Résumé des résultats de la thèse

Rafael ALELUIA PORTO

12 juin 2020

Informations concernant la thèse

Titre : Modélisation et commande avec apprentissage d'endoscopes flexibles robotisés
Title : Modelling and control of robotic flexible endoscopes using machine learning.
Directeur : Michel DE MATHELIN
Encadrant : Florent NAGEOTTE

1 Contexte

Nous nous intéressons à la commande et au positionnement d'endoscopes flexibles robotisés. Ces systèmes sont constitués d'un long corps flexible (typiquement plus de 50cm) et d'une tête distale béquillable (ou pliable) de longueur plus réduite (entre 2 cm et 15 cm selon les cas). Le mouvement de la tête flexible est généré par des moteurs disposés du côté proximal entraînant des câbles passant dans le corps de l'endoscope. Selon les systèmes, 1 paire de câbles ou 2 paires de câbles permettent de générer des mouvements dans un plan ou tri-dimensionnels.

Figure 1 – Partie distale de l'endoscope et des instruments du robot STRAS

Les approches conventionnelles pour modéliser ce type de systèmes reposent sur des analyses géométriques basées sur des hypothèses de courbure uniforme de la partie béquillable et de transmission idéale du mouvement par les câbles entre côté proximal et côté distal. Sur cette base, il est possible de convertir les variables de configuration (courbure, angle et longueur de l'arc) en variables cartésiennes. La conversion entre les variables articulaires (longueur des câbles qui actionnent la partie distale de l'endoscope) et les variables de configuration est spécifique à chaque robot et doit être évaluée au cas par cas. Dans le cas des systèmes présents sur la plateforme IRIS du laboratoire ICube, nous travaillons avec des systèmes à deux et à quatre câbles (voir figure 1).

Bien que l'hypothèse de courbure uniforme soit largement utilisée, en pratique on se trouve confronté à d'autres caractéristiques bien différentes. En raison des imperfections des transmissions mécaniques, de l'utilisation d'un actionnement par câbles antagonistes, du vieillissement des vertèbres de la partie distale et d'autres phénomènes complexes, de nombreuses non-linéarités apparaissent. Ces non-linéarités complexifient la mise-en-place de la commande et réduisent la précision du positionnement de ces instruments.

Une approche prometteuse est l'utilisation de techniques d'apprentissage par ordinateur pour modéliser ce genre de systèmes. Ces approches peuvent se montrer simples à mettre en place, sont très génériques et ne nécessitent pas la connaissance des spécificités de construction de chaque système. Des travaux très récents ont montré la faisabilité de l'utilisation de tels algorithmes sur des systèmes flexibles robotisés afin d'améliorer la précision de la commande par rapport aux techniques classiques. Dans le cadre de cette thèse, nous cherchons à améliorer ces approches pour pouvoir aussi compenser les non-linéarités de type hystérésis et zone morte.

2 Problématique

L'objectif principal du travail de recherche présenté dans cette thèse consiste à pouvoir commander les systèmes flexibles à câbles introduits précédemment en boucle ouverte. La commande en boucle ouverte permet en effet de s'affranchir de capteurs tels que les capteurs électromagnétiques difficiles à embarquer dans des instruments miniatures médicaux. Elle peut aussi permettre des mouvements rapides difficiles à réaliser en utilisant seulement des boucles d'asservissement réactives. Pour atteindre ces objectifs, il est nécessaire d'obtenir des modèles précis des instruments considérés. Les approches basées sur des modèles physiques requièrent l'accès à des paramètres physiques généralement non disponibles. De plus il a été montré que des instruments réputés identiques font apparaître en pratique des comportements différents. Ceci justifie l'utilisation d'approches basées sur la mesure préalable du comportement des instruments (approche "data-driven").

L'existence d'effets d'hystéresis rend toutefois une telle approche très coûteuse en temps d'expérimentation. La méthode proposée dans cette thèse explore une voie intermédiaire combinant modèles simples de type géométrique et méthodes d'apprentissage, de façon à utiliser les informations fiables de chaque approche pour permettre une modélisation de bonne qualité et à faible coût expérimental.

3 Modèle cinématique inverse tenant compte des effets d'hystérésis

La commande des instruments béquillables robotiques nécessite de connaître les positions moteur à appliquer pour obtenir une position distale voulue de l'instrument. Autrement dit, nous devons fournir un modèle géométrique inverse, qui prenne en compte les défauts mécaniques propres de l'instrument et qui permette de gérer les hystéresis, c'est-à-dire l'historique de déplacement de l'instrument.

Système expérimental

Comme les endoscopes flexibles ne sont pas dotés de capteurs de position distaux, il faut utiliser des capteurs extéroceptifs afin de mesurer la position du bout de l'endoscope lors des phases d'apprentissage (training). Pour ce faire, nous utilisons un système de caméras stéréoscopique. Un marqueur est fixé au bout des outils afin de simplifier le traitement des images stéréoscopiques et de permettre un recalage 3D. De cette façon, il est possible d'estimer la position 3D de l'outil par rapport aux caméras, information suffisante pour pouvoir créer nos modèles.

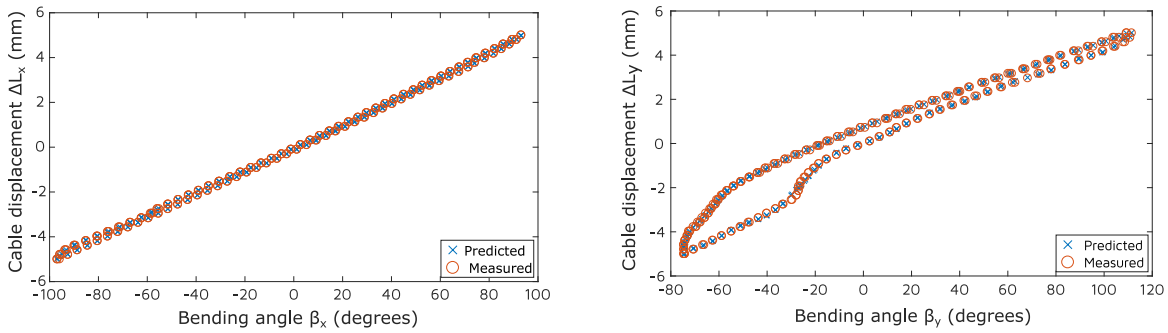
Modélisation par réseau de neurones

L'approche d'apprentissage choisie dans cette thèse est une modélisation par un réseau de neurones appelé *Extreme Learning Machine*. La différence entre un réseau de neurones conventionnel et celui-ci est la façon d'obtenir les poids d'entrée et de sortie. L'avantage principal est le temps de calcul réduit, ce qui nous permet de tester rapidement différents modèles.

Les résultats de modélisation appliqués aux endoscopes et instruments béquillables sont de bonne qualité. Nous arrivons à modéliser la caractéristique statique entre les coordonnées cartésiennes et les coordonnées articulaires avec plus de 95% précision (voir figure 2).

Avec les modèles présentés précédemment, nous pouvons générer des trajectoires moteurs capables de compenser les différentes non-linéarités du système. Certains résultats sont présentés en figure 3 et tableau 1 pour le cas d'endoscopes à deux paires de câbles.

Les résultats concernant la précision de positionnement sont présentés dans le tableau 1. L'intérêt de notre méthode est montré par une comparaison avec une approche purement basée modèle et une autre purement basée sur l'apprentissage automatique [Xu,2017].



(a) Modèle appris reliant l'angle de flexion désiré sur le plan X β_x et le déplacement du câble ΔL_x. Fitting de validation : 0,995

(b) Modèle appris reliant l'angle de flexion désiré sur le plan Y β_y et le déplacement du câble ΔL_y. Fitting de validation : 0,976

FIGURE 2

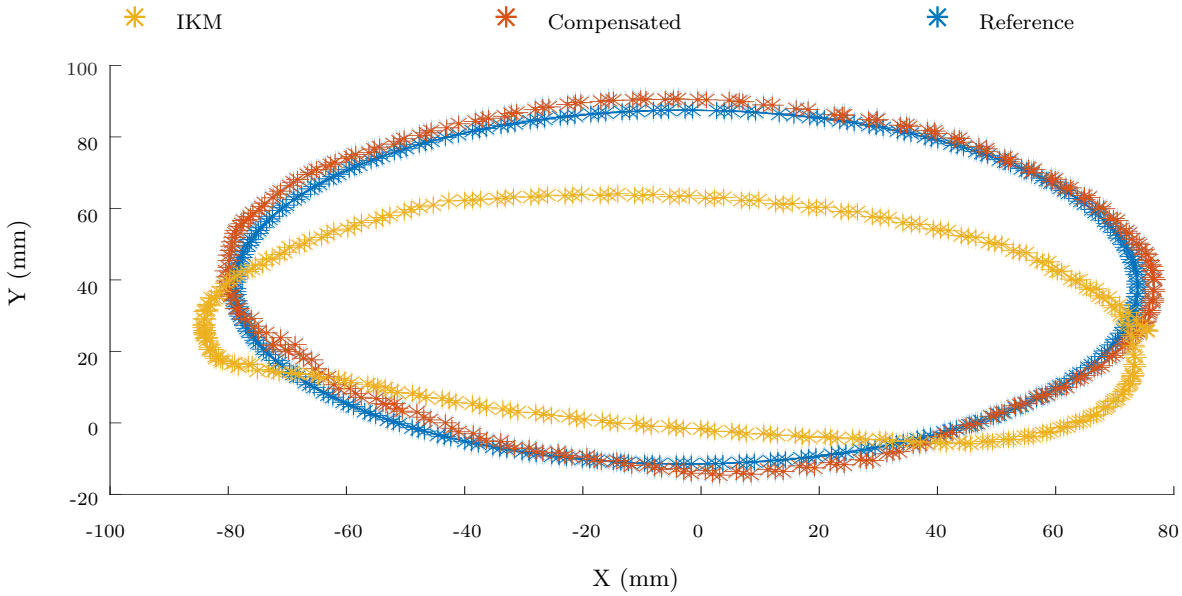


FIGURE 3 – Exemple de trajectoire 2D réalisée par un endoscope flexible. L'utilisation du modèle inverse appris par l'approche proposée (orange) permet de suivre une trajectoire de référence (bleue) avec précision, là où une approche purement basée modèle fournit des positions erronées (jaune).

Statistiques	notre approche	MCI	[Xu,2017]
RMS (mm)	4.4	18.3	11.8
Variance (mm^2)	4.1	16.6	23.6
Quantité de points d'entraînement	500	-	4000

TABLE 1 – Statistiques des erreurs pour les trajectoires 2D.

4 Combinaison de l'apprentissage automatique et de l'analyse cinématique pour la modélisation géométrique directe et inverse des systèmes complexes

Les résultats prometteurs obtenus par notre méthode sur les systèmes béquillables nous ont conduit à développer une généralisation de l'approche proposée qui puisse être utilisée pour d'autres systèmes

robotiques affectés par des non-linéarités quasi-statiques difficiles à modéliser.

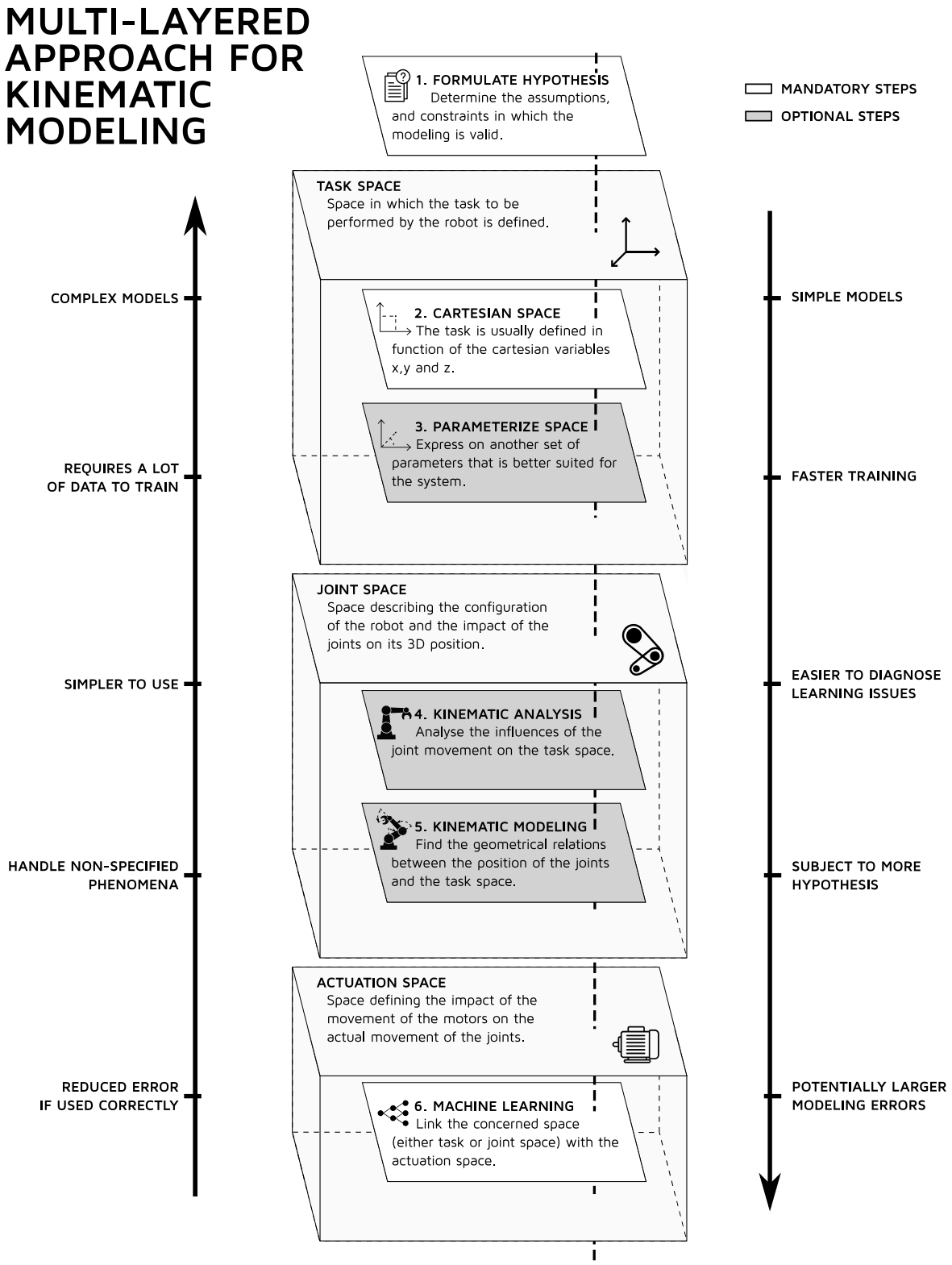


FIGURE 4 – Schéma général de l'approche mettant en évidence les différentes couches de modélisation et les espaces impliqués lors de la modélisation cinématique.

Au lieu de suivre les étapes habituelles utilisées pour établir le modèle géométrique des systèmes robotiques, nous proposons une modélisation cinématique basée sur des "couches de modélisation" et combinant modélisation géométrique classique et apprentissage automatique. Ces couches représentent les différentes étapes de la modélisation qui permettent de prendre en compte des phénomènes physiques

et des hypothèses formulées sur ces phénomènes. Les couches sont décrites de la façon suivante (voir aussi figure 4) :

1. Génération d'hypothèses : Cette couche détermine la validité globale du modèle et les hypothèses formulées. C'est probablement la couche la plus importante étant donné l'impact qu'elle a sur la précision et la complexité des modèles ;
2. Espace cartésien : Cet espace est celui dans lequel la tâche est habituellement définie. Cependant, ce n'est pas toujours le plus simple en ce qui concerne la modélisation ;
3. Paramétrage de l'espace : Après avoir déterminé les relations entre la configuration du robot et les coordonnées x, y et z, il peut être possible de trouver un espace mieux adapté à la spécification de la tâche - par exemple, l'espace cylindrique est vraiment bien adapté aux outils chirurgicaux flexibles car le couplage entre les articulations n'est observé que sur la profondeur. Cependant, ce paramétrage peut ne pas être facilement spécifié ou le paramétrage cartésien peut déjà être optimal ;
4. Analyse cinématique : Sur cette couche, les impacts entre l'espace articulaire et l'espace de la tâche sont mis en évidence. Cependant, aucun développement mathématique n'est nécessaire. Cette couche est facultative car, compte tenu des hypothèses, elle peut ne pas être nécessaire ;
5. Modélisation cinématique : La relation géométrique entre l'espace articulaire et l'espace de la tâche est déterminée. Cette étape peut être nécessaire pour certains systèmes qui ont des articulations couplées ;
6. Apprentissage automatique : Cette étape permet de déterminer, à partir de données mesurées sur le système, la correspondance entre l'espace concerné - qu'il s'agisse de l'espace de la tâche ou de l'espace articulaire - et l'espace d'actionnement.

Cette approche a été testée sur plusieurs systèmes et avec différentes couches de modélisation. En voici les principaux exemples

- Outil chirurgical flexible
  - Approche I - Aucune hypothèse sur la courbure
    - En n'ayant pas d'hypothèse sur la courbure, cette approche est la même que celle développée initialement pour les instruments à un plan de flexion, mais définie sur un cadre général. Les couches utilisées pour cette approche sont 1, 2, 3, 4 et 6.
  - Approche II - Utilisation de l'hypothèse de courbure constante en flexion
    - En ajoutant une hypothèse sur la courbure de l'outil, nous ajoutons une autre couche par rapport à l'approche présentée ci-dessus. Les couches utilisées pour cette approche sont 1, 2, 3, 4, 5 et 6.
- Endoscope flexible avec 4 câbles
  - Approche I - Utilisation de l'hypothèse d'une courbure constante en flexion
    - Étant donné que les articulations de ce système sont couplées, cette hypothèse est nécessaire pour obtenir des couches de modélisation plus profondes. Les couches utilisées pour cette approche sont 1, 2, 3, 4, 5 et 6.
  - Approche II - Utilisation de l'hypothèse de petits angles de flexion
    - Lorsque l'angle de flexion résultant est faible, le couplage entre les articulations est négligeable. De cette façon, nous pouvons relier directement chaque articulation avec les coordonnées cartésiennes. Les couches utilisées pour cette approche sont 1, 2 et 6.
  - Approche III - Lien direct entre l'espace cartésien et l'espace des actionneurs
    - Cette approche a été suggérée par [Xu 2017]. Les couches utilisées pour cette approche sont 1, 2 et 6.

5 Conclusion

La thèse présentée a permis de proposer de nouvelles méthodes de modélisation d'instruments béquillables robotisés et l'utilisation de ces modèles pour de la commande en régime quasi-statique. L'approche a été appliquée à des instruments à une seule paire de câbles et à des endoscopes flexibles à deux paires de câbles. En outre une généralisation de la méthode a été proposée et mise en relation avec des approches existantes. Les approches proposées ont été validées en laboratoire sur la plateforme robotique STRAS, ainsi que lors d'une expérience in vivo de suivi de trajectoire prédéfinie.

6 Liste des publications

- R. Aleluia Porto, F. Nageotte, M. de Mathelin. *Backlash compensation in flexible endoscopes using machine learning*, Surgetica, Strasbourg, France, novembre 2017
- R. Aleluia Porto, F. Nageotte, P. Zanne, M. de Mathelin. *Combining machine learning and kinematic analysis to control medical cable-driven flexible instruments*, Joint Workshop on Computer/Robot Assisted Surgery (CRAS), Genova, Italy, mars 2019
- R. Aleluia Porto, F. Nageotte, M. de Mathelin. *Backlash compensation in cable-driven flexible endoscopes using machine learning and kinematic analysis*, ICRA Workshop : Open Challenges and State-of-the-Art in Control System Design and Technology Development for Surgical Robotic Systems, Montréal, Canada, mai 2019
- R. Aleluia Porto, F. Nageotte, P. Zanne, M. de Mathelin. *Position control of medical cable-driven flexible instruments by combining machine learning and kinematic analysis*, IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Montreal, Canada, mai 2019
- R. Aleluia Porto, F. Nageotte, M. de Mathelin. *Modeling the non-linearities of flexible endoscopes using machine learning*, Surgetica, Rennes, France, juin 2019