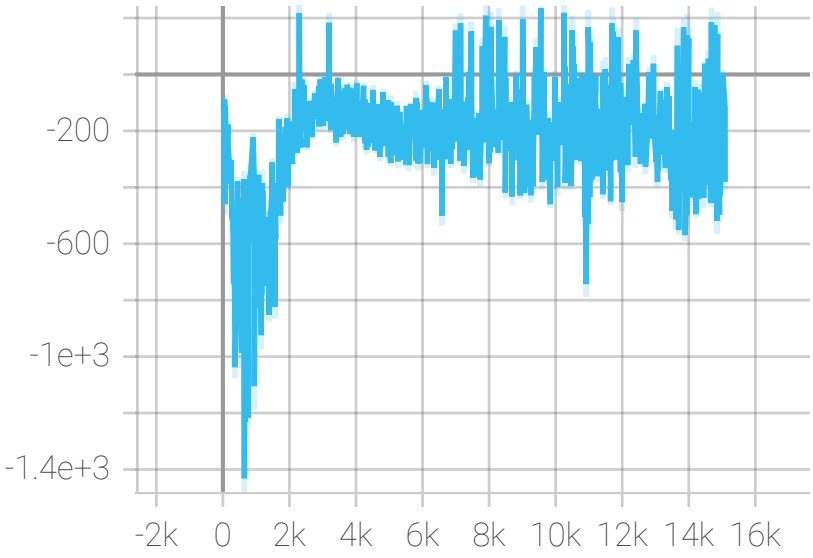
Rapport TP11: Imitation Learning

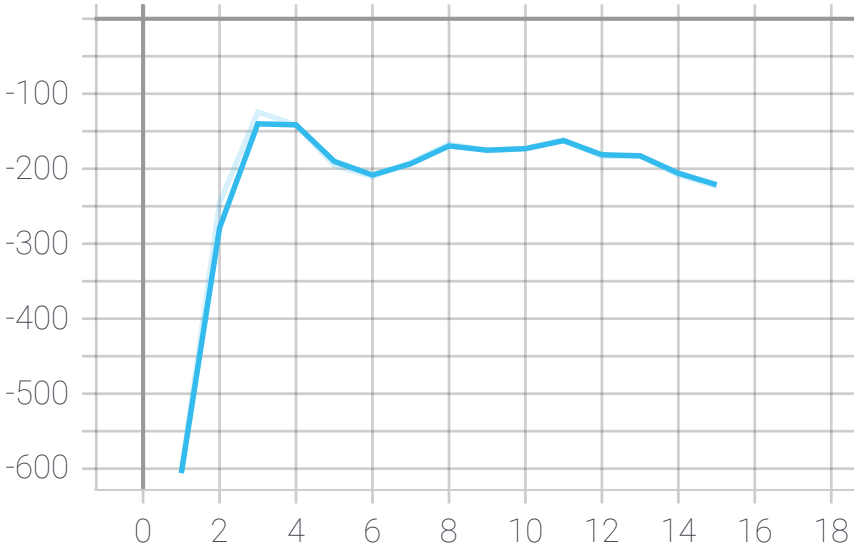
Victor Duthoit, Pierre Wan-Fat

1. Behavior cloning

On met dans un premier temps en place un agent *Behavior cloning* cherchant à maximiser la probabilité de faire les mêmes actions que l'expert. Les figures ci-dessous montrent qu'un tel agent arrive à apprendre quelque peu. On note qu'il arrive à effectuer des trajectoires à récompenses positives. Néanmoins, il est probable que ces trajectoires partent d'un état initial proche de l'état initial de la trajectoire experte. Ainsi, il est possible pour l'agent de suivre complètement les actions choisies par l'expert. Néanmoins, l'agent ne saurait pas quoi faire pour des états qui n'ont pas été rencontrés dans la trajectoire experte. Cet effet s'accentue avec le sur-apprentissage au fur et à mesure de la descente de gradient.



Récompenses par trajectoire effectuée



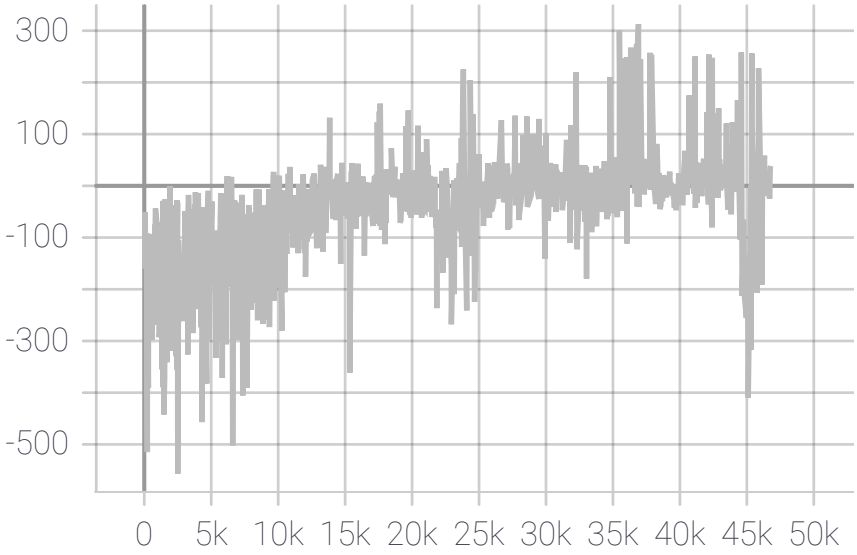
Récompenses sur moyenne de 100 trajectoires toutes les 1000 trajectoires

2. GAIL

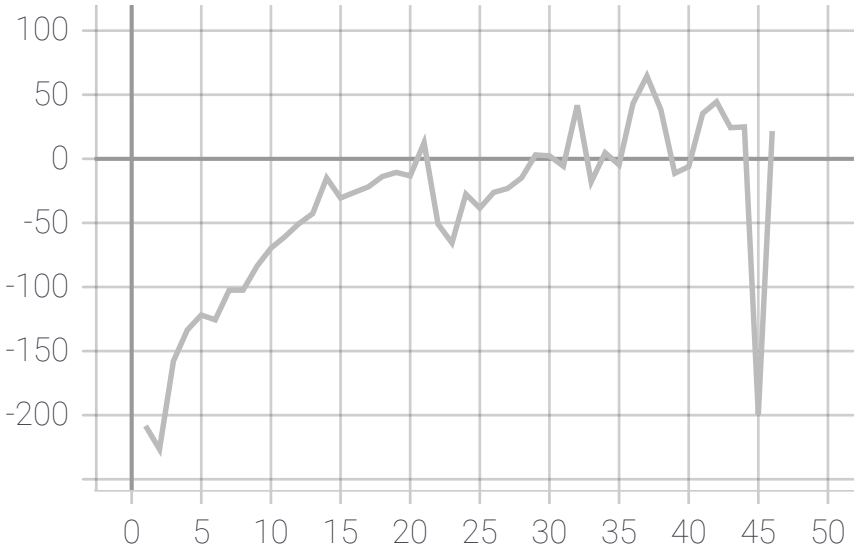
Dans cette partie, on a mis en place le modèle d'imitation par méthode adversaire. On utilise les mêmes hyperparamètres que proposés par l'énoncé.

Résultats

Après environ 20 000 événements, l'agent atteint des récompenses positives. Il atteint aux alentours des 35 000 événement des récompenses très satisfaisantes semblables à l'expert. On note toutefois une légère instabilité de l'agent qui bien que récupérant rapidement son apprentissage, retombe lors de quelques trajectoires à récompenses négatives. On peut imaginer une diminution de ϵ (limite du ratio de probabilité) au fur et à mesure de l'apprentissage pour limiter les pas catastrophiques.



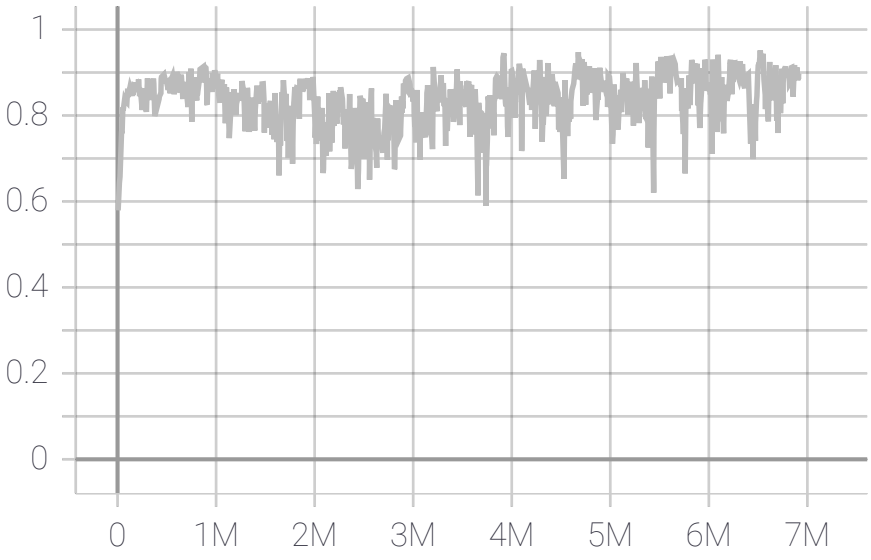
Récompenses par trajectoire effectuée



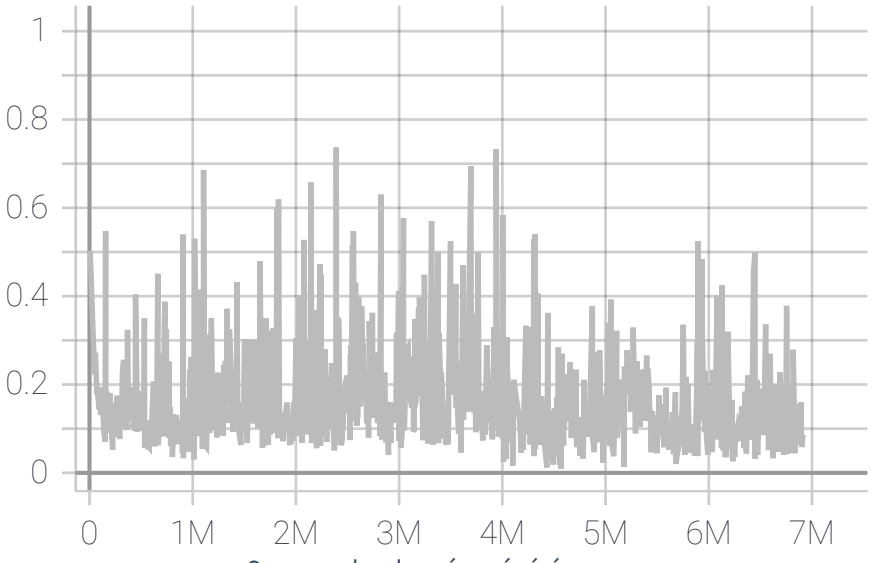
Récompenses sur moyenne de 100 trajectoires toutes les 1000 trajectoires

Le discriminant

On peut noter que les scores attribués aux données expertes et aux données générées sont relativement bien équilibrés. Les trajectoires expertes sont hautes en restant toutefois à une valeur acceptable (environ 0,9). Il n'y a apparemment pas de sur-apprentissage qui serait néfaste à l'agent. On remarque par ailleurs que l'agent est capable de parfois tromper son discriminant en générant des trajectoires proches de l'expert.

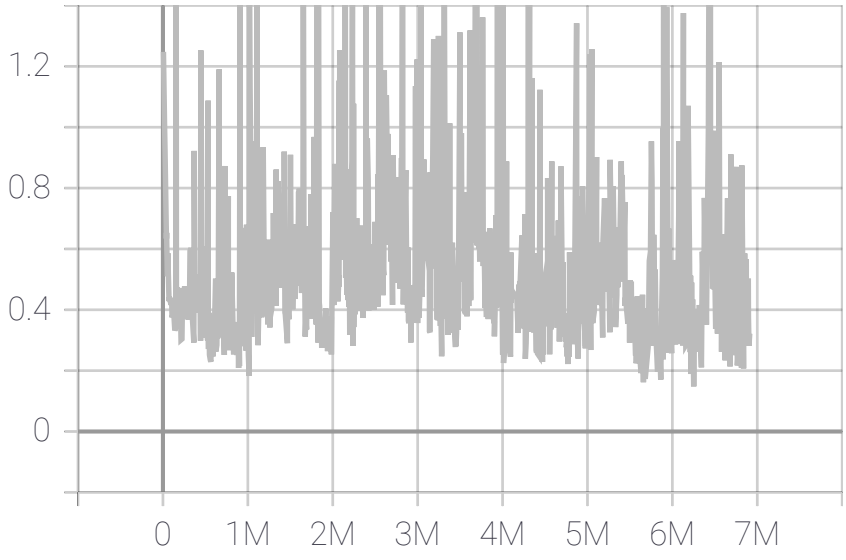


Score sur les données expertes



Score sur les données générées

Cet équilibre se retrouve dans les valeurs prises par la fonction de coût : le discriminant n'apprend pas trop vite, cela permet à l'agent d'avoir des récompenses éparses qui le guident vers les trajectoires expertes petit à petit.



Loss du discriminant