

NM : Vers des Agents Basés sur les Neurones Miroirs

Mohamed Hamlil

Mars 2025

1 Introduction

Dans le but de concevoir des agents d'Intelligence Artificielle (IA) plus coopératifs, nous présentons d'abord les démarches suivies et les hypothèses formulées. Nous décrivons ensuite le modèle proposé, puis son application, pour finalement discuter des résultats obtenus et proposer d'éventuelles améliorations.

2 Les neurones miroirs

La coopération entre agents, humains ou artificiels, est souvent étudiée à travers des jeux tels que le dilemme du prisonnier.

Dans sa version statique et répétitive, on observe fréquemment que les individus ne jouent pas systématiquement l'équilibre de Nash, et que des stratégies du type *Tit-for-Tat* se mettent en place.

Plusieurs questions se posent alors :

- Pourquoi les individus ne se conforment-ils pas à la stricte rationalité (équilibre de Nash) ?
- Quels principes ou lois peuvent expliquer leurs comportements ?
- Comment favoriser la coopération entre des IA et des humains ?

2.1 oeil pour oeil dent pour dent

En 1990, un groupe de scientifiques a découvert l'existence des *neurones miroirs* (NM). Ceux-ci s'activent chez un individu qui observe une action, au point de le pousser à la reproduire.

Cet effet est souvent cité pour expliquer des phénomènes de mimétisme collectif par exemple :

dans un mouvement de panique, la fuite d'un premier individu peut inciter les autres à fuir sans réflexion approfondie.

De même, l'empathie entre humains est partiellement attribuée à l'activation de ces neurones.

Pour plus d'informations, on pourra se reporter à l'article de Wikipédia consacré aux neurones miroirs : https://fr.wikipedia.org/wiki/Neurone_miroir#D%C3%A9couverte,

Il est également suggéré que ces neurones sont à l'origine de stratégies coopératives comme *Tit-for-Tat* dans des jeux de dilemme du prisonnier répété. Autrement dit, la tendance à coopérer ou à imiter la coopération observée peut être liée à l'activation de ces neurones plutôt qu'à un raisonnement purement rationnel, lequel demande plus de temps et de ressources cognitives.

2.2 IA basées sur les neurones miroirs

Les algorithmes dits *mimétiques* (*mimic algorithms*) ont déjà été étudiés dans plusieurs domaines, notamment en économie. Cependant, ils n'ont généralement pas été explicitement mis en relation avec les neurones miroirs.

Dans <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165176524004634>, il est montré que lorsque des individus sont confrontés à un algorithme de type mimétique ou d'optimisation, les résultats obtenus ne diffèrent pas significativement.

En d'autres termes, un algorithme de mimétisme face à un adversaire optimisant adopte, lui aussi, un comportement efficace.

Par ailleurs, il existe de nombreux travaux sur l'application des neurones miroirs en robotique et en neurosciences, notamment pour créer des interfaces homme-machine plus naturelles ou pour modéliser des mécanismes d'apprentissage (Q-learning, Unsupervised Learning]. Voir par exemple : <https://arxiv.org/pdf/2106.08422> et <https://www.frontiersin.org/journals/neurorobotics/articles/10.3389/fnbot.2022.826410/full>.

Enfin, il a été observé qu'en contexte de jeu, la coopération n'est pas toujours le choix le plus rationnel (au sens de l'équilibre de Nash). Néanmoins, dans les interactions entre humains et algorithmes, l'adoption d'une stratégie mimétique ou optimisante semble donner des résultats comparables [?].

Dans notre approche, nous allons donc davantage nous concentrer sur les principes des neurones miroirs que sur la rationalité pure.

2.3 Implémentation des neurones miroirs

Nous nous baserons sur la théorie de l'apprentissage hebbien (https://en.wikipedia.org/wiki/Hebbian_theory#Hebbian_engrams_and_cell_assembly_theory) pour proposer une implémentation simple des neurones miroirs en IA.

L'idée principale est qu'observer un comportement augmente la probabilité de le reproduire. En termes de modélisation, nous dirons que les « synapses » augmentent leur poids de connexion au fur et à mesure qu'un comportement est observé. Dans le cas d'un jeu à deux actions (*coopérer* ou *faire défection*),

lorsque la probabilité d’une action augmente, celle de l’autre diminue, de manière normalisée.

La mise à jour des probabilités répond donc à une règle hebbienne simple : plus un comportement est observé de manière répétée, plus la probabilité de l’imiter s’accroît.

Toutefois, la croissance de cette probabilité demeure concave pour éviter d’atteindre une certitude absolue trop rapidement et refléter l’influence décroissante des observations plus anciennes.

3 Résultats et application

Dans nos expérimentations, nous avons choisi des valeurs de *learning rate* et de taux de coopération initiale basées sur des données empiriques issues notamment de l’article *When communicative AIs are cooperative actors : a prisoner’s dilemma experiment on human-communicative artificial intelligence cooperation*.

Les résultats montrent que ce type d’IA coopère effectivement et se rapproche du comportement humain dans des dilemmes répétés.

Dans le cas où le learning rate est grand (ce rapproche de l’infini) les IA ce rapproche du tit for that

4 Conclusion et perspectives

Les neurones miroirs constituent une piste intéressante pour la conception d’IA coopératives. Contrairement à un agent optimisant strictement son utilité (au sens de la théorie des jeux), un agent fondé sur l’imitation présente des comportements plus proches de ceux qu’adopteraient des joueurs humains. Les résultats préliminaires sont encourageants et indiquent qu’une approche basée sur les neurones miroirs, combinée aux règles simples de l’apprentissage hebbien, peut aboutir à des agents capables de maintenir un niveau satisfaisant de coopération.

Des améliorations sont envisageables, notamment en explorant des dynamiques de renforcement plus sophistiquées (Spike Neurons, Transfer Learning), ou en intégrant un module d’apprentissage *contextuel* pour prendre en compte des signaux supplémentaires (communication verbale/non-verbale (Cheap-Talks), mémoire à plus long terme, etc.). Les travaux futurs pourront également s’intéresser à la robustesse de ces agents dans des environnements plus complexes, ou lorsque le nombre de stratégies et de joueurs augmente significativement.