



STAGE MASTER RECHERCHE



RAPPORT BIBLIOGRAPHIQUE

Détecter et comprendre les événements stratégiques dans les parties de HearthStone

Domaine : Machine Learning

Auteur :
Boris DOUX

Encadrants :
Benjamin NEGREVERGNE
Florian YGER
LAMSADE : pôle 3 science des
données

Abstract : Ce stage vise à analyser les données générées par des joueurs du jeu vidéo Hearthstone pour identifier des éléments de stratégie importants. Ce rapport résume les différentes techniques d'analyse de données qui ont été appliquées aux (e-)sport. Dans la deuxième partie, nous nous intéresserons particulièrement au problème de l'identification des événements stratégiques qui ont joué un rôle important au sein d'une partie.

Table des matières

1	Introduction	1
2	Extraction de connaissances dans des données de jeux	2
2.1	Détection de stratégies	2
2.2	Prédire le vainqueur	4
2.3	Conclusion	6
3	Détection d'événements importants	6
3.1	La détection d'anomalie	6
3.2	Détection d'événements stratégiques grâce au principe de la détection d'anomalies. .	7
4	Discussion et Conclusion	11

1 Introduction

Hearthstone est un jeu vidéo en ligne populaire dans lequel deux joueurs s'affrontent en posant à tour de rôle des cartes sur un plateau virtuel. Afin de remporter la victoire, les joueurs ont accès à un large panel de cartes qu'ils peuvent utiliser pour déclencher une grande variété de coups défensifs ou offensifs. Les cartes du jeu présentent des synergies complexes exploitées par les joueurs les plus expérimentés pour mettre en place des stratégies sophistiquées. Avec le temps, les joueurs expérimentés ont accumulé de larges connaissances stratégiques à propos des cartes. Cependant, ces connaissances restent pratiquement inaccessibles aux joueurs débutants.

Durant le stage, nous nous intéresseront à l'analyse des données générées par Hearthstone. En particulier nous travaillerons à l'élaboration de méthodes permettant l'identification des événements stratégiques clés durant une partie. Cela permettra d'aider les débutants à décoder et apprendre des parties jouées par des joueurs expérimentés.

Extraire des connaissances stratégiques intéressantes à partir des données de jeux est un problème qui a été abordé de plusieurs manières faisant un compromis entre qualité de la connaissances extraite et la quantité de connaissances expertes nécessaire à son extraction.

Dans ce rapport, nous allons présenter les travaux de recherche qui visent à appliquer des techniques d'extraction de connaissances sur des données de sport ou de jeux vidéo (e-sports). Nous commençons par la détection de stratégies puis la prédiction du vainqueur. Ensuite dans la seconde partie, nous nous pencherons sur la modélisation de l'état d'un jeu vidéo et sur les techniques existantes pour détecter des événements importants.

2 Extraction de connaissances dans des données de jeux

L'extraction de connaissances dans les données de jeux ou les données sportives se focalisent principalement sur deux objectifs, la **détection de la stratégie** adoptée par l'adversaire et la **prédiction du vainqueur** de la partie en cours. Le premier objectif permet notamment d'aider les joueurs à améliorer leur performances alors que le second est principalement utilisé pour effectuer des paris.

Dans les sections suivantes, nous verrons tout d'abords les méthodes qui visent à détecter la stratégie. Puis celles qui visent à prédire le vainqueur.

2.1 Détection de stratégies

Un premier travail par Joshua Lewis et ses collègues [7] analyse plus de 2000 parties du jeu vidéo de stratégie en temps réel (*Starcraft : brood war*). Ce jeu oppose deux joueurs sur une carte où chacun doit construire son empire en produisant des ressources et des unités de combats afin de prendre le dessus sur son adversaire et remporter la victoire.

Il existe différentes factions ayant chacune ses points forts et points faibles ainsi que des stratégies propres notamment grâce à un arbre de technologies complet permettant l'élaboration de différentes stratégies.

Dans ce papier, ils opèrent une analyse statistique sur les données pour déterminer les capacités humaines des joueurs offrant de meilleurs chances de victoire. Par exemple, la capacité à mener à bien plusieurs tâches simultanément. Ils prennent alors en compte différentes caractéristiques telles que le nombre d'action exécutées par minute ou encore la variance spatiale des actions exécutées, c'est à dire comment le joueur arrive à prendre en compte et maîtriser la globalité de la partie. Il en ressort un réel bénéfice pour obtenir la victoire.

Ils tentent également d'étudier des caractéristiques globales telles que le nombre de d'actions liées à la gestion de l'économie. Cependant, leur étude statistique ne montre pas de réelle corrélation entre ce nombre d'actions et la victoire. En effet, ils obtiennent pour les rencontres entre les factions f_1 et f_2 une plus grande proportion de victoire pour ceux qui exécutes beaucoup de ces actions alors que pour les rencontres entre les factions f_1 et f_3 , il y a une moins grande proportion de victoire pour ceux qui ont moins fait ces actions.

Un second travail par François Rioult et ses collègues [14] propose également une étude statistique pour trouver des stratégies. Ils travaillent sur des données de partie du jeu vidéo (*Defense Of The Ancient (DOTA)*). C'est un jeu où deux équipes de cinq joueurs s'affrontent sur une carte à travers le contrôle d'un avatar en essayant de protéger sa base et de détruire celle de l'équipe adverse. Ils utilisent également cinq caractéristiques reliées à la position de ces avatars :

1. Aire du polygone défini par la position des joueurs d'une même équipe
2. La capacité d'une équipe à se regrouper en calculant la moyenne des distances du barycentre du polygone aux joueurs.
3. L'inertie de l'équipe en calculant l'écart type des distances du barycentre du polygone aux joueurs.

4. Le diamètre du polygone, défini par la plus grande distance entre deux sommets du polygone.
5. L'éloignement à la base, qui correspond à la distance de la base de l'équipe au barycentre du polygone.

Ils montrent alors que la capacité à se regrouper et l'inertie sont deux facteurs témoins d'un jeu d'équipe opérant et corrélés avec la victoire. Ces deux papiers exposent ainsi des capacités humaines qui permettent d'accéder à la victoire.

D'autres travaux [11] [12] [16] utilisent des techniques d'extraction de motifs (*pattern mining*) pour prédire les stratégies utilisées en mettant en évidence des motifs séquentiels fréquents. Ces méthodes sont plus orientées sur la mise en évidence de connaissances du domaine en utilisant des caractéristiques directement en rapport avec le jeu.

Par exemple dans [11], Guillaume Bosc et ses collègues travaillent sur des données du jeu Starcraft II représentant des séquences d'actions exécutées par les joueurs où chaque action contient le nom de l'action, la fenêtre temporelle où l'action se produit, et le résultat pour le joueur ayant fait l'action. Les patterns sont extraits avec l'algorithme d'extraction de motifs séquentiels PrefixSpan [21]. Les auteurs utilisent une mesure de corrélation entre une séquence et la victoire qui prend en compte les séquences et leur symétriques, c'est à dire une séquence avec les même actions mais la victoire est pour l'autre joueur. Ils observent alors des motifs avec un bon (ou mauvais score) si le motif est peu présent dans les données et un score qui tend vers 0,5 pour les motifs les moins rares. Les auteurs parviennent à identifier des stratégies simples avec un score avoisinant 0,5 tels que des ouvertures bien connus des joueurs.

Une seconde méthode est utilisé dans [12] et [16] par Jan Van Haaren et ses collègues. Les données utilisés dans [12] sont composées de 70 matchs de football professionnels entre 2013 et 2015 comportant des informations sur les joueurs, les managers (comme le nom, le numéro de maillot, son équipe etc.). Certains matchs proposent également des données spatiales et temporelles des joueurs et du ballon. La méthode de [16] est appliqué à des données spatiales et temporelles de joueurs de volley-ball au cours des matchs de la FIVB 2014. Ces données sont obtenus en détectant la position des joueurs et du ballon à travers des vidéos prises sous huit angles différents.

Les auteurs de [12] utilisent une méthode nommée Aleph [19]. Elle est basée sur la programmation logique inductive [20] qui permet de modéliser l'état de la partie grâce à une suite de prédicats logiques tel que l'exemple suivant tiré de [12] : $(pass(p1;p21)\hat{p}ass(p8;p18))$ où p1 désigne le gardien, p21 un défenseur centre, p8 et p18 des attaquants du milieu de terrain. Ce motif fait intervenir les joueurs p8 et p18 qui sont des joueurs capables de créer des opportunités pour marquer un but. Les auteurs n'obtiennent pas des motifs alliant les données spatiales et temporelles. Cependant Jan Van Haaren améliore sa méthode dans [16] et obtient des motifs plus complets mettant en avant des stratégies d'attaques aboutissant à un point indiquant la position des joueurs impliqués sur le terrain et l'ordre d'exécution de l'attaque.

Enfin, différents travaux [6] [8] et [9] décrivent des méthodes pour prédire une stratégie au cours du temps. Ces trois papiers, contrairement aux précédents, proposent des méthodes opérant pendant que la partie se déroule. Tous trois travaillent à partir de données du jeu vidéo (*Starcraft*). Ben G. Weber [6] modélise ce problème de prédiction comme un problème de classification multi-classe et applique différents algorithmes de fouille de données (par exemple k-nn) qui montrent de bons résultats durant les première phases de la partie ou du boosting qui au contraire montre de meilleurs

résultats sur des phases plus avancées.

Les deux papier de Gabriel Synnaeve [8] [9] proposent d'utiliser des modèles bayésien pour modéliser la partie en cours. Cependant [8] opère d'une manière supervisé pour détecté les stratégies d'ouvertures de l'arbre de technologie alors que [9] opère de manière non supervisé pour appréhender les choix de l'adversaire. Ces deux derniers travaux s'inscrivent dans la construction d'intelligence artificielle de bot pour Starcraft [17] ce qui permet notamment de valider l'intérêt des résultats en analysant les statistiques de victoire du bot.

2.2 Prédire le vainqueur

Les différents méthodes s'intéressent à deux types de caractéristiques (*features*).

Une première catégorie de méthode s'appuie sur les caractéristiques de la partie en cours, comme par exemple les différentes actions d'un joueur ou encore l'état d'un match à instant t . C'est ce que nous appelons **les caractéristiques intrinsèques**.

La deuxième catégorie, **les caractéristiques extrinsèques** apportent des renseignements plus généraux qui pris hors contexte ne permettent pas de comprendre le jeu/sport. Il peut s'agir par exemple de données historiques rapportant le vainqueur et le nombre de points marqué lors du match. On commence par s'intéresser aux méthodes visant à détecter des stratégies ensuite nous verrons celle s'intéressant à la prédiction du vainqueur.

Il existe deux manières de prédire le résultat d'un match. La première consiste à prédire l'issue avant que le match ait commencé en utilisant des caractéristiques extrinsèques comme l'historique des matchs disputés précédemment (prédiction *offline*). La seconde consiste à prédire l'issue du match pendant que ce dernier est en train de se jouer (prédiction *online*). Nous détaillons ces deux approches dans les paragraphes suivants.

John Goddard et son collègue [5] proposent une méthode pour prédire le vainqueur d'un match de football *offline*. Leur travail porte sur des données historiques d'équipes de football de la Premier League, la ligue 1 Anglaise, sur une période de 1986 à 2000. Ces données contiennent les informations sur le nombre de victoires, de défaites, de matchs nuls ainsi que le rang final par saison. Ils y ajoutent cependant d'autres caractéristiques extrinsèques comme la distance entre les villes des deux équipes, l'impact du match sur la fin de saison ou le nombre de spectateurs présent en moyenne. Ils utilisent une méthode de régression par modèle probit. Ils valident leurs estimations en se comparant aux différentes prédictions de paris à cotes fixes. Ils obtiennent ainsi des résultats qui battent certains paris à cotes fixes.

François Rioult et ses collègues [14] ont utilisés les caractéristiques topologiques (caractéristiques intrinsèques) tel que l'aire du polygone défini par la position des avatars des joueurs d'une même équipe, la capacité d'une équipe à se regrouper, l'inertie de l'équipe, le diamètre du polygone, l'éloignement à la base (voir section 2.1), liées à la position des avatars des joueurs extraites pour tenter de prédire le vainqueur de la partie *offline* à l'aide de classifieur standards (SVM, arbre de décision). Cette approche leur permet d'obtenir une bonne précision (*accuracy*) de 85%.

Les auteurs de [10], A.C Constantinou et ses collègues, travaillent également sur des données de

football construites de la même façon que dans [5](détaillé dans la section 2.2). Ils mesurent la performance de l'équipe et ajoutent trois caractéristiques subjectives intrinsèques. :

1. La performance de l'équipe. Elle est calculée à partir de :
 - Le nombre de points obtenus durant les saisons précédentes. L'impact de ce paramètre diminue avec l'ancienneté de la saison considérée.
 - Le nombre de points obtenus durant la saison courante. Son impact augmente plus la saison courante est avancée.
 - Une variable optionnelle reflétant un changement dans l'équipe au cours de la saison comme par exemple l'achat de nouveaux joueurs.
2. La condition de l'équipe. Cette variable représente la performance de l'équipe par rapport à la performance attendue. Elle est calculée à partir des résultats des cinq derniers matchs précédent celui évalué. Cette valeur est pondérée par la présence ou non des meilleurs joueurs ou encore par rapport au lieu où se déroule le match (à domicile ou non).
3. Le mental de l'équipe. Il est calculé en fonction de la présence ou non de mésentente dans l'équipe, de problèmes avec l'entraîneur ou encore de la motivation de l'équipe.
4. L'épuisement de l'équipe. Il est calculé à partir de la difficulté du précédent match diminuant avec le nombre de jour passé, du nombre de joueurs s'étant reposés ou encore de la participation à un match national.

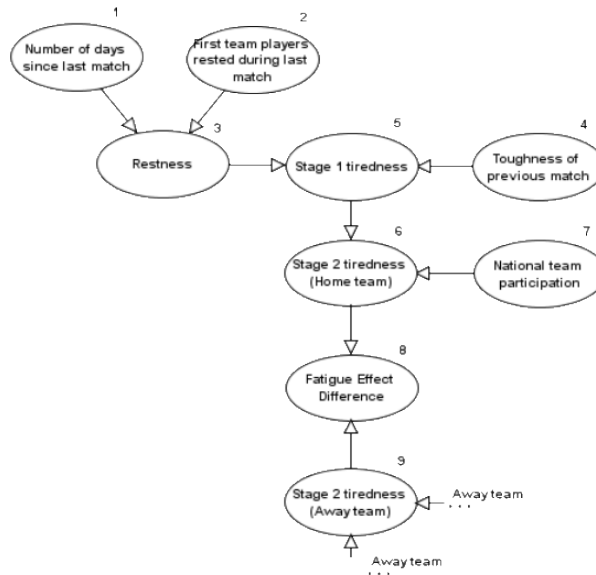


FIGURE 1 – Réseau bayésien représentant l'épuisement de l'équipe. Schéma tiré de [10]

Ces différentes caractéristiques sont utilisées pour pondérer la prédiction à partir de caractéristiques extrinsèques en calculant un *coefficient de proximité compris entre 0 et 1*. Une valeur du coefficient de proximité inférieure à 0,5 donne un avantage à l'équipe à domicile et une valeur supérieure à 0,5 donne un avantage à l'équipe visiteurs. Un réseau bayésien (Figure 1, un réseau bayésien pour l'épuisement de l'équipe) est utilisé pour modéliser les relations entre les différentes variables. Pour valider leur approche, ils ont comparé leur résultat avec les différents paris et obtiennent un profit de 8.86% à 35.63% selon les paris .

Frank Klaassen et son collègue présente une méthode de prédiction du vainqueur avant mais aussi pendant que le match se déroule[4]. Ils utilisent des données issues des matchs en simple de Wimbledon de 1992 à 1995. On peut y trouver le résultat final des matchs et le déroulement point par point. Les auteurs déterminent initialement le vainqueur en utilisant un modèle probit comme dans [5]. Ensuite, pour estimer le vainqueur pendant le déroulement du match ils vont calculer à chaque point marqué la nouvelle probabilité pour chacun des joueurs de gagner, à partir de la probabilité au point précédent (ou de la probabilité initiale). Une approximation importante est que les points sont supposés indépendants et identiquement distribués. Cette approche est intéressante car elle permet de voir l'évolution d'un match à partir de la courbe d'estimation des chances de victoire et de donner des indices le déroulement du match.

2.3 Conclusion

Nous avons étudié différentes méthodes qui permettent d'identifier des stratégies et des méthodes qui permettent de prédire le vainqueur. Il est important de bien distinguer les caractéristiques intrinsèques et extrinsèques, il est plus facile d'utiliser les caractéristiques extrinsèques pour prédire l'issue d'un match. Cependant, des caractéristiques intrinsèques bien choisies permettent d'obtenir une bonne prédiction [14]. Cependant, les caractéristiques extrinsèques n'évoluent pas ou peu au cours d'une seule partie. Les caractéristiques intrinsèques sont plus intéressantes dans le cadre de notre problématique puisqu'elles apportent des éléments d'interprétation.

3 Détection d'événements importants

La détection d'événements importants diffère de la détection de stratégie de la façon où on ne cherche pas à savoir la direction prise par le joueur au cours de la partie mais on veut savoir quelles sont les actions remarquables qui ont eu un impact direct sur le déroulement de la partie.

3.1 La détection d'anomalie

Les différents travaux proposant de faire de la détection d'événements importants s'appuient sur un principe inspiré de celui de la détection d'anomalies [18].

La détection d'anomalies est basée sur un principe en deux étapes. La première étape consiste à entraîner un modèle statistique à partir de données historiques. Ce modèle permet de décrire un modèle de référence.

Grâce à ce modèle, nous pouvons attribuer une probabilité pour les différents événements d'une nouvelle partie. Les événements auxquels on attribue la probabilité la plus faible, c'est à dire ceux qui sont le moins conformes au modèle construit, constituent les événements importants.

Différents types d'anomalies peuvent alors être mis en évidence ([18]) :

1. L'anomalie singleton : si une instance de l'ensemble de données est anormale par rapport au reste de l'ensemble, on parle d'anomalie singleton. Dans notre cas il s'agirait d'une carte avec une grande puissance comparé à la puissance moyenne par exemple.

2. L'anomalie contextuelle : si une instance de l'ensemble de données est anormale par rapport au contexte, on parle d'anomalie contextuelle. Cela se traduit, par exemple, par prendre en compte la localisation spatiale des données pour définir différentes zones où la valeur d'un attribut sera normale dans l'une de ces zones mais anormale dans les autres.
3. L'anomalie collective ou séquentielle : est une anomalie composée de plusieurs instances qui prises une à une ne sont pas des anomalies. On peut décrire ainsi une séquence de cartes puissante.

On peut ainsi traiter différents types d'événements stratégiques selon la granularité qui nous intéresse puisque une anomalie singleton donnera des informations sur les cartes en elles-mêmes alors que des anomalies contextuelles ou séquentielles apportent des informations plus complexes comme la stratégie adoptée. Cependant, en fonction du type d'anomalie recherché, il faut utiliser différentes techniques.

Dans le cadre de ce stage, nous ne nous intéresserons pas aux anomalies contextuelles. En effet, définir un contexte pour notre jeu de données demanderait beaucoup de connaissances expertes.

Dans notre champ d'étude, on considère un comportement normal tout couple d'action (une par joueur) dont l'issue renvoie à une situation d'équilibre, c'est-à-dire qu'aucun des deux joueurs ne prend un véritable avantage sur son adversaire. Alors, dans Hearthstone, nous pouvons considérer certaines combinaisons de cartes jouées ensemble pouvant avoir un effet dévastateur comme étant des anomalies puisque cela va rompre l'équilibre.

3.2 Détection d'événements stratégiques grâce au principe de la détection d'anomalies.

Différentes approches, basées sur la détection d'anomalies, existent pour détecter les événements importants. Nous allons d'abord exposer différentes méthodes appliquées à la détection d'événements importants dans des vidéos de sports ne prenant en compte que des caractéristiques bas niveau puis nous verrons des méthodes qui à partir de caractéristiques liées aux émotions parviennent à retrouver les événements importants. Enfin nous verrons le travail effectué en amont de ce stage qui s'annonce comme la continuité de celui-ci.

Baoxin Li et ses collègues s'intéressent dans [2] à la détection d'événements importants dans le but de construire un résumé complet de match.

Un résumé est considéré complet s'il contient l'ensemble des actions importantes. Ils travaillent sur des vidéos de match de football Américain, de base-ball et de sumotori. De manière générale, les vidéos de sport respectent différentes règles en fonction de l'action qu'il s'y déroule. Les nombreux changements de plans aident à caractériser le moment où une action débute puisque pour certaines actions les mêmes types de plan s'enchaînent. De plus ces changements permettent un découpage aisé de la vidéo.

Les auteurs décident alors d'utiliser un modèle à base de règle adapté au type de jeu pour détecter les actions. Ils proposent également une approche probabiliste avec un modèle de Markov caché dans le cas où il est difficile de définir un ensemble de règles ou bien pour éviter le calibrage des

seuils d'acceptations des règles notamment pour séparer des actions très proches mais différentes. Il est nécessaire de redéfinir un ensemble de règles pour adapter cette méthode à un autre sport.

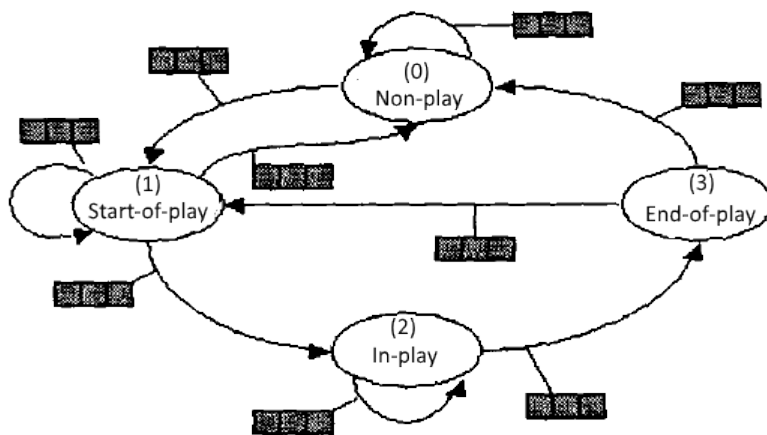


FIGURE 2 – Modèle de Markov caché pour la détection d'actions [2]. Les arcs représentent les transitions possibles et les blocs attachés représentent les vecteurs d'observations

Peng Chang et ses collègues proposent dans [3] une méthode comparable à [2] puisqu'ils exploitent également le découpage en plan de la vidéo. Cependant leur méthode (spécialement adaptée à des vidéos de base-ball) offre la possibilité de détecter des événements importants plus spécifiques. Notamment les *home-run* ou lorsque la balle est très bien rattrapée.

La première étape consiste à utiliser un classifieur bayésien sur chacun des plans pour déterminer la probabilité qu'un plan soit d'un certain type en fonction des caractéristiques (*features*) du plan. Ensuite un modèle de Markov caché permet de détecter les différents événements à travers les plans.

Une troisième méthode, décrite par Yong Rui et ses collègues dans [1] s'applique également à la détection d'événements importants pour le base-ball. Cependant l'approche est différente.

Plutôt que d'utiliser le découpage en plan des vidéos, ils ont fait l'hypothèse qu'un événement est fortement lié aux annonces faites par les commentateurs de manière excitée. Ils basent ainsi leur méthode sur la détection dans le son de la voix humaine. La voix peut être décelée en reconnaissant les mots, cependant, durant un match de base-ball l'environnement est extrêmement bruyé et rend la tâche difficile. Les auteurs se concentrent alors sur les caractéristiques prosodiques de la voix comme l'intensité ou encore l'énergie. Ils utilisent pour cela un classifieur (SVM) avec les caractéristiques suivantes :

- L'intensité maximale.
- L'énergie maximale.
- L'intensité moyenne.
- La gamme d'intensité.
- L'énergie moyenne.
- La gamme d'énergie dans un discours donné.

Cependant, les discours excités des commentateurs ne sont pas toujours en relation avec un événement importants. Les auteurs tentent alors de détecter le bruit produit par la frappe de la batte sur la balle pour réduire les faux positifs. Pour détecter ces sons, les auteurs proposent une méthode par correspondance de patrons créée à partir d'un ensemble de test en prenant en compte la direction par laquelle la donnée approche le patron. Les auteurs obtiennent de bons résultats avec cette méthode puisqu'elle permet de retrouver 75% des actions intéressantes déterminées par des humains.

Une deuxième approche se basant sur des caractéristiques d'excitations est présentée par Zengkai Wang et ses collègues dans [13]. Ils travaillent sur des vidéos de foot-ball, et considèrent que l'aspect subjectif d'un événement intéressant doit être pris en compte pour apporter une plus grande satisfaction générale. Leur approche se base sur l'extraction de quatre caractéristiques :

- L'intensité émotionnelle du plan, elle est caractérisée par le type de plan exécuté par la camera (un plan large montre peu d'intensité contrairement à un zoom).
- L'énergie sonore.
- La densité de plan. Elle rapporte la fréquence à laquelle la vidéo change de plan.
- La rediffusion d'une action. Cela montre toujours un événement important puisqu'une rediffusion a pour but de faire revivre une action remarquable.

Ces différentes caractéristiques vont permettre la production d'une courbe d'excitation montrant l'évolution de l'excitation au cours du match. Un événement important est caractérisé par une crête dans la courbe.

Pour définir le début et la fin des événements importants, leur méthode se base sur le type de plan utilisé au foot-ball. Par exemple, ils vont chercher un plan large à gauche de la crête sans dépasser la première vallée rencontrée pour le début de l'événement et pour la fin de l'événement, ils cherchent à droite de la crête un gros plan sans également dépasser la première vallée rencontrée. Si ce genre de plan (plan large ou gros plan) n'est pas détecté, l'algorithme considère que ce n'est pas un événement important.

Enfin dans le papier [15], nous avons travaillé sur le jeu vidéo Hearthstone à partir de plus de 2000 traces de parties rapportant l'ensemble des actions exécutées par les deux joueurs.

Nous sommes partis du principe que des événements stratégiques avaient un impact sur l'issue de la partie. Le jeu pose deux problèmes :

- Une partie ne dure pas un nombre fixe de tours.
- Il est possible (et même très fréquent) d'abandonner une partie lorsque l'on pense ne pas pouvoir gagner.

Le premier problème a été contourné en alignant toutes les parties sur la fin et nous a ainsi permis de travailler sur les parties allant jusqu'à huit tours (ici un tour signifie que les deux joueurs ont joué chacun une fois).

Les abandons sont plus difficiles à traiter et gênent l'estimation du vainqueur. Une solution serait de ne pas prendre en compte les parties avec abandon mais cela réduit de moitié la taille de l'ensemble de données.

Ainsi par l'intermédiaire de classifieurs (arbre de décision, régression logistique) nous estimons la probabilité pour les joueurs de remporter le match à chaque fin de tour, et les variations importantes dans ces prédictions nous informent du tour durant lequel un événement important s'est déroulé.

Il n'est pas possible, en utilisant des caractéristiques extrinsèques d'obtenir une variation dans

les prédictions puisque ces caractéristiques ne varient pas au cours d’une partie. Nous avons donc pris en compte les caractéristiques intrinsèques suivantes, pour chaque joueur, résumant l’état de la partie au tour courant : le nombre de cartes en main, les points de vies, la somme des points d’attaques des monstres, l’armure, le nombre de monstre possédant la capacité de protéger les points de vie du joueur tant que le monstre est sur le plateau, la somme des points de vie de ces monstres.

Un travail sur les échecs¹ ressemble à notre approche dans le sens où chaque coup joué est analysé et un rang d’importance est donné en fonction de deux observateurs :

- Un observateur expert qui évalue profondément la partie.
- un observateur naïf qui pousse beaucoup moins loin l’évaluation.

Ainsi en comparant ces deux évaluations, un coup trouvé par les deux observateurs représente un coup basique mais un coup trouvé uniquement par l’observateur expert sera considéré plus important.

1. <https://github.com/CYHSM/chess-surprise-analysis>

4 Discussion et Conclusion

Nous avons tout d’abord étudié les différentes techniques pour modéliser et prédire l’issue d’une partie en cours. Nous avons notamment fait la distinction entre les caractéristiques intrinsèques qui sont liées à la partie en cours et les caractéristiques extrinsèques qui apportent des informations plus générale, comme un historique.

À ce jour, les méthodes qui offrent les meilleurs résultats se basent sur les caractéristiques extrinsèques. Mais comme nous l’avons expliqué ces caractéristiques n’offrent pas d’éléments d’interprétations sur la partie en cours. Nous avons cependant identifié des méthodes qui s’appuient sur les caractéristiques intrinsèque tout en offrant de bon résultats, comme par exemple les travaux de François Rioult [14] qui s’appuient sur des caractéristiques topologiques des avatars des joueurs. Ces méthodes feront l’objet de notre attention dans la suite de ce stage.

Dans la deuxième partie, nous avons d’abord expliqué comment il était possible de détecter les événements importants dans des données sportives ou dans des données de jeu en s’appuyant sur un principe inspiré de la détection d’anomalies. Nous avons ensuite étudié les travaux proposés dans ce domaine. L’essentiel de ces travaux s’appuient sur des caractéristiques extrinsèques du jeu qui permettent d’identifier les événements forts, mais ne fournissent aucun élément d’interprétation. C’est le cas par exemples des travaux de Zengkai Wang [13] qui utilise le bruit du public.

Dans ce stage nous proposons de nous concentrer sur le développement d’une nouvelle méthode capable d’identifier les événements en s’appuyant sur un modèle qui s’appuient sur des caractéristiques intrinsèques à la partie en cours. Ce nouveau modèle permettra non seulement d’identifier les points stratégique dans une partie de HearthStone, mais aussi de fournir des éléments d’interprétation importants

Références

- [1] Young Rui, Anoop Gupta, Alex Acero. Automatically Extracting Highlights for TV Baseball Programs. 2000
- [2] Baoxin Li and M Ibrahim Sezan. Event detection and summarization in sports video, 2001.
- [3] Peng Chang, Mei Han, and Yihong Gong. Extract highlights from baseball game video with hidden markov models, 2002
- [4] Franc Klaassen and Jan Magnus. Forecasting the winner of a tennis match. European Journal of Operational Research, 2003.
- [5] John Goddard and Ioannis Asimakopoulos. Forecasting football results and the efficiency of fixed-odds betting, 2004.
- [6] Ben G. Weber, Michael Mateas, A Data Mining Approach to Strategy Prediction, 2009
- [7] Joshua Lewis, Patrick Trinh, David Kirsh. A corpus analysis of strategy video game play in starcraft : Brood war, 2011.
- [8] Gabriel Synnaeve, Pierre Bessiere, A Bayesian Model for Opening Prediction in RTS Games with Application to StarCraft, 2011

- [9] Gabriel Synnaeve, Pierre Bessiere, A Bayesian Model for Plan Recognition in RTS Games Applied to StarCraft, 2011
- [10] A.C. Constantinou, N.E. Fenton, M. Neil. Pi-football : A Bayesian network model for forecasting Association Football, 2012.
- [11] Guillaume Bosc, Mehdi Kaytoue, Chedy Raïssi, and Jean-Francois Boulicaut. Strategic pattern discovery in rts-games for e-sport with sequential pattern mining, 2013.
- [12] Jan Van Haaren, Vladimir Dzyuba, Siebe Hannosset, Jesse Davis. Automatically Discovering Offensive Patterns in Soccer Match Data, 2014.
- [13] Zengkai Wang, Junqing Yu, Yunfeng He, and Tao Guan. Affection arousal based highlight extraction for soccer video. 2014
- [14] Francois Rioult, Jean-Philippe Metivier, Boris Helleu, Nicolas Scelles, Christophe Durand. Mining tracks of competitive video games, 2014.
- [15] Boris Doux, Clement Gautrais, Benjamin Negrevergne. Detecting strategic moves in Hearthstone matches, 2016.
- [16] Jan Van Haaren, Horesh Ben Shitrit, Jesse Davis, Pascal Fua. Analyzing Volleyball Match Data from the 2014 World Championships Using Machine Learning Techniques, 2016
- [17] Santiago Ontanon, Gabriel Synnaeve, Alberto Uriarte, Florian Richoux, David Churchill, Mike Preuss. A Survey of Real-Time Strategy Game AI Research and Competition in StarCraft, 2013
- [18] Varun Chandola, Arindam Banerjee, Vipin Kumar. Anomaly Detection : A Survey, 2009
- [19] A. Srinivasan. The Aleph Manual, 2001
- [20] Stephen Muggleton, Luc De Raedt. Inductive Logic Programming, Theory And Methods, 1994
- [21] Jian Pei, Jiawei Han, Behzad Mortazavi-Asl, Helen Pinto, Qiming Chen, Umeshwar Dayal, Mei-Chun Hsu. PrefixSpan : Mining Sequential Patterns Efficiently by Prefix-Projected Pattern Growth, 2001