : Commission Espérée

La commission que peut espérer le courtier dans le jeu est une variable continue (qui correspond au montant que le courtier peut empocher en réussissant la vente). Pour simplifier le réseau bayésien, nous considérons cette variable comme

étant discrète. Cette variable peut prendre 3 valeurs : faible, moyenne ou élevée. Les probabilités de cette table sont des valeurs connues extraites du modèle de simulation.

	P(CE)
Faible	0.30
Moyenne	0.50
Élevée	0.20

3.7.7 Variable DT : Contrat situé dans le territoire du courtier

La variable de territoire est booléenne. Un contrat se situe soit dans le territoire soit hors de celui-ci. Les probabilités sont extraites du modèle de simulation.

P(DT)
0.15

3.7.8 Variable TC : Probabilité d'obtenir un bon contrat

Le résultat de l'obtention d'un contrat peut être considéré comme booléen. Soit le contrat est intéressant, soit c'est un mauvais contrat. On ne considère pas de catégorie contrat "moyen", car il est plus difficile de catégoriser les contrats à partir du moment où l'on crée une catégorie intermédiaire.

Pour calculer cette probabilité, on va analyser les contrats obtenus par le joueur pendant une certaine période. Pour chaque contrat, on va déterminer s'il est considéré comme intéressant ou inintéressant, ce qui est déterminé par le vendeur et le contexte. La probabilité d'obtenir un bon contrat dépend de 4 variables :

- BC : Si le courtier est un expert, il a alors une grande probabilité de savoir choisir de bons contrats, alors que la probabilité est plus faible pour un débutant qui peut commettre des erreurs de jugement.

- EV : Si un vendeur surestime sa propriété, cela va rendre la tâche du courtier plus difficile, ce qui signifie que le contrat n'est probablement pas intéressant. À l'inverse, un vendeur qui sous-estime sa propriété est une aubaine pour un courtier, car cela va lui garantir une plus grande marge de manœuvre dans l'étape de vente et satisfaire le vendeur sera plus aisé (donc gain de réputation).
- CE : Un contrat avec une faible commission n'est pas très intéressant pour un courtier désirant devenir le meilleur de la ville. À l'inverse, avoir des contrats rapportant une forte commission est intéressant, car cela permet d'avoir à réaliser moins de contrats en simultané, et donc potentiellement de limiter les risques d'échec.
- DT : Si un contrat se situe dans le territoire du courtier, cela minimisera le temps de déplacement entre ses contrats (ce qui permet d'éviter de rater des visites par exemple) et cela peut aussi garantir une concurrence moindre.

En observant les contrats obtenus par le courtier, le jeu détermine s'ils sont intéressants ou non (un contrat est considéré comme intéressant lorsqu'il est avantageux dans au moins 2 des 3 critères que sont les exigences du vendeur, la commission espérée et le territoire). En connaissant cela et l'état de la simulation, il nous est possible, par inférence, de déterminer si le joueur sait ou non choisir de bons contrats.

		BC=Faux			BC=Vrai		
	CE \ EV	Ex.	N.	PEx.	Ex.	N.	PEx.
DT=H Terr.	Faib.	0.01	0.05	0.15	0.01	0.15	0.20
	Moy.	0.05	0.10	0.20	0.10	0.30	0.45
	Ele.	0.10	0.15	0.50	0.20	0.50	0.60
DT=D Terr.	Faib.	0.05	0.10	0.20	0.5	0.25	0.35
	Moy.	0.10	0.15	0.35	0.15	0.60	0.70
	Ele.	0.15	0.20	0.70	0.25	0.75	0.90

3.8 Exemple d'inférence

Pour illustrer le fonctionnement du réseau bayésien, considérons l'exemple suivant : un joueur avait 3 contrats pendant le mois et il en a réussi deux (M1, M3) et échoué un (M2). L'état du marché était **Acheteur** (favorable aux acheteurs, car il y avait beaucoup de vendeurs pour peu d'acheteurs) ; le vendeur de la maison M1 était **neutre**, celui de la maison M2 **exigeant** et celui de la maison M3 **neutre**.

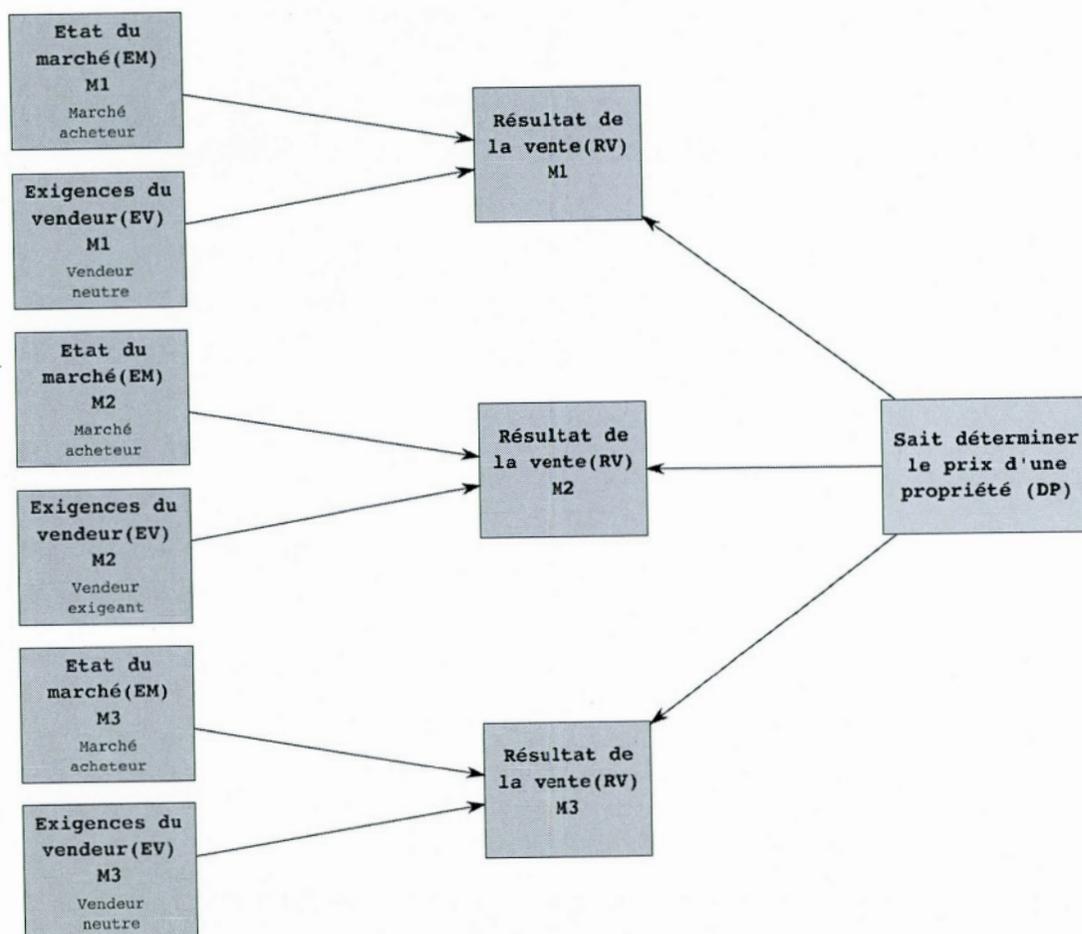


Figure 3.4 Réseau bayésien construit avec le résultat des trois maisons

La figure 3.4 représente la sous-section du réseau bayésien dédiée à l'estimation

de la variable DP, qui est utilisée dans cet exemple.

En se référant aux tables de probabilités décrites précédemment, on obtient :

$$P(C1 = \text{vrai} | M1 = \text{vendue}, M2 = \text{invendue}, M3 = \text{vendue}) = \alpha 0.3 * (0.25 * 0.85 * 0.25) = 0.0159$$

$$P(C1 = \text{faux} | M1 = \text{vendue}, M2 = \text{invendue}, M3 = \text{vendue}) = \alpha 0.7 * (0.10 * 0.95 * 0.10) = 0.00665$$

Après normalisation, $\alpha = 1/(0.0159375 + 0.00665)$, on obtient :

$$P(C1 = \text{vrai} | M1 = \text{vendue}, M2 = \text{invendue}, M3 = \text{vendue}) : 71\%$$

$$P(C1 = \text{faux} | M1 = \text{vendue}, M2 = \text{invendue}, M3 = \text{vendue}) : 29\%$$

Si l'on analyse ces résultats, on s'aperçoit qu'ils sont cohérents par rapport à la situation de jeu. En effet, le contexte de jeu est défavorable à la vente, ce qui complique la tâche du courtier, et le seul contrat échoué correspond au cas de vente le plus compliqué existant dans la simulation.

3.9 Version dynamique du réseau de *Game of Homes*

Le réseau bayésien présenté précédemment permet de calculer la probabilité qu'un joueur connaisse une notion spécifique du jeu après la vente d'un ensemble de maisons. Cependant, cette approche est relativement limitée, du fait que toutes les entrées ont le même poids, et ce tout au long de la partie. Une erreur faite lors des premières minutes du jeu conserve le même impact tout au long de la partie, ce qui représente un problème, car cela fausse l'évaluation à long terme. Par exemple, si un joueur a des difficultés à fixer le prix de vente de ses propriétés (ce qui est normal puisque le but du jeu est justement d'apprendre à le faire) et qu'il commet des erreurs en début de partie, elles seront évaluées de la même manière que des

actions réussies après une heure de jeu, ce qui va entraîner une sous-estimation des connaissances réelles du joueur. Pour pallier ce problème, nous avons utilisé les réseaux bayésiens dynamiques.

3.9.1 Introduction aux réseaux bayésiens dynamiques

Les réseaux bayésiens traditionnels sont utilisés dans des contextes statiques. Cependant, il arrive parfois que les variables dépendent d'éléments dynamiques, qui varient au fil du temps.

Un réseau bayésien dynamique est un réseau bayésien qui permet de représenter l'évolution des variables aléatoires en fonction d'une séquence discrète, qui est très généralement le temps.

Les changements dynamiques peuvent être vus comme une séquence d'états, où chaque état représente la situation à un instant t donné (on peut parler de coupe temporelle) (Russell et Norvig, 2010). Chacun des états contient un ensemble de variables, dont certaines sont observables et d'autres non, tout comme dans un réseau bayésien traditionnel.

- X_t correspond aux variables non observables (cachées) du problème à un instant t .
- E_t correspond aux variables observées (évidences) du problème à un instant t .

Une des problématiques des réseaux bayésiens dynamiques est que si l'on considère l'ensemble temporel au complet, on se retrouve avec un obstacle, qui est que l'ensemble des variables du problème n'est pas borné. En effet, cet ensemble de variables inclut les variables d'état et d'observation de chacune des coupes temporelles. Cela entraîne le fait qu'il faille spécifier un nombre illimité de tables de probabilités conditionnelles (une pour chaque variable à chaque instant t), et que chacune d'entre elles pourrait avoir un nombre illimité de parents.

Pour pallier ces problèmes, il existe plusieurs solutions. Le fait de devoir spécifier un nombre illimité de tables de probabilités conditionnelles peut se résoudre en considérant que les changements dynamiques sont causés par un processus stationnaire. Cela signifie que les probabilités ne changent pas dans le temps, même si l'état du problème change : $P(X_0) = P(X_1) = \dots = P(X_t)$. Si l'on prend en exemple la table de probabilités de l'état du marché dans *Game of Homes* et que l'on considère que nous sommes dans le cas d'un processus stationnaire, alors les probabilités de la table ne changeront pas quelle que soit la valeur du temps t .

Le problème du nombre de parents potentiellement infini peut se résoudre en considérant que les changements dynamiques sont causés par un processus markovien. L'hypothèse de Markov permet de limiter le nombre de parents, en considérant que l'état courant ne dépend que d'un nombre fini d'états précédents (et non de tous). Le nombre d'états pris en compte peut varier, mais le cas le plus simple est le cas de la chaîne de Markov d'ordre 1, dans laquelle l'état courant ne dépend que de l'état précédent et d'aucun autre état antérieur : $P(X_t|X_{0:t-1}) = P(X_t|X_{t-1})$ (figure 3.5).

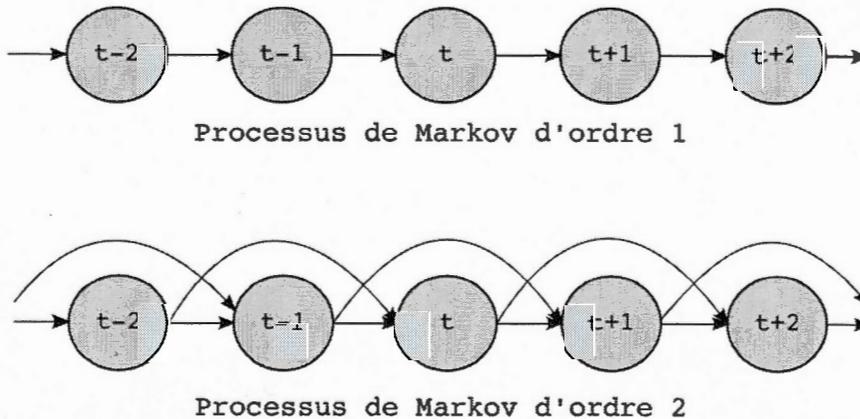


Figure 3.5 Structure d'un réseau bayésien correspondant à un processus de Markov d'ordre 1 ou d'ordre 2

Enfin, il reste à traiter le cas des variables d'observation E_t . Pour restreindre leur

nombre, on considère généralement que les variables d'observation au temps t ne dépendent que de l'état courant, soit : $P(E_t|X_{0:t}, E_{0:t-1}) = P(E_t|X_t)$.

3.9.2 Intégration dans *Game of Homes*

En ce qui concerne l'utilisation d'un réseau bayésien dynamique dans le cas de *Game of Homes*, nous avons choisi comme unité de temps les mois dans la simulation. Un instant t correspond à un mois dans le jeu.

Dans *Game of Homes*, les connaissances d'un joueur à un instant t dépendent directement de ce qu'il connaissait à l'instant précédent $t - 1$ (processus markovien d'ordre 1). L'évolution du niveau de connaissance du joueur représente sa progression pédagogique, mais il n'est pas nécessaire de prendre en compte l'ensemble de sa progression pour déterminer ce qu'il sait à un instant donné. En effet, si au bout de plusieurs périodes de jeu, le niveau de connaissance du joueur est considéré comme étant avancé, on ne va pas considérer le fait qu'il ait été un débutant dans les premières périodes du jeu, et simplement se focaliser sur son dernier niveau connu.

La figure 3.6 illustre le réseau bayésien dynamique utilisé dans le jeu.

Pour pouvoir calculer la distribution a posteriori des états de connaissances futurs du joueur en fonction des observations disponibles, il a fallu ajouter une table de probabilités pour la prédiction, pour chacune des deux variables de connaissances.

Les probabilités des deux tables sont identiques :

$P(C_t)$	$P(C_{t+1})$
Vrai	0.98
Faux	0.01

Si un joueur maîtrise une connaissance au temps t , il est très probable qu'il la

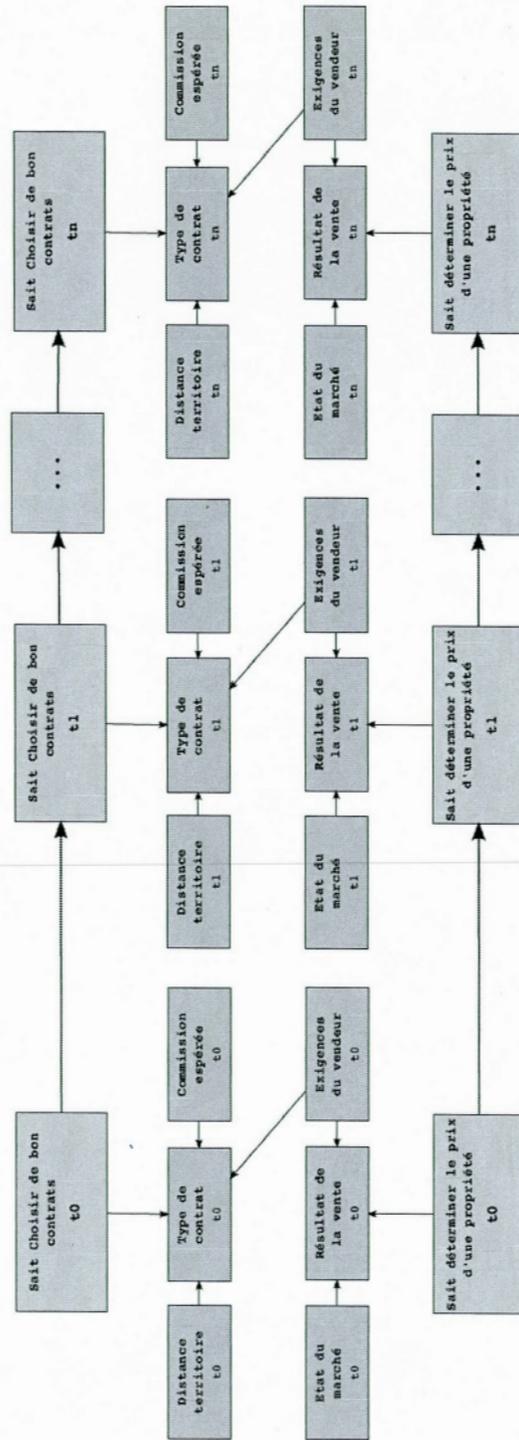


Figure 3.6 Réseau bayésien dynamique utilisé dans *Game of Homes*

connaisse encore au temps $t + 1$. Il peut cependant y avoir une légère atténuation sur le long terme si le joueur ne pratique pas les connaissances, ce qui explique le fait que la valeur soit de 0.98.

Dans le cas inverse, si un joueur ne maîtrise pas une connaissance au temps t , il y a extrêmement peu de chances qu'il la maîtrise au temps au $t + 1$ s'il ne fait rien.

3.9.3 Exemple de filtrage et prédiction du réseau bayésien dynamique

Pour illustrer le fonctionnement du réseau bayésien, nous allons prendre un exemple tiré du jeu et comparer les résultats obtenus avec l'approche classique et l'approche dynamique.

Lors du troisième mois de jeu, le joueur obtient 3 contrats de courtage :

- **Contrat 1 ($Ct1$)** : Le contrat est jugé comme étant intéressant par le système. Le vendeur a un niveau d'exigence moyen, la commission espérée est élevée et le contrat se situe dans le territoire.
- **Contrat 2 ($Ct2$)** : Le contrat est jugé comme étant inintéressant. Le vendeur n'est pas exigeant, la commission espérée est faible, et le contrat se situe hors du territoire du courtier.
- **Contrat 3 ($Ct3$)** : Le contrat est jugé comme étant inintéressant. Le vendeur est exigeant, la commission espérée est élevée et le contrat se situe hors du territoire du courtier.

Au début du jeu (au temps t_0), la probabilité que le joueur sache obtenir de bons contrats était de 20%. À la fin du premier mois de jeu (t_1), elle a augmenté pour atteindre 47%. Enfin, à la fin du second mois de jeu (t_2), la probabilité a atteint une valeur de 63%.

Si l'on calcule la probabilité que le joueur sache obtenir de bons contrats à la fin du troisième mois sans prendre en compte le côté dynamique du réseau (le cas du réseau bayésien traditionnel), on obtient les résultats suivants :

$$P(C2 = \text{vrai} | Ct1, Ct2, Ct3) = \sum P(C2 | Ct) = 0.20 * (0,75 * 0,80 * 0,80) = 0,096$$

$$P(C2 = \text{faux} | Ct1, Ct2, Ct3) = 0.80 * (0,20 * 0,85 * 0,90) = 0,1224$$

Après normalisation, cela nous donne :

$$P(C2 = \text{vrai} | Ct1, Ct2, Ct3) = 44\%$$

$$P(C2 = \text{faux} | Ct1, Ct2, Ct3) = 56\%$$

Si, maintenant, on calcule cette même probabilité, mais en prenant en compte le côté dynamique du réseau, les résultats obtenus sont les suivants :

$$\text{La prédiction de } t_2 \text{ à } t_3 \text{ est : } P(C2_{t3} = \text{vrai} | C2_{t2}) = 0.63 * 0.98 + 0.37 * 0.01 = 0.6211$$

$$P(C2_{t3} = \text{faux} | C2_{t2}) = 0.37 * 0.98 + 0.63 * 0.01 = 0.3689$$

En mettant à jour la probabilité que le joueur connaisse C2 avec les observations sur les contrats obtenus au temps t_3 , on obtient : $P(C2_{t3} = \text{vrai} | Ct1_{t3}, Ct2_{t3}, Ct3_{t3}) = \sum_{t3} P(C2_{t3} | Ct_{t3}) P(C2_{t2})$

$$P(C2_{t3} = \text{vrai} | Ct1_{t3}, Ct2_{t3}, Ct3_{t3}) = (0,20 * (0,75 * 0,80 * 0,80)) * 0,6211 = 0,0596$$

$$P(C2_{t3} = \text{faux} | Ct1_{t3}, Ct2_{t3}, Ct3_{t3}) = (0,80 * (0,20 * 0,85 * 0,90)) * 0,3689 = 0,0452$$

Après normalisation, cela nous donne :

$$P(C2_{t3} = \text{vrai} | Ct1_{t3}, Ct2_{t3}, Ct3_{t3}) = 57\%$$

$$P(C2_{t3} = \text{faux} | Ct1_{t3}, Ct2_{t3}, Ct3_{t3}) = 43\%$$

Comparons maintenant les résultats. Dans un premier temps, il faut revenir sur la situation de jeu. Ici, le joueur n'a pas réellement bien choisi ses contrats de courtage, car deux des trois contrats sont jugés inintéressants. Cependant, la si-

tuation n'est pas catastrophique pour autant. En effet, le premier contrat obtenu est un excellent contrat (le contrat est presque parfait, seul un vendeur moins exigeant aurait rendu le contrat meilleur), et les deux autres, bien qu'inintéressants, ont tous les deux un aspect avantageux (un vendeur peu exigeant dans le cas du second contrat et une commission élevée dans le cas du troisième).

Dans le cas de la version classique, le résultat obtenu indique que le joueur ne sait pas choisir ses contrats de courtage, mais qu'il n'est pas trop loin de comprendre les bases de la notion. On s'attendait à ce résultat, car le calcul de la probabilité se fait ici sans prendre en compte les événements passés. Donc comme le joueur s'est "trompé" deux fois sur trois, il est normal que le système considère qu'il ne connaît pas la notion.

Si l'on considère maintenant la version dynamique du réseau bayésien, le résultat obtenu est différent, car il indique que le joueur sait choisir ses contrats de courtage, ou tout du moins connaît les bases de cette notion. Ce résultat est intéressant, car par le passé, le joueur a progressé sur cette compétence et lors de l'évaluation précédente, le système a calculé que le joueur connaissait probablement la notion. Le fait qu'il se "trompe" dans le choix de ses contrats a donc moins d'impact sur son niveau de connaissance, car comme on a estimé qu'il connaissait probablement la notion par le passé (il y a une dizaine de minutes), il n'a probablement pas perdu sa connaissance, mais n'a simplement pas saisi toutes ses subtilités.

La différence de 13% entre les deux cas illustre le raffinement de l'information que permet d'obtenir le réseau bayésien dynamique. Le fait que la précision concernant la probabilité que le joueur connaisse $C2$ soit accrue a un impact important sur le jeu et l'apprentissage du joueur. Dans le cas du réseau traditionnel, le système aurait probablement généré des scénarios plus simples pour que le joueur acquière

les bases de la manière de choisir ses contrats de courtage ou il lui aurait proposé des aides de base. Les résultats précédents du joueur ayant montré qu'il connaissait probablement déjà ces bases, il aurait été une perte de temps pour ce dernier si on l'avait fait jouer dans des situations trop simples et qu'on on lui avait proposé des aides sur des notions qu'il connaissait déjà. Cela aurait très certainement fait ressentir au joueur un sentiment d'ennui causé par le mauvais équilibre du jeu. Alors qu'à l'inverse, le réseau dynamique permet de créer des scénarios plus adaptés aux facultés réelles du joueur.

CHAPITRE IV

ADAPTATION DE CONTENU DANS *GAME OF HOMES*

L'adaptation du contenu d'un jeu au joueur est un élément important, car cela améliore généralement son expérience de jeu (Lopes et Bidarra, 2011). Dans le cas de jeux sérieux à visée pédagogique, cela permet aussi d'améliorer le processus d'apprentissage.

Dans le cas de *Game of Homes*, l'adaptation de contenu a deux objectifs. Le premier est de pouvoir concevoir de nombreuses situations de jeu variées à fort apport pédagogique. Cela consiste à pouvoir placer le joueur dans tout un tas de situations, pour lui apprendre comment réagir et à quoi il doit faire attention, le but étant ici d'utiliser l'adaptation pour améliorer l'acquisition des connaissances par le joueur.

Le deuxième objectif consiste à garder le joueur motivé tout au long de la partie, en lui offrant un challenge adapté à ses capacités et en brisant la monotonie qui pourrait s'installer durant sa session de jeu. Cela correspond globalement à améliorer son expérience de jeu.

Le terme "contenu" dans *Game of Homes* se réfère à trois catégories d'éléments, sur lesquelles le jeu va influer pour créer de nouvelles situations :

- **Les paramètres de la simulation.** Le jeu peut changer l'évolution de la

simulation en changeant des paramètres comme l'état du marché, la génération d'entités ainsi que leurs exigences. Il peut aussi modifier des éléments de jeu, comme la limite de contrats que peut prendre un courtier, les frais à payer sur une vente, etc. Changer les paramètres de simulation permet de changer la manière dont le joueur va agir dans le jeu, par exemple le forcer à prendre des risques, l'inciter à revoir sa stratégie, etc. Même si les actions que le joueur va pouvoir faire dans le jeu restent les mêmes, la manière de les appliquer va différer.

- **Les comportements des agents artificiels.** Le jeu peut modifier le comportement des personnages non joueur, principalement dans le but de faire évoluer le challenge. Cela permet d'adapter la difficulté globale du jeu en fonction du niveau du joueur. Le but du jeu étant pour le joueur de devenir le meilleur courtier d'une ville, ces changements permettent de rendre ce but ni trop simple, ni trop difficile à atteindre.
- **Les données du jeu.** Le jeu peut changer les données et son contenu principalement pour renouveler les situations de jeu. Cela permet de créer des situations uniques à chaque partie. On peut citer par exemple le fait que le jeu peut déterminer quelles maisons mettre en vente, dans quelle région les mettre en vente, etc. En plus de renouveler le contenu du jeu et de faire en sorte que chaque partie soit différente, cela permet aussi d'évaluer le joueur dans des cas très spécifiques, ce qui est un bon atout pour la dimension pédagogique. Par exemple, on peut évaluer le joueur dans un cas où les maisons en vente sont similaires, mais où un élément varie (par exemple la superficie).

L'avantage d'avoir choisi d'utiliser un monde simulé est que, malgré le fait que l'on modifie les mêmes paramètres entre deux parties, les situations sont tout de même uniques. En effet, l'idée générale de la situation sera la même (ex : reproduire une crise, etc.), mais en revanche, les détails seront différents (adversaires, maisons en ventes et caractéristiques, historique des ventes précédentes, etc.)

Dans le cadre de notre jeu, on emploie le terme de scénario pour définir une situation de jeu ayant été définie par des paramètres de la simulation, un comportement des agents artificiels ainsi que des données de jeu spécifiques. Un scénario correspond à une situation de jeu spécifique dans laquelle le joueur va avoir besoin d'utiliser certaines de ses connaissances pour progresser, et dans laquelle il va apprendre ou perfectionner ses connaissances sur certaines notions.

En plus d'adapter le contenu du jeu, l'adaptation dans *Game of Homes* concerne aussi la génération d'aides pour informer, guider et aider le joueur. Les aides peuvent aussi bien correspondre à des informations pédagogiques (par exemple pour expliquer au joueur qu'il a commis une erreur ou lui expliquer une notion qu'il n'a pas saisie) qu'à des informations sur le gameplay (par exemple présenter au joueur des fonctionnalités qu'il n'utilise pas).

4.1 Architecture du module d'adaptation

Les choix de quoi adapter, comment adapter et quand adapter sont faits par le module d'adaptation du jeu (figure 4.1). L'architecture de notre modèle d'adaptation se compose de 3 éléments :

- **Le module de suivi**, qui sert à maintenir à jour le niveau et les connaissances du joueur apprenant ;
- **Le module de décision**, qui sert à définir quelles stratégies pédagogiques doivent être adoptées dans le jeu pour apprendre efficacement les notions au joueur tout en le gardant motivé ;
- **Le module de contrôle**, qui adapte le jeu en temps réel pour créer et maintenir les scénarios pédagogiques et pour maintenir l'intérêt du joueur.

Cette architecture est inspirée des modules d'*AIDirector* (Champandard et AiGameDev, 2014) présentés à la section 1.3.3.

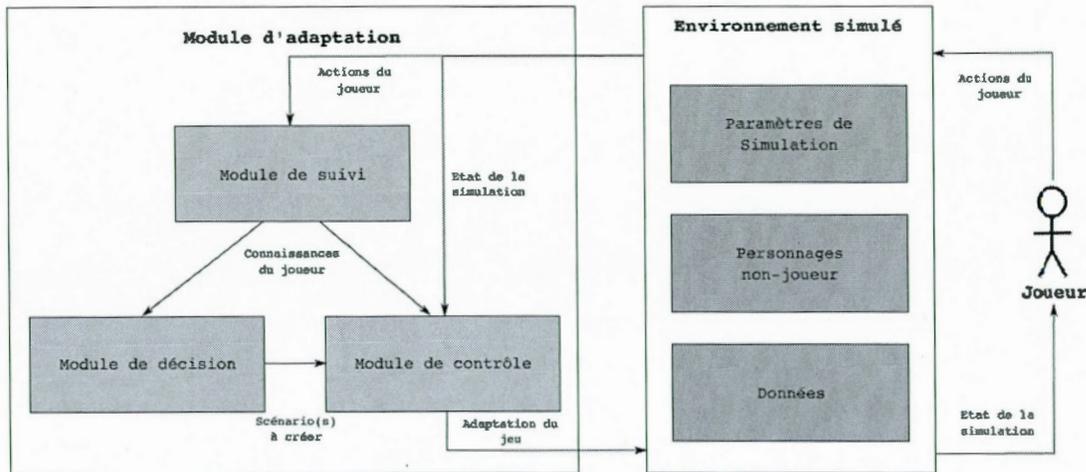


Figure 4.1 Architecture utilisée dans le jeu pour l'adaptation

Le module de suivi sert à quantifier la situation du joueur dans le jeu (quel est son niveau de connaissances, quelles erreurs il a commises, quelles actions il a effectuées). Cela consiste principalement à suivre son niveau de connaissances et sa progression pédagogique, mais aussi son niveau de motivation. Ce module regroupe l'ensemble de la couche évaluation du joueur, de l'observation de ce dernier (ses actions et ses statistiques) à la mise à jour du réseau bayésien modélisant ses connaissances. Le module de suivi est composé du modèle de l'apprenant (du réseau bayésien modélisant les connaissances du joueur), ainsi que de la trace de tous les événements, des actions posées et des erreurs commises par le joueur durant la partie. Le fait de ne pas se limiter au réseau bayésien permet d'avoir davantage d'informations sur le joueur, notamment hors de la dimension d'apprentissage.

Le module de contrôle sert à adapter le jeu. C'est l'interface entre le module de décision (ou plus globalement le module d'adaptation) et la simulation en elle-même. C'est ce module qui va agir sur le contenu du jeu (les 3 types d'éléments décrits précédemment) en suivant les directives envoyées par le module de décision. Son rôle est triple : en plus de modifier les paramètres du jeu pour créer les

différentes situations, il veille à la stabilité de ces situations et s'assure que la partie se passe bien pour le joueur, en lui fournissant des aides s'il en a besoin, ainsi qu'en essayant de le garder motivé en lui apportant des nouveautés au fur et à mesure de sa progression.

Enfin, le module de décision sert à déterminer ce qu'il faut faire pour faire progresser efficacement le joueur. C'est le cœur du système d'adaptation. Il prend les décisions concernant les situations de jeu à créer, en se basant sur le modèle de l'apprenant et le moment opportun pour effectuer les modifications.

Les choix effectués sur le module de suivi ont été décrits dans la section concernant la modélisation de l'apprenant. Nous n'y reviendrons donc pas ici. Nous nous focaliserons donc principalement sur le modèle de décision, par le moyen de deux stratégies d'adaptation présentes dans le jeu. Enfin, nous terminerons en présentant plus en détail le module de contrôle et le système d'aides qui sont communs aux différentes stratégies d'adaptation.

4.2 Adaptation à base de règles

La première version du module d'adaptation de contenu dans *Game of Homes* est basée sur des scénarios prédéfinis et contrôlés par un système de règles. Dans cette version, le module de décision définit avec exactitude quelles sont les expériences que le joueur va vivre dans des situations spécifiques.

La version actuelle de *Game of Homes* ne se concentre que sur deux connaissances principales (savoir fixer un prix de vente et savoir négocier un contrat de courtage), il est donc possible de lister l'ensemble des cas dans lesquels le joueur peut se trouver (d'un point de vue pédagogique) et de trouver pour chacun un ou plusieurs scénarios de jeu permettant au joueur de progresser.

Nous avons décomposé la progression du joueur en 6 cas différents. Certains de ces cas présentent deux possibilités, en fonction du niveau de connaissances du joueur pour les deux notions abordées, ce qui nous mène à traiter 9 cas différents dans le jeu. Pour chacun de ces cas, nous avons décidé de la meilleure expérience à proposer au joueur pour le faire progresser.

La figure 4.2 récapitule les règles utilisées pour choisir les scénarios à générer. Si l'on prend en exemple une situation dans laquelle les connaissances estimées du joueur sont $P(DP) = 40$ et $P(BC) = 65$, le système va générer une variante du scénario 3, ce qui revient à adapter la simulation pour que la difficulté globale soit modérée et que le marché soit équilibré. Le détail des différents scénarios (des différents cas) est disponible en annexe (A.1).

Le fonctionnement de l'adaptation est donc ici relativement simple. Au début de chaque mois de jeu, le module de décision interroge le module de suivi (modèle de l'apprenant) pour connaître le niveau du joueur. En fonction du résultat envoyé par le module de suivi, une des 6 situations de jeu est sélectionnée (une des 9 variantes si l'on prend en compte les variantes liées au niveau de connaissance). La décision est simple à prendre, dans la mesure où le module suit les règles établies et où il n'y a qu'une seule possibilité de scénario à chaque fois.

4.2.1 Discussion

Cette méthode est la plus simple pour proposer une adaptation de base dans un jeu. Elle permet d'offrir au joueur une expérience individualisée, ce que ne permet pas une conception de jeu complètement scriptée. En effet, un joueur de bon niveau va très rapidement arriver aux cas les plus complexes sans avoir à passer par les situations les plus simples (dans le cas d'un jeu scripté, le joueur doit obligatoirement passer par toutes les situations). À l'inverse, si un joueur a

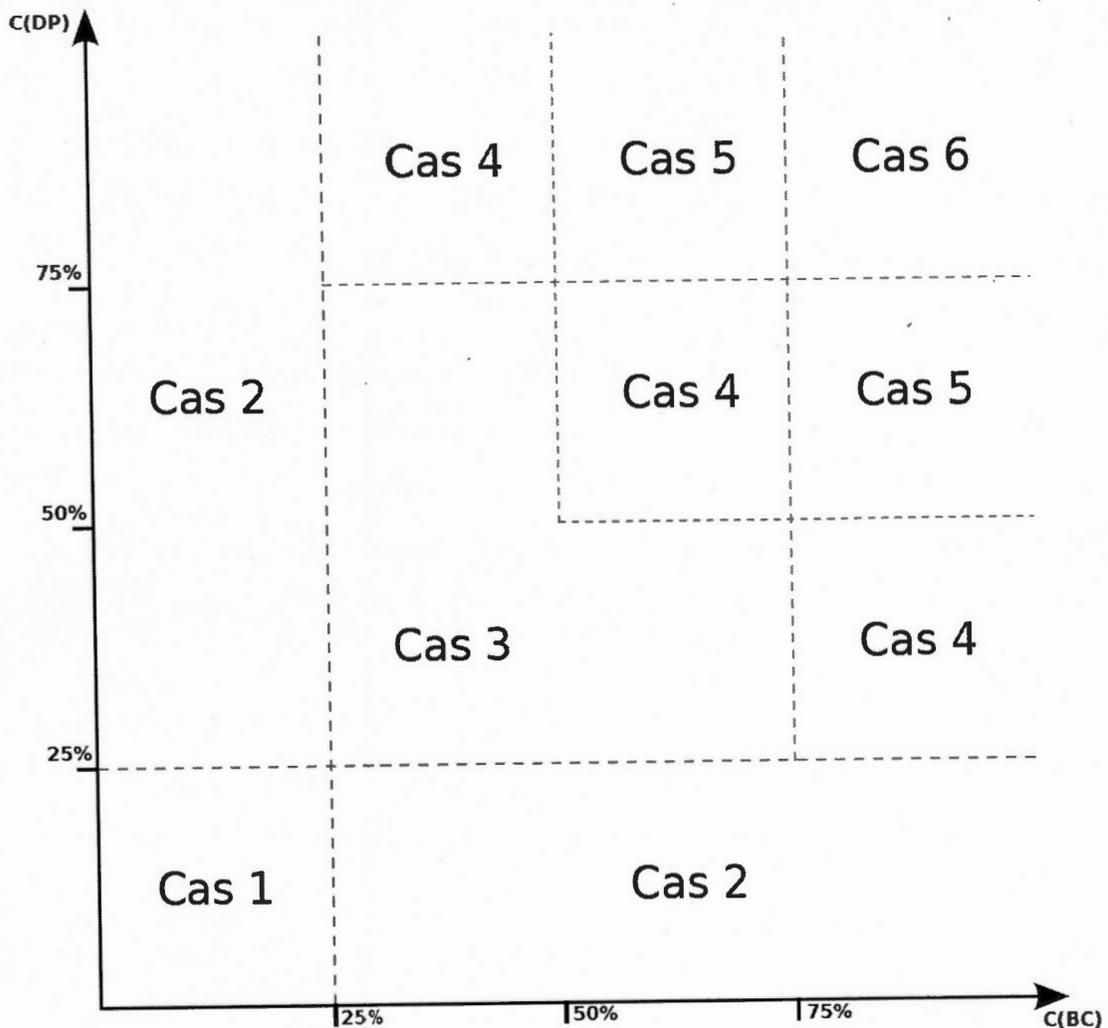


Figure 4.2 Règles utilisées pour le choix du scénario à générer

plus de mal, le jeu va réduire la difficulté générale et lui fournir des aides pour qu'il comprenne les notions, en adaptant le contexte sans pour autant mettre le joueur dans une situation d'échec (dans le cas d'un contenu complètement scripté, le joueur échoue le niveau jusqu'au moment où il réussit l'exercice, mais le niveau proposé est toujours le même).

Cette approche, bien que pouvant paraître simpliste, fonctionne plutôt bien dans le cas de notre jeu pour plusieurs raisons :

- Les données varient : même si un joueur se retrouve plusieurs fois dans la même situation, il ne le remarquera pas puisque les données du jeu changent (les contrats proposés ne sont jamais les mêmes, les besoins des entités du jeu varient, ce qui influe sur leur comportement, etc.). Cela permet de plutôt bien masquer le fait que les situations soient prédéfinies et que leur nombre est relativement limité.
- La simulation fonctionne en continu : lorsque l'on modifie le type de scénario, les paramètres de la simulation changent, ce qui entraîne une évolution progressive du monde (les changements se font avec la création de nouvelles entités principalement). Cela permet aussi de masquer le fait que les situations soient prédéfinies du fait que le joueur ne remarque pas instantanément le changement de scénario.
- Les choix du joueur et les stratégies adoptées perdurent avec le temps : lorsque qu'il change de scénario, le joueur conserve son argent, sa réputation, les contrats qu'il est en train de réaliser, etc., ce qui permet de garder la notion de continuité dans la partie.

Au final, cette approche fonctionne bien dans notre cas, puisque le joueur perçoit les changements (il constate que le marché évolue, que la difficulté augmente), mais il lui est difficile de détecter le fait qu'un scénario puisse être identique à un autre. Il a donc le sentiment que le jeu s'adapte mais sans pour autant avoir l'impression que cette adaptation est prédéfinie.

Cette approche, bien que relativement simple à mettre en place au premier abord, présente plusieurs inconvénients.

Le premier de ces inconvénients est la création de nouvelles règles et la maintenabilité des règles existantes à mesure que le jeu grossit. En effet, plus le jeu va devenir complet et riche, plus il sera difficile de lister tous les cas dans lesquels le joueur peut se trouver. De plus, si l'on ajoute de nouvelles règles, cela peut

entraîner une modification des règles déjà existantes. Par exemple, si l'on ajoute une nouvelle connaissance à acquérir, les anciennes règles conçues pour 2 connaissances ne seront plus nécessairement valides et il faudra donc recommencer ou modifier l'ensemble du travail effectué.

Un autre inconvénient est le fait qu'un joueur puisse se retrouver « coincé » entre deux situations prédéfinies ou tout simplement bloqué dans une des situations. L'approche qui utilise des cas prédéfinis est très peu flexible et cela peut engendrer des problèmes pour certains joueurs, entre autres avoir le sentiment de ne pas progresser ou le sentiment de répétition.

De plus, il peut y avoir certains problèmes dans les cas où le joueur trompe l'évaluation (par exemple si le joueur a de la chance), notamment en début de partie. L'adaptation, en ne se basant que sur la situation actuelle, peut générer un scénario inadapté au joueur. Par exemple, si un joueur a beaucoup de chance lors du premier mois de jeu, le système d'évaluation du joueur va estimer que celui-ci connaît déjà une partie des notions puisqu'il a très bien réussi le premier scénario, et va donc considérer qu'il est d'un bon niveau. Le module d'adaptation va donc, en se basant sur les règles, générer un scénario avancé relativement complexe, et si le joueur ne connaît en réalité pas les bases, il va être totalement perdu et le système ne lui proposera pas ou peu d'aides pour le faire progresser durant le scénario courant.

Enfin, le dernier inconvénient majeur est la rejouabilité du titre. Notre jeu permet d'acquérir des connaissances immobilières, mais il permet aussi de s'entraîner à vendre des propriétés. Un joueur ayant déjà acquis les connaissances du jeu peut vouloir se ré-entraîner, un peu pour se remémorer certaines notions, avant de réaliser une vente dans la vie réelle par exemple. Le problème de définir des situations prédéfinies est que le joueur risque de se rendre compte que l'adaptation

est en réalité assez sommaire et qu'elle ne diffère au final pas réellement d'un jeu complètement scripté.

4.3 Adaptation basée sur la planification

Pour éviter les problèmes liés à une adaptation à base de règles, nous avons décidé d'utiliser un module utilisant la planification. En effet, la planification a pour avantage de mieux gérer les situations rares ou uniques, et il est plus simple d'y ajouter de nouvelles actions (ici de nouvelles situations) que dans un système à base de règles écrites à la main.

4.3.1 Introduction à la planification en IA

La planification en intelligence artificielle est un domaine qui s'intéresse à la génération de plans permettant d'atteindre un but. De manière plus précise, cela consiste à sélectionner et à ordonnancer des actions dépendamment des connaissances que l'on a d'un problème. Chaque action a des préconditions et des effets (Ghallab *et al.*, 2004).

Le fonctionnement général de la planification est le suivant : à partir des données du problème, de la situation courante et des actions possibles, les algorithmes de planification simulent un grand nombre de séquences d'actions possibles. Cela peut se faire avec une recherche dans un espace d'états. Un espace d'états peut être représenté par un graphe, où les sommets correspondent aux états et où les arrêtes correspondent aux actions. La recherche dans un espace d'état consiste à parcourir ce graphe (en utilisant un algorithme tel que A* par exemple) pour y trouver un état satisfaisant le but, et ainsi en déduire la séquence d'actions à effectuer. Le nœud initial de ce graphe d'états correspond à l'état initial.

De manière générale, lorsque l'on parle de planification, on parle de planification classique, c'est-à-dire que l'on simplifie le monde pour pouvoir trouver des solutions plus rapidement.

Planifier des actions en tenant compte de l'ensemble des contraintes du monde réel n'est pas quelque chose de réalisable, car cela complexifie trop la recherche de solutions. Pour que les algorithmes de planification soient en mesure de trouver des plans plus rapidement, des hypothèses de simplification sont généralement émises. En planification classique, les hypothèses de simplification sont entre autres les suivantes (Ghallab *et al.*, 2004; Russell et Norvig, 2010).

- Le monde est totalement observable. Cela signifie que l'agent de planification a une connaissance complète du monde et ce, à chaque instant. Cela s'oppose au fait que dans la réalité, le monde est partiellement observable (un robot ne connaît que les informations provenant de ses capteurs par exemple).
- Les actions sont déterministes. Lorsqu'on effectue une action, le résultat de cette action (ses effets) sont toujours identiques. Cela s'oppose au fait que dans le monde réel, il y a généralement de l'incertitude sur les actions (par exemple un véhicule peut tomber en panne alors qu'il se déplace d'un point A à un point B).
- L'environnement est statique. Le monde n'évolue pas en dehors des actions effectuées par l'agent ; l'environnement n'évolue pas de lui-même. Cela s'oppose au fait que dans la réalité le monde est en constante évolution (par exemple, si je me déplace en véhicule d'un point A à un point B, d'autres véhicules se déplacent en même temps).
- L'environnement est discret. Cela signifie que l'agent ne considère qu'un nombre fini de possibilités. La discrétisation peut concerner le temps, les actions, etc. Cela s'oppose au fait que dans le monde réel, les valeurs sont généralement continues.

4.3.2 Planification de scénarios adaptés

Le but de la planification de scénarios dans *Game of Homes* est de permettre au jeu de déterminer quelle est la meilleure suite de situations (d'actions d'adaptation de la simulation) à faire découvrir au joueur en fonction de son niveau de connaissance, pour le faire progresser rapidement et efficacement.

L'intérêt pédagogique d'utiliser la planification à la place d'une adaptation basée sur un système à base de règles, est que l'on obtient une séquence de situations et non une situation unique. Cela peut être vu comme un plan pédagogique : le planificateur détermine quelles sont les connaissances à apprendre en priorité et comment optimiser les liens entre les différentes situations pédagogiques. L'avantage est que l'on a une idée générale de ce qui va se passer dans le futur et l'on ne se contente pas de prendre une décision en ne considérant que l'instant présent.

Planifier des actions basées sur les connaissances d'un joueur n'est pas une chose aisée, car cela implique un grand nombre de contraintes. On peut entre autres citer le fait que l'apprentissage n'est pas instantané (il y a une notion de temps à prendre en compte), il y a de l'incertitude quant aux effets des actions pédagogiques (parfois le joueur apprend un peu, parfois beaucoup, parfois pas beaucoup, etc.) ou encore le fait que les connaissances de ce dernier ne sont pas des éléments totalement observables (comme vu à la section 3.2 sur les réseaux bayésiens).

Pour ces raisons, nous avons simplifié un peu le problème. Pour ce faire, nous avons émis les hypothèses suivantes. On considère une durée unique pour chacune des actions (tous nos scénarios ont une durée de un mois de jeu), on considère que nos actions sont déterministes (les scénarios produisent toujours le même effet sur les connaissances du joueur) et on considère les connaissances du joueur observables en interrogeant le réseau bayésien (le joueur est réputé avoir une connaissance si la probabilité est supérieure ou égale à un certain seuil).

Dans notre processus de planification, les différents éléments sont :

- Les états, qui représentent le niveau de connaissance du joueur ;
- Les actions, qui représentent les situations de jeu qui vont être proposées au joueur ;
- Les préconditions des actions, qui correspondent aux prérequis que le joueur doit connaître ;
- Les effets des actions, qui correspondent à une progression pédagogique.

Le listing 4.1 montre un exemple de quelques actions simplifiées utilisées par le planificateur :

```

action GenerateC1Basis(){
  conditions:
    @start: C1 = beginner;
  effects:
    @end: C1 = intermediate;
}
action GenerateValidationSalesProcess(){
  conditions:
    @start: C1 = intermediate;
    @start: C2 = intermediate;
  effects:
    @end: C1 = advanced;
    @end: C2 = advanced;
}
action GenerateC2Expert(){
  conditions:
    @start: C2 = advanced;
  effects:
    @end: C2 = expert;
}

```

Listing 4.1 Exemple d'actions du planificateur simplifiées

Cette action correspond à la génération d'un scénario permettant d'apprendre au joueur à prendre en compte la superficie de la propriété lorsqu'il fixe son prix, dans le cas où il ne sait pas fixer correctement un prix de vente.

À l'inverse de l'adaptation à base de règles, les situations de jeu ne sont pas fixes ici. Celles-ci sont des situations générales, avec des plages de valeurs prédéfinies pour les paramètres de la simulation, ce qui offre plus de flexibilité au module de contrôle pour créer les différentes situations de jeu. Si l'on prend l'exemple d'une des actions décrites ci-dessus (à savoir *GenerateC1Basis*, qui consiste à générer un scénario permettant d'apprendre au joueur les bases pour fixer un prix de vente), les informations envoyées au module de contrôle sont :

- Contrôler les propriétés mises en vente dans la région du joueur pour qu'elles soient relativement semblables en terme de caractéristiques ;
- Générer un marché entre favorable aux vendeurs et neutre ;
- Contrôler les exigences des nouveaux vendeurs pour qu'ils soient entre une situation où ils sous-estiment leurs propriétés et une autre où ils ont des exigences normales ;
- Limiter la concurrence des courtiers artificiels dans la région du joueur.

Il y a plusieurs raisons à ce choix. La première est l'imprécision liée à la planification, notamment sur le long terme. En effet, on considère les actions comme déterministes alors qu'en réalité, leurs effets ne sont pas toujours les mêmes. L'apprentissage du joueur n'est pas un élément certain ; en effet, il nous est impossible de déterminer à l'avance ce que le joueur va faire et comment il va réagir. Il n'est donc pas possible de déterminer avec exactitude sa progression en termes de connaissances.

La seconde raison est liée à la structure du jeu. En effet, dans chacun des scénarios, le joueur va effectuer des ventes au complet et de ce fait, va progresser ou commettre des erreurs pour des compétences non considérées dans le contexte. Le

joueur peut donc progresser dans des domaines où on ne l'attendait pas nécessairement, ce qui peut rendre approximative la précision sur le long terme.

Le choix d'avoir des scénarios offrant des libertés d'adaptation permet donc d'offrir plus de flexibilité au moment de la création des scénarios en vue de mieux s'adapter au joueur. De plus, même s'il existe un certain degré de liberté, ce choix permet tout de même de conserver l'idée générale du plan qui a servi à déterminer la meilleure séquence de situations à suivre pour faire en sorte que le joueur apprenne plus rapidement les notions de jeu. Enfin, cela permet de minimiser les imprécisions pouvant exister dans le plan.

À l'heure actuelle, le planificateur prend en compte 8 actions. Le détail des actions est disponible en annexe (A.2).

Le listing 4.2 montre un exemple de plan généré pour un joueur ayant quelques notions de base de la vente de biens immobiliers :

```
---> Etat initial (connaissances joueur) :  
    - P(C1) = 0.55  
    - P(C2) = 0.35  
---> Plan :  
    1. GenerateC2Advenced  
    2. GenerateValidationSalesProcess  
    3. GenerateC1Expert  
    4. GenerateC2Expert  
    5. GenerateCrisisSituations
```

Listing 4.2 Exemple de plan généré par le planificateur de scenarios

Les actions utilisées par le module de planification peuvent sembler séquentielles et l'intérêt de la planification peut sembler limité. Cependant, c'est un réel apport dans le processus de génération. En effet, cela permet de bien mieux gérer les cas particuliers. Par exemple, si un joueur est fort en vente, mais qu'il ne sait

pas choisir ses contrats, lui proposer un contenu permettant d'apprendre les bases de l'obtention de contrat n'est probablement pas la meilleure solution, car cela pourra sembler trop simple pour le joueur (s'il obtient de bons contrats facilement et qu'il est bon en vente, le scénario n'a pas réellement d'intérêt pour lui). Dans ce genre de situation, la planification permet de générer des plans plus spécifiques au joueur, par exemple ici : *{ GenerateC1Advanced, GenerateValidationSalesProcess, GenerateValidationSalesProcess, GenerateC1Expert, GenerateC2Advanced, GenerateCrisisSituations }*.

De plus le cas de test est relativement limité à l'heure actuelle, puisque nous ne nous concentrons que sur deux connaissances. Mais à mesure que de nouvelles connaissances vont être ajoutées, la planification va gagner en valeur, car il y aura une réelle problématique quant à l'ordonnancement des connaissances à enseigner.

En ce qui concerne le fonctionnement de ce module, le scénario du premier mois de jeu n'est pas issu de la planification. C'est un scénario d'évaluation permettant de déterminer le niveau du joueur, pour ensuite générer un plan adapté à ses capacités. C'est un scénario standard de type équilibré, dans lequel le joueur peut recevoir des aides quant à la jouabilité (fonctionnalités du jeu), mais il n'obtiendra aucune aide liée aux connaissances. À la fin de ce premier mois, un plan d'apprentissage est généré en fonction du niveau estimé du joueur. Le plan généré est ensuite utilisé par le module de contrôle.

Par la suite, lors de chaque nouveau mois de jeu, le module de contrôle suit le plan généré par le module de décision. Si les préconditions sont remplies, alors la situation de jeu est générée. Si les préconditions ne sont pas remplies (parce que le joueur n'a pas le niveau de connaissance requis ou parce qu'il a plus de compétences que ce qu'il en faudrait pour la situation) alors un nouveau plan est généré en tenant compte des connaissances du joueur et de sa progression passée.

D'un point de vue technique, le planificateur qui a été implémenté dans le jeu est un planificateur d'exploration dans un espace d'états qui utilise l'algorithme A* pour explorer le graphe d'états (Hart *et al.*, 1968; Russell et Norvig, 2010).

4.3.3 Évaluation et résultats

Cette sous-section décrit les tests et les résultats obtenus dans le cadre d'une évaluation qualitative du module de planification. Le but ici n'est pas de démontrer l'efficacité que peut avoir ce module d'un point de vue pédagogique, mais plutôt de montrer que cette solution est viable techniquement et que la qualité des plans générés est suffisamment bonne pour que le module de planification puisse être utilisé dans le cadre d'expérimentations sur des joueurs humains.

Ce que nous cherchons à évaluer ici est :

1. la pertinence des plans générés pour s'assurer que les situations de jeu proposées soient cohérentes avec le niveau du joueur et que les plans ne contiennent pas d'actions inutiles ;
2. la qualité de réadaptation du système pour s'assurer que le système génère de nouveaux plans lorsque cela est nécessaire, et qui n'en génère pas lorsque le plan courant répond aux exigences ;
3. la qualité du contenu des plans pour s'assurer que les situations de jeu proposées au joueur soient variées et que le challenge soit équilibré.

Pour évaluer le fonctionnement de la planification, nous avons conçu des courtiers artificiels correspondant à des profils de joueur pour voir quels plans sont générés.

Nous avons testé le système avec trois types de joueurs simulés :

1. un joueur qui progresse lentement (niveau faible) ;
2. un joueur de niveau moyen ;
3. un joueur de très bon niveau.

Pour simuler le niveau d'un joueur et le fait qu'un joueur humain acquiert des connaissances et progresse au fur et à mesure de la partie, nous donnons aux agents plus ou moins d'informations sur l'état du monde, ce qui va influencer le choix de leurs actions. Les agents artificiels n'apprennent pas de connaissances au fur et à mesure de leur partie comme le ferait un humain. Cependant, on va jouer sur leurs comportements pour imiter l'idée de la progression par l'acquisition de nouvelles connaissances. Par exemple, pour créer un agent imitant le comportement d'un très bon joueur, nous faisons en sorte qu'il ait suffisamment d'informations en tout temps pour appliquer les stratégies du jeu les plus élaborées (l'agent va optimiser ses actions et ne choisir que des contrats très prometteurs). À l'inverse, pour imiter le comportement d'un joueur débutant, nous faisons en sorte de limiter les informations que l'agent obtient, ce qui a pour effet de brider son comportement (l'agent essaye d'obtenir à peu près tous les contrats sans prendre en compte leur faisabilité).

Pour suivre la progression des agents, nous leur associons un modèle de l'apprenant.

Nous avons effectué une série de 5 tests par type d'agent. Le test s'arrête lorsque le modèle de l'apprenant indique que l'agent maîtrise les deux connaissances, ou lorsqu'une année complète s'est écoulée dans la simulation (ce qui correspond approximativement à une durée de jeu de 3 heures pour un joueur humain).

Le tableau 4.1 représente le temps mis par les agents artificiels pour terminer le test. Comme on peut s'y attendre, plus l'agent a un bon niveau et plus il termine rapidement le test.

Cela ne permet pas de déduire qu'il en sera de même pour des joueurs humains. Cependant, cela nous indique tout de même que les plans générés ne vont pas à l'encontre du niveau du joueur (ils ne ralentissent pas l'apprentissage en propo-

sant des scénarios superflus). Cela nous donne donc une première indication de l'efficacité de l'adaptation.

Tableau 4.1 Temps d'apprentissage moyens obtenus avec l'adaptation utilisant la planification

Type de joueur simulé	Durée de jeu (mois)			Apprentissage complété
	Min	Moy	Max	%
<i>Niveau faible</i>	8	-	>12	40%
<i>Niveau moyen</i>	5	7,6	9	100%
<i>Niveau élevé</i>	3	5	7	100%

Le tableau 4.2 représente le nombre de replanifications effectuées lors des tests et leurs causes. Comme on peut le voir, plus un joueur a de difficultés et plus le système se réadapte à ses capacités (il replanifie plus souvent). Si l'on compare le temps moyen mis par les agents au nombre de replanifications et que l'on prend en compte le fait que l'on génère un nouveau scénario par mois, on peut observer le fait que le système ne re-planifie pas de manière excessive et que les plans générés restent valides pendant une certaine durée.

Si l'on observe maintenant les causes des re-planifications, on peut observer que le système re-planifie majoritairement pour réadapter la simulation au niveau du joueur. Si un joueur a du mal à acquérir les connaissances, le planificateur génère des plans plus simples. À l'inverse, si le joueur est très bon, le planificateur augmente le challenge en proposant des plans plus difficiles.

Il arrive que le plan généré corresponde au niveau du joueur mais qu'il se termine sans que le joueur ait acquis toutes les connaissances requises. Le plan est alors vide et le planificateur doit en générer un nouveau (c'est ce qui est représenté par la dernière colonne). Ce nombre peut paraître élevé, mais cela est dû au fait que,

pour terminer le test, l'agent devait avoir une probabilité de connaître les deux notions à plus de 97%, ce qui s'est avéré être, après test, une valeur un peu trop élevée.

Nous pouvons tout de même déduire de ce tableau que les plans générés correspondent plutôt bien au niveau du joueur.

Tableau 4.2 Nombre de re-planification moyen obtenu avec l'adaptation utilisant la planification (Cf : Connaissances trop faibles, Ce : Connaissances trop élevées, Pv : Plan vide)

Type de joueur simulé	Nombre de re-planification			Causes		
	Min	Moy	Max	Cf	Ce	Pv
<i>Niveau faible</i>	1	3,2	5	86%	7%	7%
<i>Niveau moyen</i>	1	2,6	4	21%	29%	50%
<i>Niveau élevé</i>	1	2,2	4	0%	55%	45%

Enfin, le tableau 4.3 illustre la difficulté des plans générés ainsi que la variété des situations proposées.

Comme on peut le voir, la difficulté des scénarios est globalement en adéquation avec le niveau du joueur. Lorsque le joueur a du mal à progresser, le système lui propose majoritairement des situations simples ou de difficulté intermédiaire. À l'inverse, plus le joueur a un bon niveau et plus les situations proposées sont difficiles.

La seconde partie du tableau nous informe sur la variété des situations de jeu proposées. Cette variété correspond au nombre de scénarios différents que le joueur va effectuer (nombre de scénarios que le joueur ne va faire qu'une seule fois). On peut observer le fait que le planificateur essaye de proposer au joueur un maximum de nouvelles situations pour le garder motivé. Pour un joueur d'un niveau normal

ou élevé, plus de 80% des situations proposées sont des situations uniques.

Tableau 4.3 Difficulté et variété des situations obtenues avec l'adaptation utilisant la planification

Type de joueur simulé	Difficulté des scénarios			Variété des situations		
	Facile	Moyen	Difficile	Min	Moy	Max
<i>Niveau faible</i>	23%	58%	19%	42%	56%	86%
<i>Niveau moyen</i>	24%	30%	46%	71%	83%	100%
<i>Niveau élevé</i>	23%	15%	62%	60%	84%	100%

Nous pouvons donc déduire de ces 3 tableaux (4.1;4.2;4.3) que la planification permet de proposer des plans en adéquation avec le niveau des connaissances du joueur et que cela permet potentiellement d'offrir un apprentissage rapide et efficace.

En plus des tests effectués avec des agents artificiels, nous avons fait des tests manuels pour tester des situations particulières et voir comment le module de planification réagit. Par exemple, que se passe-t-il si un joueur est bon, puis qu'il échoue tout le temps ensuite? Que se passe-t-il si le joueur ne progresse que dans une compétence? Etc. Au final, les plans générés sont plutôt cohérents. Même dans le cas où le joueur trompe le système d'évaluation, les scénarios proposés restent intéressants et corrects, car ils se basent sur le passé du joueur et sur une estimation de ses connaissances futures.

4.4 Application de l'adaptation dans la simulation

Le module de contrôle est la partie qui génère les scénarios dans la simulation et qui adapte la simulation en fonction des besoins. Ce module fonctionne de la même manière pour les différentes versions du module de décision.

Ce module a trois grandes utilités. La première est de générer les différentes situations de jeu. Pour ce faire, il interroge le module de décision, qui lui indique quelle situation de jeu il doit créer. Dans le cas de l'adaptation prédéfinie, il reçoit l'identifiant de la situation à créer et ajuste simplement les paramètres correspondant à cette situation pour la faire apparaître dans la simulation. Dans le cas de la planification, il y a un travail supplémentaire à fournir. Le module va interroger le module de suivi pour connaître le niveau du joueur en vue de pouvoir créer le scénario indiqué dans le plan (les scénarios du plan étant des scénarios de plus haut niveau, non exploitables directement dans la simulation).

La seconde utilité est de maintenir les scénarios et de les ajuster en fonction du niveau du joueur. En effet, le monde virtuel évoluant en permanence en fonction du comportement des multiples entités, il faut parfois le réajuster pour que le contexte d'apprentissage ne change pas durant la période d'évaluation. De plus, pour suivre la progression du joueur, ce module peut ajuster certains détails pour lui rendre la situation un peu plus difficile ou plus simple. Il sert à maintenir la motivation du joueur élevée.

Enfin la troisième partie concerne l'affichage des aides. Le module de contrôle interroge le module de suivi pour déterminer les erreurs commises par le joueur. En fonction de ces erreurs et de la situation pédagogique courante, le module va décider d'afficher ou non des messages d'aide, ainsi que leur nature.

Il existe plusieurs types de messages d'aide dans le jeu. Certains concernent la jouabilité et les fonctionnalités du jeu, qui peuvent être vues comme un tutoriel. D'autres concernent les connaissances. Dans le cas des connaissances, la précision des messages peut varier en fonction de la situation. Cela peut aller d'un simple conseil ou une information (par exemple le temps de déplacement entre les différents contrats occupe une grande partie de la journée.), à des aides plus détaillées

(par exemple le gain d'argent final correspond à : prix de vente final * taux commission - dépenses pour la vente), en passant par des avertissements généraux (par exemple : « Attention, certains vendeurs n'estiment pas correctement leur propriété.»).

L'affichage d'aides est paramétrable et dépend principalement de la situation de jeu et des connaissances du joueur.

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

CONCLUSION

Dans ce mémoire, nous avons présenté une architecture de jeu sérieux destinée à adapter le contenu du jeu aux connaissances du joueur-apprenant, en vue de le faire apprendre plus efficacement et plus rapidement par rapport aux approches classiques. Cette architecture utilise un réseau bayésien dynamique pour modéliser les connaissances du joueur-apprenant. Un algorithme de planification, basé sur des techniques d'intelligence artificielle, permet de générer des scénarios adaptés au joueur-apprenant.

Dans le but d'expérimenter et d'évaluer notre architecture, nous avons aussi créé un jeu sérieux intitulé *Game of Homes*. Ce jeu est un jeu sérieux comprenant des éléments généralement considérés comme étant complexes à utiliser dans un contexte de jeux pédagogiques. On peut citer entre autre le fait de proposer un environnement simulé unique pour l'ensemble de la partie, le fait de permettre au joueur de réaliser plusieurs missions (contrats) simultanément, ou encore le fait de permettre au joueur d'utiliser différentes stratégies pour résoudre un même problème. Il représente donc un cas de test intéressant pour illustrer l'efficacité de l'approche proposée.

L'architecture proposée dans ce mémoire a été pré-validée à l'aide de tests décrits dans la section 4.3.3. Elle est viable techniquement et a prouvé son efficacité dans le cas de *Game Of Homes* :

- La modélisation de l'apprenant, en utilisant un réseau bayésien dynamique, est suffisamment précise pour déterminer efficacement le niveau du joueur ainsi que sa progression, et ce sur l'ensemble de la durée du jeu ;

- L'adaptation de la difficulté ainsi que l'affichage d'aides se fait en corrélation avec le niveau du joueur (ses connaissances et ses performances de jeu), ce qui permet de lui proposer un challenge correspondant à ses capacités ;
- Les scénarios proposés au joueur tout au long de la partie sont variés, ce qui favorise le fait que ce dernier reste intéressé et motivé ;
- Le module d'adaptation basé sur la planification pour prendre les décisions génère des plans cohérents, même dans des situations spécifiques (par exemple lorsque le joueur essaye de tromper le système d'évaluation). De plus, la liberté offerte par le plan lors de la phase d'adaptation permet de générer de manière fluide les différentes situations de jeu sans que cela apparaisse au joueur comme étant une rupture de scénario pour en recréer un nouveau.

Dans un futur proche, le jeu *Game Of Homes* sera expérimenté avec des joueurs humains pour démontrer l'intérêt pédagogique du jeu et de l'architecture d'adaptation que nous proposons. Dans l'optique de préparer cette expérimentation, nous avons effectué un test pilote, en faisant essayer le jeu à deux joueurs humains extérieurs au projet et n'ayant pas de connaissances particulières dans le domaine de l'immobilier pour obtenir leur avis. Les résultats obtenus à l'aide de ce test pilote sont très prometteurs en ce qui concerne l'efficacité pédagogique de *Game Of Homes*.

À l'heure actuelle, la version de *Game of Homes* est un prototype et le contenu est relativement limité, notamment en ce qui concerne l'aspect pédagogique (la version actuelle ne se concentre que sur deux connaissances). Il faudrait par la suite complexifier le jeu pour tester la robustesse de l'architecture, notamment dans des cas de jeux plus riches.

En plus d'ajouter des variables de connaissances dans le réseau bayésien, il pourrait être intéressant d'ajouter des variables permettant de suivre les stratégies utilisées par le joueur, ce qui permettrait d'améliorer l'apprentissage (en lui apprenant dif-

férentes stratégies qu'il ne connaît pas) ainsi que l'adaptation (générer du contenu en prenant en compte les stratégies, et non seulement les connaissances).

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

APPENDICE A

SCÉNARIOS GÉNÉRÉS DANS *GAME OF HOMES* PAR LE MODULE D'ADAPTATION

A.1 Détails des scénarios générés à l'aide de l'adaptation à base de règles

Le module d'adaptation à base de règles utilisé dans *Game of Homes* est en mesure de générer 6 types de scénarios prédéfinis en fonction du niveau de connaissances du joueur pour les deux notions abordées dans le jeu. 3 de ces scénarios contiennent des variantes qui dépendent du niveau de maîtrise du joueur. Au total, le module traite 9 cas différents.

Voici le détail des différents types de scénarios :

Cas 1 : Le joueur ne connaît aucune des deux notions. L'estimation des connaissances faites par le réseau bayésien indique que la probabilité qu'il connaisse chacune des notions est inférieure à 25%. La stratégie d'adaptation utilisée ici est de proposer au joueur la situation la plus simple possible :

- La simulation fait en sorte de faire apparaître de nouveaux contrats en majorité dans la zone d'action du joueur pour lui apprendre la notion de territoire.
- Les vendeurs ne surestiment pas leurs propriétés ce qui permet d'éviter que le joueur ne tombe dans ce piège tant qu'il ne connaît pas au moins les bases des

deux connaissances.

- Le marché est très favorable aux vendeurs (beaucoup d'acheteurs dans la simulation) pour s'assurer que le joueur puisse réussir assez simplement ses ventes.
- La simulation limite le nombre de courtiers dans la ville ainsi que leur potentiel d'action pour limiter la concurrence avec le joueur.
- Enfin des aides sont proposées de manière régulière au joueur pour le familiariser avec les deux connaissances. De plus, des informations sur les possibilités et le fonctionnement du jeu sont elles aussi proposées au joueur (par exemple, comment faire une recherche, quel impact a la visibilité d'une propriété sur une vente, etc.)

Ce scénario extrêmement simple a pour but de faire en sorte de limiter les pièges et difficultés possibles pour que le joueur se focalise sur l'analyse des caractéristiques des propriétés et sur les besoins des vendeurs.

Cas 2 : Le joueur ne connaît aucune des deux notions, mais il a tout de même des bases dans au moins une des deux connaissances. L'estimation des connaissances faites par le réseau bayésien indique que la probabilité qu'il connaisse chacune des notions est inférieure à 50%, mais pour au moins une des deux connaissances la probabilité est supérieure à 25%. La stratégie d'adaptation utilisée ici se décompose en deux cas différents en prenant en compte la notion que le joueur maîtrise le moins. La situation de jeu proposée est une situation relativement équilibrée :

- Le marché est équilibré ce qui n'avantage ni les acheteurs ni les vendeurs. Le joueur n'a donc ici ni avantage ni désavantage.
- Les vendeurs peuvent surestimer leurs propriétés, mais la probabilité qu'ils le fassent est relativement faible. Cela permet au joueur de découvrir cette possibilité sans pour autant se faire piéger.
- La simulation contrôle le nombre de courtiers et limite le nombre maximal de contrats qu'ils peuvent prendre dans le but de contrôler la concurrence que le

joueur va subir.

- Les aides sont concentrées sur la notion que le joueur maîtrise le moins. Les aides concernant le *gameplay* sont présentes, mais offrent moins de détails que dans le cas 1 (par exemple, on indique au joueur qu'il peut entreprendre des recherches de comparables en utilisant l'outil approprié, mais sans lui fournir davantage d'information pour laisser le joueur découvrir comment l'utiliser et quelles sont les possibilités).

Ce scénario est généralement le scénario de base du jeu (celui dans lequel commencent les joueurs). Il est conçu dans le but de restreindre les difficultés sans pour autant limiter les possibilités d'échecs (le joueur peut prendre de mauvais contrats et ne pas réussir à les vendre). Il permet au joueur de se familiariser avec les différentes notions et possibilités du jeu.

Cas 3 : Le joueur ne connaît que l'une des deux connaissances. L'estimation des connaissances faites par le réseau bayésien indique que la probabilité qu'il connaisse une des notions est supérieure ou égale à 50%, mais la seconde la probabilité est inférieure à 50%. La situation proposée ici est une situation globalement équilibrée.

- Le marché est équilibré.
- Les trois types de vendeurs sont présents dans la simulation et la probabilité qu'un vendeur estime correctement sa propriété est plus élevée que les deux autres.
- La simulation n'impose aucune contrainte particulière aux courtiers artificiels et se contente simplement de garder un nombre raisonnable de courtiers dans la simulation (ni trop peu ni trop)
- Si le besoin s'en fait vraiment ressentir, des aides sont proposées au joueur, mais cela reste relativement rare.

Cependant en fonction de la connaissance maîtrisée, il y a deux possibilités :

La première, si le joueur a des difficultés à obtenir de bons contrats alors la simulation va contrôler les données de manière à fournir au joueur beaucoup de contrats potentiels pour voir lesquels il va choisir. La seconde, si le joueur a plus de mal dans la vente des propriétés, la simulation va faire en sorte de proposer des propriétés relativement similaires, mais avec une variation majeure sur une des caractéristiques pour déceler les éventuelles difficultés du joueur.

Cas 4 : Le joueur connaît les deux notions, mais n'est pas "expert". L'estimation des connaissances faites par le réseau bayésien indique que la probabilité qu'il connaisse chacune des notions est comprise entre 50% et 75%. C'est le premier palier où la difficulté générale augmente significativement :

- Le marché est légèrement en faveur des acheteurs. Ça devient donc plus difficile pour les courtiers de réussir leurs ventes tout en gardant une réputation élevée.
- La proportion de vendeurs surestimant leurs propriétés augmente alors que la proportion de vendeurs sous-estimant diminue.
- Il y a une forte concurrence dans la ville due à un nombre élevé de courtiers présents dans la simulation.
- Les données des propriétés sont contrôlées de manière à réussir à déterminer le niveau des sous-compétences de vente du joueur.

Cette situation correspond à la situation de transition qui permet de confirmer que le joueur connaît les bases et qui permet de lui faire apprendre les concepts avancés.

Cas 5 : Le joueur est "expert" dans un des deux domaines seulement. L'estimation des connaissances faites par le réseau bayésien indique que la probabilité qu'il connaisse une des notions est supérieure ou égale à 75%, mais la seconde est comprise entre 50 et 75%. Cette situation est relativement similaire au cas 4 sauf que l'adaptation va augmenter la difficulté du concept pleinement maîtrisé. Cela offre deux cas de figure qui sont : Le premier, l'augmentation de la difficulté d'obtenir

de bons contrats en augmentant la proportion de contrats moins intéressants et en augmentant fortement la concurrence pour obtenir les contrats. Le second, l'augmentation de la difficulté de vente en faisant en sorte que les courtiers adverses vendent des propriétés similaires au joueur pour le forcer à faire des choix stratégiques pour réussir les ventes. Cette situation de jeu vise à enseigner au joueur les concepts avancés et à le forcer à établir des stratégies pour progresser.

Cas 6 : Le joueur est "expert" dans les deux domaines d'expertise. L'estimation des connaissances faite par le réseau bayésien indique que la probabilité qu'il connaisse chacune des notions est supérieure à 75%. Cette situation correspond à la situation la plus complexe du jeu, à savoir une situation de crise :

- Le marché est très déséquilibré, il y a beaucoup de vendeurs pour peu d'acheteurs. Cela rend donc les ventes difficiles.
- Les vendeurs sont globalement très exigeants.
- Il y a une forte concurrence entre les courtiers pour ne pas faire faillite.

Cette situation vise à confirmer le fait que le joueur connaît bien toutes les notions de jeu. Si le joueur ne fait pas faillite et qu'il arrive à garder une place dans le haut du classement des courtiers, cela signifie qu'il sait choisir correctement ses contrats et qu'il arrive à les mener à bien.

A.2 Actions utilisées par le planificateur de scénarios

Le planificateur de scénarios utilisé dans le module d'adaptation de *Game of Homes* dispose d'un choix de 6 actions possibles. Chacune de ces actions correspond à une situation de jeu dédiée à l'acquisition d'une notion spécifique.

Il existe 2 actions permettant de générer des scénarios permettant de faire apprendre les concepts de base des deux connaissances. (1) "*GenerateC1Basis*" sert à faire apprendre les notions de base pour fixer un prix comme analyser les caracté-

ristiques de la propriété et les comparer à d'autres propriétés en vente similaires, et (2) "*GenerateC2Basis*" sert à faire apprendre les éléments qui font que l'on considère un contrat comme intéressant. Ces deux actions ont pour précondition que le joueur ne connaisse pas les bases des connaissances ($P(C1) \leq 0.35$ ou $P(C2) \leq 0.35$) et pour effet que le joueur connaisse ces bases (la probabilité de C1 ou C2 augmente). Les deux situations générées ont en commun le fait que les conditions de jeu sont paramétrées pour être relativement simples. Elles se différencient en revanche sur la finalité. En effet, l'action "*GenerateC1Basis*" crée une situation axée sur les ventes dans laquelle l'accent est mis sur la mise en vente et les négociations d'offres d'achat, alors que dans le cas de l'action "*GenerateC2Basis*", la situation de jeu est plus centrée sur l'obtention de contrats.

```

action GenerateC1Basis(){
  conditions :
    @start: C1 = beginner;
  effects :
    @end: C1 = intermediate;
}

action GenerateC2Basis(){
  conditions :
    @start: C2 = beginner;
  effects :
    @end: C2 = intermediate;
}

```

Listing A.1 Actions (simplifiées) du planificateur : *GenerateC1Basis* et *GenerateC2Basis*

Il existe 2 actions permettant de générer des scénarios permettant de faire apprendre les concepts avancés des deux connaissances. (1) "*GenerateC1Advanced*" sert à enseigner les concepts plus avancés comme, comment sélectionner les com-

parables, comment faire lorsqu'il y a peu ou pas de comparables, et (2) "*GenerateC2Advanced*" sert quant à elle à enseigner comment estimer la faisabilité d'un contrat en fonction du marché et comment choisir ses contrats quand la situation est défavorable au courtier. Les préconditions de ces actions sont que le joueur doit connaître les bases de la vente et de l'obtention de contrat. Ces actions ont pour effet de faire progresser le niveau de connaissance du joueur, ainsi que son niveau de jeu (il est en mesure d'appliquer des stratégies plus complexes).

```

action GenerateC1Advanced() {
  conditions:
    @start: C1 = intermediate;
  effects:
    @end: C1 = advanced;
}

action GenerateC2Advanced() {
  conditions:
    @start: C2 = intermediate;
  effects:
    @end: C2 = advanced;
}

```

Listing A.2 Actions (simplifiées) du planificateur : *GenerateC1Advanced* et *GenerateC2Advanced*

2 actions permettant de générer des scénarios permettant de confirmer l'expertise du joueur sur chacune des deux connaissances. "*GenerateC1Expert*" et "*GenerateC2Expert*" permettent de valider le fait que le joueur a compris les notions en les mettant dans des situations complexes où il n'y a pas de bon choix évident, ou dans des situations comprenant des pièges. Ces actions ont pour précondition le fait que le joueur maîtrise les deux notions ($P(C1) > 0.75$ ou $P(C2) > 0.75$) et pour effet le fait que le joueur connaisse la notion concernée.

```

action GenerateC1Expert(){
  conditions:
    @start: C1 = advanced;
  effects:
    @end: C1 = expert;
}

action GenerateC2Expert(){
  conditions:
    @start: C2 = advanced;
  effects:
    @end: C2 = expert;
}

```

Listing A.3 Actions (simplifiées) du planificateur : GenerateC1Expert et GenerateC2Expert

2 actions de validation permettant de générer des situations englobant les deux notions. (1) "*GenerateValidationSalesProcess*" sert à valider le fait que le joueur a compris le fonctionnement du processus de vente (de l'obtention d'un contrat à la finalisation de la vente), et sert à valider si le joueur sait gérer plusieurs contrats en parallèle. (2) "*GenerateCrisisSituations*" sert à apprendre au joueur à réagir dans des situations très particulières de crises.

```

action GenerateValidationSalesProcess(){
  conditions:
    @start: C1 = intermediate;
    @start: C2 = intermediate;
  effects:
    @end: C1 = advanced;
    @end: C2 = advanced;
}

```

```
action GenerateCrisisSituations(){
  conditions :
    @start: C1 = advanced;
    @start: C2 = advanced;
  effects :
    @end: C1 = expert;
    @end: C2 = expert;
}
```

Listing A.4 Actions (simplifiees) du planificateur :
GenerateValidationSalesProcess et GenerateCrisisSituations

[Cette page a été laissée intentionnellement blanche]

RÉFÉRENCES

- Baker, R. S. J. d., Corbett, A. T., Koedinger, K. R., Evenson, S., Roll, I., Wagner, A. Z., Naim, M., Raspat, J., Baker, D. J. et Beck, J. E. (2006). Adapting to when students game an intelligent tutoring system. Dans *Proceedings of the international Conference on Intelligent Tutoring Systems*, 392-401. Springer Berlin Heidelberg.
- Baker, R. S. J. d., Mitrović, A. et Mathews, M. (2010). Detecting gaming the system in constraint-based tutors. Dans *User Modeling, Adaptation, and Personalization*, 267-278. Springer.
- Beaudry, E., Bissón, F., Chamberland, S. et Kabanza, F. (2010). Using markov decision theory to provide a fair challenge in a roll-and-move board game. Dans *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Games*, 1-8. IEEE.
- Blackman, S. (2005). Serious games...and less ! *SIGGRAPH Computer Graphics*, 39(1), 12-16.
- Booth, M. (2009). The ai systems of left 4 dead (invited talk artificial intelligence and interactive digital entertainment conference 2009). Date de consultation : Octobre 2014. Récupéré de <http://www.valvesoftware.com/company/publications.html>
- Brougère, G. (2002). Jeu et loisir comme espaces d'apprentissages informels. *Education et sociétés*, 2, 5-20.
- Champanard, A. J. et AiGameDev (2013). Planning in games : An overview and lessons learned. Date de consultation : Juin 2013. Récupéré de <http://aigamedev.com/open/review/planning-in-games/>
- Champanard, A. J. et AiGameDev (2014). AI Directors Case Study. Date de consultation : Septembre 2014. Récupéré de <http://aigamedev.com/open/coverage/notoriety-saints-row-4/>
- Charsky, D. (2010). From edutainment to serious games : A change in the use of game characteristics. *Games and Culture*, 5(2), 177-198.

- Conati, C., Gertner, A. et VanLehn, K. (2002). Using bayesian networks to manage uncertainty in student modeling. *User modeling and user-adapted interaction*, 12(4), 371-417.
- Feigenbaum, A. (2013). Educational games - are they worth the effort ? a literature survey of the effectiveness of serious games. Dans *Proceedings of the 5th International Conference on Games and Virtual Worlds for Serious Applications*, 1-8.
- Fenouillet, F., Kaplan, J. et Yennek, N. (2009). Serious games et motivation. Dans *Proceedings de la 4eme Conference francophone sur les Environnements Informatiques pour l'Apprentissage Humain*.
- Gertner, A. S., Conati, C. et VanLehn, K. (1998). Procedural help in andes : Generating hints using a bayesian network student model. *Association for the Advancement of Artificial Intelligence AAAI, 1998*, 106-111.
- Ghallab, M., Nau, D. et Traverso, P. (2004). *Automated Planning : theory and practice*. Elsevier.
- Göbel, S., Mehm, F., Radke, S. et Steinmetz, R. (2009). 80Days : Adaptive digital storytelling for digital educational games. Dans *Proceedings of the International Workshop on Story-Telling and Educational Games*, volume 498.
- Gouveia, D., Lopes, D. et Carvalho, G. (2011). Serious gaming for experiential learning. Dans *Proceedings of the Frontiers in Education Conference*. Curran Associates.
- Guilherme da Silva, F., Ciarlini, A. et Siqueira, S. (2010). Nondeterministic planning for generating interactive plots. Dans *Proceedings of Advances in Artificial Intelligence - IBERAMIA 2010*, volume 6433 de *Lecture Notes in Computer Science*, 133-143. Springer Berlin Heidelberg.
- Hart, P., Nilsson, N. et Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics*, 4(2), 100-107.
- Hocine, N., Gouaich, A., Loreto, I. D. et Abrouk, L. (2011). État de l'art des techniques d'adaptation dans les jeux ludiques et sérieux. *Revue des sciences et technologies de l'information*, 25(2), 253-280.
- Hussaan, A., Sehaba, K. et Mille, A. (2011). Tailoring serious games with adaptive pedagogical scenarios : A serious game for persons with cognitive disabilities. Dans *Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies*, 486-490.

- Johnson, W. L., Vilhjalmsson, H. et Marsella, S. (2005). Serious games for language learning : How much game, how much AI? Dans *Proceedings of the 2005 Conference on Artificial Intelligence in Education : Supporting Learning through Intelligent and Socially Informed Technology*, 306–313.
- Kelly, H., Howell, K., Glinert, E., Holding, L., Swain, C., Burrowbridge, A. et Roper, M. (2007). How to build serious games. *Communications of the ACM*, 50(7), 44–49.
- Koster, R. et Wright, W. (2004). *A Theory of Fun for Game Design*. Paraglyph Press.
- Labranche, S., Sola, N., Callies, S. et Beaudry, E. (2014). Using partial satisfaction planning to automatically select NPCs' goals and generate plans in a simulation game. Dans *Proceedings of the Conference on Computational Intelligence and Games*, 1–8.
- Lavergne-Boudier, V. et Dambach, Y. (2010). *Serious Game : Révolution pédagogique*. Lavoisier.
- Li, B. et Riedl, M. (2010). An offline planning approach to game plotline adaptation. Dans *Proceedings of the Annual AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment*.
- Lopes, R. et Bidarra, R. (2011). Adaptivity challenges in games and simulations : A survey. *IEEE Transactions on Computational Intelligence and AI in Games*, 3(2), 85–99.
- Martin, J. et Vanlehn, K. (1995). Student assessment using bayesian nets. *International Journal of Human-Computer Studies*, 42, 575–591.
- Michael, D. et Chen., S. (2006). *Serious Games : Games that educate, train, and inform*. Course Technology PTR.
- Millington, I. et Funge, J. (2009). *Artificial Intelligence for Games*. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- Millán, E., Loboda, T. et de-la Cruz, J. L. P. (2010). Bayesian networks for student model engineering. *Computers & Education*, 55(4), 1663–1683.
- Niehaus, J. et Riedl, M. (2009a). Toward scenario adaptation for learning. Dans *Proceedings of the Conference on Artificial Intelligence in Education : Building Learning Systems that Care : From Knowledge Representation to Affective Modelling*, numéro 3, 686–688. IOS Press.

- Niehaus, J. et Riedl, M. O. (2009b). Scenario adaptation : An approach to customizing computer-based training games and simulations. Dans *Proceedings of the Artificial Intelligence in Education Workshop on Intelligent Educational Games*. AAAI Press.
- Niehaus, J. M., Li, B. et Riedl, M. O. (2011). Automated scenario adaptation in support of intelligent tutoring systems. Dans *Proceedings of Florida Artificial Intelligence Research Society Conference*. AAAI Press.
- Nkambou, R., Mizoguchi, R. et Bourdeau, J. (2010). *Advances in Intelligent Tutoring Systems* (1st éd.). Springer Publishing Company.
- Orkin, J. (2005). Agent architecture considerations for real-time planning in games. Dans *Proceedings of the Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference*.
- Orkin, J. (2006). Three states and a plan : The AI of F.E.A.R. Dans *Proceedings of the Game Developer's Conference*.
- Paras, B. (2005). Game, motivation, and effective learning : An integrated model for educational game design. Dans *Proceedings of the Digital Games Research Association Conference*.
- Rabin, S. (2008). *AI Game Programming Wisdom 4*. AI Game Programming Wisdom. Course Technology, Cengage Learning.
- Rafferty, A., Brunskill, E., Griffiths, T. et P. Shafto (2011). Faster teaching by POMDP planning. Dans *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence in Education*, 280-287. Springer-Verlag.
- Riedel, J. et Hauge, J. (2011). State of the art of serious games for business and industry. Dans *Proceedings of the International Conference on Concurrent Enterprising*, 1-8. Curran Associates.
- Riedl, M., Thue, D. et Bulitko, V. (2011). Game AI as storytelling. Dans *Artificial Intelligence for Computer Games*. Springer.
- Ritterfeld, U., Cody, M. et Vorderer, P. (2010). *Serious games : Mechanisms and effects*. Routledge.
- Russell, S. et Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence : A Modern Approach*. Pearson Education/Prentice Hall.
- Schell, J. (2008). *The Art of Game Design : A book of lenses*. Morgan Kaufmann Publishers Inc.

- Shute, V. J. (2011). Stealth assessment in computer-based games to support learning. *Computer games and instruction*, 55(2), 503–524.
- Snowdon, J. et Oikonomou, A. (2011). Creating more entertaining and re-playable games by dynamically introducing and manipulating, static gameplay elements and events. Dans *Proceedings of the International Conference on Computer Games*, 94–100. Curran Associates.
- Steiner, C. M., Kickmeier-Rust, M. D., Mattheiss, E. et Albert, D. (2009). Undercover : Non-invasive, adaptive interventions in educational games. Dans *Proceedings of the International Open Workshop on Intelligent Personalisation and Adaptation in Digital Educational Games*, 55–65.
- Susi, T., Johannesson, M. et Backlund, P. (2007). Serious games : An overview.