

# L'apprentissage par imitation en robotique articulée

Micha Hersch\* et Aude Billard

Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL)  
Laboratoire d'Algorithmes et Systèmes d'Apprentissage (LASA)

Station 9, CH-1015 Lausanne, Suisse

micha.hersch@a3.epfl.ch, aude.billard@epfl.ch

\* Affiliation actuelle: Département de Génétique Médicale, Université de Lausanne

*Résumé - Nous présentons un bref survol des défis liés à l'apprentissage par imitation en robotique articulée et le type de réponses apportées par la recherche. En particulier nous considérons les difficultés liées à la question de l'autonomie du robot.*

*Mots-clé - Apprentissage par imitation, robotique autonome, robotique articulée*

## I. INTRODUCTION

Encore récemment très marginal [5], l'apprentissage par imitation s'est imposé durant la dernière décennie comme une branche légitime et acceptée de la robotique. Ce domaine participe de façon importante à la vision d'une robotique autonome intégrée au sein des foyers, dont les domestiques robotisés constituent un exemple souvent évoqué. Au delà, ou plutôt en deçà, des fantasmes de création et de toute-puissance que ces visions entretiennent, ce domaine fait actuellement face à d'importants défis et se trouve en constante redéfinition. La diversité des approches de l'apprentissage par imitation en robotique reflète le flou qui entoure la notion d'imitation [28]. De même que différents niveaux d'imitation se manifestent chez les animaux [24], les enfants [25], [17], [6] et les adultes, le programmeur peut considérer l'imitation robotique dans différents contextes et à divers degrés de complexité. Nous nous proposons, dans les paragraphes qui suivent, d'explorer cette diversité et de survoler de façon non technique les principaux défis rencontrés par la recherche dans ce domaine et le type de solutions apportées par les scientifiques. Cette communication se voulant d'intérêt aussi général que possible nous référons le lecteur à de récentes recensions du domaine pour des informations plus spécifiques [7], [4].

## II. LA QUESTION DE L'AUTONOMIE

Le principal défi auquel sont confrontés les chercheurs est sans doute celui de l'autonomie du robot dans l'apprentissage par imitation. Cette autonomie peut se décliner sous cinq modes correspondants à cinq types de décision que le robot doit prendre : *qui imiter, quand imiter, qu'imiter, comment imiter, comment évaluer une imitation* [2]. En l'état, très peu de recherches abordent le problème de l'autonomie dans la décision d'imiter. Par exemple, dans une approche développementale, des robots ayant l'imitation comme propriété émergente d'un couplage sensori-moteur ont été développés [3]. Mais de manière générale les robots ne choisissent ni quand ils imitent, ni qui ils imitent, ni quelle action ils imitent. Jusqu'à maintenant, la recherche s'est plutôt focalisée sur l'imitation elle-même. Le défi de l'autonomie est alors comment le robot auquel on demande d'imiter une tâche montrée une ou plusieurs fois par un être humain peut-il savoir quels sont les mouvements appropriés à effectuer. Et ceci en ayant le minimum d'informations sur la tâche qu'il lui demande d'imiter et dans une situation aussi différente que possible de celles dans lesquelles les exemples ont été donnés. Bien sûr, il n'est pas possible de donner une réponse générale à cette question. Commençons donc par examiner des tâches d'imitation de différents niveaux de complexité.

### III. L'IMITATION DU GESTE

A son plus bas niveau, l'imitation se fait simplement au niveau du geste. Le but est alors simplement de reproduire un geste observé. Même dans un cas aussi trivial que celui-ci, se posent les questions et défis fondamentaux qui se retrouvent dans les cas plus complexes. Ainsi, si le robot doit imiter un être humain effectuant un mouvement de la main, se pose la question d'abord de la reconnaissance du mouvement. Le robot doit identifier le bras de son vis-à-vis et caractériser sa trajectoire. Le problème de la reconnaissance des actions d'autrui [14] dépasse largement le cadre de l'imitation, que ce soit pour de la vidéo-surveillance, l'interaction homme-machine ou d'autres applications. Dans le cas de gestes simples, le mouvement est filmé en mono ou stéréo-vision et le robot détecte souvent la couleur du bras, le mouvement du bras [21] ou des pastilles de couleurs appliquées aux articulations du bras. Puis se pose la question de l'aspect du geste à imiter. Dans un cas aussi simple, il peut s'agir de la configuration de l'entier du bras, de la position de la main uniquement mais aussi de son orientation. De même, il se peut que seule la configuration finale ait de l'importance ou à l'opposé que l'entier du geste doive être reproduit. En imaginant certains gestes simples à reproduire, par exemple le signe "stop", agiter un mouchoir, le signe de couper avec un ciseau, pointer du doigt, l'on se rend compte que l'aspect du geste à reproduire peut être très variable. Un processus d'imitation se déroule en effet dans un contexte donné et avec une intention donnée (même implicitement), et ceux-ci jouent un rôle déterminant dans la définition même de la tâche à imiter [18]. Les notions de contexte et d'intention étant difficilement saisissables pour un robot, soit le programmeur (ou l'utilisateur) indique au robot ce qui doit être reproduit, soit le programmeur prévoit plusieurs possibilités et le robot doit en choisir la plus adéquate en fonction par exemple de la variabilité des exemples donnés [8].

En plus de l'aspect du mouvement à imiter, intervient une transformation de perspective. En effet si l'exemple est observé dans une perspective à la troisième personne, il doit être converti dans une perspective à la première personne. Par exemple si le robot doit imiter le signe "vient !" exprimé par un mouvement de la main vers soi, il doit répéter le mouvement de la main, en bougeant la main dans sa direction et non en direction de son interlocuteur. Dans une approche développementale, cette transformation peut s'apprendre [15], sinon elle est calculée directement par le programmeur. Cette transformation de perspective s'accompagne d'habitude du problème de la correspondance corporelle [19] causé par la différence (géométrique ou de capacité) entre le corps du robot et celui de son modèle humain. En effet le robot peut manquer de degrés de liberté par rapport à l'être humain, ce qui peut compliquer l'imitation de certains gestes. En robotique il est bien entendu possible de contourner ces problèmes en effectuant les exemples directement avec les membres du robot, soit par télécommande [10], soit en les manipulant à la main [9] ou alors en équipant le modèle humain de senseurs [16], [1] ou d'un exosquelette [13] qui offriront une perspective à la première personne.

### IV. L'IMITATION DE TÂCHES COMPLEXES

L'imitation atteint un degré de complexité supplémentaire lorsqu'elle implique une interaction avec l'environnement, ce qui est le cas dans la plupart des tâches courantes. Cette complexité vient d'une part de l'enchaînement des gestes nécessaires à l'exécution de la tâche et d'autre part de l'inclusion d'objets dans le monde du robot, comme illustré par la Figure 1. Les difficultés mentionnées ci-dessus se retrouvent donc exacerbées. Concernant la reconnaissance de l'action, il faut non seulement identifier le geste mais aussi les objets et la nature de leurs interactions. Pour les aspects de la tâche à reproduire, le nombre de possibilités augmente exponentiellement avec le nombre d'objets considérés, puisqu'il s'agit de déterminer quelles sont les relations à conserver entre la main, le bras et les différents objets. A nouveau c'est au programmeur de préciser les relations à conserver ou d'indiquer au robot comment choisir parmi un ensemble donné de possibilités. Comme cette complexité devient

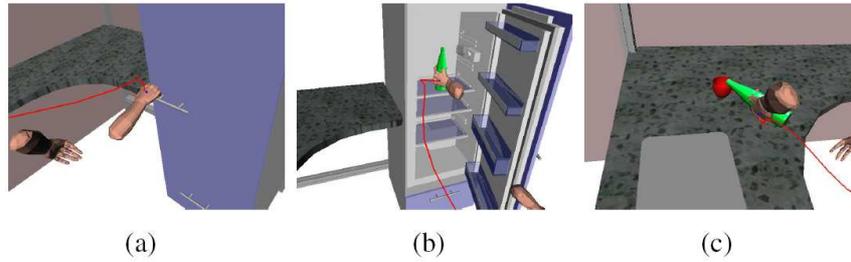


Fig. 1. Un exemple de tâche complexe : ouvrir le réfrigérateur (a), en sortir une bouteille (b) et en verser le contenu dans un verre (c). Pour effectuer cette tâche, le robot doit avoir un modèle précis de son environnement. Figure adaptée de [22].

rapidement difficile à gérer, une approche modulaire est généralement adoptée. On dote alors le robots de *primitives de mouvement* qui sont des gestes simples directement programmés. Par exemple saisir un objet, le poser quelque part, ouvrir une porte peuvent être autant de gestes constituant un “vocabulaire d’actions” du robot. L’apprentissage par imitation consiste alors à apprendre à agencer correctement ces actions pour effectuer une tâche plus complexe comme mettre la table [23] ou se servir à boire [22] (Figure 1). Les différentes étapes de l’exécution de la tâche constituent alors autant d’états dans lequel peut se trouver le robot. Celui-ci doit apprendre d’une part à identifier l’état dans lequel il se trouve et d’autre part quelle action est la plus appropriée dans un état donné. Ceci peut se faire soit en utilisant des modèles probabilistes comme des chaînes de Markov cachées [20] ou avec des systèmes de règles symboliques [23]. L’utilisation de primitives permet de passer d’un mode continu à un mode symbolique plus adapté au traitement informatisé. Cette approche délimite clairement le potentiel du robot, qui ne pourra apprendre à effectuer que des tâches utilisant exclusivement les primitives de son répertoire. D’autre part, si le robot peut apprendre comment ordonner ses primitives en vue d’effectuer une tâche donnée, il ne peut d’ordinaire pas se perfectionner dans l’accomplissement des primitives. Si pour une quelconque raison cette primitive devient inadaptée, c’est l’entier du système qui est affaibli.

## V. L’APPRENTISSAGE DE PRIMITIVES DE MOUVEMENT

Une manière d’éviter cet écueil consiste à doter le robot de la capacité d’apprendre des primitives de mouvement, comme saisir un objet [10], ou le déposer dans une boîte [12], ou encore frapper dans une balle avec une raquette [13]. Ceci permet de faire le lien entre le mode continu de la trajectoire et le mode discret du répertoire d’actions. La difficulté liée à ces primitives réside dans leur interaction avec l’environnement. L’objet à saisir (ou la balle à frapper) sont chaque fois positionnés différemment. De même, la position initiale du robot peut être à chaque fois différente comme illustré par la Figure 2. Il faut donc que le robot apprenne à reproduire un geste tout en s’adaptant à la situation dans laquelle ce geste est effectué.

De manière générale, ceci peut être fait en utilisant une interpolation entre les différents exemples fournis. Si ceux-ci sont suffisamment nombreux et ont lieu dans des conditions suffisamment variées, face à une nouvelle situation il est possible d’effectuer un mouvement semblable à ceux qui ont été montrés en situations semblables. Une sorte de moyennage plus ou moins sophistiqué des mouvements observés peut alors être utilisée [10], par exemple en utilisant des réseaux de Kohonen [26]. Une approche complémentaire consiste à modéliser une primitive de mouvement comme un système dynamique. Ce système dynamique est appris grâce aux exemples fournis et a pour attracteur la position finale à atteindre, par exemple la position de l’objet à saisir [13], [12]. Cette propriété d’attraction permet de garantir que l’objet sera atteint et confère donc une grande robustesse aux

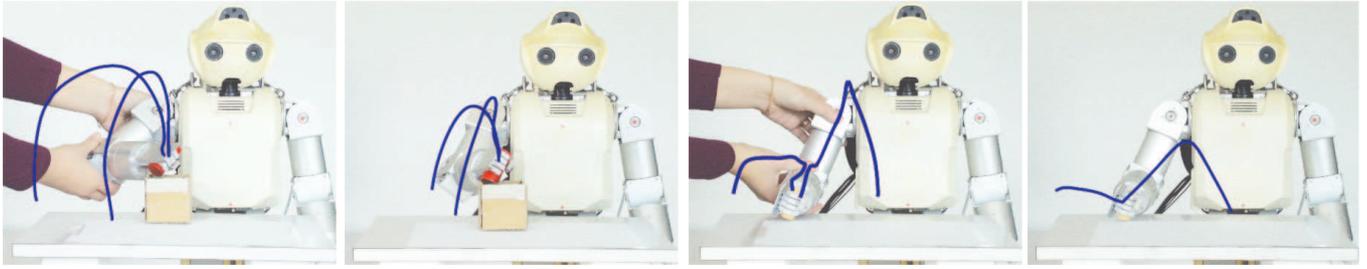


Fig. 2. Deux exemples de primitives pouvant être apprises avec le même système : mettre un objet dans une boîte (deux première figures), saisir un objet (deux dernière figures). Pour chaque primitive, la première figure montre l'utilisateur montrant des exemples d'exécution de la tâche et la seconde le robot accomplissant cette tâche en partant d'une nouvelle configuration initiale. Figure adaptée de [12]

perturbations pouvant affecter le mouvement. Ainsi il est possible pour le robot de mettre un objet dans une boîte, bien que celle-ci soit déplacée durant l'exécution du geste [12]. Toutefois, là encore cette approche ne peut résoudre tous les cas de figure. Le robot ne pourra imiter que dans des situations relativement similaires aux exemples qu'on lui a montrés. Si la situation change de façon importante, par exemple si un nouvel obstacle apparaît sur la trajectoire de son geste, le robot ne saura pas forcément comment y réagir s'il n'a pas été explicitement programmé pour ceci. Pour y faire face, le robot peut alors utiliser une stratégie de tâtonnement pour accomplir la tâche, comme l'apprentissage par renforcement [11]. Après plusieurs essais infructueux, il trouvera peut-être comment faire. Mais à nouveau, pour programmer ce type de comportement, il est nécessaire d'envisager quels sont les événements susceptibles de perturber l'accomplissement de la tâche.

## VI. CONCLUSION

Ce rapide survol montre que la question de l'autonomie traverse de part en part le domaine l'apprentissage par imitation et se retrouve à tous les niveaux. Le défi majeur consiste à pallier la "passivité" intrinsèque du robot, en d'autres mots l'inapplicabilité à la robotique des notions d'intention, de motivation, sens et de but, aux sens où nous l'entendons généralement. Ceci se fait en considérant un ensemble plus ou moins restreint de situations auxquelles le robot risque de se confronter et en tentant de fournir des méthodes utilisant l'information contenue dans les exemples pour définir un comportement approprié. Par la recherche, on tente de proposer des méthodes de plus en plus générales, et de combiner différentes méthodes dans le but d'élargir l'ensemble des situations auxquelles le robot peut faire face. On espère ainsi pouvoir sortir les robots de leur environnement entièrement dédié et les amener dans des environnements de moins en moins contrôlés. Il est difficile de prédire jusqu'où cette approche mènera, mais l'exemple du monde animal nous montre qu'une réelle autonomie dans l'imitation est possible. Si l'on refuse le recours à des principes vitalistes ou transcendants, il n'y a *a priori* pas de raison évidente qu'une certaine autonomie ne puisse être atteinte en robotique. Il se peut toutefois que ceci nécessite une compréhension autrement plus approfondie des notions de sens, d'intentionnalité, de communication ainsi que certains changements dans nos appréhensions de ces concepts [27].

## LECTURES COMPLÉMENTAIRES

Le lecteur souhaitant avoir plus de détails, en particulier rentrer dans les aspects techniques de l'apprentissage par imitation est invité à consulter les récentes recensions du domaine écrites par Billard *et al.* [7] et Argall *et al.* [4]. Concernant nos propres contributions dans ce domaine, Calinon *et al.* [9] présentent un système permettant à la fois de généraliser une primitive de mouvement tout en utilisant la variabilité des exemples pour extraire les aspects du mouvement à reproduire. Ce système

est utilisé pour saisir et déplacer des objets. Dans un travail ultérieur, Hersch *et al.* [12] présentent une manière d'apprendre une primitive de mouvement modélisée par un système dynamique permettant par exemple au robot d'apprendre à saisir un objet ou à le mettre dans une boîte. Ceci permet plus d'adaptation et le robot peut accomplir la tâche même si on déplace la boîte pendant le mouvement.

## REFERENCES

- [1] J. Aleotti and S. Caselli. Robust trajectory learning and approximation for robot programming by demonstration. *Robotics and Autonomous Systems*, 54(5) :409–413, 2006.
- [2] A. Alissandrakis, C.L. Nehaniv, and K. Dautenhahn. Imitation with ALICE : Learning to imitate corresponding actions across dissimilar embodiments. *IEEE Transaction on Systems Man and Cybernetics, Part A*, 32(4) :482–496, 2002.
- [3] P. Andry, P. Gaussier, J. Nadel, and B. Hirsbrunner. Learning invariant sensorimotor behaviors : A developmental approach to imitation mechanisms. *Adaptive behavior*, 12(2) :117, 2004.
- [4] B.D. Argall, S. Chernova, M. Veloso, and B. Browning. A survey of robot learning from demonstration. *Robotics and Autonomous Systems*, 57(5) :469–483, 2009.
- [5] P. Bakker and Y. Kuniyoshi. Robot see, robot do : An overview of robot imitation. In *AISB96 Workshop on Learning in Robots and Animals*, pages 3–11, 1996.
- [6] H. Bekkering, A. Wohlschläger, and M. Gattis. Imitation of gestures in children is goal-directed. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 53A(1) :153–164, 2000.
- [7] A. Billard, S. Calinon, R. Dillmann, and S. Schaal. Robot programming by demonstration. In B. Siciliano and O. Khatib, editors, *Handbook of Robotics*, chapter 59. Springer, 2008.
- [8] A. Billard, Y. Epars, S. Calinon, G. Cheng, and S. Schaal. Discovering optimal imitation strategies. *Robotics and Autonomous Systems*, 47(2-3), 2004.
- [9] S. Calinon, F. Guenter, and A. Billard. On learning, representing and generalizing a task in a humanoid robot. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B.*, 37(2) :286–298, 2007.
- [10] C.L. Campbell, R.A. Peters, R.E. Bodenheimer, W.J. Bluethmann, E. Huber, and R.O. Ambrose. Superpositioning of behaviors learned through teleoperation. *IEEE Transactions on Robotics*, pages 79–91, 2006.
- [11] F. Guenter, M. Hersch, S. Calinon, and A. Billard. Reinforcement learning for imitating constrained reaching movements. *RSJ Advanced Robotics*, 21(13) :1521–1544, 2007.
- [12] M. Hersch, F. Guenter, S. Calinon, and A. Billard. Dynamical system modulation for robot learning via kinesthetic demonstrations. *IEEE Transactions on Robotics*, 24 :1463–1467, 2008.
- [13] A.J. Ijspeert, J. Nakanishi, and S. Schaal. Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1398–1403, 2002.
- [14] V. Kruger, D. Kragic, A. Ude, and C. Geib. The meaning of action : a review on action recognition and mapping. *Advanced Robotics*, 21(13) :1473–1501, 2007.
- [15] M. Lopes and J. Santos-Victor. Visual learning by imitation with motor representations. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B*, 2005.
- [16] A. Maurer, M. Hersch, and A. Billard. Extended hopfield network for sequence learning : Application to gesture recognition. In *Artificial Neural Networks : Biological Inspirations - ICANN 2005*, Lecture Notes in Computer Science, pages 493–498. Springer, 2005.
- [17] J. Nadel. *Imitation et communication entre jeunes enfants*. PUF, 1986.
- [18] J. Nadel and C. Potier. Imiter et être imité dans le développement de l'intentionnalité. In J. Nadel and J. Decety, editors, *Imiter pour découvrir l'humain*, pages 83–104, Paris, 2002. PUF.
- [19] C.L. Nehaniv and K. Dautenhahn. The correspondence problem. In C.L. Nehaniv and K. Dautenhahn, editors, *Imitation in Animals and Artifacts*, pages 41–61. MIT Press, 2002.
- [20] K. Ogawara, J. Takamatsu, H. Kimura, and K. Ikeuchi. Extraction of essential interactions through multiple observations of human demonstrations. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 50 :667–675, 2003.
- [21] M. Ogino, H. Toichi, Y. Yoshikawa, and M. Asada. Interaction rule learning with a human partner based on an imitation faculty with a simple visuo-motor mapping. *Robotics and Autonomous Systems*, 54(5) :414–418, 2006.
- [22] M. Pardowitz and R. Dillmann. Towards life-long learning in household robots : The piagetian approach. In *Proc. 6th IEEE International Conference on Development and Learning, London, UK*, 2007.
- [23] M. Pardowitz, S. Knoop, R. Dillmann, and RD Zollner. Incremental learning of tasks from user demonstrations, past experiences, and vocal comments. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B*, 37(2) :322, 2007.
- [24] I.M. Pepperberg. Allospecific referential speech acquisition in grey parrots (*psittacus erithacus*) : Evidence for multiple levels of avian vocal imitation. In K. Dautenhahn and C.L. Nehaniv, editors, *Imitation in Animal and Artifacts*. The MIT Press, 2002.
- [25] J. Piaget. *La formation du symbole chez l'enfant*. Delachaux et Niestlé, 1947.
- [26] J. J. Steil, F. Rothling, R. Haschke, and H. Ritter. Situated robot learning for multi-modal instruction and imitation of grasping. *Robotics and Autonomous Systems*, pages 129–141, 2004.
- [27] F.J. Varela, P. Bourguine, and P. Dumouchel. *Autonomie et connaissance*. Seuil, 1987.
- [28] E. Visalberghi and D. Frigaszy. "Do monkeys ape?" - ten years after. In K. Dautenhahn and C.L. Nehaniv, editors, *Imitation in Animal and Artifacts*. The MIT Press, 2002.