

Développement tout au long de la vie de
représentations pour les agents artificiels
Lifelong development of representations for artificial agents

Thèse de doctorat de l'Université Grenoble Alpes

École doctorale n° 217, MSTII
Spécialité de doctorat : Informatique
Unité de recherche : lcis – laboratoire de conception et d'intégration des systèmes
Réfèrent : : voir annexe

Thèse présentée et soutenue à,
le 202X, par

WeiKang ZENG

Composition du jury

Prénom Nom Titre, Affiliation	Président/e
Prénom Nom Titre, Affiliation	Rapporteuse
Prénom Nom Titre, Affiliation	Rapporteur
Prénom Nom Titre, Affiliation	Examinatrice
Prénom Nom Titre, Affiliation	Examineur
Prénom Nom Titre, Affiliation	Examineur

Direction de la thèse

Prénom Nom Titre, Affiliation	Directrice
Prénom Nom Titre, Affiliation	Codirecteur
Prénom Nom Titre, Affiliation	Coencadrante
Prénom Nom Titre, Affiliation	tuteur en entreprise

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Contexte	1
1.2	Problématique	3
1.3	Plan ou Contributions ou Organization	3
2	État de l’art ou Fondations	5
2.1	Fondements biologiques et psychologiques	5
2.1.1	Biologiques	5
2.1.2	Psychologiques	6
2.2	Fondements en robotique développementale et IA	6
2.2.1	Robotique du développement	6
2.2.2	Robotique évolutionnaire	6
2.2.3	IA Agents d’apprentissage	6
2.3	Représentations dans une intelligence généraliste incarnée	8
2.4	Challenge	10
2.4.1	Limites des méthodes existantes : représentations prédéfinies → problèmes de biais et d’ancrage des symboles	10
3	Cadre conceptuel proposé	11
3.1	Définition et classification de la représentation	11
3.2	Accumulation des niveaux de compétence → Émergence de la re- présentation	11
3.3	Redéfinir les périodes critiques dans l’IA	11
3.4	Cadre de recherche	11
3.4.1	Base :Mind,Compétences hiérarchiques	11
3.4.2	Cadre de recherche	11
3.4.3	Mécanisme : Curriculum learning, fonction de récompense adaptative	11
3.4.4	Critères de représentation	11

4	Méthodologie générale	13
4.1	Plateforme de simulation	13
4.2	Approches de modélisation pour les compétences et les variables de représentation	13
4.3	Stratégies de contrôle pour les programmes scolaires et les périodes critiques (difficulté progressive des tâches, introduction modale graduelle)	13
4.4	Logique de conception expérimentale : de la représentation la plus simple à l'extension et à l'approfondissement ultérieurs	13
5	Études expérimentales	15
5.1	Représentation initiale	15
5.1.1	Exp1 : Vitesse	15
5.1.2	Exp2 : Attribution causale	15
5.1.3	Analyse des résultats	15
5.2	Le rôle des périodes critiques	15
5.2.1	Exp3 : Manipulation de la fenêtre d'apprentissage (précoce vs tardive)	15
5.2.2	Analyse des résultats	15
5.3	L'évolution des représentations complexes	15
5.3.1	Exp4 : Intégration multimodale (distance + angle + charge)	15
5.3.2	Analyse des résultats	15
5.4	Systèmes multi-agents et représentation sociale	15
5.4.1	Exp5 : Collaboration ou partage de signaux)	15
5.4.2	Analyse des résultats	15
6	Analyse et discussion	17
6.1	Compétence vs représentation, période critique vs pression sélective Influence environnementale Signalisation de l'enseignant	17
7	Perspectives et conclusion	19

Chapitre 1

Introduction

Les systèmes d'intelligence artificielle actuels démontrent des capacités surhumaines dans des domaines précis mais s'adaptent difficilement aux problèmes en périphérie de ces domaines ou impliquant des interactions avec le monde physique. Selon Moravec [25], ces difficultés ne proviennent pas de la dimension du problème ou des limites de puissance de calcul mais plutôt d'un manque de "connaissances implicites" communes aux êtres vivants.

1.1 Contexte

La vision dualiste de la conception d'une intelligence artificielle *incarnée* [2, 18, 6] séparant le corps (sensorimoteur/action/spinal) et l'esprit (décisionnel/planification/cortical) permet de traiter séparément les problèmes de contrôle et de décision, comme différents composants logiciels, et différents domaines de recherche. Par exemple, les travaux présentés dans [48] combinent les derniers développements des modèles de langage avec une plate-forme robotique. Cependant, l'intelligence du système dépend directement des concepts abstraits générés par la cognition humaine, fournis à travers des exemples, ce qui limite l'adaptabilité de ces approches dans la production de nouveaux concepts (pour des environnements inconnus par exemple). Plus généralement, ces approches dualistes proviennent d'une analyse subjective a posteriori du fonctionnement de l'esprit adulte, dépendant d'un modèle de représentations existant a priori, et limite fondamentalement la possibilité d'obtenir une intelligence incarnée généraliste et adaptative, similaire aux intelligences naturelles.

Pour que les systèmes artificiels en interaction avec la réalité soient dotés d'une telle intelligence, il est important que leurs mécanismes de décision soient incarnés dès leur initialisation, et qu'ils évoluent vers des opérations de niveau abstrait à travers l'interaction avec leur environnement, physique puis social.

Les intelligences incarnées naturelles, animale et humaine, sont le fruit à la fois de l'évolution des espèces et des individus, en interaction constante avec leur environnement. Leur développement moteur et cognitif est le produit d'interactions dynamiques de plus en plus complexes entre le cerveau, le corps et l'environnement. Ce développement est produit par des mécanismes d'auto-organisation [28] et des systèmes motivationnels (dopamine) favorisant l'exploration et la manipulation active leur environnement. Ainsi, la curiosité qui guide chez l'enfant la découverte autonome des propriétés physiques du monde s'étend aux récompenses différées qui motivent les adultes à maintenir une activité cognitive. Les relations sociales jouent également un rôle primordial dans ce développement, pour guider l'exploration (éducation, enseignement) et présenter un environnement qui requière le développement d'opérations de niveau abstrait (intersubjectivité, rôle, langage). Une intelligence issue de ce processus graduel de développement intègre des "connaissances implicites" sur le monde, partagées par les êtres vivants, qui font défaut aux systèmes artificiels.

De nombreux travaux s'attachent à répliquer les capacités d'apprentissage des êtres vivants, dans le domaine général de l'Apprentissage Automatique (Machine Learning). Plus particulièrement appliqué à l'intelligence artificielle incarnée, la Robotique Développementale (Developmental Robotics) [28] propose de nouvelles méthodes pour la conception de systèmes autonomes, adaptables et résilients, s'inspirant du développement des êtres vivants. Cette approche explore de manière plus large le problème de l'apprentissage, incluant entre autres les contraintes physiques du développement animal [23] ou l'aspect stratégique dans l'apprentissage par curriculum [4]. Plus récemment formulée, l'idée de développement ouvert et continu (Lifelong Learning) [29] s'intéresse à l'aspect incrémental et cumulatif du développement comme un défi à relever pour l'adaptabilité, la réutilisation et la diversification des missions confiées aux systèmes d'intelligence artificielle. L'objectif fondamental derrière ces approches est d'utiliser les contraintes du développement du vivant pour permettre le développement une IA généraliste, une démarche qui fait écho à la proposition de Turing de simuler le développement humain [40].

Bien qu'un comportement intelligent puisse se passer de représentations internes [7], le développement de comportements complexes, proches de ceux des animaux supérieurs, requière la capacité à s'engager dans une tâche et adopter un comportement qui n'est pas entièrement conditionné par les informations sensorielles immédiates. La capacité à former des représentations est essentielle dans de nombreuses opérations de niveau abstrait, pour la généralisation de comportements, la manipulation de symbole, le langage, ou encore la gestion d'identité ou de rôle dans un contexte social.

Suivant l'approche développementale, l'agent artificiel doit former ses propres représentations de manière autonome, à partir de ses interactions avec l'environ-

nement. Inspirés par la perspective évolutionniste qui considère les structures de la mémoire déclarative servant à la représentation de concepts comme un développement récent de la mémoire procédurale [39], et l'interaction forte entre ces structures [32] dans le développement, nous proposons d'amorcer les représentations dans la mémoire procédurale de l'agent en utilisant les mêmes structures servant aux comportements sensorimoteurs. Le processus initial pourra être répété pour accumuler progressivement ces éléments, en suivant un curriculum permettant d'établir des comportements et représentations d'une complexité croissante.

La première partie de l'article souligne l'importance du processus de développement, pour les êtres vivants puis pour des systèmes artificiels. Nous présentons ensuite le rôle des représentations, leurs structures sous-jacentes et leur interaction avec les connaissances procédurales dans le développement de comportements complexes. Enfin, une méthodologie développementale visant à l'amorçage des représentations dans l'IA incarnée est présentée et illustrée par la proposition d'un curriculum adapté aux architectures pour le développement ouvert et continu d'agents artificiels.

1.2 Problématique

1.3 Plan ou Contributions ou Organization

Chapitre 2

État de l’art ou Fondations

2.1 Fondements biologiques et psychologiques

2.1.1 Biologiques

Chez les êtres vivants, le développement de l’intelligence est liée au développement physique de l’organisme et ne se fait pas de manière régulière et uniforme, mais par épisodes, dédiés à certains types d’opérations motrices ou cognitives. Ainsi, la maturation des connexions dans le lobe pariétal antérieur du cerveau ne permet qu’une période d’éveil relativement courte au cours des premières semaines [12], la durée du fonctionnement cognitif s’accroît ensuite avec la croissance du cerveau [16]. Les capacités réduites du nourrisson ne constituent pas un handicap à surmonter, mais produisent des avantages adaptatifs facilitant l’apprentissage : les limitations sensorielles néonatales sont considérées comme une source majeure d’organisation perceptive, en réduisant la quantité d’informations avec laquelle le nourrisson doit composer [41].

Période critique

Indépendamment de la croissance du cerveau, la plasticité cérébrale qui influence la sensibilité à l’apprentissage varie au cours du temps. Elle est maximale au cours de *périodes critiques*, durant lesquelles l’expérience sensorielle provoque des changements significatifs dans le cerveau. En dehors de ces périodes critiques, la sensibilité aux modifications diminue, permettant de stabiliser les structures établies sur lesquelles vont s’appuyer de nouvelles fonctions motrices et cognitives plus complexes [9]. On constate une perte de sensibilité aux sons ne faisant pas partie de la langue maternelle au cours de la première année de vie qui impacte l’apprentissage du langage à long terme [47]. Des expériences animales de privation sensorielle à la naissance montrent une altération permanente du cortex visuel [20].

Type de mémoire**Emergence des représentations****2.1.2 Psychologiques****Période critique**

En psychologie, le développement de l'individu est vu comme une succession d'étapes, par exemple, Piaget identifie les stades sensorimoteurs, préopératoires, opératoires et formels de l'intelligence. Ces étapes sont non seulement biologiques, mais aussi sociales, reposant sur l'intervention d'autres individus pour atteindre des niveaux de pensée plus abstraits [44]. L'impact social sur le développement, comme conséquence indirecte de l'évolution rapide de l'environnement socio-politique ou organisé sous formes de théories sur l'éducation et l'enseignement, fait l'objet de nombreuses études, notamment sur le respect du rythme de développement [21]. Enfin, le développement psychosocial [15] ne se limite pas à l'enfance et s'accompagne de changements successifs du fonctionnement et du système de motivation, tout au long de la vie.

Type de motivation et émotions**Emergence des représentations****2.2 Fondements en robotique développementale et IA****2.2.1 Robotique du développement****2.2.2 Robotique évolutionnaire****2.2.3 IA Agents d'apprentissage**

Dans les systèmes artificiels, la plasticité neuronale s'apparente au taux d'apprentissage de l'apprentissage par renforcement (e.g. rétropropagation, q-learning) qui détermine la sensibilité aux modifications induites par les exemples présentés (un couple entrée-sortie et une action d'exploration respectivement). Sa variation temporelle contrôlée peut s'apparenter à la variation de température dans une recherche locale (recuit simulé) où la configuration du système peut de moins en moins s'éloigner de son état actuel à mesure que la température diminue. En apprentissage profond dans des environnements continus, on observe un phénomène similaire de perte de sensibilité [13]. La variation à la fois locale et temporelle de la plasticité est appliquée aux réseaux neuronaux artificiels [24] et aux architectures

pour agents artificiels [14, 38] pour maîtriser la persistance de l'information et son accumulation.

La levée progressive de limitations imposées au cours du développement favorise la formation de compétences motrices chez les robots [23]. De façon similaire, le masquage aléatoire de neurones (e.g. Dropout [34]) permet aux modèles neuronaux une généralisation plus efficace. L'augmentation progressive des capacités observée chez les êtres vivants est également une source d'inspiration pour l'apprentissage hiérarchique, la construction progressive de réseaux neuronaux (e.g. layered learning [36]), la structuration progressive des couches neuronales dans le cadre de l'apprentissage profond [22], ou encore l'intégration a posteriori de composants sensorimoteurs dans des architectures développementales [38].

L'influence sociale sur le développement se retrouve dans le contexte multi-agent, pour l'apprentissage de comportements coopératifs entre individus [37], pour l'Ingénierie Organisationnelle [33], mais également dans les travaux sur les relations entre agent artificiel et instructeur humain. Les techniques d'apprentissage par imitation [19] ou adversaires, ainsi que les stratégies à plus long terme telles que l'apprentissage par curriculum [4], visent à guider le développement de l'agent.

Directement inspiré par la pédagogie, l'apprentissage par curriculum repose sur la conception d'une succession de tâches et d'environnements d'apprentissage, organisés par complexité croissante, et couvrant des aspects différents et complémentaires de la compétence finale visée. La conception du curriculum, mais également l'ordre dans lequel les tâches sont présentées lors de l'entraînement (*curriculum scheduling*) sont des facteurs importants de l'apprentissage [46]. L'application de cette approche va de l'approximation d'une fonction par un réseau neuronal à des problèmes de robotique et de jeux vidéos [27], sur des architectures plus complexes [38].

La notion de *période critique* dans le développement d'agents artificiels est un sujet d'étude plus récent, motivée par la constatation d'une variation de la sensibilité à l'apprentissage au cours du temps dans des systèmes neuronaux artificiels ne possédant pourtant pas de mécanismes simulant la plasticité neuronale. Après une phase initiale d'apprentissage rapide, on constate une phase de consolidation du réseau après laquelle il est difficile d'intégrer de nouvelles données [1]. En somme, le biais introduit par les premiers exemples fournis, plus que l'initialisation du réseau, impacte fortement le résultat de l'apprentissage. Ce même constat est fait sur des tâches de reconnaissance faciale [45].

Une attention particulière doit donc être portée aux contenus et conditions d'apprentissage au cours du temps. Des travaux en robotique montrent qu'une première phase exploratoire, qui récompense la découverte des buts, doit précéder l'introduction de contraintes sur le mouvement (punition des collisions) [11]. Des travaux répliquant l'apprentissage chez les enfants en bas âge [30] montrent que

la durée de la phase d'exploration ("sparse-reward") précédant un apprentissage guidé ("moderate mentor guidance") est critique pour la qualité de l'apprentissage. Une phase exploratoire trop longue ou trop courte impacte négativement le comportement résultant.

2.3 Représentations dans une intelligence généraliste incarnée

Les mécanismes de représentation permettent aux intelligences incarnées de générer des éléments absents de la réalité observable pour enrichir leurs processus de décision. Ces éléments peuvent permettre de manipuler de l'information sur le passé ou le futur (persistance d'information capteurs [14], extrapolation de comportement [17]), sur des phénomènes réels non perçus ou imperceptibles (permanence de l'objet, concepts abstraits), et permettent l'élaboration de comportements plus complexes. La représentation d'un concept dans la mémoire de l'agent est un compromis entre le temps de rétention de l'information, le niveau de détail et le niveau d'abstraction. Par exemple, le système visuel humain utilise trois niveaux de représentation successifs dont le temps de persistance est croissant [42] : les mémoires iconique, fragile, et la mémoire dite "de travail", accessible consciemment.

À un très haut niveau d'abstraction, on retrouve les représentations nécessaires à la communication, puis aux langages et symboles. Ces représentations de haut niveau sont elles-mêmes construites sur des représentations de niveaux inférieurs, par exemple dans l'émergence d'un vocabulaire servant à désigner les couleurs [35] où l'expérience sensorielle est associée à des "prototypes" (une représentation intermédiaire appauvrie des percepts) générés par l'agent qui sont à leur tour associés à des mots dont le sens est négocié lors d'interactions avec d'autres agents.

Tout élément présent dans l'esprit d'un agent, qu'il s'agisse d'un savoir-faire ou d'une représentation, persiste dans une structure mémoire. On peut classer la mémoire en deux catégories : la mémoire *procédurale* qui contient les éléments tels que les compétences sensorimotrices, et la mémoire *déclarative* qui contient les éléments dont on peut parler explicitement, ce que l'on va considérer comme des représentations. En pratique toutefois, cette distinction est moins nette.

L'utilisation du langage, une activité de haut niveau cognitif qui semble correspondre au rôle de la mémoire déclarative (manipulation consciente de représentations), dépend pourtant des structures de mémoires procédurales généralement associées aux mécanismes inconscients traitant de problèmes sensorimoteurs. Dans ce contexte, le traitement séquentiel, hiérarchique et les règles de syntaxe et de morphologies sollicitent la mémoire procédurale, tandis que le mémoire déclarative intègre le lexique et les irrégularités du langage [31].

Dans le domaine des réseaux neuronaux artificiels, le terme représentation désigne l'état intermédiaire de traitement de la donnée présent dans les couches cachées d'un réseau. Le domaine des architectures agents et de l'intelligence incarnée considère plutôt les opérations des neurocontrôleurs comme procédurales, les représentations sont formées dans des composants de mémoire déclarative persistants. La distinction devient plus ambiguë dans le cas des réseaux de neurones récurrents, où l'état intermédiaire de l'information persiste entre deux cycles de traitement.

Chez l'homme, la mémoire procédurale est associée aux structures cérébrales des ganglions de la base, et la mémoire déclarative à celles de l'hippocampe. La perspective évolutionniste considère la mémoire déclarative, existant uniquement chez les animaux supérieurs, comme un développement plus récent que la mémoire procédurale [39], et soutient l'idée d'une distinction moins nette et d'une évolution graduelle de l'une vers l'autre. Cette même progression est constatée dans le développement de l'individu : la maturation des ganglions de la base (mémoire procédurale) survient avant celle de l'hippocampe (mémoire déclarative) [8]. Le comportement observé chez les enfants en bas âge est initialement basé sur la perception immédiate, ce n'est que plus tard qu'émergent les représentations permettant par exemple la persistance d'objets cachés [3].

Le développement et le fonctionnement de la mémoire déclarative est fortement lié à la mémoire procédurale, l'interaction entre ces deux catégories de mémoire est attribué aux opérations du cortex préfrontal, une zone du cerveau qui reste longtemps en développement et conserve sa plasticité [10]. On interprète son fonctionnement sous l'idée de *mémoire de travail* opérant à court terme. La synergie des trois systèmes de mémoire contribue au développement de l'intelligence [32].

Dans le développement de l'enfant, Piaget identifie les stades de construction d'une représentation de l'espace, de la représentation d'objets absents jusqu'aux opérations abstraites. Il est évident pour un adulte de se représenter les objets et leurs propriétés pour accomplir des actions, cependant la nécessité de ces représentations servant d'intermédiaire entre la perception et la décision est critiquée : La préhension d'un objet en mouvement par les nourrissons peut être considérée comme une combinaison d'approche et de suivi basé sur la perception de contours, ne nécessitant pas le calcul des positions futures de l'objet, ni de connaître le temps qu'il faut pour tendre la main [43]. Cette conception élimine la nécessité de structures mentales de « niveau supérieur » qui interprètent la perception. Il est plus facile d'accepter la possibilité que les nourrissons entrent dans le monde équipés pour assimiler la structure objective de l'environnement que d'accepter qu'ils naissent avec des capacités de représentation de haut niveau [5].

Construire la mémoire déclarative d'un agent artificiel en fournissant des représentations prédéterminées comporte nécessairement des biais [26] et limite po-

tentiellement la pertinence de ces représentations. Le problème est similaire à la construction de comportements dans un environnement complexe et dynamique, perçu par l'agent par des capteurs dont le concepteur n'a pas l'expérience. De plus, des représentations "imposées" sont exposées au problème d'ancrage des symboles (*symbol grounding problem*) [35]. De telles représentations risquent de ne pas être généralisables par le manque de correspondance à l'expérience de l'agent et aux autres concepts émergent de son interaction avec l'environnement, ce qui entraîne des restrictions sur sa capacité à raisonner sur son environnement et à s'y adapter.

2.4 Challenge

2.4.1 Limites des méthodes existantes : représentations prédéfinies → problèmes de biais et d'ancrage des symboles

Chapitre 3

Cadre conceptuel proposé

- 3.1 Définition et classification de la représentation
- 3.2 Accumulation des niveaux de compétence → Émergence de la représentation
- 3.3 Redéfinir les périodes critiques dans l'IA
- 3.4 Cadre de recherche
 - 3.4.1 Base : Mind, Compétences hiérarchiques
 - 3.4.2 Cadre de recherche
 - 3.4.3 Mécanisme : Curriculum learning, fonction de récompense adaptative
 - 3.4.4 Critères de représentation

Chapitre 4

Méthodologie générale

- 4.1 Plateforme de simulation
- 4.2 Approches de modélisation pour les compétences et les variables de représentation
- 4.3 Stratégies de contrôle pour les programmes scolaires et les périodes critiques (difficulté progressive des tâches, introduction modale graduelle)
- 4.4 Logique de conception expérimentale : de la représentation la plus simple à l'extension et à l'approfondissement ultérieurs

Chapitre 5

Études expérimentales

5.1 Représentation initiale

5.1.1 Exp1 : Vitesse

5.1.2 Exp2 : Attribution causale

5.1.3 Analyse des résultats

5.2 Le rôle des périodes critiques

5.2.1 Exp3 : Manipulation de la fenêtre d'apprentissage (précoce vs tardive)

5.2.2 Analyse des résultats

5.3 L'évolution des représentations complexes

5.3.1 Exp4 : Intégration multimodale (distance + angle + charge)

5.3.2 Analyse des résultats

5.4 Systèmes multi-agents et représentation sociale

5.4.1 Exp5 : Collaboration ou partage de signaux)

5.4.2 Analyse des résultats

Chapitre 6

Analyse et discussion

- 6.1 Compétence vs représentation, période critique
vs pression sélective Influence environnemen-
tale Signalisation de l'enseignant

Chapitre 7

Perspectives et conclusion

Titre : Titre de la thèse en français

Mots clés : Quelques mots-clé

Résumé : Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Do-

nec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Title : Thesis title in English

Keywords : Some keywords

Abstract : Lorem ipsum dolor sit amet, consectetur adipiscing elit. Ut purus elit, vestibulum ut, placerat ac, adipiscing vitae, felis. Curabitur dictum gravida mauris. Nam arcu libero, nonummy eget, consectetur id, vulputate a, magna. Donec vehicula augue eu neque. Pellentesque habitant morbi tristique senectus et netus et malesuada fames ac turpis egestas. Mauris ut leo. Cras viverra metus rhoncus sem. Nulla et lectus vestibulum urna fringilla ultrices. Phasellus eu tellus sit amet tortor gravida placerat. Integer sapien est, iaculis in, pretium quis, viverra ac, nunc. Praesent eget sem vel leo ultrices bibendum. Aenean faucibus. Morbi dolor nulla, malesuada eu, pulvinar at, mollis ac, nulla. Curabitur auctor semper nulla. Do-

nec varius orci eget risus. Duis nibh mi, congue eu, accumsan eleifend, sagittis quis, diam. Duis eget orci sit amet orci dignissim rutrum.

Nam dui ligula, fringilla a, euismod sodales, sollicitudin vel, wisi. Morbi auctor lorem non justo. Nam lacus libero, pretium at, lobortis vitae, ultricies et, tellus. Donec aliquet, tortor sed accumsan bibendum, erat ligula aliquet magna, vitae ornare odio metus a mi. Morbi ac orci et nisl hendrerit mollis. Suspendisse ut massa. Cras nec ante. Pellentesque a nulla. Cum sociis natoque penatibus et magnis dis parturient montes, nascetur ridiculus mus. Aliquam tincidunt urna. Nulla ullamcorper vestibulum turpis. Pellentesque cursus luctus mauris.

Bibliographie

- [1] A. ACHILLE, M. ROVERE et S. SOATTO : Critical learning periods in deep neural networks. *arXiv preprint arXiv :1711.08856*, 2017.
- [2] R. C. ARKIN et T. BALCH : Aura : Principles and practice in review. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 9(2-3):175–189, 1997.
- [3] R. BAILLARGEON et J. DEVOS : Object permanence in young infants : Further evidence. *Child development*, 62(6):1227–1246, 1991.
- [4] Y. BENGIO, J. LOURADOUR, R. COLLOBERT et J. WESTON : Curriculum learning. *In Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning*, p. 41–48. ACM, 2009.
- [5] J. BREMNER : Developmental relationships between perception and action in infancy. *Infant Behavior and Development*, 23(3–4):567–582, mars 2000.
- [6] A. BROHAN, N. BROWN, J. CARBAJAL, Y. CHEBOTAR, X. CHEN, K. CHOROMANSKI, T. DING, D. DRIESS, A. DUBEY, C. FINN et al. : Rt-2 : Vision-language-action models transfer web knowledge to robotic control. *arXiv preprint arXiv :2307.15818*, 2023.
- [7] R. A. BROOKS : A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 2(1):14–23, 1986.
- [8] B. CASEY, J. N. GIEDD et K. M. THOMAS : Structural and functional brain development and its relation to cognitive development. *Biological psychology*, 54(1-3):241–257, 2000.
- [9] J. M. CISNEROS-FRANCO, P. VOSS, M. E. THOMAS et E. de VILLERS-SIDANI : Critical periods of brain development. *In Handbook of clinical neurology*, vol. 173, p. 75–88. Elsevier, 2020.
- [10] C. E. CURTIS et M. D’ESPOSITO : Persistent activity in the prefrontal cortex during working memory. *Trends in cognitive sciences*, 7(9):415–423, 2003.
- [11] R. DE KLEIJN, D. SEN et G. KACHERGIS : A critical period for robust curriculum-based deep reinforcement learning of sequential action in a robot arm. *Topics in Cognitive Science*, 14(2):311–326, 2022.
- [12] G. DEHAENE-LAMBERTZ : Perceptual awareness in human infants : What is the evidence ? *Journal of Cognitive Neuroscience*, 36(8):1599–1609, 2024.
- [13] S. DOHARE, J. F. HERNANDEZ-GARCIA, Q. LAN, P. RAHMAN, A. R. MAHMOOD et R. S. SUTTON : Loss of plasticity in deep continual learning. *Nature*, 632(8026):768–774, 2024.
- [14] M. DORIGO et M. COLOMBETTI : Robot shaping : Developing autonomous agents through learning. *Artificial intelligence*, 71(2):321–370, 1994.
- [15] E. H. ERIKSON : *Childhood and society*, vol. 2. Norton New York, 1963.
- [16] C. R. GALE, F. J. O’CALLAGHAN, K. M. GODFREY, C. M. LAW et C. N. MARTYN : Critical periods of brain growth and cognitive function in children. *Brain*, 127(2):321–329, 2004.
- [17] S. L. GAY, F. SURO, O. L. GEORGEON et J. JAMONT : An affordance-based intersubjectivity mechanism to infer the behaviour of other agents. *In Int Confo ICDL*, p. 403–408. IEEE, 2023.
- [18] N. HEES, G. WAYNE, Y. TASSA, T. P. LILLICRAP, M. A. RIEDMILLER et D. SILVER : Learning and transfer of modulated locomotor controllers. *CoRR*, abs/1610.05182, 2016.
- [19] J. HO et S. ERMON : Generative adversarial imitation learning. *Advances in neural information processing systems*, 29, 2016.
- [20] D. H. HUBEL et T. N. WIESEL : Receptive fields of cells in striate cortex of very young, visually inexperienced kittens. *Journal of neurophysiology*, 26(6):994–1002, 1963.
- [21] R. KREIPE : The hurried child : Growing up too fast too soon. *American Journal of Diseases of Children*, 137(2):190–191, 1983.
- [22] Y. LECUN, Y. BENGIO et G. HINTON : Deep learning. *nature*, 521(7553):436–444, 2015.
- [23] M. LUNGARELLA et L. BERTHOUIZE : On the interplay between morphological, neural, and environmental dynamics : a robotic case study. *Adaptive Behavior*, 10(3-4):223–241, 2002.
- [24] Z. MIAO et M. ZHAO : Weight-freezing : A motor imagery inspired regularization approach for eeg classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 100:107015, 2025.

- [25] H. MORAVEC : Mind children : The future of robot and human intelligence. *Harvard UP*, 1988.
- [26] T. NAGEL : What is it like to be a bat ? *The Philosophical Review*, 83(4):435–450, 1974.
- [27] S. NARVEKAR, J. SINAPOV, M. LEONETTI et P. STONE : Source task creation for curriculum learning. *In AAMAS*, p. 566–574. International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, 2016.
- [28] P.-Y. OUDEYER : Developmental robotics. *In Encyclopedia of the Sciences of Learning*, p. 969–972. Springer, 2012.
- [29] E. OZTOP et E. UGUR : Lifelong Robot Learning. *In Encyclopedia of Robotics*, p. 1–12. Springer Berlin Heidelberg, 2020.
- [30] J. PARK, K. PARK, H. OH, G. LEE, M. LEE, Y. LEE et B.-T. ZHANG : Toddler-guidance learning : Impacts of critical period on multimodal ai agents. *In Proceedings of the 2021 International Conference on Multimodal Interaction*, p. 212–220, 2021.
- [31] D. PILI-MOSS et K. A. BRILL-SCHUETZ : Contributions of declarative and procedural memory to accuracy and automatization during second language practice. 2019.
- [32] C. QUAM, A. WANG, W. T. MADDOX et K. GOLISCH : Procedural-memory, working-memory, and declarative-memory skills are each associated with dimensional integration in sound-category learning. 2018.
- [33] J. SOULÉ, J. JAMONT, M. OCCELLO, L. TRAONOUÉZ et P. THÉRON : Une approche basée sur l'apprentissage par renforcement pour l'ingénierie organisationnelle d'un SMA. p. 119–128. JFSMA, Cépaduès, 2024.
- [34] N. SRIVASTAVA, G. HINTON, A. KRIZHEVSKY, I. SUTSKEVER et R. SALAKHUTDINOV : Dropout : a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research*, 15(1):1929–1958, 2014.
- [35] L. STEELS : The symbol grounding problem has been solved, so what's next. *Symbols and embodiment : Debates on meaning and cognition*, p. 223–244, 2008.
- [36] P. STONE et M. VELOSO : Layered learning. *In European Conference on Machine Learning*, p. 369–381. Springer, 2000.
- [37] F. SURO, J. FERBER, T. STRATULAT et F. MICHEL : Émergence de comportements collectifs basée sur l'apprentissage progressif individuel. JFSMA, Cépaduès, 2020.
- [38] F. SURO, J. FERBER, T. STRATULAT et F. MICHEL : A hierarchical representation of behaviour supporting open ended development and progressive learning for artificial agents. *Autonomous Robots*, 01 2021.
- [39] T. TEN BERGE et R. VAN HEZEWIJK : Procedural and declarative knowledge : An evolutionary perspective. *Theory & Psychology*, 9(5):605–624, 1999.
- [40] A. M. TURING : *Computing machinery and intelligence*. Springer, 2009.
- [41] G. TURKEWITZ et P. A. KENNY : Limitations on input as a basis for neural organization and perceptual development : A preliminary theoretical statement. *Developmental Psychobiology*, 15(4):357–368, 1982.
- [42] A. R. VANDENBROUCKE, I. G. SLIGTE, A. B. BARRETT, A. K. SETH, J. J. FAHRENFORT et V. A. LAMME : Accurate metacognition for visual sensory memory representations. *Psychological science*, 25(4):861–873, 2014.
- [43] C. von HOFSTEN et E. S. SPELKE : Object perception and object-directed reaching in infancy. *Journal of Experimental Psychology : General*, 114(2):198, 1985.
- [44] L. S. VYGOTSKY : *Mind in society : The development of higher psychological processes*, vol. 86. Harvard university press, 1978.
- [45] J. WANG, R. CAO, P. N. CHAKRAVARTHULA, X. LI et S. WANG : A critical period for developing face recognition. *Patterns*, 5(2), 2024.
- [46] X. WANG, Y. CHEN et W. ZHU : A survey on curriculum learning. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 44(9):4555–4576, 2021.
- [47] J. F. WERKER et R. C. TEES : Cross-language speech perception : Evidence for perceptual reorganization during the first year of life. *Infant behavior and development*, 7(1):49–63, 1984.
- [48] J. ZHANG, J. HUANG, S. JIN et S. LU : Vision-language models for vision tasks : A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024.