

# Pertinence d'indices géométriques sur les trajectoires pour la prédiction de moments importants.

Alexis Mortelier, François Rioult

Normandie Univ, UNICAEN, ENSICAEN, CNRS, GREYC, 14000 Caen, France

Nous analysons des données d'un jeu vidéo, DotA2 (Defense of the Ancients 2), qui met en scène deux équipes de cinq joueurs incarnant des avatars appelés *héros*. C'est un jeu de type *gagne-terrain* qui requiert comme condition de victoire la destruction du bâtiment principal ennemi. Des traces de l'activité des héros sont disponibles : coordonnées, orientation, points de vie, arbre de compétences, objets de l'inventaire. Une partie de DotA2 dure entre 35mn et 50mn. Les données proviennent d'un tournoi majeur, The International 2018, et se composent de 258 parties. Cette étude analyse des parties effectuées par des professionnels, qui ont l'habitude de jouer ensemble : nous privilégions la qualité des données étudiées plutôt que leur quantité.

Notre but est de déterminer les indices pertinents pour la prédiction des temps forts d'une partie. Ces temps forts se produisent environ toutes les trois minutes et correspondent aux affrontements des joueurs donnant lieu à la disparition de certains (*mort* virtuelle suivie d'une résurrection après un temps variable). Afin d'obtenir des résultats suffisamment généraux et ne dépendant pas des choix multiples offerts aux joueurs en matière de héros et d'équipement, nous focalisons notre attention sur des indices géométriques liés aux positions relatives des héros.

Pour détecter les moments importants dans la séquence des traces des joueurs, nous utilisons un réseau de neurones récurrent, plus précisément un LSTM, qui a pour avantage de prendre en compte une période importante du passé pour prédire l'avenir. En effet, DotA2 est un jeu à l'évolution lente, les parties sont longues et pleines de rebondissement : un LSTM est adapté à notre situation.

Nous utilisons une approche de type *wrapper* (Kohavi et John (1998)) qui suppose que la pertinence d'un indice est en relation avec sa capacité à améliorer la qualité de l'apprentissage. À la différence de l'approche *filtre*, plus courante en statistique, qui tente d'évaluer les mérites des caractéristiques à partir des données seules, l'approche *wrapper* tente d'identifier le meilleur sous-ensemble de caractéristiques à utiliser avec un algorithme d'apprentissage.

Nous focalisons notre étude sur le caractère *collectif* de la pratique d'un MOBA, car c'est fondamentalement un jeu d'équipe mettant en relief les actions de groupe au détriment des comportements individuels (Katona et al. (2019)). Pour cela, nous comparons la pertinence d'indices relatifs à la position des joueurs sur le terrain et la géométrie de l'organisation collective. D'une part, nous sommes à la recherche d'indices simples à calculer et exploiter, de d'autre part nous ne souhaitons pas focaliser notre attention sur les comportements et les caractéristiques (équipement, arbre de compétence) individuels. Les indices géométriques que nous avons choisis concernent

## Pertinence d'indices géométriques

les trajectoires des joueurs, éventuellement enrichies des vecteurs d'orientation ou les indices du polygone décrit par l'ensemble des joueurs d'une équipe. Pour les indices du polygone, nous calculons chaque seconde le périmètre, l'aire, le diamètre, la capacité de groupement (moyenne des distances au barycentre), l'inertie (moment d'ordre 2 des distances au barycentre) et enfin la distance à la forteresse adverse.

Les résultats comparent les performances d'apprentissage du LSTM (MSE - *Mean Square Error*), qu'il soit alimenté par l'ensemble des trajectoires ou uniquement par les indices du polygone. La cible est le nombre de joueurs vivants, 5 secondes dans le futur – ainsi que préconisé par (Chu et Chou (2015)) – car la position d'un héros mort est fixe et serait valorisée par le LSTM sans ce décalage. Les résultats que nous reportons à la section suivante ont été obtenus sur un LSTM mono-couche avec 128 cellules obtenue avec la librairie *Keras*, qui permet d'évaluer au mieux la différence de pertinence entre nos choix d'indices. Cependant, ajouter des couches supplémentaires permet au réseau d'acquies un comportement d'approximateur universel et par là même, nourri par les trajectoires, de calculer les indices géométriques du polygone. La figure 1 montre que plus on ajoute de couches, moins les différences entre les types d'indices sont sensibles.

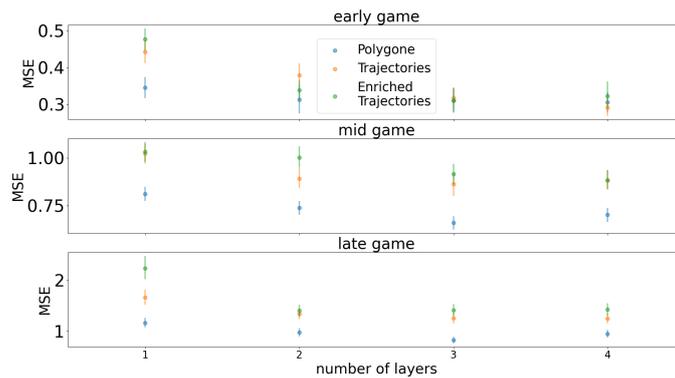


FIG. 1 – Évolution de la MSE en fonction du nombre de couches.

La distribution de la MSE entre les phases de jeu montre que les caractéristiques des polygones sont les indices les plus pertinents pour l'apprentissage en début, milieu et fin de partie.

## Références

- Chu, W.-T. et Y.-C. Chou (2015). Event detection and highlight detection of broadcasted game videos. In *Computational Models of Social Interactions*, pp. 1–8.
- Katona, A. et al. (2019). Time to die : Death prediction in dota 2 using deep learning. In *2019 IEEE Conference on Games (CoG)*, pp. 1–8. IEEE.
- Kohavi, R. et G. H. John (1998). The wrapper approach. In *Feature extraction, construction and selection*, pp. 33–50. Springer.