



Université Claude Bernard



Lyon 1

Sofia MABROUK - Viet Anh NGUYEN - Elliot FAUGIER

IA & COGNITION
Atelier Motivation Intrinsèque

1 Différents types de motivation

Motivation interne La motivation interne se réfère à tout type de motivation qui provient de l'intérieur de la personne elle-même sans pour autant avoir besoin de récompenses externes.

Motivation intrinsèque La motivation intrinsèque est un type spécifique de motivation interne. Elle provient de l'intérieur de la personne et procure du plaisir ou une satisfaction personnelle liée à l'activité elle-même.

Motivation externe La motivation externe se réfère à tout type de motivation qui provient de facteurs ou de récompenses extérieurs à la personne (récompense, argent, bonne note etc). Les motivations externes proviennent de l'influence de l'environnement, des attentes sociales ou d'incitations extérieures.

Motivation extrinsèque La motivation extrinsèque est un type spécifique de motivation externe. Elle se réfère uniquement aux motivations qui ont pour but d'obtenir une récompense ou d'éviter une punition direct, (par exemple travailler pour avoir une bonne note ou pour un salaire, se comporter pour éviter des critiques ...).

2 Curiosité comme motivation intrinsèque

La **curiosité** est le **désir naturel de savoir**, de **comprendre** ou **d'explorer** quelque chose de nouveau ou d'inconnu. C'est un trait inné chez les humains qui nous pousse à se poser des questions, à explorer notre environnement et à apprendre. Cela peut être un **moteur puissant** de la **motivation intrinsèque**. Lorsque nous sommes curieux à propos d'un sujet ou d'une activité, cela peut nous pousser à nous engager dans cette activité de manière intrinsèquement motivée, simplement parce que nous trouvons cela **intéressant** et/ou **gratifiant** sur le plan personnel.

3 Architecture du système utilisant la motivation intrinsèque chez les robots

Parmi les nombreuses façons de créer une motivation intrinsèque, la curiosité est souvent utilisée pour construire l'architecture d'un système de motivation intrinsèque. Dans cette section, nous présenterons l'approche la plus fréquemment mise en œuvre pour le système de motivation intrinsèque basé sur la curiosité. Nous définirons clairement comment une action est considérée comme "intéressante" dans ce contexte.

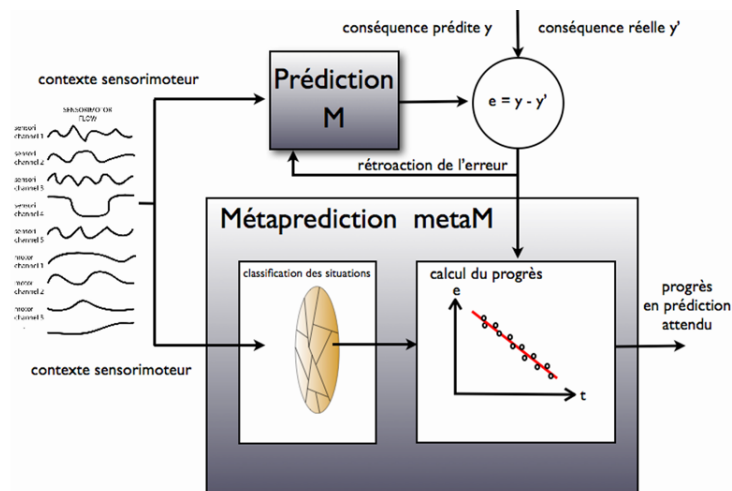


FIGURE 1 – Système de motivation intrinsèque (avec 2 modules)

Dans ce système classique utilisant la curiosité comme motivation intrinsèque (Figure 1), la **Machine M** est conçue pour prédire les résultats des actions, tandis que la **Machine metaM** est utilisée pour anticiper les erreurs de M. Cette approche nous permet d'évaluer le potentiel des différentes situations, permettant ainsi de déterminer si le choix d'une action est judicieux. En effet, une erreur significative prédite par la **Machine metaM** indique que l'action en question peut être potentiellement intéressante. En résumé, le système repose sur deux modules distincts, à savoir la prédiction M et la métaprediction metaM, alimentés par des données issues de capteurs. En se basant sur ces informations, le choix de la meilleure action à entreprendre est effectué. Cependant, ce modèle présente un inconvénient majeur. En raison de la tendance à sélectionner des actions avec des erreurs importantes à chaque itération, il est possible que des actions soient parfois choisies de manière aléatoire, créant ainsi une imprévisibilité et instabilité dans le processus d'apprentissage.

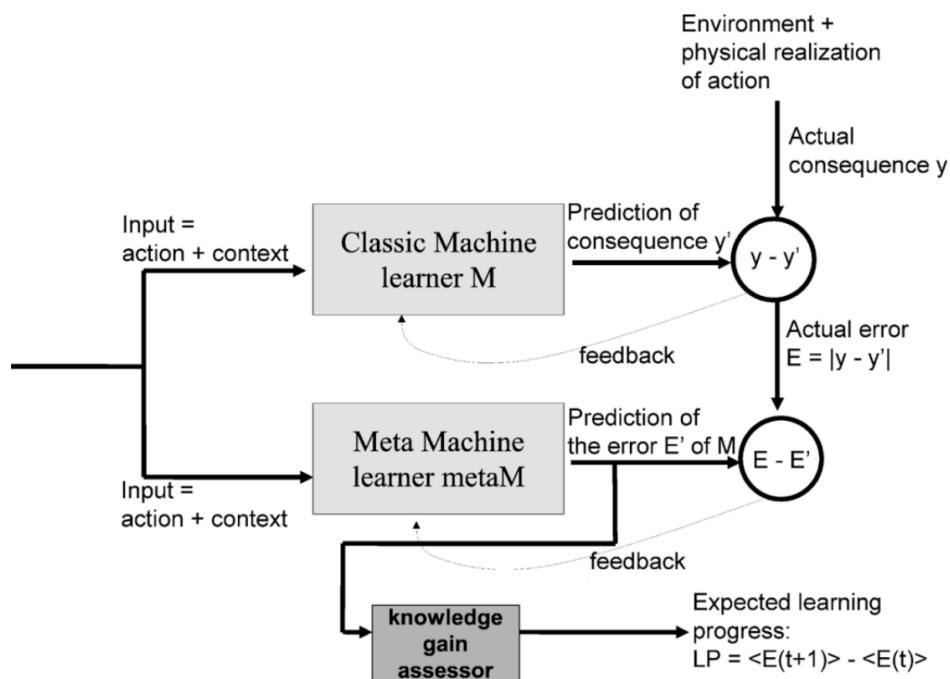


FIGURE 2 – Système de motivation intrinsèque (KGA inclus)

Afin de pallier cet inconvénient, il faut mettre en place un module supplémentaire, **le module KGA** (Knowledge Gain Assessor) (Figure 2), qui permet de prédire le taux d'erreur moyen plutôt qu'une seule valeur à un instant précis. Désormais, notre processus de sélection d'actions se base exclusivement sur ce taux d'erreur moyen. Le rôle du KGA est de prédire le taux d'erreur moyen de la machine M dans un futur proche et de mesurer l'écart entre cette valeur et celle observée dans le passé. Si cet écart est significatif, l'action est considérée comme potentiellement intéressante. En résumé, notre système repose sur trois composants essentiels : la machine M, qui prédit les résultats des actions, la machine metaM, qui anticipe les erreurs à un instant donné, et le module KGA, qui prédit le taux d'erreur moyen. Cette approche garantit une stabilité accrue dans le processus d'apprentissage.

4 Modèle IAC (Intelligent Adaptive Curiosity)

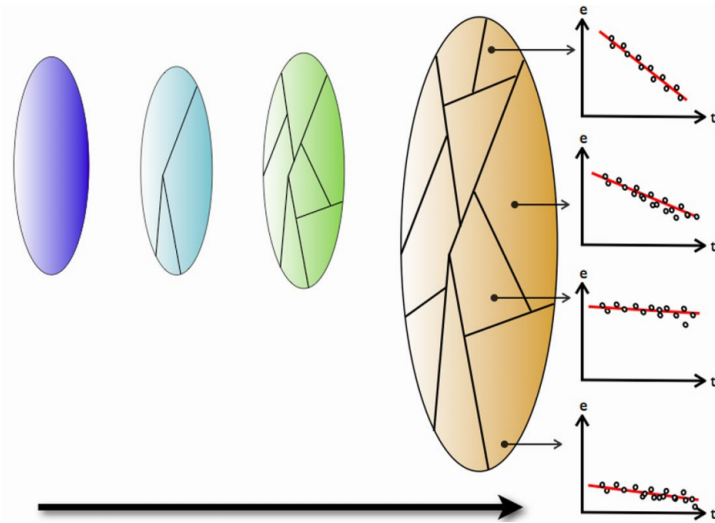


FIGURE 3 – Régions et experts associés

Le **modèle IAC** (Intelligent Adaptive Curiosity) est un cadre théorique en **intelligence artificielle** et en **apprentissage automatique** qui se concentre sur l'utilisation de la **curiosité comme un moteur pour l'apprentissage autonome**. Dans ce modèle, un système informatique est conçu pour être **intrinsèquement motivé** (via une curiosité artificielle) à explorer et à apprendre à partir de son environnement.

Ce modèle repose sur **quatre étapes** clés (voir Figure 3). Initialement, les expériences (interactions) sont stockées sous forme d'exemplaires vectoriels dans l'espace sensorimoteur du robot. Au fil du temps, à mesure que le nombre d'expériences augmente, on divise l'espace sensorimoteur en plusieurs régions, chacune dédiée à des activités spécifiques et chacune associée à une machine experte. Ces machines calculent les erreurs de prédiction qui permettent de mesurer la différence entre le taux d'erreur moyen dans le futur proche et dans le passé. Enfin, l'action choisie vise à **maximiser la progression de l'apprentissage du système intrinsèquement motivé**, c'est-à-dire une action avec une grande différence du taux d'erreur moyen. Pour diviser les régions, des critères tels que le nombre d'exemplaires ou la variance entre les résultats des actions sont utilisés. Les experts peuvent être des réseaux neuronaux ou des SVM, permettant une intégration facile de nouveaux exemplaires pour l'apprentissage.

5 Expériences

5.1 Expérience 1 : Robot Quadrupède, apprentissage de la marche

L'expérience se focalise sur un robot AIBO qui, poussé par la motivation intrinsèque, explore comment les mouvements de ses jambes font bouger tout son buste. Le robot n'est pas programmé pour apprendre des mouvements comme : aller de l'avant, tourner à gauche ou tourner à droite. Et il n'a aucune connaissance à propos de son propre corps (morphologie bio inspirée) et à propos de son environnement. Le robot contrôle le mouvement de ses différents moteurs en appliquant des signaux sinusoïdaux (voir figure 4). Il ajuste la période, la phase et l'amplitude du signal pour chaque moteur. Son système de prédiction cherchera donc à anticiper l'impact de ces paramètres sur la transformation de l'image captée par sa caméra. Cela permet de déduire le mouvement de son buste, même en l'absence de capteur dédié.

Le robot **début** en **explorant aléatoirement divers jeux de paramètres**, initialement se déplaçant de manière désordonnée. La plupart des mouvements prévisibles n'ont aucun impact significatif, conduisant à une faible mobilité malgré l'agitation. Après environ dix minutes, une combinaison de paramètres est découverte, permettant un léger déplacement. Ce moment marque la découverte d'une **"niche de progrès"**. Au fil de l'exploration, le robot **identifie différentes manières de se déplacer** comme

la marche en arrière et des mouvements de rotation. Cette variété de mouvement est rendue possible grâce à la **maximisation de la progression de l'apprentissage** qui n'inclue pas de contrainte spécifique liée à l'apprentissage d'une tâche particulière. La découverte inattendue que la marche en arrière est plus facile à apprendre souligne l'importance des conditions physiques et de l'environnement dans ce processus.

5.2 Expérience 2 : The Playground, découverte des objets et de la communication

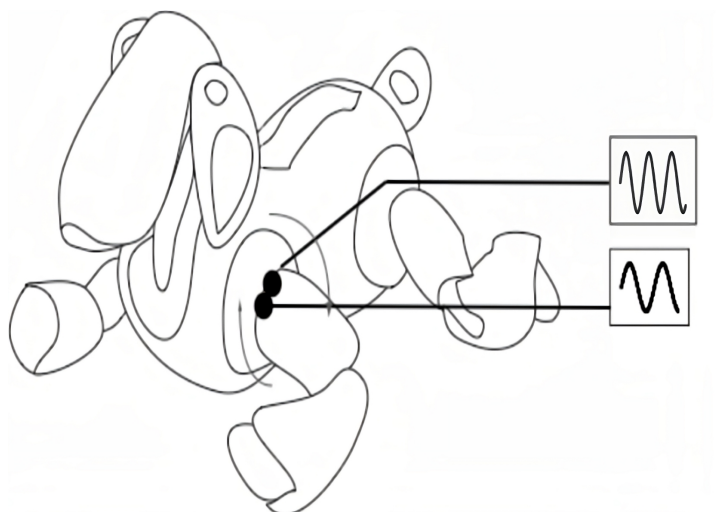


FIGURE 4 – Apprentissage axé sur la curiosité de la locomotion

Dans cette deuxième expérience, un robot AIBO a été placé sur un **tapis d'éveil**, entouré de **jouets divers**, avec un autre robot du même type situé sur sa droite. Le but est d'**étudier l'apprentissage sensorimoteur similaire aux compétences développées par des nourrissons**. Le robot est équipé de primitives motrices simples : **tourner la tête, frapper et mordre** et il ignore initialement les correspondances entre ses actions et ses perceptions sensorielles.

Au début, le robot explore de manière aléatoire, cherchant à comprendre les interactions possibles avec les objets présents. Ensuite, il passe à des actions répétées telles que frapper ou mordre (stade 1). Plus tard, il découvre des zones de l'environnement correspondant à des opportunités d'apprentissage (étape 2). Cependant, à ce stade, le robot n'associe pas encore systématiquement une action à un objet spécifique, frappant par exemple un objet qu'il devrait mordre, et vice versa. C'est une **boucle de perception action** où le robot utilise un système de motivation intrinsèque pour choisir ces actions en fonction du progrès d'apprentissage. Son but est de **minimiser l'erreur de prédiction**.

Au fil de l'expérience, le robot progresse et fait l'association correcte entre les actions et les objets (stade 3). Il apprend à **mordre le bon objet** et à **frapper l'objet placé dans cet objectif**. Pendant ce temps, le robot explore également la production sonore, mais réalise que les interactions physiques avec les objets sont plus prévisibles et réduisent ses erreurs de manière plus immédiate que les interactions sonores.

Finalement, une fois que l'interaction avec les objets est maîtrisée, le robot **revient à la production sonore** (stade 4). Chaque expérience suit une trajectoire unique, mais avec un principe en commun : le robot **commence** par les **tâches simples** et se concentre **progressivement** sur les **situations plus complexes** en termes de prédiction.

6 Autre application de la curiosité



FIGURE 5 – The playground experiment

Avec les nouvelles technologies éducatives, les chercheurs ont étudié comment utiliser la curiosité d'élèves pour favoriser leur apprentissage. Voici quelques applications dans les technologies éducatives et les jeux vidéo.

Approches éducatives ouvertes Des pédagogues comme Montessori, ont promu des environnements d'apprentissage actifs, influençant des pratiques comme les expériences LOGO de Papert où les enfants explorent mathématiques et robotique.

Jeux vidéo éducatifs Les jeux vidéo éducatifs intègrent des éléments éducatifs dans des contextes ludiques et motivants. Leur conception se base sur des objectifs clairs, des retours sur la performance et des éléments attisant la curiosité. Ils enseignent des concepts de manière engageante, notamment en mathématiques.

Jeux d'action et apprentissage Certains jeux d'action divertissants améliorent les compétences d'attention, de flexibilité cognitive et d'apprentissage dans un contexte intrinsèquement motivant.

Systèmes de tutorat intelligents et MOOCs Des modèles de curiosité et de motivation intrinsèque ont été appliqués aux systèmes de tutorat intelligents et aux MOOCs, personnalisant ainsi les enseignements et les exercices pour chaque apprenant. Ces systèmes ont amélioré la motivation, l'engagement et l'efficacité d'apprentissage en proposant des défis adaptés au niveau de compétence de chacun.

7 Conclusion

En conclusion, la motivation intrinsèque semble être indispensable pour favoriser l'apprentissage, que ce soit dans le contexte humain ou robotique. Actuellement, des recherches approfondies et des applications pratiques sont en cours concernant la motivation intrinsèque basée sur la curiosité, notamment dans le domaine de l'éducation en plus de celui de la robotique. Cette approche favorise ainsi un apprentissage autonome à l'échelle d'une vie.

8 Débat

8.1 Comment transformer les environnements éducatifs pour encourager la motivation intrinsèque des étudiants et maintenir leur engagement ?

8.1.1 Personnaliser l'apprentissage

En ajustant les cours selon ce qui intéresse chaque élève et en proposant des choix de cours variés, les enseignants peuvent éveiller la curiosité naturelle des étudiants. Des projets et des défis adaptés au niveau de chaque élève devrait les motiver et ainsi favoriser leur implication et leur intérêt pour ce qu'ils apprennent.

8.1.2 Encourager l'exploration créative

Promouvoir la créativité et l'exploration dans les écoles offrent aux élèves l'opportunité de suivre leur curiosité naturelle et de renforcer leur motivation intrinsèque. Les activités artistiques, musicales, la programmation et les expériences scientifiques peuvent stimuler l'innovation, incitant ainsi les étudiants à poursuivre leurs passions avec enthousiasme.

8.1.3 Favoriser un climat de soutien

Un environnement éducatif bienveillant et positif, où les erreurs sont considérées comme des opportunités d'apprentissage et où les réussites sont célébrées, peut renforcer la motivation intrinsèque des élèves. Lorsque les étudiants se sentent soutenus et valorisés, ils auront plus tendance à explorer activement et à s'investir dans leur apprentissage.

8.2 Pour ou contre les IA curieuses ?

8.2.1 Pour

- Les IA curieuses peuvent explorer de nouveaux domaines et découvrir des connaissances inattendues. Leur curiosité peut stimuler la recherche et l'innovation, conduisant à des avancées scientifiques et technologiques.
- Les IA curieuses peuvent s'adapter à des situations nouvelles et inconnues en posant des questions et en cherchant des réponses. Cela peut les rendre plus efficaces dans la résolution de problèmes complexes.
- En imitant le processus de curiosité humaine, les IA curieuses peuvent améliorer les algorithmes d'apprentissage automatique en découvrant des modèles plus rapidement et en optimisant les stratégies d'exploration.

8.2.2 Contre

- Prévoir le comportement d'une IA curieuse peut être difficile. Cela peut poser des défis en termes de contrôle, ce qui est essentiel pour garantir la sécurité des systèmes d'IA.
- Les IA curieuses peuvent prendre des décisions basées sur leur curiosité sans avoir une compréhension complète du contexte. Cela peut entraîner des erreurs coûteuses ou des actions inappropriées dans certaines situations.
- Les IA curieuses pourraient poser des risques éthiques en explorant des domaines sensibles ou en recueillant des informations personnelles sans autorisation, ce qui met à risque la confidentialité et à la sécurité des données.

L'idée serait alors d'insuffler aux IA, en plus de la curiosité, un sens commun et/ou un sens morale. Ce qui nous mène à un autre débat.

Références

- [KO07] Frédéric KAPLAN et Pierre-Yves OUDEYER. "Un robot motivé pour apprendre : Le rôle des motivations intrinsèques dans le développement sensorimoteur". In : (2007).

- [OKH07] Pierre-Yves OUDEYER, Frédéric KAPLAN et Verena V. HAFNER. “Intrinsic Motivation Systems for Autonomous Mental Development”. In : (2007).
- [Min16] Article d’actualité de l’institut MINES-TÉLÉCOM. “Intelligence artificielle : La curiosité enfantine comme moteur d’apprentissage”. In : (2016).
- [OGL16] Pierre-Yves OUDEYER, Jacqueline GOTTLIEB et Manuel LOPES. “Intrinsic motivation, curiosity and learning : theory and applications in educational technologies”. In : (2016).