

Optimisation de l'utilisation des challenges au tennis grâce au Processus de Décision Markovien (PDM)

L'arbitrage électronique au tennis, avec des possibilités de contester la décision de l'arbitre (challenge) possibles grâce au système Hawk-Eye, a introduit un défi stratégique important : quand déclencher un challenge pour optimiser ses chances de gagner un jeu tout en respectant la contrainte des trois erreurs autorisées par jeu ?

Souvent guidée par l'intuition, la décision de faire un challenge pourrait profiter d'une approche plus rigoureuse. Mon travail s'inscrit dans cette perspective en utilisant un Processus de Décision Markovien pour modéliser ce dilemme sportif et élaborer une stratégie rationnelle d'utilisation des challenges.

Positionnement thématique (ÉTAPE 1) :

- *INFORMATIQUE (Informatique pratique)*
- *MATHEMATIQUES (Autres)*

Mots-clés (ÉTAPE 1) :

Mots-clés (en français)

Challenge au Tennis

Processus de Décision Markovien (PDM)

Apprentissage par renforcement

Intelligence Artificielle dans le Sport

Optimisation sportive

Mots-clés (en anglais)

Tennis challenge

Markovian Decision Process (MDP)

Reinforcement learning

Artificial Intelligence in Sport

Sports Optimization

Bibliographie commentée

Une analyse statistique descriptive d'un jeu sportif peut identifier des facteurs corrélés à un résultat particulier, mais la manière dont ces facteurs sont influençables peut ne pas être claire. En revanche, modéliser un jeu sportif par un processus stochastique offre l'avantage de rendre l'évolution du système traçable.

Développé dès les années 1950 (*cf. Bellman 1957*), le Processus de Décision Markovien (PDM) répond à ce besoin en fournissant un cadre pour modéliser des situations où des décisions sont prises en étapes. L'objectif est de minimiser un certain coût ou de maximiser une certaine récompense. Dans de telles situations, chaque décision ne peut pas être considérée isolément, car il faut équilibrer le désir d'une récompense immédiate faible avec la désirabilité de récompenses futures élevées. Le cadre de modélisation PDM capture ce compromis. À chaque étape, ces modèles classent les décisions en fonction de la somme de récompense présente et de la récompense future attendue, en supposant une prise de décision optimale pour les étapes suivantes [5].

Dans le contexte du sport, les PDM offrent un moyen de modéliser les décisions stratégiques prises par les joueurs ou les équipes [3]. En particulier dans le tennis, les PDM ont été utilisés pour caractériser le moment optimal pour contester une décision de l'arbitre [1][2]. Marquer dans un match de tennis a une structure imbriquée où, pour gagner un match, un joueur doit gagner des sets et pour gagner des sets, il doit gagner des jeux et pour gagner des jeux, il doit gagner des points. Ainsi, une approche intuitive de modéliser mathématiquement un match de tennis consiste à commencer par des points, puis à s'étendre aux jeux, puis aux sets. Une approche markovienne consisterait en une programmation dynamique d'un set (supposé indépendant des autres) qui se concentre spécifiquement sur le moment où l'arbitre donne sa décision, et cela, en faisant abstraction des décisions du second joueur [1][2] (le cas de la considération du second joueur nécessite deux PDM interagissant [4]). Pour ce faire, on fixe la probabilité de notre joueur de gagner le point en cours puis on décrit l'environnement du joueur par le score actuel de la partie, le résultat du point joué, le nombre de challenges restants, la suite du jeu si le challenge est réussi ou pas, la perception du joueur de remporter le challenge. Cette approche plus réaliste et conséquemment plus complexe, mène à un total de $168q+34$ états avec q le nombre de challenges restants [1]. Pour alléger le temps de calcul, il faut donc sacrifier certains paramètres.

Une simplification envisageable est de fixer la probabilité de victoire du joueur comme avant, la probabilité qu'une possibilité de challenge se présente, et la perception de réussite d'un potentiel challenge [2]. Cette approche ne prend en considération que 3 principaux résultats.

1 : le joueur A est sur le point de recevoir le point cumulé

2 : le joueur B est sur le point de recevoir le point et A pense que c'est juste

3 : Un appel de l'arbitre a été fait de telle sorte que s'il est maintenu, B gagnera le point, mais A pense qu'il y a de bonnes chances qu'il remporte le point s'il conteste l'appel

Cette démarche nous emmène à élaborer un modèle plus simpliste qui ne capture essentiellement que le dilemme exposé. Pour ce faire, on fixe le résultat d'un challenge à deux cas (soit notre joueur gagne le point, soit son adversaire le gagne), puis on fixe tout le système probabiliste qui décrit le jeu, quitte à varier certains paramètres pour la pertinence de l'étude. Ce qui permet aisément de décrire la transition d'un état à un autre facilitant ainsi, l'implémentation et la

résolution du problème. Ceci nous permet par la même occasion de tenter une approche plus contemporaine basée sur des méthodes itératives de l'apprentissage par renforcement (*value iteration, policy iteration*) [6] à la place de la programmation linéaire qui a servi précédemment la résolution de ce PDM [1].

Problématique retenue

Comment optimiser l'utilisation des challenges au tennis en intégrant les Processus de Décision Markoviens, afin de déterminer le timing stratégique idéal, compte tenu de la dynamique du jeu et des paramètres contextuels, pour maximiser les chances de succès d'un joueur ?

Objectifs du TIPE du candidat

- Présenter théoriquement l'apprentissage par renforcement et le PDM
- Modéliser le dilemme exposé (*sous hypothèses*) en PDM
- Proposer une résolution du problème
- Analyser et discuter les résultats obtenus

Références bibliographiques (ÉTAPE 1)

- [1] VAMSI KRISHNA NADIMPALLI : An average cost Markov decision process model to decide when to challenge a call in a tennis match (2010) : *Corpus ID : 109884749*
- [2] STEPHEN R CLARKE, JOHN M NORMAN : Optimal challenges in tennis, *Journal of the Operational : Journal of the Operational Research Society (2012)*, DOI :10.1057/jors.2011.147
- [3] SUSANNE HOFFMEISTER : Sport-Strategy Optimization with Markov Decision Processes (2019) : DOI :10.15495/EPub_UBT_00004396
- [4] G. GEORGE YIN, QING ZHANG : Continuous-Time Markov Chains and Applications Second edition : *Stochastic Modelling and Applied Probability, Edition Springer (1998)*, ISBN 978-1-4614-4346-9, DOI 10.1007/978-1-4614-4346-9
- [5] EUGENE A. FEINBERG, ADAM SHWARTZ : Handbook of Markov Decision Processes – Methods and application : *Edition Springer Netherlands (2002)*, ISBN : 0792374592, DOI : 10.1007/978-1-4615-0805-2
- [6] DAVID SILVER : Reinforcement learning : <https://www.davidsilver.uk> , consulté en Déc 2023

Références bibliographiques (ÉTAPE 2)

[1] ALEXENDRE T.L : Apprentissage par renforcement Model-Base : <https://github.com/alexndrTL/IntroRL/tree/master/I%20-%20Model-based> , consulté en Mars 2024

DOT

- [1] : Septembre-Novembre 2023: Initiation aux bases du Tennis et du Procédé Markovien de Décisions et du Reinforcement Learning
- [2] : Décembre-Janvier 2024: Premières tentatives de modélisation du problème sans hypothèses
- [3] : Février 2024: Etablissement d'hypothèses simplificatrices
- [4] : Février-Mars 2024: Modélisation définitive du problème sous hypothèses
- [5] : Avril 2024: Choix de la heatmap pour illustrer les résultats