

Sujet de thèse

Titre de la thèse : Approches hybrides basées IA pour la commande de systèmes dynamiques incertains

Directeur de thèse:

Pascal Morin, Professeur à Sorbonne Université, ISIR

Co-encadrants de thèse :

Nicolas Thome, Professeur au conservatoire national des arts et métiers, CEDRIC lab.

Mokrane Boudaoud, Maître de conférences à Sorbonne Université, ISIR.

Clément Rambour, Maître de conférences au conservatoire national des arts et métiers, CEDRIC lab.

Collaboration dans le cadre de la thèse : Conservatoire national des arts et métiers, CEDRIC Lab.

Laboratoire d'accueil : ISIR (*Institut des Systèmes Intelligents et de Robotique*), Campus Pierre et Marie Curie, 4 place Jussieu, 75005 Paris.

Personnes à contacter

Pascal Morin, Nicolas Thome, Mokrane Boudaoud et Clément Rambour

Emails :

pascal.morin@sorbonne-universite.fr

nicolas.thome@lecnam.net

mokrane.boudaoud@sorbonne-universite.fr

clement.rambour@cnam.fr

Envoyer votre candidature par mail, avec [*sujet de la thèse*] en objet, un CV détaillé, une lettre de motivation, des relevés de notes (master ou équivalent) et les coordonnées (nom, institution, adresse électronique) de deux personnes de référence. Documents à envoyer dans un format zippé.

Date limite de dépôt de la candidature : 12 mai 2022

Description du sujet (en français)

Contexte :

Un défi majeur de la robotique est d'assurer que le robot soit capable de réaliser ce pour quoi il a été conçu avec une bonne répétabilité, et ceci en dépit de conditions d'environnement variables. Les raisons de cette variabilité sont nombreuses, comme l'illustrent les exemples suivants : variations de luminosité affectant les performances d'un module de perception pour un véhicule autonome, variations d'adhérence au sol d'un robot terrestre évoluant en milieu naturel, variations des conditions aérologiques pour un drone autonome, variation de la nature

Sous la co-tutelle de :

des forces d'interaction entre un système micro-robotique et son environnement. Pour répondre à ces défis, l'approche traditionnelle en robotique consiste à établir un modèle « nominal » du robot à partir des lois de la physique, modèle sensé décrire précisément son comportement dans des conditions idéales, puis à utiliser des boucles de rétro-action (« feedback ») afin de corriger les déviations du robot dues, entre autres, aux erreurs liées aux phénomènes de l'environnement non modélisés. Cette approche, reposant sur les fondements de l'automatique, reste essentielle en robotique. Elle a notamment le mérite de permettre, dans de nombreux cas, de garantir des comportements désirés sur la base du modèle nominal. Par contre, ces garanties deviennent rapidement obsolètes si l'on considère des conditions environnementales plus larges dans un contexte expérimental (i.e., caractéristiques des vraies conditions de fonctionnement du robot). Depuis quelques années, l'IA s'est imposée en robotique comme une approche alternative (et complémentaire) particulièrement bien adaptée à la prise en compte de phénomènes complexes à modéliser, par exemple du fait de leur variabilité. Cette utilisation de l'IA en robotique est multiforme et concerne autant des problèmes de modélisation que des problèmes de perception ou de commande (apprentissage par renforcement notamment). De plus en plus cependant, des rapprochements entre l'approche traditionnelle et les méthodes basées IA s'opèrent. On qualifiera de « méthodes hybrides » les méthodes qui cherchent à coupler des techniques traditionnelles de modélisation/perception/commande, avec des méthodes basées IA.

Description du projet et objectifs scientifiques :

L'objectif de cette thèse est de développer des méthodes hybrides, et de valider leur efficacité dans le contexte d'applications robotiques. Plusieurs travaux récents ont proposé des approches hybrides afin de traiter isolément des problématiques de modélisation, perception, ou commande. Concernant les aspects de modélisation, on peut à titre d'exemple citer [1] qui traite des réseaux DeLaN (Deep Lagrangian Networks) consistant à utiliser des réseaux de neurones avec une structure Lagrangienne, ou [2,3] qui proposent des modélisations avec une partie physique (ODE/PDE) complétée par une partie apprise par un réseau de neurones. Concernant les aspects de perception, on peut par exemple citer [4] qui traite de problèmes d'estimation d'attitude à partir de mesures de centrales inertielle et utilise un réseau de neurones pour détecter et corriger des effets vibratoires non pris en compte par le modèle analytique du capteur. Concernant les aspects de commande, les liens entre les approches de type apprentissage par renforcement et des approches classiques d'automatique ont été mis en évidence depuis plusieurs années déjà (voir par exemple [5]) et des approches de type « Model-based reinforcement learning » ont aussi été proposées (voir, e.g., [6]).

Les principaux objectifs de la thèse sont les suivants :

1- Contribuer au développement de nouvelles méthodes hybrides. Comme illustré par les références bibliographiques mentionnées ci-dessus, le développement de méthodes hybrides est en plein essor et il ouvre de nombreuses perspectives. Le premier sujet qui sera abordé dans le cadre de la thèse consistera à coupler des approches exploitant la structure géométrique du modèle (par exemple la structure DeLaN mentionnée précédemment, mais ce n'est pas la seule possible), avec l'approche par augmentation [2,3]. Le but est à la fois d'exploiter des structures physiques fortes inhérentes au système, tout en laissant à la partie réseau de neurones la possibilité d'aller modéliser et identifier des effets qui ne peuvent pas être captés par cette structure (frottements, glissements, perturbations, forces d'interaction, etc.).

2- Proposer une approche complète, qui prenne en compte conjointement les aspects de modélisation, perception, et commande. Les méthodes hybrides proposées dans le cadre de la modélisation, telles que celles mentionnées précédemment, supposent la plupart du temps que les états du système sont mesurés parfaitement (cadre de la simulation), ou utilisent des démonstrateurs instrumentés en laboratoire permettant de disposer de mesures d'excellente

Sous la co-tutelle de :

qualité ([2,3]). La problématique de la perception est alors occultée. Cette problématique est aussi centrale dans des approches d'apprentissage par renforcement, fortement dépendantes de la qualité des mesures. En résumé, passer de démonstrateurs en laboratoires à des applications réelles (i.e. expérimentales) nécessite de prendre en compte la partie perceptive qui est à l'interface entre les aspects de modélisation et de commande. Une première étape dans cette direction consistera à étudier comment un modèle entraîné sur données simulées peut s'adapter sur données réelles – et comment le terme appris de la dynamique peut compenser les erreurs d'estimation de la brique de perception.

3- Valider les approches développées sur des applications robotiques. Si les principaux objectifs de la thèse sont de nature méthodologique, il sera important d'évaluer leur efficacité sur des cas d'usage réels de la robotique. On pourra ici s'appuyer sur les moyens disponibles à l'ISIR, avec deux domaines d'applications déjà identifiés : la navigation autonome de drones, et les applications de micro-robotique. Concernant les drones, conformément au Point 2 précédent, on cherchera à valider sur une tâche de navigation autonome une approche hybride complète de modélisation/estimation d'état/commande. Concernant la micro-robotique, en raison de l'effet d'échelle, les objets à manipuler ont tendance soit à coller aux effecteurs du robot soit à être propulsés avec de fortes accélérations rendant les tâches de manipulation aux petites échelles fortement imprévisibles. Une approche hybride permettra d'une part de compléter les modèles d'interaction entre les effecteurs du robot et les objets manipulés et d'autre part d'adapter les lois de commande aux conditions expérimentales pour un meilleur taux de succès des tâches micro-robotique de manipulation.

[1] M. Lutter and J. Peters. *Combining physics and deep learning to learn continuous-time dynamics models*. arXiv preprint arXiv:2110.01894.

[2] Y. Yin, V. Le Guen, J. Dona, E. de Bézennac, I. Ayed, N. Thome and P. Gallinari. *Augmenting physical models with deep networks for complex dynamics forecasting*. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2021.

[3] L. Bauersfeld, E. Kaufmann, P. Foehn, S. Sun and D. Scaramuzza. *Neurobem: Hybrid aerodynamic quadrotor model*. Robotics: Science and Systems 2021 conference.

[4] M. Brossard, S. Bonnabel, and A. Barrau. *Denoising IMU gyroscopes with deep learning for open-loop attitude estimation*. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020.

[5] F.L. Lewis and D. Vrabie. *Reinforcement Learning and Adaptive Dynamic Programming for Feedback Control*. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2009.

[6] M. Lutter, J. Silberbauer, J. Watson and J. Peters. *Differentiable Physics Models for Real-world Offline Model-based Reinforcement Learning*. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2021.

Profil recherché et compétences requises :

La candidate ou le candidat devra être titulaire d'un master ou d'un diplôme équivalent en Automatique et/ou IA/Machine Learning et/ou Robotique et/ou Modélisation avec de très bonnes compétences dans au moins un de ces domaines.

Plus d'informations

<https://drive.google.com/file/d/1pc8ldNqUL7E4a3fNtN19JcLH2Z7wA95d/view?usp=sharing>

Sous la co-tutelle de :

Description du sujet (en anglais)

Context:

A major challenge in robotics is to ensure that the robot is able to do what it was designed for, with a good repeatability, despite varying environmental conditions. The reasons for this variability are numerous, as illustrated by the following examples: light variations affecting the performance of a perception module for an autonomous vehicle, variations of the ground adhesion for a terrestrial robot evolving in a natural environment, variations of the aerological conditions for an autonomous drone, variation of the interaction forces between a micro-robotic system and its environment. To meet these challenges, the traditional approach in robotics is to establish a "nominal" model of the robot based on the laws of physics, a model that is supposed to accurately describe its behavior under ideal conditions, and then to use feedback loops to correct the deviations of the robot due, among other things, to errors related to phenomena in the environment that are not modeled. This approach, based on the foundations of automatic control, remains essential in robotics. In particular, it allows in many cases to guarantee a desired behavior on the basis of the nominal model. However, these guarantees quickly become obsolete if we consider broader environmental conditions in an experimental context (i.e., characteristics of the real operating conditions of the robot). For a few years, AI has imposed itself in robotics as an alternative (and complementary) approach particularly well adapted to deal with the modeling of complex phenomena, for instance because of their variability. This use of AI in robotics is multifaceted and concerns modeling problems as well as perception or control problems (reinforcement learning in particular). More and more, however, connections between traditional approaches and AI-based methods are being made. We will refer to "hybrid methods" those that seek to couple traditional modeling/perception/control techniques with AI-based methods.

Project Description and Scientific Objectives:

The objective of this thesis is to develop hybrid methods, and to validate their effectiveness in the context of robotic applications. Several recent works have proposed hybrid approaches to deal independently with modeling, perception, and control issues. For modeling aspects, one can cite for instance [1] which deals with DeLaN (Deep Lagrangian Networks) consisting in using neural networks with a Lagrangian structure or [2,3] which propose models with a physical part (ODE/PDE) completed by a part learned by a neural network. Concerning the perception aspects, we can cite [4] which deals with attitude estimation problems involving an inertial measurement unit and uses a neural network to detect and correct vibratory effects that are not taken into account by the analytical model of the sensor. Concerning the control aspects, the links between "reinforcement learning" type approaches and classical automatic approaches have been highlighted for several years already (see for example [5]) and model-based reinforcement learning approaches have also been proposed (see, e.g., [6]).

The main objectives of the thesis are:

1- Contribution to the development of new hybrid methods. As illustrated by the references mentioned above, the development of hybrid methods is in full expansion and opens many perspectives. The first topic that will be addressed in the framework of the thesis will consist in coupling approaches exploiting the geometrical structure of the model (for example the DeLaN structure mentioned above, but it is not the only one possible), before the augmentation approach [2,3]. The goal is both to exploit strong physical structures inherent to the system, while allowing the neural network part to model and identify effects that cannot be captured by this structure (friction, sliding, disturbances, interaction forces, etc.).

Sous la co-tutelle de :

2- Proposition of a complete approach taking into accounts jointly the aspects of modeling, perception, and control. The hybrid methods proposed in the framework of modeling, such as those mentioned above, assume most of the time that the states of the system are perfectly measured (simulation framework), or use instrumented demonstrators in laboratories allowing to have excellent quality measurements ([2,3]). The perception issue is then neglected. This problem is also central in "reinforcement learning" approaches, which are strongly dependent on the quality of the measurements. In summary, the transition from laboratory demonstrators to real applications (i.e. experimental) requires taking into account the perceptual part, which is at the interface between the modeling and control aspects. A first step will be to study how a model trained on simulated data can fit on real data - and how the learned dynamics term can compensate for the estimation errors of the perception block.

3- Validation of the proposed methods on robotic applications. If the main objectives of the thesis are methodological, it will be important to evaluate their effectiveness on real use cases of robotics. It will be possible to rely on experimental setups available at ISIR with two fields of application already identified: autonomous navigation of drones, and micro-robotics applications. Concerning the drones, in accordance with the previous Point 2, the objective will be to validate, on an autonomous navigation task, a complete hybrid approach modeling/state estimation/control. Concerning micro-robotics, due to the scale effect, the objects to be manipulated tend either to stick to the robot's end-effectors or to be propelled with high accelerations making the manipulation tasks at small scales highly unpredictable. A hybrid approach will allow on the one hand to complete the interaction models between the robot effectors and the manipulated objects and on the other hand to adapt the control laws to the experimental conditions for a better success rate of the micro-robotic manipulation tasks.

[1] M. Lutter and J. Peters. *Combining physics and deep learning to learn continuous-time dynamics models*. arXiv preprint arXiv:2110.01894.

[2] Y. Yin, V. Le Guen, J. Dona, E. de Bézennac, I. Ayed, N. Thome and P. Gallinari. *Augmenting physical models with deep networks for complex dynamics forecasting*. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2021.

[3] L. Bauersfeld, E. Kaufmann, P. Foehn, S. Sun and D. Scaramuzza. *Neurobem: Hybrid aerodynamic quadrotor model*. Robotics: Science and Systems 2021 conference.

[4] M. Brossard, S. Bonnabel, and A. Barrau. *Denoising IMU gyroscopes with deep learning for open-loop attitude estimation*. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020.

[5] F.L. Lewis and D. Vrabie. *Reinforcement Learning and Adaptive Dynamic Programming for Feedback Control*. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2009.

[6] M. Lutter, J. Silberbauer, J. Watson and J. Peters. *Differentiable Physics Models for Real-world Offline Model-based Reinforcement Learning*. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2021.

Required Profile and skills:

The candidate should have a Master's degree or equivalent in Control and/or AI/Machine Learning and/or Robotics and/or Modeling with very good skills in at least one of these areas.

More information

<https://drive.google.com/file/d/1pc8ldNqUL7E4a3fNtN19JcLH2Z7wA95d/view?usp=sharing>

Sous la co-tutelle de :