

# Sélection de prise et contrôle d'une main robotique pour la manipulation d'objets non rigides

par

Félix Nadon

Thèse soumise en réalisation partielle des exigences pour le diplôme de  
**MScA en Génie Électrique et Génie Informatique**

L'Institut de génie électrique et de génie informatique d'Ottawa-Carleton  
École de science informatique et de génie électrique  
Faculté de Génie  
Université d'Ottawa

## Résumé

La manipulation intelligente des objets non-rigides — cordes, tissus, éponges, caoutchoucs, organes et autres matériaux dont la forme change durant la manipulation — par un système robotique est un critère important pour l’automatisation de plusieurs tâches délicates allant de l’assemblage industriel à la chirurgie, en passant par l’industrie alimentaire et les travaux domestiques. Bien que la manipulation d’objets linéaires (cordes) et plans (tissus) ait beaucoup progressé au cours des dernières années, la manipulation d’objets tridimensionnels reste un sujet relativement peu exploré. En particulier, la sélection d’une prise optimale et le contrôle de la forme d’un objet sont des habiletés importantes, mais qui demandent généralement une connaissance complète des propriétés de l’objet ainsi qu’une puissance de calcul significative.

L’objectif principal de cette thèse est le développement d’un système de planification et de contrôle pour déformer de façon contrôlée le contour d’un objet tridimensionnel dont les caractéristiques sont initialement inconnues, permettant par exemple de l’insérer dans un cadre rigide d’une forme prédéfinie. Ainsi, la tâche centrale est le développement d’une stratégie pour la sélection des points de contact entre les doigts de la main et l’objet à manipuler. D’abord, l’application du principe de diminution de la rigidité permet d’effectuer une présélection des points de contact qui optimiseront la déformation de l’objet. Ensuite, les prises potentielles sont générées de manière à assurer la stabilité de la manipulation ainsi que le respect des contraintes imposées par le manipulateur robotique. Une fois que la prise qui équilibre au mieux ces différents critères est sélectionnée, le contrôle de la forme est effectué tout en maintenant le suivi en temps réel du contour de l’objet pendant la manipulation. Ceci vise à permettre d’ajuster dynamiquement le modèle de déformation ainsi que les forces appliquées, de manière à caractériser la rigidité de l’objet et à optimiser sa déformation.

L’algorithme de sélection de prise développé représente la contribution principale de cette thèse, combinant l’efficacité d’un algorithme heuristique à l’exhaustivité d’un planificateur par échantillonnage pour rapidement identifier les prises qui faciliteront la tâche de déformation en respectant les contraintes de la main robotique et les critères de stabilité. Les contributions secondaires incluent des améliorations au suivi de contour par *fast level set* en coordonnées log-polaires et l’adaptation du contrôle par diminution de la rigidité à la manipulation du contour d’un objet tridimensionnel avec l’ajustement automatique du paramètre de rigidité.

## Remerciements

Plus que le résultat de deux années d'efforts soutenus, cette thèse représente pour moi un défi relevé ; un projet complété en dépit des incertitudes et terminé dans une course contre la montre remplie d'émotions fortes.

Je souhaite d'abord remercier le professeur Pierre Payeur pour son appui et ses conseils précieux tout au long du processus qui a mené à l'accomplissement de cette thèse. De l'orientation de la recherche à la révision minutieuse des manuscrits, en passant par les rebonds d'idées et la navigation des questions administrative, vous avez su rendre ce travail à la fois efficace et agréable. Merci aussi aux membres de mon comité d'évaluation, le professeur Eric Lanteigne et le professeur Andy Adler, pour leurs commentaires avisés et pour leur accommodement des délais serrés pour l'évaluation de cette thèse.

Un merci tout particulier à ma famille — Chantal, Daniel, Christophe, Laurent, Geneviève — pour leur soutien et leurs encouragements intarissables tout au long de mes études. Sans vous, celles-ci auraient été bien plus ennuyeuses — et sans doute plus silencieuses !

Je remercie aussi les programmes de bourse d'études supérieures en sciences et technologie de la Reine Élisabeth II (Ontario) et de bourses d'études supérieures du Canada au niveau de la maîtrise du Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada pour leur appui financier à ce projet.

Enfin, je souhaite remercier les nombreux autres que je ne saurais nommer mais qui, de près ou de loin, ont contribué à rendre ce projet possible.

# Table des matières

Liste des tableaux	vii
Table des figures	viii
Liste des algorithmes	ix
<b>1 Introduction</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation . . . . .	1
1.2 Objectifs . . . . .	2
1.3 Organisation . . . . .	3
<b>2 Revue de littérature</b>	<b>5</b>
2.1 Manipulation robotique d'objets non-rigides . . . . .	5
2.1.1 Objets linéaires . . . . .	6
2.1.2 Objets plans . . . . .	8
2.1.3 Projections bidimensionnelles d'objets . . . . .	13
2.1.4 Objets tridimensionnels . . . . .	16
2.1.5 Contrôle appris . . . . .	17
2.1.6 Autres stratégies de contrôle . . . . .	19
2.2 Sélection de prise . . . . .	22
2.2.1 Critères . . . . .	22
2.2.2 Bouclage des forces . . . . .	22

2.2.3	Synthèse de prise . . . . .	23
2.3	Sommaire . . . . .	26
<b>3</b>	<b>Stratégie de manipulation et modélisation</b>	<b>28</b>
3.1	Manipulation d'objets non-rigides . . . . .	28
3.1.1	Problématique . . . . .	29
3.1.2	Approche globale . . . . .	30
3.2	Modélisation . . . . .	32
3.2.1	Main Barrett . . . . .	32
3.2.2	Kinect . . . . .	35
<b>4</b>	<b>Sélection de prise et contrôle</b>	<b>38</b>
4.1	Détection et suivi du contour . . . . .	39
4.1.1	Coordonnées log-polaires . . . . .	39
4.1.2	<i>Fast level-set</i> . . . . .	41
4.2	Initialisation . . . . .	45
4.3	Sélection de prise . . . . .	49
4.3.1	Identification des régions de prise . . . . .	50
4.3.2	Regroupement des régions en prises potentielles . . . . .	56
4.3.3	Validation de la stabilité . . . . .	56
4.3.4	Sélection de la meilleure prise . . . . .	63
4.4	Contrôle de la force appliquée . . . . .	64
4.4.1	Contrôle direct simple . . . . .	68
4.4.2	Contrôle direct par diminution de la rigidité . . . . .	69
4.4.3	Contrôle itératif par diminution de la rigidité . . . . .	72
4.4.4	Contrôle itératif par diminution de la rigidité avec apprentissage . . . . .	72
4.5	Sommaire . . . . .	75

<b>5</b>	<b>Résultats expérimentaux et analyse</b>	<b>76</b>
5.1	Sélection de prise . . . . .	76
5.2	Stratégies de contrôle . . . . .	87
5.2.1	Contrôle direct simple . . . . .	87
5.2.2	Contrôle direct par diminution de la rigidité . . . . .	92
5.2.3	Contrôle itératif par diminution de la rigidité . . . . .	95
5.2.4	Contrôle itératif par diminution de la rigidité avec apprentissage . . . . .	95
5.2.5	Impact du paramètre de rigidité . . . . .	103
5.2.6	Impact de la hauteur de l'objet . . . . .	108
5.3	Détection et suivi du contour . . . . .	109
5.4	Analyse . . . . .	111
<b>6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>114</b>
6.1	Sommaire . . . . .	114
6.2	Contributions . . . . .	115
6.3	Travaux futurs . . . . .	117
	<b>Références</b>	<b>119</b>

# Liste des tableaux

2.1	Sommaire des stratégies de contrôle étudiées . . . . .	27
3.1	Paramètres du modèle de la figure 3.5 . . . . .	35
5.1	Résultats de la sélection de prise (avant l’alignement de la main) . . . . .	78
5.2	Comparaison de l’écart résiduel des différentes stratégies de contrôle . . . . .	91
5.3	Prédiction et résultat pour $k = [0.25, 3]$ . . . . .	104
5.4	Prédiction et résultat pour $k = [4, 8]$ . . . . .	107

# Table des figures

2.1	Bouclage des forces . . . . .	23
3.1	Montage expérimental et exemple d'une situation typique . . . . .	29
3.2	Structure du logiciel . . . . .	31
3.3	Vue du dessus de la main BH8-262 . . . . .	32
3.4	Déplacement du point de convergence . . . . .	34
3.5	Modèle simplifié (vue de côté) d'un doigt de la main Barrett . . . . .	34
3.6	Modèle de caméra utilisé pour calculer la taille d'un pixel . . . . .	36
4.1	Conversion d'une image en coordonnées log-polaires . . . . .	40
4.2	Identification d'une région d'intérêt . . . . .	46
4.3	Utilisation de la carte $\Phi$ comme masque binaire . . . . .	48
4.4	Exemple de scénario de déformation . . . . .	51
4.5	Visualisation de l'écart entre le contour cible et le contour initial de l'objet. . . . .	52
4.6	Régions à grand écart du contour cible . . . . .	54
4.7	Association des régions du contour cible au contour initial. . . . .	55
4.8	Trajectoires potentielles des doigts en représentation polaire . . . . .	58
4.9	Stabilité de prise selon $\phi$ . . . . .	58
4.10	Courbure par différence d'angle . . . . .	59
4.11	Courbure par la ligne la mieux ajustée . . . . .	60
4.12	Calcul de $\phi$ à partir de la trajectoire de D3 ( $\Theta_c$ ) et de la position d'un autre doigt (point cible) . . . . .	61

4.13	Alignement de la main . . . . .	65
4.14	Calcul des intersections . . . . .	67
4.15	Contrôle direct simple . . . . .	68
4.16	Conversion du déplacement linéaire du doigt au système de coordonnées de l'image . . . . .	70
5.1	Gabarits des formes cibles et objets testés . . . . .	77
5.2	Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle direct simple . . . . .	89
5.3	Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle direct simple . . . . .	90
5.4	Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle direct par diminution de la rigidité . . . . .	93
5.5	Progression de l'écart entre les contours pour le contrôle direct par diminution de la rigidité . . . . .	94
5.6	Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle itératif par diminution de la rigidité . . . . .	96
5.7	Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle itératif par diminution de la rigidité avec apprentissage . . . . .	98
5.8	Évolution de l'écart entre les contours (gauche) et de l'erreur de prédiction (droite) pour le contrôleur avec apprentissage . . . . .	99
5.9	Évolution de l'écart entre les contours (gauche) et de l'erreur de prédiction (droite) pour le contrôleur avec apprentissage . . . . .	100
5.10	Évolution de l'écart entre les contours (gauche) et de l'erreur de prédiction (droite) pour le contrôleur avec apprentissage . . . . .	101
5.11	Évolution du paramètre de rigidité $k$ pour le contrôleur avec apprentissage . . . . .	102
5.12	Situation initiale (prise et cible) pour $k = [0.25, 3]$ . . . . .	104
5.13	Situation initiale (prise et cible) pour $k = [4, 8]$ . . . . .	107
5.14	Impact de la hauteur sur la manipulation d'un ballon dans l'espace bidimensionnel. . . . .	109

# Liste des algorithmes

4.1	<i>fast level-set</i> . . . . .	42
4.2	Tri du contour . . . . .	44
4.3	Fusion et division des régions continues à grand écart initial . . . . .	53
4.4	Identification de prises valides pour la main Barrett . . . . .	57
4.5	Contrôle itératif . . . . .	73
4.6	Contrôle itératif avec apprentissage . . . . .	74

# Chapitre 1

## Introduction

### 1.1 Motivation

Pour augmenter la flexibilité des manipulateurs robotiques et leur permettre d'effectuer des tâches plus variées dans des environnements naturels, il est essentiel qu'ils développent un ensemble d'habiletés se rapprochant des compétences humaines. En particulier, la manipulation d'objets non-rigides englobe une série de tâches que les humains accomplissent naturellement, mais qui demeurent difficiles pour les robots. Cette difficulté provient en partie du fait que ces objets possèdent un nombre infini de configurations et de formes possibles, demandant ainsi des techniques de modélisation avancées et une grande puissance de calcul pour correctement décrire et planifier leur comportement.

Aux fins de cette thèse, un objet non-rigide ou déformable est un objet qui peut changer de forme au cours et comme résultat de la manipulation. Ceci inclut les cordes, câbles et fils métalliques, tous les tissus et matériaux semblables, les feuilles minces et flexibles, le caoutchouc et la mousse, ainsi qu'une variété de matières organiques incluant la nourriture, les organes et les tissus vivants. La manipulation intelligente de ces matériaux permettra l'utilisation de robots à usage général pour automatiser plusieurs tâches délicates ou demandant beaucoup de main-d'œuvre, allant de l'assemblage industriel aux procédures médicales en passant par l'industrie alimentaire et les travaux domestiques.

Tel que présenté dans le chapitre 2, les travaux récents concernant la manipulation d'objets non-rigides s'éloignent graduellement de la manipulation de cordes et tissus pour se tourner vers les tâches impliquant des objets tridimensionnels, qui sont souvent plus complexes en termes de modélisation et de contrôle. Cependant, dans la plupart des approches

présentées, la planification et le contrôle de la forme débutent avec une connaissance préalable des points de contact entre le système robotique et l'objet, limitant ainsi la flexibilité et l'autonomie du système. Les approches pour sélectionner ces points de contact sont communes pour les objets rigides, mais rares dans le cas des objets non-rigides. Qui plus est, les approches existantes sont souvent basées sur la connaissance préalable d'un modèle de l'objet ou d'une base de données de prises réussies sur des objets semblables. Pour développer un manipulateur robotique à usage général demandant un minimum de supervision humaine, il est essentiel de pouvoir générer une prise stable et optimale pour saisir et manipuler un objet initialement inconnu. La recherche entreprise dans cette thèse fait un pas dans cette direction en présentant un algorithme pour sélectionner une prise qui optimisera le contrôle de la forme d'un objet non-rigide tout en respectant les contraintes géométriques imposées par la main robotique et en rencontrant les critères établis pour une prise stable.

## 1.2 Objectifs

L'objectif principal de la recherche entreprise dans cette thèse est de jeter les bases d'un système permettant de contrôler la forme d'un objet non-rigide initialement inconnu. Pour ce faire, il est nécessaire d'identifier l'objet à manipuler ainsi que la forme qu'on souhaite lui donner avant de planifier la trajectoire des doigts de la main robotique et, finalement, d'effectuer l'opération de déformation. De cet objectif général découlent les objectifs spécifiques suivants :

- Sélectionner une stratégie pour identifier l'objet à manipuler et définir la forme qu'on souhaite lui donner.
- Développer une solution algorithmique pour distribuer les points de contact sur la surface de l'objet de manière à optimiser la manipulation en respectant les contraintes de la main robotique.
- Sélectionner et évaluer des stratégies de contrôle pour effectuer la déformation de l'objet.
- Effectuer le suivi en temps réel de l'objet au cours de la manipulation.

Étant donné la complexité de la manipulation d'objets non-rigides dans un environnement réel, il est nécessaire d'établir quelques hypothèses simplificatrices :

- Une vue bidimensionnelle non-obstruée de l'objet est disponible tout au long de la

manipulation.

- Seule la déformation dans le plan de l'image est considérée.
- Les objets considérés sont principalement élastiques.

Ces hypothèses font en sorte qu'il soit possible de détecter et de suivre la forme de l'objet avec une caméra fixe tout au long de la manipulation, sans devoir gérer les obstructions visuelles. Ainsi, les expériences peuvent être accomplies dans le monde réel en se rapprochant d'un scénario de manipulation dans un espace bidimensionnel. Elles réduisent aussi le besoin d'obtenir un modèle précis de l'objet manipulé.

## 1.3 Organisation

Le reste de cette thèse est organisé comme suit :

**Le chapitre 2** vise à positionner la recherche entreprise dans le contexte de la littérature récente. En particulier, la section 2.1 présente un survol des stratégies de planification et de contrôle pour la manipulation d'objets non-rigides, généralement classées selon le type d'objet manipulé. La section 2.2 décrit quelques stratégies existantes de synthèse de prise, à la fois pour les objets rigides et non-rigides. Finalement la section 2.3 présente, sous forme de tableau, une synthèse des observations faites sur l'état-de-l'art et met en évidence les limites des technologies actuelles, servant d'inspiration aux travaux de cette thèse.

**Le chapitre 3** présente la problématique générale considérée dans cette thèse ainsi qu'un modèle simplifié de la main robotique BH8-262 ainsi que du Kinect, utilisés dans cette recherche. Ces modèles sont nécessaires pour dériver les contraintes géométriques utilisées dans la planification.

**Le chapitre 4** détaille la stratégie de planification et de contrôle proposée. En particulier, la section 4.2 présente les étapes d'initialisation, soit la détection et la sélection de l'objet à manipuler et de la forme cible. La section 4.3 décrit l'algorithme proposé pour la sélection de prise, à la fois en termes de ses étapes générales et de son implémentation. La section 4.4 présente les différentes stratégies de contrôle étudiées ainsi que les détails d'implémentation s'y rattachant.

**Le chapitre 5** présente les résultats expérimentaux et les analyses pour évaluer la qualité des algorithmes proposés.

**Le chapitre 6** offre des remarques de conclusion, ainsi qu'un sommaire des contributions et des directions potentielles pour des travaux futurs.

# Chapitre 2

## Revue de littérature

### 2.1 Manipulation robotique d'objets non-rigides

Plusieurs stratégies de contrôle ont été proposées pour la manipulation sécuritaire et efficace des objets non-rigides. Cette section, originalement publiée dans [1], vise à fournir un survol de haut niveau des différentes techniques et des concepts utilisés pour accomplir cette tâche dans la littérature récente. Par conséquent, l'emphase est mise sur la sélection et la planification de la tâche et de la trajectoire de manipulation plutôt que sur le contrôle de bas niveau des moteurs. De cette façon, elle complémente les travaux plus anciens de Khalil et Payeur [2] et de Jiménez [3], ainsi que la revue récente de Sanchez et al. [4]. La plupart de cette section est organisée selon le type d'objet manipulé. Ainsi, la section 2.1.1 présente la manipulation des objets linéaires tels les cordes, fils, câbles et tiges flexibles, à la fois pour le nouage et pour le routage, la formation et autres déplacements. La section 2.1.2 regroupe la recherche qui considère les objets plans, telles les feuilles de métal et de plastique, ainsi que les tissus et les matériaux similaires. Les tâches décrites dans cette section incluent le tri et le pliage des vêtements, l'assistance à l'habillement, ainsi que l'élimination des déformations indésirables dans un contexte industriel. La section 2.1.3 présente les travaux concernant le contrôle de la forme du contour ou de la projection bidimensionnelle d'objets déformables, alors que la section 2.1.4 considère les objets tridimensionnels. Les approches plus récentes utilisant l'apprentissage machine sont regroupées dans la section 2.1.5 et les travaux plus généraux ou difficiles à classifier sont présentés dans la section 2.1.6, indépendamment de la classification précédente.

### 2.1.1 Objets linéaires

Plusieurs tâches d'automatisation concernent la manipulation d'objets non-rigides linéaires, par exemple le nouage et le positionnement de cordes et de câbles. La recherche explorant les noeuds inclue les travaux de Wakamatsu et al. [5], qui ont étudié le nouage et le dénouage d'une corde avec une description topologique de l'état de l'objet, défini comme un ensemble de croisements orientés. Ils définissent quatre manipulations de base permettant de faire des transitions d'état et les utilisent pour dériver un plan de haut niveau pour amener la corde de son état courant à un état désiré arbitraire. Ce plan leur permet de déterminer une séquence de prises et de directions de mouvement pour accomplir l'opération de nouage/dénouage avec un seul manipulateur. Ils ont aussi établi une méthode de planification pour déterminer sur quelles parties de la corde tirer pour serrer un noeud. Saha et Isto [6] se sont basés sur une description topologique similaire en ajoutant la possibilité d'une intersection entre la corde et un objet rigide, par exemple une poutre, une boîte ou un autre support. Leur planificateur utilise optionnellement des « supports coulissants » (aiguilles à tricoter) pour tenir en place des parties du noeud au cours de la manipulation. Le système résultant utilise deux manipulateurs collaboratifs pour faire des noeuds libres et autour d'objets fixes. Bell [7] a développé un système pour faire des noeuds dans des objets plus rigides comme du fil de fer sans utiliser de capteurs, avec des fixations statiques et un système de rails. Plus récemment, Wang [8] a exploré plusieurs techniques pour faire des noeuds avec un minimum de capteurs. Ces techniques sont fondées sur l'utilisation de dispositifs mécaniques ainsi que sur une stratégie de contrôle locale basée sur les champs vectoriels. Les différentes contraintes de nouage, comme le nombre de points de contact et de reprises, ont aussi été étudiées.

Les travaux concernant le routage et la formation d'objets linéaires incluent ceux de Moll et Kavraki [9], qui ont développé un algorithme de planification de trajectoire pour former des câbles flexibles avec un manipulateur robotique tenant chaque extrémité. Définissant que le fil est dans un état « stable » lorsque sa forme correspond à une courbe d'énergie minimale, ils ont restreint le planificateur à ces états stables, réduisant ainsi la taille de l'espace d'états et assurant une tension minimale au cours de la manipulation. Ceci permet d'explorer la totalité des états sans collisions pour amener le fil à une configuration désirée. Tavasoli et al. [10] ont étudié le cas de deux robots planaires manipulant une tige flexible de manière coopérative. Pour supprimer les vibrations indésirables de la tige, ils se sont basés sur l'observation que le positionnement et la vibration se produisent à des échelles de temps différentes. Ainsi, ils ont décomposé le système en deux sous-systèmes,

un « rapide » et un « lent ». Le système « lent » se comporte comme un système rigide et gère la tâche de positionnement alors que le système « rapide » traite uniquement les vibrations. Le résultat est un contrôleur composite permettant de déplacer la tige tout en évitant les vibrations indésirables. Ding et al. [11] ont aussi considéré une technique pour supprimer les vibrations lors de la manipulation d'une tige flexible. Leur approche est de décomposer le système en parties actionnées et sous-actionnées<sup>1</sup>, utilisant une stratégie de contrôle basée sur la position et le contrôle à mode coulissant<sup>2</sup> pour rapidement absorber les vibrations. Shah et Shah [12] ont considéré la fixation au fuselage d'un avion de lourds faisceaux de câbles avec des interconnexions fragiles. La fragilité des liens entre les sections de câble impose des contraintes sévères à la tâche de manipulation et d'ancrage. Leur planificateur par simulation inclut la gravité dans le calcul de la forme du câble pour choisir soigneusement une séquence de points de prise et d'ancrage pour éviter d'endommager les raccords au cours du processus d'assemblage. Li et al. [13] ont développé un contrôleur visuel pour l'alignement des fils d'un câble USB selon la séquence de couleurs prescrite avant de les souder, permettant ainsi d'automatiser cette étape de la fabrication de masse de ces câbles. La capacité de leur contrôleur à rétablir la stabilité suite à une perte de contact au cours de la manipulation est particulièrement essentielle au succès de cette automatisation.

En général, les travaux récents sur le nouage impliquent des opérations complexes avec les défis additionnels d'un état initial arbitraire [5], l'interaction avec d'autres objets [6], ou des capacités de détection limitées [7, 8]. Similairement, les travaux concernant le routage de câbles ajoutent comme contrainte la minimisation du stress sur le câble ou sur certaines de ses sections [9, 12] alors que le déplacement d'une tige flexible implique d'éliminer ses vibrations de manière optimale. Le petit nombre de travaux récents et les contraintes imposées indiquent que la formation et la manipulation d'objets non-rigides linéaires est un sujet qui est déjà assez bien connu et que les chercheurs se tournent vers des tâches plus complexes.

---

1. *actuated et underactuated*

2. *sliding mode control*

## 2.1.2 Objets plans

La plupart des efforts de recherche concernant la manipulation d'objets non-rigides sont présentement dirigés vers les objets plans, c'est-à-dire les objets pouvant être modélisés par un maillage bidimensionnel. Ceci inclut les tissus et le cuir, ainsi que la tôle et les autres feuilles minces et flexibles. L'extensibilité de ces matériaux est souvent considérée comme étant négligeable, alors la déformation est uniquement dans la direction normale au plan de l'objet au repos.

Une application quotidienne de la manipulation de tissus est le pliage automatique des vêtements. Bell [7] a dérivé le nombre de points de prise nécessaires pour immobiliser un tissu polygonal et a démontré que ce nombre pouvait être grandement réduit par des manipulations simples utilisant la gravité. Ces conclusions ont été utilisées pour développer un système permettant de plier un chandail en utilisant une tige fixe et un manipulateur avec peu de degrés de liberté. Maitin-Shepard et al. [14] ont utilisé une approche géométrique basée sur la vision pour détecter et saisir les coins d'une serviette et pour la plier avec une série de reprises<sup>3</sup>. Cusumano-Towner et al. [15] ont étendu cette approche en utilisant un modèle d'apprentissage *Hidden Markov* pour reconnaître le comportement du tissu et détecter son type dans une phase initiale de désambiguïsation. Ceci leur permet d'amener différents vêtements dans une configuration appropriée pour un traitement postérieur tel le pliage. Bersch et al. [16] ont présenté un système pour trouver les prises possibles sur un chandail chiffonné et évaluer leurs chances de succès par l'apprentissage machine. En utilisant les plis détectés dans les données visuelles 2D et 3D, cette stratégie heuristique place un modèle de préhenseur simplifié autour du nuage de points près du point de prise désiré pour déterminer les configurations du manipulateur permettant de manipuler le chandail. Une fonction apprise automatiquement avec une machine à support vectoriel<sup>4</sup> est ensuite utilisée pour évaluer la qualité de la prise potentielle et de la configuration du manipulateur en se basant sur des caractéristiques géométriques qui améliorent le taux de succès. Leur système déplace finalement les points de contact vers les épaules de manière itérative avant d'exécuter une routine de pliage en boucle ouverte. Willimon [17] a aussi considéré le problème d'aplatir un vêtement chiffonné ou plié. Son système permet de saisir un vêtement dans une pile et de le classifier en utilisant les données RGBD et la manipulation active, avant de l'aplatir et de passer au prochain item. Li et al. [18] ont utilisé un système basé sur la simulation pour trouver la trajectoire optimale pour un seul mouvement de pli.

---

3. *regrasps*

4. *support vector machine*

Étant données les positions initiale et finale du manipulateur, une simulation hors-ligne explore les trajectoires possibles pour minimiser l’erreur entre le résultat et l’état « plié » défini par l’utilisateur. Cette trajectoire optimale évite les erreurs comme traîner le tissu (si la trajectoire est trop basse) ou le lever et l’empiler (trop haute). La trajectoire apprise peut ensuite être généralisée à des vêtements de forme similaire.

Dans une série d’articles résumés dans [19], Doumanoglou et al. ont développé un système complet pour plier un tas de vêtements avec un robot à deux bras. La première étape consiste à saisir un seul vêtement du tas, ce qui est accompli en utilisant une caméra de profondeur pour détecter les plis, qui sont « les points de saisie les plus appropriés même pour les humains ». Un des manipulateurs est ensuite déplacé pour saisir le pli qui est le plus haut dans le tas. À la seconde étape, le dépliage, la pose de l’objet est définie par la relation entre les points de saisie présents et les points optimaux (sélectionnés manuellement) qui permettront de déplier le vêtement par la gravité. Cette représentation permet de facilement déplacer les manipulateurs vers les prises optimales. Une fois que le vêtement est étendu sur la table, une étape intermédiaire est nécessaire pour l’aplatir complètement. Ici, un des manipulateurs utilise une brosse pour pousser les plis vers l’extérieur alors que l’autre maintient le vêtement en place. Finalement, la procédure de pliage est effectuée en associant le polygone détecté avec un mouvement de pli triangulaire prédéfini (appelé *g-fold*).

Sannapaneni et al. [20] ont développé un algorithme pour apprendre une séquence de pli à partir de la détection visuelle de marqueurs spéciaux attachés à des points clés du vêtement au cours d’une démonstration. La séquence apprise est ensuite généralisée à des vêtements de tailles différentes mais de formes identiques. Yang et al. [21] ont préféré utiliser une approche d’apprentissage profond<sup>5</sup> avec un entraînement par téléopération. Le modèle appris est combiné avec les données provenant des capteurs du robot pour générer un plan de pliage. Cette approche combinée améliore la robustesse du système et permet au robot de compléter ou de recommencer la tâche lorsqu’il est interrompu par un événement externe. Jia et al. [22] ont utilisé un « dictionnaire de retour visuel » pour associer des caractéristiques visuelles du tissu à la vitesse du manipulateur. Combinée à une représentation des caractéristiques par un « histogramme de rides orientées » avec des composantes de hautes et basses fréquences, cette approche leur permet de réaliser des manipulations complexes avec peu de données d’entraînement. En se basant sur l’extraction des plis convexes dans un nuage de points, Wang et al. [23] ont développé un système pour synthétiser une prise permettant de saisir un vêtement dans un tas sans devoir préalablement segmenter

---

5. *deep learning*

l'item à extraire.

Certains travaux se sont aussi attaqués au problème de l'habillement assisté, où un système robotique aide une personne à mobilité réduite à s'habiller. Le système de Yamazaki et al. [24] aide une personne assise à enfiler un pantalon. Ils utilisent le flux optique<sup>6</sup> pour estimer l'état du vêtement et ont développé un algorithme de planification de trajectoire qui s'adapte à la longueur, taille et position des jambes. De plus, leur système peut pallier à des échecs (comme le bas du pantalon qui s'accroche à un orteil) en tentant de revenir à l'état précédent. Gao et al. [25] utilisent un algorithme d'optimisation itératif en ligne pour trouver la trajectoire d'habillement préférée de l'utilisateur pour enfiler une veste sans manches. La posture générale de la personne et ses mouvements possibles sont reconnus par des capteurs visuels, alors que le contrôle de force est utilisé pour l'optimisation locale. La trajectoire d'habillement préconfigurée est ainsi dirigée itérativement vers le chemin de moindre résistance, qui est considéré être la préférence de l'utilisateur. Zhang et al. [26] utilisent une structure de tâche hiérarchique dans laquelle la planification de trajectoire est subordonnée à la minimisation de l'interférence avec les mouvements de l'utilisateur. Ainsi, ce système est capable d'aider une personne à enfiler un chandail tout en considérant ses mouvements et ses restrictions de mobilité. La minimisation d'interférence est principalement accomplie par la détection des forces puisque les occlusions provenant du robot et du vêtement empêchent l'estimation visuelle précise de la pose en temps réel.

Dans un contexte industriel, Flixeder et al. se sont concentrés sur la superposition de feuilles flexibles sur une forme rigide, une tâche courante pour le renforcement en fibre de verre ou la formation du cuir. Dans [27], ils ont expérimenté avec la manipulation à plusieurs bras et ont testé une variété de stratégies de contrôle pour la position, la résistance et le contrôle parallèle de la position et de la force. Dans [28], ils ont proposé une conception mécatronique ainsi que des stratégies de contrôle et de planification pour la superposition précise de couches de bandes flexibles sur un moule complexe. Les travaux de Li et al. [29, 30] sont concentrés sur l'élimination de la déformation indésirable d'un circuit imprimé flexible avant d'y souder des composantes. Ceci est accompli par un contrôle adaptatif de région<sup>7</sup> qui permet à un bras d'assistance de contrôler la déformation à partir de n'importe quel point dans la région cible. Un effort significatif est aussi dédié à garantir que la déformation est stabilisée avant le soudage tout en complétant la tâche le plus rapidement possible. Une autre approche pour annuler les déformations indésirables de

---

6. *optical flow*

7. *adaptive region control*

grandes feuilles de tôle ou de plastique a été explorée par Park et Mills [31], qui ont intégré un « amortisseur intelligent » directement dans le préhenseur. Comme celui-ci annule la plupart de la déformation, le reste du manipulateur peut être contrôlé comme si l’objet était complètement rigide.

D’autres travaux tentent de résoudre des problèmes plus généraux reliés à la manipulation de feuilles non-rigides plutôt que de se concentrer sur une tâche spécifique. Zacharia et al. [32] ont proposé une approche sans modèle pour manipuler des feuilles flexibles placées sur une table en augmentant la logique floue avec des algorithmes génétiques pour le contrôle visuel. Shibata et al. [33] ont utilisé le contrôle simultané du déplacement et de la déformation d’un tissu pour accomplir le « mouvement d’essuyage », un des mouvements de base utilisés par les humains lors de la manipulation de tissus. Kinio et Patriciu [34] ont montré que le contrôleur  $H_\infty$  est plus efficace que le contrôleur PID pour la manipulation indirecte de points cibles dans une feuille de silicone. Elbrechter et al. [35] ont développé un algorithme de planification de trajectoire pour plier un papier avec des mains anthropomorphiques avec des coefficients de friction différents. Ceci est accompli par le suivi visuel et tactile ainsi que la modélisation physique en temps réel de la feuille de papier. Dans leur approche, une machine à états hiérarchiques permet de changer dynamiquement entre différents contrôleurs, soit un pour initier le contact avec le papier et un autre pour le maintenir. Ils remarquent aussi que le mouvement dans la direction normale à la surface (pour maintenir le contact) est contrôlé par le retour tactile alors que le mouvement parallèle à la surface (pour plier le papier) est contrôlé indépendamment par le suivi visuel. Bodenhagen et al. [36] ont utilisé une approche d’apprentissage avec plusieurs phases d’apprentissage et d’estimation pour calculer les actions idéales à appliquer à des tâches comme saisir une épaisse feuille de silicone sur un tapis roulant, l’insérer dans un trou, ou encore la déposer sur une table. Kruse et al. [37] ont utilisé seulement le retour de force et le suivi visuel pour la manipulation collaborative d’un grand tissu par un robot et un humain. Dans cette tâche, le robot doit suivre les mouvements de l’humain tout en gardant le tissu tendu. Ils ont ensuite étendu cette approche dans [38] en considérant un robot mobile, permettant ainsi d’accomplir une plus grande variété de tâches, par exemple transporter un drap autour d’un coin.

D’autres approches intéressantes pour la manipulation de feuilles non-rigides incluent les travaux de Dang et al. [39], qui ont proposé une solution pour contrôler la forme générale d’une surface flexible par le contrôle en champ de potentiel d’une série de microactuateurs intégrés dans l’objet. Patil et Alterovitz [40] ont travaillé sur le problème de la rétraction

automatique de tissus par les robots d'assistance à la chirurgie. Cette tâche implique de saisir et de soulever une mince couche de tissu pour permettre au chirurgien d'accéder à la région sous-jacente. Un planificateur par échantillonnage est utilisé pour explorer les possibilités de points de saisie et de trajectoires de manière à minimiser l'énergie de déformation maximale, le stress maximal, et l'effort de contrôle total tout en permettant une exposition suffisante de la région cible. Leur système est basé sur une simulation physique du modèle et peut être utilisé pour sélectionner un point de saisie initial, optimiser une trajectoire de rétraction définie par l'utilisateur, ou encore calculer la séquence de mouvements complète tout en évitant les obstacles. Inahara et al. [41] ont accompli la compression et l'étirement non-préhensibles d'une mince pâte de blé en contrôlant l'accélération d'une plaque vibrant sous l'objet. Cette technique a ensuite été améliorée dans Higashimori et al. [42] en permettant à l'objet de « sauter » de la plaque au cours de la manipulation. Dans le domaine de l'animation par ordinateur, Bai et al. [43] ont développé un algorithme pour calculer les forces à appliquer par les jointures de mains anthropomorphiques simulées pour qu'un tissu suive un chemin prédéfini. Il est particulièrement intéressant de noter que la tâche est définie comme une série de chemins à faire suivre à des points quelconques du tissu. Les forces aux points de saisie sont calculées automatiquement à partir de cette information pour relier l'état du tissu et celui des mains, formulant le problème comme une question de contrôle prédictif par le modèle<sup>8</sup>. Récemment, Cocuzza et Yan [44] ont exploré la formation d'un objet rhéologique mince (du glaçage fondant). Ils ont développé une méthode pour identifier les propriétés du matériau à partir de tests de tension et ont utilisé ce modèle pour calculer la trajectoire optimale pour qu'un manipulateur industriel puisse former le glaçage sur un gâteau. La vitesse de manipulation est augmentée par l'utilisation des propriétés de déformation élastique de l'objet pour contrôler la déformation plastique finale.

La manipulation d'objets non-rigides plans devient rapidement un domaine bien connu, en particulier pour les matériaux semblables aux tissus. Ceci s'explique par le nombre et la variété des applications envisageables dans un contexte domestique ou industriel. En particulier, dans la dernière décennie, le pliage automatique des vêtements est passé de la détection et du pliage en boucle ouverte d'une seule serviette à des systèmes complets capables de plier automatiquement un assortiment de vêtements empilés. Il ressort que le défi principal de ces systèmes est l'extraction et l'identification du vêtement à plier avant de l'amener à une configuration initiale souhaitable, en raison de l'infinité de configurations possibles d'un tissu. L'assistance à l'habillement, une autre tâche domestique impliquant

---

8. *model-predictive-control*

des vêtements, a aussi reçu une certaine attention. Dans ce cas, l'objectif est d'éliminer les risques de blessures tout en augmentant le confort de l'utilisateur. Cette tâche est accomplie en utilisant une combinaison de capteurs de vision, de force et de données tactiles pour développer des algorithmes capables de s'adapter à des mouvements inattendus au cours de l'habillement. Cependant, ces systèmes n'ont pas encore atteint une grande flexibilité, permettant seulement d'enfiler un vêtement bien précis dans des conditions initiales contrôlées.

Une plus grande variété de matériaux est utilisée en dehors des environnements domestiques, avec l'objectif principal de former de minces feuilles de matériel. Les stratégies de contrôle utilisées dans ces applications sont aussi variées que les tâches à accomplir, mais une stratégie commune est d'utiliser le contrôle de force en plus du contrôle de position, en particulier pour les matériaux qui ont une certaine élasticité dans la direction de la déformation désirée. L'utilisation de retours de forces et tactiles est aussi une amélioration fréquente apportée aux systèmes principalement basés sur la vision. En général, même si certaines parties sont déjà bien explorées, la manipulation d'objets déformables plans demeure un domaine de recherche actif avec plusieurs problèmes non résolus et autant d'améliorations potentielles.

### 2.1.3 Projections bidimensionnelles d'objets

Un autre domaine de la manipulation d'objets non-rigides est la formation active de la projection bidimensionnelle d'un objet. Ceci inclut des tâches comme le contrôle de la forme du contour d'un objet dans une image, ou le déplacement indirect des points internes d'un objet vers des cibles. Gopalakrishan et Goldberg [45] ont considéré le cas de la saisie d'un objet avec deux contacts sans friction. Ils discutent du concept de « bouclage de déformation »<sup>9</sup>, l'équivalent dans « l'espace de déformation » de tenir un objet rigide similaire dans un état de bouclage des forces<sup>10</sup> avec les points de contact aux concavités. Ils ont ainsi calculé la séparation optimale des pinces pour équilibrer l'énergie nécessaire pour libérer l'objet avec celle qui causerait une déformation permanente.

Das [46] a exploré plusieurs tâches reliées au contrôle bidimensionnel d'objets non-rigides. D'abord, il a développé un algorithme de planification pour former le contour d'un objet à une courbe spécifique avec un nombre arbitraire de manipulateurs plans. Ce

---

9. *deform closure*

10. *force closure*

système calcule aussi la position des points de contact sur le contour original à partir de leur position sur le contour déformé. Le second contrôleur qu’il a conçu sert au positionnement collaboratif de points cibles. Dans ce cas, plusieurs doigts ou manipulateurs travaillent ensemble pour diriger un point interne vers une cible en appliquant des forces sur le contour de l’objet. Sa tâche finale était un algorithme de planification de trajectoire pour insérer et positionner une aiguille à pointe biseautée dans un tissu souple. L’aiguille est tournée par incréments de  $180^\circ$ , de sorte que la déformation du tissu — et donc la trajectoire de l’aiguille — demeurent dans un plan. Ceci permet un positionnement précis de la pointe de l’aiguille.

Dans [47], Das et Sarkar ont présenté des techniques pour former le contour d’un objet plan rhéologique avec plusieurs manipulateurs. Ils ont discrétisé la bordure de l’objet en un nombre de points de contrôle égal au nombre de manipulateurs, développant un planificateur de trajectoire pour optimiser l’association entre les points de contact sur la courbe originale et la courbe désirée. Cette sélection est basée sur la minimisation d’un critère d’énergie entre les deux courbes. Dans [48], ce contrôleur a été augmenté avec la matrice Jacobienne de forme, qui associe la forme générale de l’objet aux changements locaux aux points de contrôle. Ceci permet aussi au contrôleur de calculer les formes intermédiaires optimales au cours de la déformation. Dans [49], ces travaux ont été étendus pour déplacer des points de contrôle internes vers des cibles en appliquant des forces minimales à la bordure de l’objet. Les forces totales appliquées sont minimisées en observant la dissipation d’énergie pour sélectionner le mouvement approprié.

Alonso-Mora et al. [50] ont présenté un système pour la manipulation collaborative de grands objets flexibles comme des draps avec un robot mobile distinct associé à chaque point de contrôle. L’objet est modélisé comme le polygone de triangulation de sa projection bidimensionnelle (vu du dessus) avec des contraintes sur les distances minimale et maximale entre les voisins pour éviter l’étirement et le relâchement excessifs. Ils utilisent un planificateur centralisé pour définir la tâche comme un changement de configuration du polygone de l’objet, alors que la planification de bas niveau est laissée aux robots individuels. Au lieu de communiquer entre eux, les robots observent la position de leurs voisins et les forces transmises à travers l’objet pour déterminer la configuration courante de l’objet. Un planificateur local à horizon fuyant<sup>11</sup> est implémenté pour chaque robot de manière à calculer la prochaine position et à éviter les collisions en résolvant un problème d’optimisation en vitesse. Récemment, Navarro-Alarcon et Liu [51] ont proposé une nou-

---

11. *receding horizon*

velle représentation du contour de l'objet basée sur une série de Fourier tronquée. Cette représentation, plus compacte que les approches spatiales comme le nuage de points, leur permet d'ignorer les composantes de haute fréquence lors du contrôle visuel. Ceci améliore la vitesse et la fiabilité du système pour manipuler des objets ayant un contour dentelé, ou si la forme désirée est définie par un croquis grossier. Au lieu de calculer le modèle complet de la déformation, leur algorithme estime les propriétés locales et utilise cette information pour diriger l'objet vers la forme désirée, dans les limites des points de contrôle prédéfinis. Aranda et al. [52] considèrent le cas simulé d'une équipe de robots mobiles ayant chacun une prise rigide sur un objet déformable dans un espace bidimensionnel. Utilisant une planification globale, le mouvement des robots est défini de manière à descendre le gradient de la mesure de la différence entre l'état courant et l'état désiré de l'objet. Ceci permet de contrôler avec précision la position relative de chaque robot. Ils effectuent aussi une analyse mathématique de leur contrôleur de manière à découvrir l'effet de paramètres tels la taille de l'équipe et la distance entre les robots sur l'efficacité de la manipulation.

Le contrôle bidimensionnel d'objets non-rigides couvre plusieurs cas d'utilisation où la déformation désirée et les forces appliquées se retrouvent dans le même plan. Ainsi, il constitue une simplification raisonnable pour la manipulation d'objets tridimensionnels lorsque la déformation dans une dimension quelconque peut être ignorée de manière sécuritaire, ou si l'information de profondeur n'est pas disponible et serait difficile à obtenir. Encore une fois, les travaux récents présentent une variété d'approches, mais quelques courants émergent tout de même, notamment l'utilisation répandue de plusieurs robots pour la manipulations d'objets potentiellement grands [46–50]. Dans ces cas, la complexité réduite d'un environnement bidimensionnel permet d'implémenter des stratégies de collaboration plus élaborées. Une autre stratégie intéressante est l'utilisation du contrôle en force de la déformation élastique pour induire la déformation plastique désirée plus rapidement [53, 54]. Somme toute, la plupart des approches étudiées utilisent le contrôle bidimensionnel pour réduire le coût de calcul de la manipulation d'objets tridimensionnels lorsque les contraintes de profondeur peuvent être intégrées dans l'espace 2D [50], ou ignorées.

## 2.1.4 Objets tridimensionnels

Récemment, des chercheurs se sont tournés vers la manipulation automatique d'objets non-rigides tridimensionnels. Des travaux plus anciens de Navarro-Alarcon et al. se concentraient sur la capacité de créer des caractéristiques spécifiques de points et d'angles telles qu'observées par un système de vision 2D. Dans [55–57], ils ont développé une loi dynamique de contrôle de la vitesse pour un seul point sur l'objet. Ils ont aussi utilisé une estimation itérative de la Jacobienne de déformation basée uniquement sur le suivi visuel 2D. Cette technique leur permet d'éviter de devoir obtenir une connaissance préalable de l'objet et de le modéliser tout en contrôlant directement la déformation élastique de l'objet par manipulation visuelle. Plusieurs types de caractéristiques de déformation ont été explorées, notamment déplacer un point à une position spécifique, créer un certain angle, ainsi que changer la distance entre des points. Ils ont étendu ces travaux dans [58] en présentant une méthode analytique basée sur l'énergie pour la déformation active tout en maintenant le comportement adaptatif de leur contrôleur et sa capacité à fonctionner dans un environnement non calibré. Ils ont aussi développé une solution qui ne demande pas de calculer le flux optique<sup>12</sup> en temps réel, utilisant plutôt les informations provenant de tests de déformation hors-ligne. Ils ont aussi considéré des caractéristiques de déformation basées sur la courbure. Dans [59], ils ont développé un contrôleur permettant d'utiliser les six degrés de liberté disponibles à leur robot, ce qui n'était pas possible lors de leurs expériences précédentes. Cette liberté de mouvement accrue permet plus de flexibilité dans les tâches de déformation, à la fois en termes du nombre de caractéristiques contrôlables simultanément et du nombre de configurations possibles. Plus récemment, dans [60], ils ont utilisé la vision stéréoscopique et un système similaire pour contrôler les caractéristiques de déformation tridimensionnelles avec deux manipulateurs. Encore une fois, une connaissance préalable du modèle de l'objet n'est pas nécessaire puisque les paramètres de déformation sont estimés en temps réel.

Dans des travaux récents, Delgado et al. se sont concentrés sur la manipulation en main d'objets élastiques en utilisant uniquement le contrôle tactile. Dans [61], ils ont commencé par classifier les objets comme étant rigides ou non-rigides selon la « sensation de rigidité » et le déplacement total en faisant varier la force de contact appliquée par les doigts robotiques. Ensuite, ils ont introduit un système de planification et de contrôle pour maintenir et adapter les forces de contact tout en exécutant des tâches de manipulation comme lever,

---

12. *optical flow*

tourner, écraser ou déplacer l’objet. Cette stratégie de contrôle est basée uniquement sur l’information tactile et ne dépend pas d’un modèle de l’objet ni de la connaissance de son poids ou de son coefficient de friction. Dans [62], ils ont exploré des tâches similaires tout en considérant un modèle minimal de l’objet basé sur des ressorts. Une phase d’exploration initiale est utilisée pour déterminer les paramètres d’élasticité de l’objet (module de Young) en faisant varier les forces appliquées et en mesurant le déplacement et la rigidité. Ces données sont ensuite intégrées dans un modèle simple qui relie chaque point de contact au centre de l’objet par un ressort. Ensuite, les tâches de manipulation sont planifiées et exécutées principalement en ajustant la position et la force des doigts. Dans [63], ils ont utilisé des « images tactiles » créées par des fonctions gaussiennes dynamiques comme représentation commune des données tactiles. Cette représentation permet de fusionner les données provenant de capteurs ayant différentes résolutions et offre une interface de haut niveau pour contrôler la pression appliquée par chaque doigt. Leur système permet à la fois de créer des images tactiles et de les utiliser pour contrôler les doigts. Cette stratégie a été testée pour différentes tâches bimanuelles où chaque main est équipée avec un capteur différent et doit respecter une image tactile globale tout en pliant ou déplaçant l’objet manipulé.

La recherche concernant le contrôle d’objets non-rigides tridimensionnels est plutôt récente et se concentre sur des tâches de formation de base et le contrôle en main. Même si le petit nombre de groupes de recherche ne permet pas une grande généralisation, quelques tendances peuvent tout de même être notées. En particulier, les tâches sont basées sur le suivi par un seul type de capteur, menant à une approche de contrôle purement visuelle ou tactile. De plus, les modèles d’objets — s’ils sont utilisés — sont minimalistes, menant à des stratégies de contrôle réactives qui doivent constamment s’ajuster en fonction des observations en temps réel. Somme toute, la manipulation d’objets non-rigides tridimensionnels est un sujet qui en est encore à ses premiers balbutiements.

### 2.1.5 Contrôle appris

Étant donnée la présente popularité des algorithmes d’apprentissage machine, il est intéressant de souligner leurs applications pour la manipulation d’objets non-rigides. Les travaux récents incluent ceux de Li et al. [18], qui ont utilisé plusieurs expériences en simulation pour permettre à leur système d’apprendre la trajectoire optimale pour un seul mouvement de pli. Lee et al. [64] ont présenté une méthode pour apprendre des habiletés

de manipulation basées sur la force à partir de démonstrations multiples. Leur système adapte les forces et trajectoires de la démonstration à la situation courante, appliquant l'apprentissage statistique pour combiner plusieurs démonstrations pour accomplir une nouvelle tâche. Ceci permet aussi de sélectionner automatiquement un compromis entre l'erreur en position et en force. Les démonstrations sont fournies par téléopération ou par « enseignement kinesthésique » direct, permettant d'accomplir des tâches telles le nouage de cordes de plusieurs longueurs, le lissage d'une serviette et l'effacement d'un tableau. Tang et al. [65] ont présenté une nouvelle méthode pour adapter les trajectoires apprises à de nouvelles situations. Dans leurs travaux, la fonction reliant la forme apprise à la forme manipulée est dérivée dans l'espace tangent au lieu de l'espace cartésien. Contrairement à la relation entre des nuages de points de l'espace cartésien, cette relation tangente préserve l'information structurelle de l'objet, éliminant ainsi le risque d'un étirement excessif lors de la manipulation. Cet algorithme a été testé en simulation en déformant un câble.

Sannapaneni et al. [20] ont développé un système permettant d'apprendre une tâche de pliage à partir de démonstrations visuelles. Des marqueurs spéciaux sont attachés aux points clés de l'objet lorsqu'il est plié par un opérateur humain, permettant au système d'apprendre la trajectoire des marqueurs et de généraliser le mouvement à des articles similaires. Yang et al. [21] ont utilisé l'entraînement par téléopération ainsi que l'apprentissage en profondeur<sup>13</sup> dans une tâche de pliage. La robustesse du système est améliorée en combinant le modèle appris aux données sensorielles en temps réel pour calculer le plan de trajectoire et récupérer des dérangements ou interruptions. Langsfeld [66] a développé un système pouvant apprendre plusieurs tâches en observant un humain en train de les accomplir ou par approximation itérative. Des tâches comme verser un volume précis d'un fluide et nettoyer une pièce flexible ont été apprises avec succès et généralisées à différentes combinaisons de paramètres. Hu et al. [67] ont accompli l'apprentissage en ligne du modèle de déformation d'un objet en utilisant un algorithme de régression de processus gaussien<sup>14</sup> qui ignore sélectivement les informations superflues. Le modèle appris est utilisé pour développer un algorithme de contrôle visuel<sup>15</sup> pour déformer des objets tridimensionnels variés. Ce système est évalué lors de tâches comme courber une serviette roulée ou une feuille de plastique, plier une serviette et placer un tissu de manière à pouvoir y insérer des épingles à des endroits précis. Tout récemment, Hu et al. [68] utilisent un contrôleur basé sur réseau

---

13. *deep learning*

14. *Gaussian Process Regression*

15. *visual servoing*

de neurones profond<sup>16</sup> pour apprendre la fonction de transfert reliant l'état courant de l'objet et le mouvement du manipulateur à l'état suivant de l'objet. Ces états sont encodés dans une représentation à taille fixe basée sur le « *Fast Point Feature Histogram* » étendu avec l'analyse de composantes principales<sup>17</sup>. Ils ont aussi développé un algorithme de gestion d'occlusion permettant de compléter la vue partielle de l'objet par une technique de suivi et de reconstruction en temps réel. Ce système est appliqué à la manipulation réelle d'objets non-rigides dans un espace tridimensionnel.

L'apprentissage machine est un outil puissant pour composer avec les interactions complexes impliquées dans le contrôle d'objets non-rigides. Il est particulièrement précieux lorsqu'il permet d'éviter de développer un algorithme de contrôle explicite pour des tâches qui sont difficiles à décrire formellement, ou s'il n'est pas réaliste de capturer tous les paramètres de la tâche. Somme toute, l'approche d'apprentissage la plus populaire pour la manipulation robotique d'objets non-rigides est l'apprentissage par démonstration, où le robot apprend et généralise une tâche en « regardant » un humain l'accomplir. Ceci est un paradigme puissant, puisqu'il permet à un robot d'usage général d'accomplir de multiples tâches avec des objets non-rigides sans devoir développer un contrôleur pour chacune d'elles.

### 2.1.6 Autres stratégies de contrôle

Même si les catégories précédentes couvrent la plupart des cas d'utilisation et des stratégies pour la manipulation robotique d'objets non-rigides, plusieurs approches intéressantes y tiennent difficilement. Les travaux présentés dans cette section incluent ces stratégies de contrôle exotiques, des solutions à des problèmes généraux indépendants de la géométrie de l'objet, ainsi que quelques applications inhabituelles.

Smolen et Patriciu [69] ont exploré des applications chirurgicales, approchant la planification de déformation par la simulation. Ils ont utilisé la technique de « *reproducing kernel particle* » pour simuler un tissu souple manipulé par plusieurs points de contrôle sur sa limite. Le but de ce planificateur est de déplacer des points internes à des positions cibles en appliquant des forces aux points de manipulation externes. Goldman et al. [70] ont présenté plusieurs algorithmes pour permettre à des robots chirurgicaux d'explorer automatiquement la forme et la rigidité de tissus vivants. Leurs techniques se basent sur

---

16. *Deep Neural Network*

17. *Principal Component Analysis*

les données de force et de position pour enregistrer les paramètres de la région sondée. Un contrôleur hybride force–mouvement exécute une séquence d’exploration dans une zone définie par l’utilisateur en exécutant un algorithme récursif pour l’échantillonnage multirésolution basé sur la différence locale de rigidité. Ils considèrent aussi l’exploration de zones « profondes » en suivant les limites naturelles définies par les différences de rigidité.

Sugaiwa et al. [71] ont présenté un algorithme pour définir la force de préhension pour soulever un objet initialement inconnu en mesurant ses propriétés physiques. Leur approche sensorielle en main utilise la flexion d’un élément mécanique passif pour détecter l’instant de la déformation ou du glissement, combiné aux forces appliquées et à la configuration de la main pour déduire les propriétés de l’objet. D’abord, ils mesurent les forces nécessaires pour créer un enfoncement dans l’objet ainsi que pour le soulever sans qu’il glisse. Toutes les mesures sont prises en augmentant graduellement la force appliquée jusqu’à ce qu’un mouvement survienne. La rigidité de l’objet (force d’enfoncement) est mesurée en surveillant l’apparition d’une déformation, son poids est calculé en tentant de faire rouler l’objet sur la table et le coefficient de friction entre les doigts et l’objet est mesuré en poussant l’objet contre la table en le tenant par les côtés. La force nécessaire pour soulever l’objet est ensuite calculée à partir de son poids et du coefficient de friction. La différence signée entre la force d’enfoncement et la force de soulèvement est utilisée pour classer l’objet comme étant rigide, souple, ou très souple. La force de préhension est ensuite définie comme étant la force de soulèvement pour les objets rigides et très souples, et comme la force d’enfoncement pour les objets souples. Ceci permet de définir la force de préhension la plus élevée possible pour éviter le glissement tout en minimisant la déformation.

Berenson [72] a utilisé le concept de diminution de la rigidité pour éviter de modéliser et de simuler l’objet à manipuler. Ce principe dicte que l’effet d’une force appliquée à un objet non rigide diminue lorsque la distance du point d’application de la force augmente. Cette propriété leur permet d’estimer rapidement la Jacobienne de déformation, utilisée pour diriger des points de contrôle internes vers des cibles avec des forces externes. Ils ont appliqué cette technique à des tâches simulées comme enrouler une corde autour d’un cylindre, étendre un tissu sur une table, et plier un tissu collaborativement, le tout en compensant pour l’étirement excessif et en évitant les obstacles. Frank et al. [73] ont inclus la manipulation d’objets non-rigides dans le système de planification de trajectoire d’un robot mobile. À mesure que le robot se déplace, il interagit avec les objets environnants pour estimer leurs propriétés de déformation et les prendre en considération dans le modèle de l’environnement. Ceci permet au robot de considérer l’option de passer à travers un rideau

ou d'écarter une plante pour rejoindre un endroit autrement inaccessible.

Jiao et al. [74] ont appliqué la stratégie de manipulation par diminution de la rigidité de [72] à un scénario réel d'assemblage de câbles en utilisant des marqueurs visuels pour suivre la forme et la position du câble dans l'espace 3D. Ils ont aussi développé un contrôleur basé sur les champs de potentiel pour éviter les collisions avec l'environnement et ainsi permettre l'assemblage dans des endroits clos, comme un boîtier de contrôle. Ruan et al. [75] ont étendu les travaux de [72] pour prendre en compte la « rigidité directionnelle » d'une corde ou d'un tissu dans la manipulation. Cette propriété découle de l'observation que, si elle est manipulée par une extrémité, une corde se comportera de manière presque rigide si on applique une force de tension, mais qu'elle sera presque complètement non-rigide si on applique une force de compression. Wang et al. [76] ont intégré la capacité de rejoindre une région cible avec le manipulateur dans le même contrôleur que pour le contrôle de la déformation. Ceci augmente l'autonomie du système et produit un mouvement plus stable et plus doux que de faire la commutation entre deux contrôleurs.

Essahbi et al. [77] ont travaillé sur le processus de séparation du muscle dans l'industrie de la viande. Le but est de générer dynamiquement les tâches de découpe et de traction pour permettre à un système à plusieurs bras de séparer la viande de l'os. La pièce de travail est détectée et modélisée à partir des données obtenues par un système de vision à lumière structurée et par des capteurs de force, permettant de sélectionner la trajectoire de découpe selon la courbure du tissu. Le modèle de l'objet prédit le comportement du tissu lorsqu'il est coupé et aide à définir la force appliquée par les bras de découpe et de traction. Langsfeld et al. [78, 79] ont automatisé le nettoyage bimanuel d'une pièce flexible. Initialement, seule la forme géométrique de la pièce est connue. Sa rigidité est découverte au cours du processus de nettoyage et est intégrée dans un modèle à éléments finis linéaire. Le but est d'atteindre une planification de trajectoire efficace pour le bras de nettoyage et le bras de soutien, puisqu'il pourrait être nécessaire de modifier la prise pour tenir l'objet plus près de la région à nettoyer et ainsi éviter les déformations excessives. Wnuk et al. [80] ont analysé de manière générale un scénario complet de saisie en vrac<sup>18</sup> permettant de gérer les objets non-rigides par simulation. Ils ont décrit les différentes étapes du processus, soit la détection de l'objet, l'approche, la saisie et la manipulation subséquente, tout en détaillant les différents défis rencontrés à chaque étape. Ce travail leur a permis de développer les différents critères matériels et logiciels pour accomplir la tâche, ainsi qu'une architecture théorique d'un système rencontrant ces critères.

---

18. *bin picking*

## 2.2 Sélection de prise

### 2.2.1 Critères

Le problème de la sélection de prise peut être décrit comme la distribution des points de contact entre le(s) manipulateur(s) et la surface de l'objet à manipuler (ou son contour dans le cas bidimensionnel) de manière à produire une prise stable qui préservera l'intégrité structurelle de l'objet tout en permettant d'accomplir la tâche désirée. Les humains peuvent naturellement sélectionner une telle prise pour un nombre indéfini de points de contact, et la recherche en psychologie de Kleinhodermann et al. [81] a formalisé l'ensemble des règles utilisées pour sélectionner une prise dite « de précision » entre le pouce et l'index. En ordre d'importance, ces règles sont le bouclage des forces<sup>19</sup>, l'utilisation d'un angle de prise naturel, la minimisation des moments de force et la minimisation de la distance de mouvement. Bien que ces critères ne soient pas tous essentiels à la manipulation robotique, ils offrent un bon aperçu de ce qui constitue une « bonne » prise.

### 2.2.2 Bouclage des forces

Critère de base pour la manipulation, le bouclage des forces décrit une prise qui, lorsque la force appropriée est appliquée, peut annuler n'importe quelle force externe et éviter le glissement. Une approche pratique pour vérifier le bouclage des forces est décrite par Morales et al. [82, 83] selon le modèle de Park et Starr [84]. Cette approche est basée sur l'idée des « cônes de friction » produits par les forces appliquées et comporte deux critères. D'abord, pour éviter de déstabiliser l'objet, il est essentiel que les forces appliquées soient orientées de manière à ce que leur combinaison linéaire positive puisse être nulle étant données les amplitudes appropriées. Ensuite, pour éviter le glissement des doigts sur l'objet, il faut vérifier que le point de convergence des forces se retrouve à l'intérieur de l'intersection des cônes de friction. Comme le montre la figure 2.1, ce deuxième critère peut être simplifié en vérifiant que l'angle entre le vecteur normal au point de contact et la force appliquée est plus petit qu'un paramètre  $\alpha$ . Ce paramètre peut être calculé si le coefficient de friction au point de contact est connu, ou déterminé expérimentalement.

---

19. *force closure*

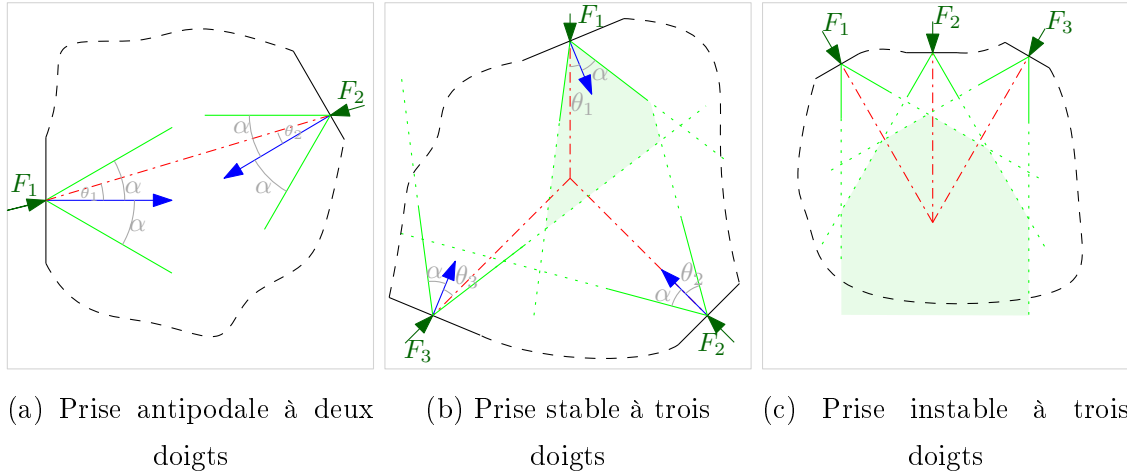


FIGURE 2.1 : Bouclage des forces : pour que la prise soit stable, l'angle  $\theta_i$  entre la force appliquée et le vecteur normal doit être plus petit que le paramètre  $\alpha$ , et il faut qu'une combinaison linéaire positive des forces appliquées puisse être nulle

### 2.2.3 Synthèse de prise

Les algorithmes de synthèse de prise peuvent être divisés en deux catégories générales selon les dimensions du manipulateur et de l'objet à manipuler, soit une pour les « grands » objets et une pour les « petits » objets, relativement à la taille du manipulateur. La première catégorie implique la sélection de régions à saisir sur des objets qui sont beaucoup plus grands que le manipulateur, sans devoir considérer l'interaction de l'objet et de la main. Ainsi, on considère que le manipulateur est rigidement attaché à l'objet au point de contact. Par exemple, le système de chirurgie de Patil et Alterovitz [40] sélectionne le point de prise optimal en simulant la totalité des trajectoires possibles à partir d'un échantillon de configurations initiales. Pour sélectionner les prises pour déplier un chandail, Bersch et al. [16] se fient à la détection de marqueurs visibles. La région de prise optimale est sélectionnée en fonction de la connaissance préalable de la position des marqueurs sur le chandail, alors que la qualité et la validité de la prise sont vérifiées heuristiquement avec un modèle simplifié du préhenseur.

La seconde catégorie de stratégies de prise implique la manipulation en main d'objets qui sont normalement plus petits que le manipulateur. Dans ce cas, l'interaction entre la main et l'objet doit être considérée dans le but d'optimiser la position de chaque doigt sur l'objet. Généralement, les doigts ne sont pas rigidement attachés à l'objet, ce qui fait en sorte que la stabilité de la prise devient une préoccupation importante.

Ce sujet est bien connu pour les objets rigides, comme le montrent les revues de Shimoga [85] et Yoshikawa [86]. En particulier, on note trois paradigmes principaux pour la génération de prises stables sur des objets rigides, soit les approches avec modélisation, les approches heuristiques et les approches d'apprentissage.

Les approches basées sur la modélisation se fient à une description mathématique de l'objet pour développer une fonction décrivant les prises possibles de manière analytique. Ils élaborent ensuite les critères mathématiques permettant d'optimiser la fonction de prise. Le résultat est donc une solution exacte, analytique pour sélectionner la prise optimale. Par exemple, Chen et Burdick [87] considèrent des objets décrits par une courbe lisse fermée, qui pourrait être obtenue en ajustant des *b-splines* au contour de l'objet. Ils développent ainsi une fonction qui peut être utilisée pour trouver une prise *antipodale* (les normales aux points de contact sont colinéaires et opposées) qui respecte le critère de bouclage des forces. Leurs résultats sont aussi étendus aux objets tridimensionnels. Jia [88] a proposé un algorithme pour calculer numériquement toutes les paires de points formant des prises antipodales respectant le bouclage des forces sur une courbe plane fermée, simple et dont la seconde dérivée est continue en utilisant les propriétés géométriques de la courbe à ces points.

Les approches heuristiques évitent la nécessité de faire un ajustement de courbe pour trouver une représentation mathématique de l'objet en travaillant directement avec les données de l'image, comme une liste de points de contour. Le but est d'optimiser un paramètre quelconque relié à la qualité de la prise par une recherche le long du contour de l'objet. Par exemple, Sanz et al. [89] ont développé une fonction décrivant la courbure locale de l'objet et l'ont utilisée pour évaluer la proximité du contour avec différents types de symétrie permettant des prises stables à deux doigts. Morales et al. [82] utilisent la même fonction de courbure ainsi que le concept de cônes de friction pour trouver les paires de régions planes le long du contour de l'objet (incluant les trous dans l'objet) qui respectent le bouclage des forces. Ils ont ensuite [83] étendu cet algorithme pour trouver des prises à trois points respectant les contraintes du manipulateur. Suarez et al. [90] trouvent des prises à quatre contacts sans friction en approximant le contour de l'objet comme une série de lignes droites, cherchant les points de contact qui couvrent l'ensemble de l'espace des forces.

Les approches heuristiques décrites ci-dessus ont comme avantage la simplicité, faisant en sorte qu'il serait possible de les étendre pour vérifier la stabilité d'une prise sur un objet non rigide. Les travaux de Ciocarlie et Allen [91] sont aussi particulièrement intéressants,

puisqu'ils sont basés sur l'optimisation de la prise dans un sous-ensemble à dimensionnalité réduite des configurations de la main, permettant ainsi de réduire le temps de calcul sans sacrifier la capacité de générer des prises stables.

Les approches plus récentes préfèrent utiliser des techniques d'apprentissage machine pour trouver les prises possibles. Par exemple, Wang [92] a entraîné un système pour classifier les objets en fonction d'un ensemble prédéfini de types de prises possibles. Herzog et al. [93] ont développé un système pour synthétiser des prises sur de nouveaux objets en se basant sur les similarités avec des objets pour lesquels la prise optimale est connue. Similairement, DeGol et al. [94] ont entraîné un réseau convolutionnel<sup>20</sup> pour reconnaître des prises avec une perspective oeil-en-main<sup>21</sup> à partir d'images d'objets étiquetés avec les prises possibles. Tout récemment, Song et al. [95] ont utilisé quatre niveaux de réseaux convolutionnels pour générer des prises stables avec une main droite à plusieurs doigts manipulant un objet (rigide) initialement inconnu. Xu et al. [96] considèrent une prise à deux doigts et divisent la tâche à accomplir en une séquence d'étapes modulaires. Ils utilisent ensuite un système d'apprentissage pour découvrir les contraintes de stabilité de prise imposées par chaque étape. Cette division permet de réutiliser le même modèle et de l'appliquer à une grande variété de tâches sans devoir le réentraîner.

Le cas des objets non-rigides n'a pas encore été largement abordé, particulièrement en ce qui a trait à la sélection d'une prise qui optimise le contrôle de forme dans la main. Quelques travaux ont cependant exploré l'idée de générer des prises stables. Mira et al. [97] ont étudié les cas où il est impossible de générer une prise en bouclage de forces sans déformer l'objet, par exemple avec une feuille de papier ou de mousse étendue sur une table. La prise est générée par un système d'apprentissage avec une base de données d'objets et de tâches avec des prises réussies ou ratées. Zaidi et al. [98, 99] ont utilisé une approche basée sur la modélisation pour générer une prise stable sur un objet non-rigide avec une main à plusieurs doigts. D'abord, les polygones représentant les prises potentielles sont ajustés autour d'un modèle de l'objet de manière à respecter les contraintes imposées par la condition de bouclage des forces. Ensuite, l'interaction entre l'objet et la main est simulée pour déterminer les forces à appliquer pour atteindre une prise stable tout en minimisant la déformation de l'objet.

---

20. *convolutional neural network*

21. *eye-in-hand*

## 2.3 Sommaire

Tel que le résume la Table 2.1, en ce qui concerne les stratégies de contrôle, la majorité des travaux récents sont concentrés sur la manipulation d'objets non-rigides plans, en particulier les tissus et matériaux semblables. On note aussi un intérêt marqué pour la manipulation d'objets dans un espace bidimensionnel, qui peut être observé par un système de vision simple. Par opposition, peu de travaux s'attaquent au problème de la manipulation d'objets tridimensionnels. Il est aussi intéressant de constater que plusieurs travaux parmi les plus récents revisitent la manipulation d'objets linéaires, s'attaquant cette fois à des scénarios réels axés sur la fabrication de masse plutôt que sur des problèmes abstraits dans un environnement simulé. Suivant la tendance actuelle en robotique et en informatique, un grand nombre des approches les plus récentes sont basées sur des techniques d'apprentissage machine, quelque soit le type d'objet manipulé ou la tâche à effectuer.

Selon cet aperçu de la recherche courante, on note qu'il reste peu de problèmes à résoudre en ce qui concerne les objets linéaires, mais que les objets plans et tridimensionnels sont moins étudiés. Bien que peu de systèmes complets aient été proposés pour le pliage des vêtements, ce sujet semble bien exploré et ne demande que quelques optimisations. Du côté de l'habillage assisté, le problème principal à résoudre est l'adaptabilité du système aux mouvements humains, suivi de la gestion de plusieurs types de vêtements par un même système. Dans un contexte industriel, on peut s'attendre à voir émerger des applications plus complexes avec une plus grande variété de matériaux plans à mesure que les techniques de manipulation sont améliorées.

En ce qui concerne les objets tridimensionnels et leur projection 2D, on remarque que les connaissances ne sont pas aussi avancées. Bien que plusieurs stratégies de contrôle aient été développées, chacune est optimisée pour un problème bien précis. En particulier, on note que la quasi-totalité des cas de manipulation d'objets non-rigides en deux ou trois dimensions considèrent des points de contact prédéfinis et, généralement, un contact rigide entre l'objet et le(s) manipulateur(s). Ainsi, peu de travaux explorent la sélection de ces points de contact, en particulier si on considère l'optimisation de la tâche de manipulation en plus de la stabilité de la prise.

TABLE 2.1 : Sommaire des stratégies de contrôle étudiées

<b>Objets linéaires</b>	<b>Nouage</b>	Wakamatsu et al. [5] Saha et Isto [6] Bell [7] Wang [8]
	<b>Routage et formation</b>	Moll et Kavraki [9] Tavasoli et al. [10] Ding et al. [11] Shah et Shah [12] Jiao et al. [74] Li et al. [13] Zhu et al. [100] Ruan et al. [75]
<b>Objets plans</b>	<b>Pliage de vêtements</b>	Bell [7] Maitin-Shepard et al. [14] Cusumano-Towner et al. [15] Bersch et al. [16] Miller et al. [101] Willimon [17] Li et al. [18] Doumanoglou et al. [19] Sannapaneni et al. [20] Yang et al. [21] Jia et al. [22] Wang et al. [23]
	<b>Habillement assisté</b>	Yamazaki et al. [24] Gao et al. [25] Zhang et al. [26]
	<b>Suppression des déformations</b>	Li et al. [29, 30] Park et Mills [31]
	<b>Autres matériaux semblables aux tissus</b>	Flixeder et al. [27, 28] Zacharia et al. [32] Shibata et al. [33] Kruse et al. [37, 38]
	<b>Manipulation non-préhensile, objets rhéologiques</b>	Inahara et al. [41] Higashimori et al. [42] Cocuzza et Yan [44]
	<b>Autres</b>	Kinio et Patriciu [34] Elbrechter et al. [35] Bodenhausen et al. [36] Dang et al. [39] Patil et Alterovitz [40] Bai et al. [43]
<b>Projection bidimensionnelle d'objets</b>	<b>Formation du contour</b>	Das [46] Higashimori et al. [53] Yoshimoto et al. [54] Das et Sarkar [47, 48] Alonso-Mora et al. [50] Navarro-Alarcon et Liu [51] Aranda et al. [52]
	<b>Manipulation de points cibles internes</b>	Das et Sarkar [46] Das and Sarkar [49]
<b>Objets tridimensionnels</b>	<b>Déformation visuelle</b>	Navarro-Alarcon et al. [55–60]
	<b>Contrôle tactile</b>	Delgado et al. [61–63]
<b>Saisie</b>	Gopalakrishnan et Goldberg [45] Patil et Alterovitz [40] Bersch et al. [16] Sugaiwa et al. [71]	
<b>Apprentissage</b>	Li et al. [18] Lee et al. [64] Tang et al. [65] Sannapaneni et al. [20] Yang et al. [21] Langsfeld [66] Hu et al. [67] Hu et al. [68]	
<b>Autres</b>	Smolen et Patriciu [69] Goldman et al. [70] Berenson [72] Frank et al. [73] Essahbi et al. [77] Langsfeld et al. [78, 79] Wnuk et al. [80] Wang et al. [76]	

# Chapitre 3

## Stratégie de manipulation et modélisation

### 3.1 Manipulation d'objets non-rigides

La tâche générale considérée dans cette thèse est le contrôle de la déformation d'un objet non-rigide tridimensionnel dans le monde réel à l'aide d'une main robotique. Ainsi, étant donné un objet non-rigide quelconque, on souhaite modifier sa forme de manière arbitraire. Bien que les applications immédiates de cette tâche soient peu évidentes (on pense par exemple à l'insertion d'un filtre en mousse dans son support), elle s'intègre de manière plus générale dans l'avancement des connaissances liées à la manipulation d'objets non-rigides tridimensionnels. En effet, toute manipulation d'un objet non-rigide implique dans une certaine mesure le contrôle de sa forme et la sélection d'une prise appropriée à la tâche. À plus long terme, la manipulation intelligente d'objets non-rigides tridimensionnels est essentielle au développement des systèmes robotiques qui permettront d'automatiser de nombreuses tâches délicates ou demandant beaucoup de main d'oeuvre. Ces tâches sont présentes dans des domaines aussi variés que l'agriculture (manipulation de sacs de grains, légumes et autres produits), l'industrie alimentaire (plats préemballés, découpe de la viande), les interventions médicales (chirurgie, manipulation d'organes), les travaux domestiques (nettoyage) et les réponses aux catastrophes naturelles (sacs de sable).

### 3.1.1 Problématique

Le montage de la figure 3.1a permet de positionner la caméra de manière à obtenir une vue de dessus perpendiculaire à la paume de la main robotique. Si on place un objet sur la main, on peut donc obtenir une vue bidimensionnelle de la situation, semblable à celle montrée dans la figure 3.1b. Dans ce contexte, le but est de modifier la forme de l'objet (l'éponge rouge) de manière à ce qu'elle corresponde le mieux possible à une des formes représentées par les contours noirs à droite de la main. Plus formellement, le problème considéré peut donc être formulé comme suit :

Étant donné une vue bidimensionnelle d'un objet et d'une forme cible, où faut-il placer les doigts sur le contour de l'objet, et quelles forces faut-il appliquer pour déformer l'objet de manière à ce qu'il ressemble à la cible ?

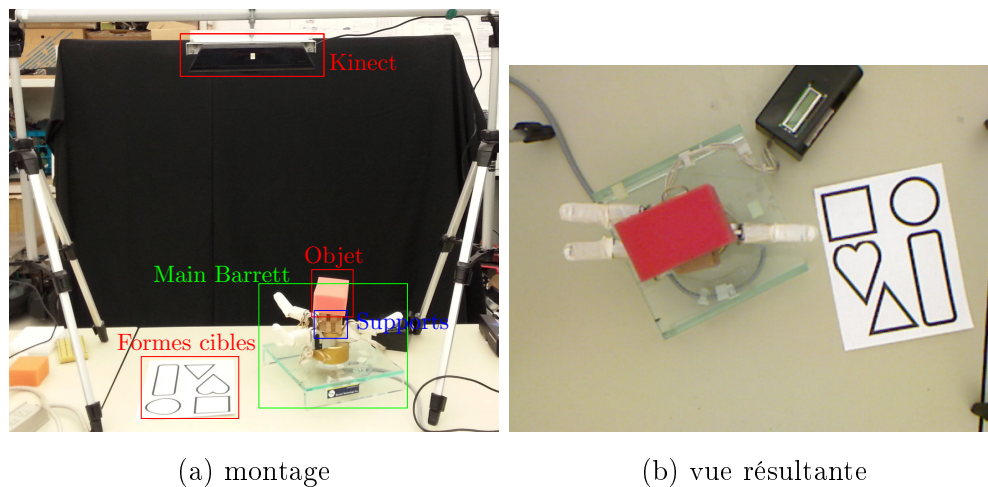


FIGURE 3.1 : Montage expérimental et exemple d'une situation typique

### 3.1.2 Approche globale

Les étapes générales permettant de résoudre le problème de manipulation sont les suivantes :

1. *identifier l'objet à manipuler et la cible* ;
2. extraire les contours de l'objet et de la cible ;
3. aligner les contours de l'objet et de la cible ;
4. sélectionner la position des doigts pour respecter :
  - les contraintes mécaniques de la main ;
  - les critères de stabilité ;
  - l'optimisation de la tâche de déformation ;
5. *aligner la main et l'objet selon la prise sélectionnée pour que les doigts correspondent aux directions choisies* ;
6. effectuer le contrôle de la forme :
  - commander la fermeture des doigts ;
  - suivre le contour de l'objet en temps réel.

L'identification de l'objet et l'alignement de la main, en italique ci-dessus, doivent être effectuées par l'utilisateur alors que les autres tâches sont accomplies automatiquement. La structure du logiciel permettant d'accomplir ces tâches est montrée à la figure 3.2. Le chapitre 4 détaille les méthodologies développées pour réaliser ce système de sélection de prise et de contrôle des opérations de la main robotique.

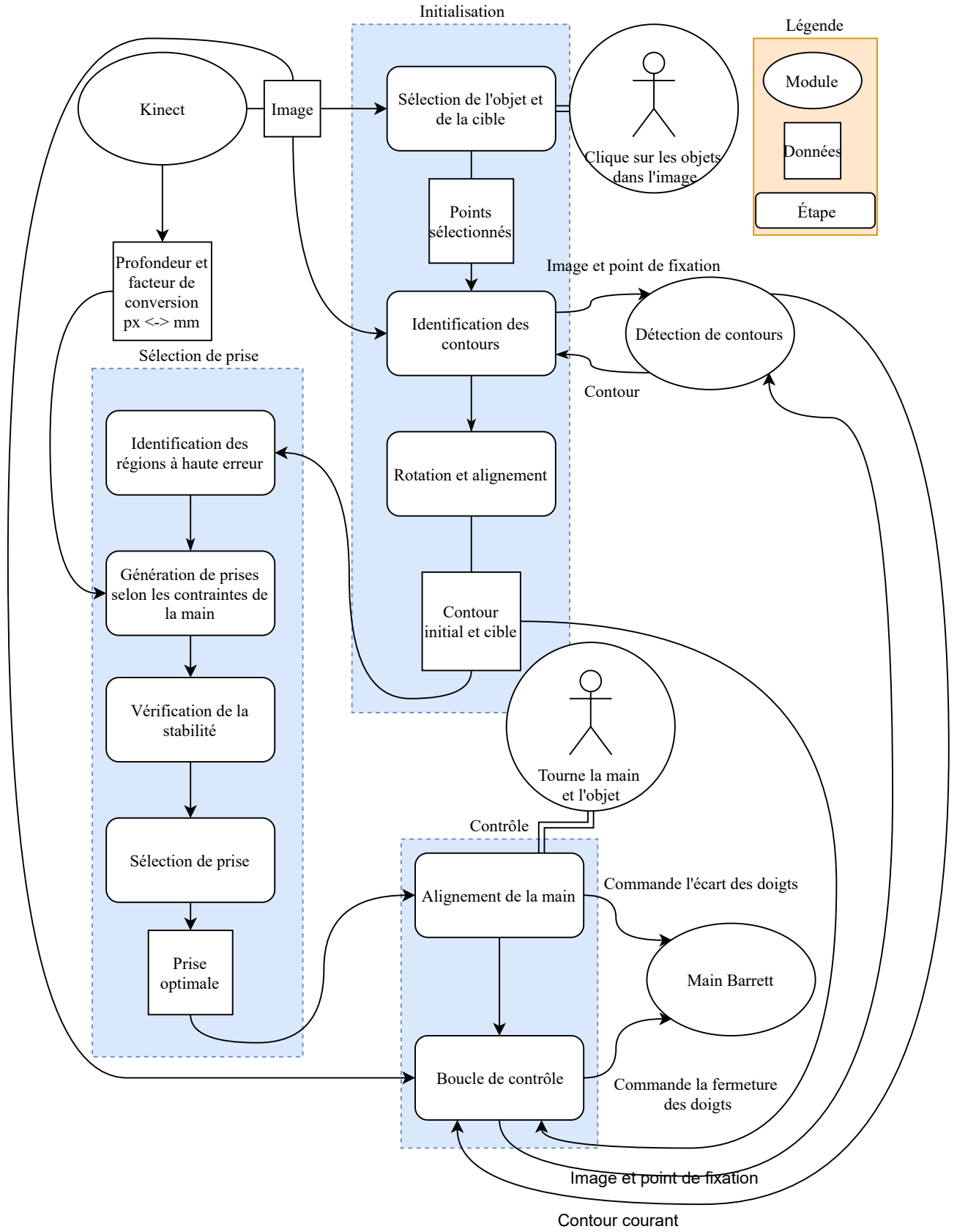


FIGURE 3.2 : Structure du logiciel

## 3.2 Modélisation

Dans le but d'améliorer la précision de la prise, il est nécessaire de développer un modèle des systèmes utilisés, soit la main Barrett BH8-262 [102] pour manipuler l'objet et le Kinect v1 pour Xbox 360 [103] pour suivre la forme de l'objet pendant la manipulation. Ces modèles permettront de calculer avec exactitude les contraintes imposées par la géométrie de la main et de convertir les mesures prises à partir des données d'image en unités réelles. Notons en particulier que la capacité du Kinect à mesurer la profondeur permet d'effectuer cette conversion dynamiquement, ce qui augmente la flexibilité et la robustesse du système en évitant de fixer la distance entre la caméra et l'objet à une mesure rigide préétablie.

### 3.2.1 Main Barrett

La main BH8-262 est construite avec trois doigts, numérotés D1, D2 et D3 dans le sens antihoraire lorsqu'on fait face à la paume. Un de ces doigts (D3) est fixe par rapport à la paume alors que les deux autres peuvent pivoter symétriquement autour de celle-ci. Le modèle de contrôle sous-actionné de la main fait en sorte que sa configuration est déterminée par quatre paramètres : l'angle  $\phi$  entre les doigts mobiles et le doigt D3 (identique des deux côtés de D3), et le « degré d'ouverture » de chaque doigt. Ainsi, lorsqu'on prend une vue normale à la paume (figure 3.3), la trajectoire de chaque doigt trace une ligne droite allant de l'extérieur de la main à un point de convergence généralement situé près du centre de la paume.

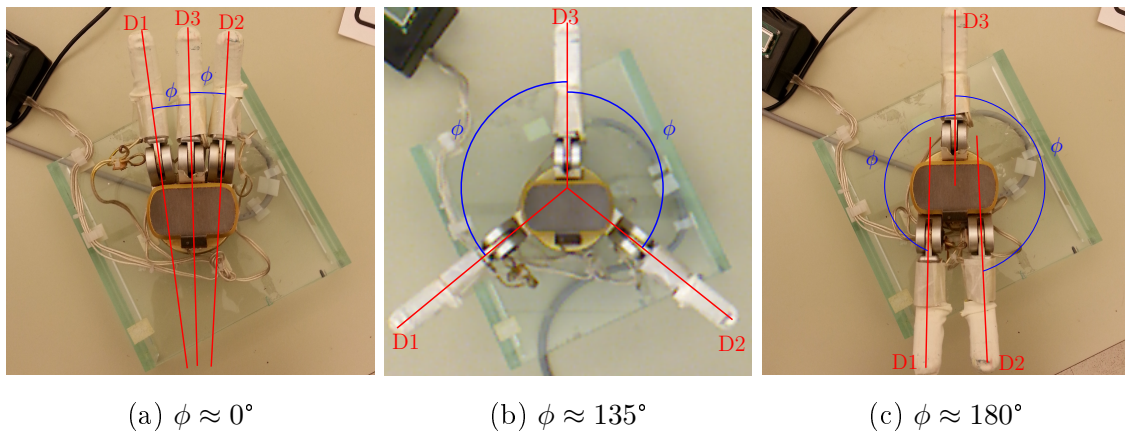


FIGURE 3.3 : Vue du dessus de la main BH8-262

## Angle de prise

Étant donné un écart de 25 mm entre le centre de la paume et les points de pivot des doigts D1 et D2, le point de convergence des trajectoires des doigts se déplace colinéairement à la trajectoire du doigt D3 lorsque  $\phi$  varie. Afin de calculer de manière précise la direction des forces appliquées au contour de l'objet, il est essentiel de connaître la position de ce point. La figure 3.4 illustre la situation alors que le reste de cette section détaille le calcul de la distance entre le point de convergence et le centre de la paume.

Puisque le point de convergence est toujours aligné sur la trajectoire du doigt 3, qui passe par le centre de la paume, il suffit de déterminer  $y(\phi)$ , la distance entre ce point et le centre de la paume, pour pouvoir déterminer sa position absolue.

Étant donnés les angles  $\theta_1$  et  $\theta_2$  définis dans la figure 3.4, où  $\phi$  est l'angle d'écart (contrôlé) entre D3 et les autres doigts :

$$\begin{aligned}\tan(\theta_2) &= \frac{y(\phi)}{25 \text{ mm}} \\ \theta_2 &= 90^\circ - \theta_1 \\ \theta_1 &= 180^\circ - \phi\end{aligned}\tag{3.1}$$

Ainsi,

$$y(\phi) = 25 \text{ mm} \cdot \tan(\phi - 90^\circ)\tag{3.2}$$

## Position des doigts

Le modèle de cinématique directe et inverse de la main Barrett selon la convention Denavit-Hartenberg est fournie sur le site de Barrett Technologies [104]. Cependant, il est nécessaire de simplifier ce modèle pour se conformer à la vue 2D normale à la paume utilisée dans cette thèse. Ainsi, le reste de cette section détaille le calcul de la distance entre le bout d'un doigt et son point de pivot. Notons que la position absolue du bout du doigt (p.ex. relative au centre de la paume) n'est pas nécessaire pour les systèmes implémentés dans cette thèse. La figure 3.5 montre ce modèle simplifié du doigt, dont les paramètres sont décrits dans la Table 3.1. Puisque la position des doigts est contrôlée par un « degré de fermeture »  $k$ , il est nécessaire d'utiliser les équations 3.3 et 3.4 de [104], qui détaillent comment obtenir les angles contrôlés  $\Theta_2$  et  $\Theta_3$  à partir de ce paramètre. Ainsi, supposant un  $\Phi_2$  négligeable, on peut développer l'équation 3.5 pour obtenir la distance horizontale  $d$  entre le bout du doigt et son point de pivot.

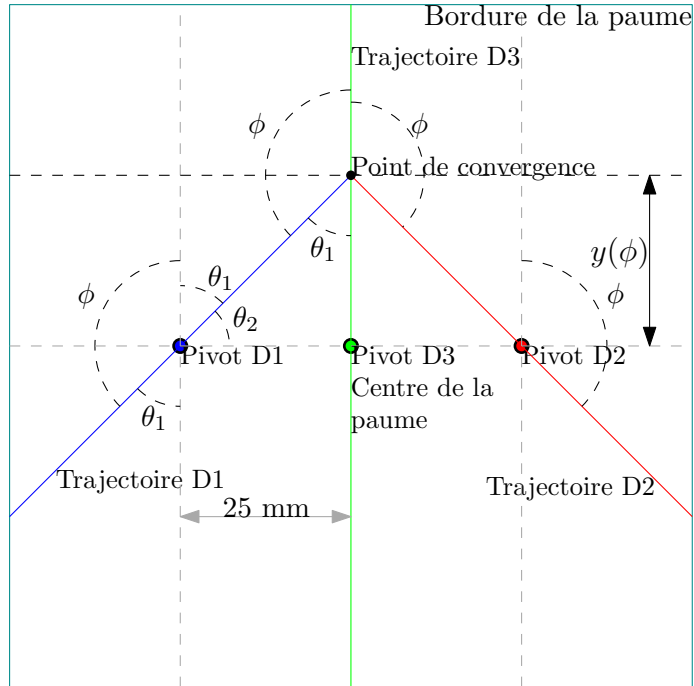


FIGURE 3.4 : Le point de convergence des trajectoires des doigts se déplace selon  $\phi$

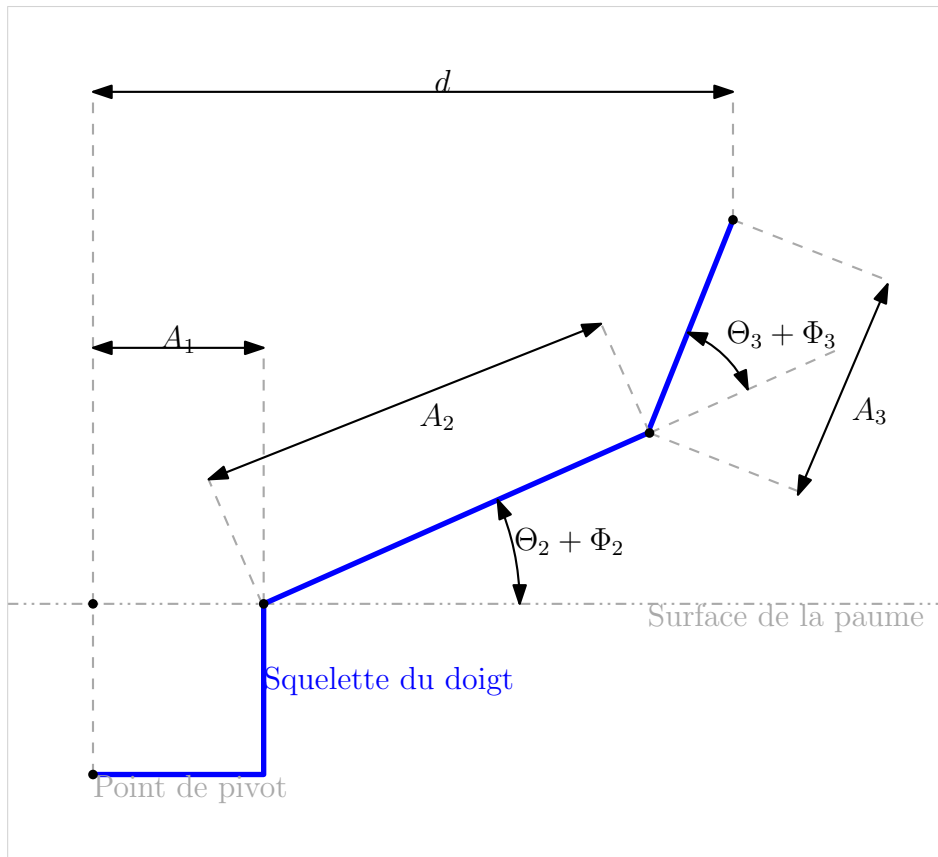


FIGURE 3.5 : Modèle simplifié (vue de côté) d'un doigt de la main Barrett

TABLE 3.1 : Paramètres du modèle de la figure 3.5, extraits de [104].

Paramètre	Valeur	Explication
$A_1$	50 mm	
$A_2$	70 mm	
$A_3$	50 mm	
$\Phi_2$	0° à 0.4°	Décalage d'initialisation
$\Phi_3$	42°	Décalage du 3 <sup>e</sup> segment

$$\Theta_2 = \frac{140}{17500}k \quad (3.3)$$

$$\Theta_3 = \frac{4}{375}k \quad (3.4)$$

$$d(\Theta_2, \Theta_3) = 50 + 70 \cos(\Theta_2) + 50 \cos(\Theta_3 + 42^\circ)$$

$$d(k) = 50 + 70 \cos\left(\frac{140}{17500}k\right) + 50 \cos\left(\frac{4}{375}k + 42^\circ\right) \quad (3.5)$$

Notons que ce modèle considère la situation où le bris de contact automatique<sup>1</sup> du segment  $A_2$  n'est pas engagé, c'est-à-dire que la force appliquée sur (et perpendiculairement à) ce segment ne dépasse pas un seuil défini dans la configuration de la main. En effet, la main Barrett est construite de telle façon que le segment  $A_2$  arrête de se déplacer avant le segment  $A_3$  si cette force est trop grande. Puisqu'on considère que le contact entre la main et l'objet se fait seulement au bout des doigts, cette condition est toujours vraie dans cette thèse.

### 3.2.2 Kinect

Pour relier les mesures prises sur l'image aux informations de la section 3.2.1, il est nécessaire de connaître la taille d'un pixel dans l'image obtenue par le Kinect. Étant donné un point quelconque  $(x_m, y_m, z_m)$  dans la scène observée et le point correspondant  $(x_i, y_i)$  dans l'image, le modèle de caméra de la figure 3.6 permet de dériver l'équation 3.7. Cette équation, où  $h$  est la hauteur de l'image obtenue et  $FOV$  est le champ de vision vertical de

---

1. *breakaway*

la caméra, permet de relier la position verticale d'un point dans l'image ( $y_i$ ) à sa position verticale réelle par rapport au Kinect ( $y_m$ ). Le même développement s'applique dans la direction horizontale.

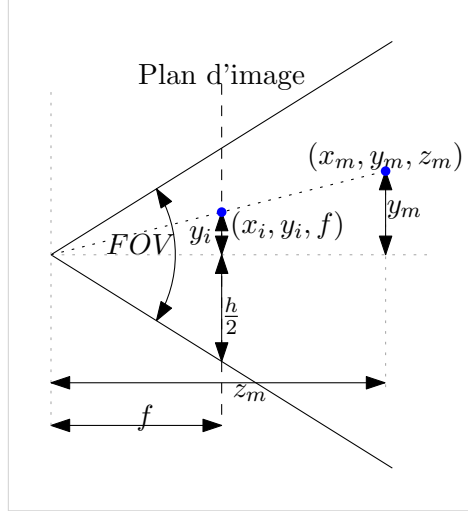


FIGURE 3.6 : Modèle de caméra utilisé pour calculer la taille d'un pixel

$$\tan\left(\frac{FOV}{2}\right) = \frac{\frac{h}{2}}{f} \quad (3.6)$$

$$f = \frac{h}{2 \tan\left(\frac{FOV}{2}\right)}$$

Par les triangles semblables,

$$\frac{y_m}{z_m} = \frac{y_i}{f} \quad (3.7)$$

$$y_m = y_i \frac{z_m}{f}$$

Étant donné que  $z_m$  est mesuré en millimètres par le Kinect et que  $y_i$  et  $h$  sont des mesures dans l'image en pixels, on obtient le facteur de conversion  $\gamma(z_m)$  :

$$\gamma \text{ mm/px} = \frac{Z_m \text{ mm}}{f \text{ px}} = \frac{Z_m \text{ mm}}{\frac{h \text{ px}}{2 \tan\left(\frac{FOV}{2}\right)}} \quad (3.8)$$

L'image prise par le Kinect pour Xbox 360 a 480 pixels de hauteur et 640 pixels de largeur. Cependant, il est difficile d'obtenir une valeur précise pour son champ de vision puisqu'il n'est plus supporté officiellement. En utilisant les valeurs fournies par [105], soit  $62^\circ$  horizontalement et  $48,6^\circ$  verticalement pour la caméra couleur, il est possible de calculer

la valeur numérique du facteur de conversion dans les directions horizontale ( $\gamma_h$ ) et verticale ( $\gamma_v$ ) :

$$\gamma_h = \frac{z_m \cdot 2 \tan\left(\frac{62}{2}\right)}{640} = \frac{z_m}{532,56} \quad (3.9)$$

$$\gamma_v = \frac{z_m \cdot 2 \tan\left(\frac{48,6}{2}\right)}{480} = \frac{z_m}{531,54} \quad (3.10)$$

$$(3.11)$$

Ainsi, on peut calculer la taille d'un pixel avec (3.12), où  $z_m$  est la profondeur mesurée par le Kinect. Puisqu'on considère une vue 2D de l'espace de travail, ceci permet de faire correspondre les dimensions de la main (en millimètres) aux mesures prises sur l'image (en pixels).

$$\gamma(z_m) = \frac{z_m}{532} \text{ mm/px} \quad (3.12)$$

# Chapitre 4

## Sélection de prise et contrôle

La planification de trajectoire développée dans cette thèse consiste à sélectionner la configuration de la main qui optimisera la tâche de déformation d'un objet tout en respectant les contraintes de stabilités décrites à la section 2.2.1. Cet algorithme de sélection de prise représente la contribution principale de cette thèse. La tâche à optimiser consiste à modifier la forme d'un objet non-rigide de manière à ce qu'elle se rapproche d'une forme « cible » définie par l'utilisateur. Cette tâche peut servir de base à un problème d'insertion, où un objet non-rigide doit être inséré dans un cadre rigide d'une forme différente de celle de l'objet au repos. En particulier, nous considérons le cas d'un objet suffisamment petit pour tenir dans la main, ainsi qu'une vue bidimensionnelle du système objet-main, fixe et normale à la paume de la main, telle que dans la figure 3.1b. Bien que cette vue s'éloigne des paramètres habituels de la manipulation industrielle, elle simplifie grandement la détection et le suivi du contour de l'objet en éliminant les occlusions. De plus, nous considérons que le centroïde de l'objet dans la vue 2D coïncide avec le centre de la paume de la main. Notons cependant que cette hypothèse n'affecte pas l'algorithme de sélection et pourrait être éliminée en appliquant la procédure décrite dans les sections 4.3.1 à 4.3.3 à un échantillon de points de l'objet (au lieu de seulement son centre) avant de sélectionner la prise optimale.

Ce chapitre détaille les différentes composantes et étapes du système de manipulation développé. En plus de l'algorithme de sélection de prise décrit à la section 4.3, ceci inclut l'algorithme de détection de contour (section 4.1), la séquence d'initialisation (section 4.2) et les différentes stratégies de contrôle étudiées (section 4.4).

## 4.1 Détection et suivi du contour

Les algorithmes de planification et de contrôle présentés dans cette thèse sont basés sur la détection et le suivi en temps réel du contour de l'objet manipulé. La technique utilisée dans cette recherche est le *fast level-set* en coordonnées log-polaires, décrite en détails dans [106, 107].

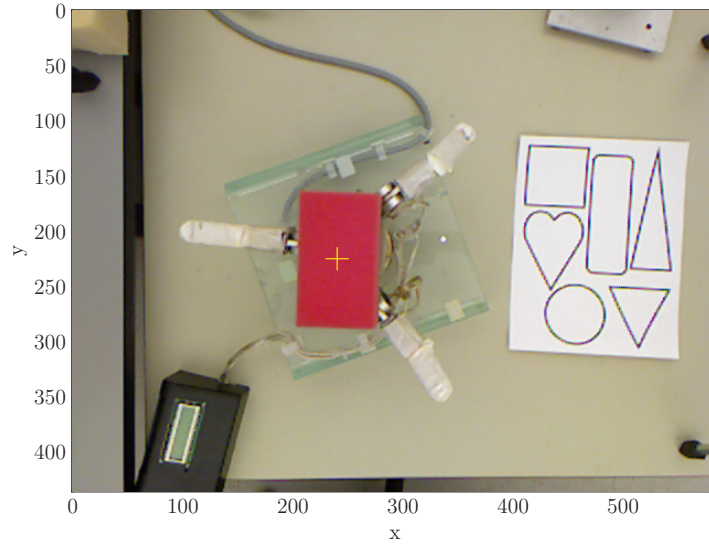
### 4.1.1 Coordonnées log-polaires

Une image en coordonnées cartésiennes,  $I(x, y)$ , est convertie en coordonnées polaires pour former  $I(\rho, \theta)$  selon l'équation 4.1, de manière à ce que le point  $(x, y)$  soit projeté sur le point  $(\rho, \theta)$ . Cette transformation est « centrée » sur un point  $(x_0, y_0)$  défini par l'utilisateur. Dans le contexte de la détection de contour, on choisit un point à l'intérieur du contour à identifier, de sorte que le contour en question divise l'image verticalement. Ceci permet de limiter la recherche à l'axe horizontal de l'image et facilite la détection du contour.

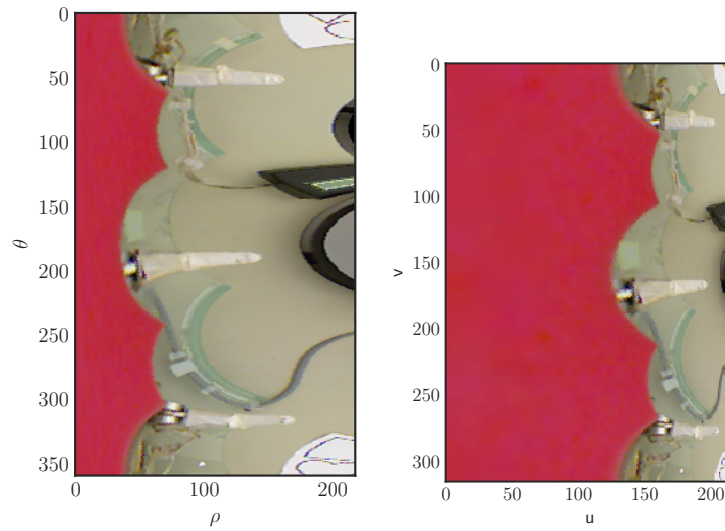
$$\begin{aligned}\rho &= \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \\ \theta &= \arctan\left(\frac{y - y_0}{x - x_0}\right)\end{aligned}\tag{4.1}$$

Un inconvénient de la conversion avec l'équation 4.1 est que l'objet dont on veut extraire le contour occupe une petite partie de l'image résultante relativement à l'arrière-plan (voir figure 4.1). Dans [107], on remédie à ce problème par la projection log-polaire décrite à l'équation 4.2, où  $\rho_{max}$  est le rayon maximal de la projection,  $\rho_0$  est la taille du point mort central (les points où  $\rho < \rho_0$  sont ignorés),  $R$  est le nombre d'échantillons dans la direction radiale et  $S$  est le nombre d'échantillons d'angle. Le résultat est une image  $I(u, v)$  de taille  $R \times S$ , normalement plus petite que l'image originale, où l'objet à identifier occupe une plus grande part de l'image que l'arrière-plan.

$$\begin{aligned}u &= \left\lfloor \log_a \left( \frac{\rho}{\rho_0} \right) \right\rfloor \\ v &= \left\lfloor \frac{S\theta}{2\pi} \right\rfloor \\ a &= e^{\frac{\ln(\rho_{max}/\rho_0)}{R}}\end{aligned}\tag{4.2}$$



(a) Image originale avec point focal identifié en jaune,  $I(x, y)$



(b) Image en coordonnées polaires,  $I(\rho, \theta)$

(c) Image en coordonnées log-polaires,  $I(u, v)$

FIGURE 4.1 : Conversion d'une image en coordonnées log-polaires

### 4.1.2 Fast level-set

La technique du *fast level-set* est basée sur la permutation des points de l'image entre deux listes,  $l_{in}$  et  $l_{out}$ , qui représentent respectivement la bordure interne et la bordure externe de l'objet à détecter. Cette permutation est faite avec l'aide de deux cartes de même format que l'image à traiter, soit  $\Phi(p)$  qui indique si le pixel  $p$  est à l'intérieur de l'objet ou non, et  $F_{ext}(p)$ , décrit comme une fonction de vitesse. En coordonnées log-polaires, on note que l'objet occupera la partie gauche de l'image, et donc que  $l_{in}$  et  $l_{out}$  formeront une séparation verticale de l'image.

Dans notre implémentation,  $l_{in}$  et  $l_{out}$  sont initialisées de manière à former une ligne verticale positionnée à un tiers de la largeur de l'image. Le but de cette initialisation est de les positionner près de la bordure réelle de l'objet, ce qui accélère grandement le traitement.  $\Phi$  et  $F_{ext}$  prennent les valeurs suivantes :

$$\Phi(p) = \begin{cases} -1 & \text{si } p \text{ est dans } l_{in} \\ 1 & \text{si } p \text{ est dans } l_{out} \\ -3 & \text{si } p \text{ est dans l'objet (à gauche de } l_{in}) \\ 3 & \text{si } p \text{ est hors de l'objet (à droite de } l_{out}) \end{cases} \quad (4.3)$$

$$F_{ext}(p) = -(I(p) - M_{in})^2 + (I(p) - M_{out})^2 \quad (4.4)$$

où  $I(p)$  est l'intensité de l'image au point  $p$ ,  $M_{in}$  est la moyenne de  $I(p)$  pour tous les points  $p$  où  $\Phi(p) < 0$  et  $M_{out}$  la moyenne de  $I(p)$  où  $\Phi(p) > 0$ . On note que (4.4) correspond au cas où  $I$  est une image à un seul canal, où chaque partie de l'équation correspond au carré de la distance entre  $I$  et  $M_x$ . Pour considérer le cas d'une image à plusieurs canaux, on définit  $M_x$  comme le vecteur contenant la moyenne de chaque canal  $i$  (indépendamment), ce qui permet de reformuler  $F_{ext}$  :

$$\begin{aligned} F_{ext}(p) &= -\|I(p) - M_{in}\|^2 + \|I(p) - M_{out}\|^2 \\ &= -\sum_i (I(p)_i - M_{in_i})^2 + \sum_i (I(p)_i - M_{out_i})^2 \end{aligned} \quad (4.5)$$

La partie principale de la détection du contour est décrite par l'algorithme 4.1. Suite à cette procédure, le contour est lissé par un filtre gaussien (voir [107]). Ainsi,  $l_{in}$  contient la liste des points qui forment la bordure interne de l'objet. Cependant, ceux-ci ne sont pas nécessairement dans un ordre défini. L'algorithme 4.2 permet de les trier de manière à parcourir le contour de l'objet dans le sens antihoraire.

---

**Algorithme 4.1** *fast level-set*

---

**Entrées:**  $I(p)$  ▷ une image en projection log-polaire

$\Phi(p)$ ,  $F_{ext}(p)$ ,  $l_{in}$  et  $l_{out}$  ▷ initialisés selon les équations de la section 4.1.2

**Sorties:**  $l_{in}$

```
while  $\neg ((F_{ext}(p) \leq 0 \forall p \in l_{out}) \wedge (F_{ext}(p) \geq 0 \forall p \in l_{in}))$  do
  for all  $p \in l_{out}$  do
    if  $F_{ext}(p) > 0$  then
      SWITCH_IN(p)
    end if
  end for
  for all  $p \in l_{in}$  do
    if  $\Phi(n) < 0$  pour tous les voisins  $n$  de  $p$  then
       $\phi(p) \leftarrow -3$ 
      enlever  $p$  de  $l_{in}$ 
    end if
  end for
  for all  $p \in l_{in}$  do
    if  $F_{ext}(p) < 0$  then
      SWITCH_OUT(p)
    end if
  end for
  for all  $p \in l_{out}$  do
    if  $\Phi(n) > 0$  pour tous les voisins  $n$  de  $p$  then
       $\Phi(p) \leftarrow 3$ 
      enlever  $p$  de  $l_{out}$ 
    end if
  end for
  mettre à jour  $F_{ext}$  selon eq. (4.5)
end while
```

---

---

**Algorithme 4.1 (suite)** *fast level-set*

---

```
procedure SWITCH_IN(p)
   $\Phi(p) \leftarrow -1$ 
  enlever  $p$  de  $l_{out}$ 
  ajouter  $p$  à  $l_{in}$ 
  for all les voisins  $n$  de  $p$  do
    if  $\Phi(n) = 3$  then
       $\Phi(n) \leftarrow 1$ 
      ajouter  $n$  à  $l_{out}$ 
    end if
  end for
end procedure
procedure SWITCH_OUT(p)
   $\Phi(p) \leftarrow 1$ 
  enlever  $p$  de  $l_{in}$ 
  ajouter  $p$  à  $l_{out}$ 
  for all les voisins  $n$  de  $p$  do
    if  $\Phi(n) = -3$  then
       $\Phi(n) \leftarrow -1$ 
      ajouter  $n$  à  $l_{in}$ 
    end if
  end for
end procedure
```

---

---

**Algorithme 4.2** Tri du contour

---

**Entrées:**  $l_{in} = \{(\rho, \theta)\}$   $\triangleright$  la liste non-triée des points du contour en coordonnées  
(log-)polaires

**Sorties:**  $contour = \{(\rho, \theta)\}$   $\triangleright$  la liste triée

initialiser  $contour$  à une liste vide

trier  $l_{in}$  en ordre croissant de  $\theta$  selon un algorithme standard

$p \leftarrow$  le point de  $l_{in}$  où  $\theta$  est minimal (normalement 0) et  $\rho$  est maximal

ajouter  $p$  à la fin de  $contour$

enlever  $p$  de  $l_{in}$

**while**  $l_{in}$  n'est pas vide **do**

**for all**  $x_i \in l_{in}$  **do**

$D_i \leftarrow \|p - x_i\|^2$

**end for**

$p \leftarrow$  le premier point  $x_i$  de  $l_{in}$  pour lequel  $D_i$  est minimal

  ajouter  $p$  à la fin de  $contour$

  enlever  $p$  de  $l_{in}$

**end while**

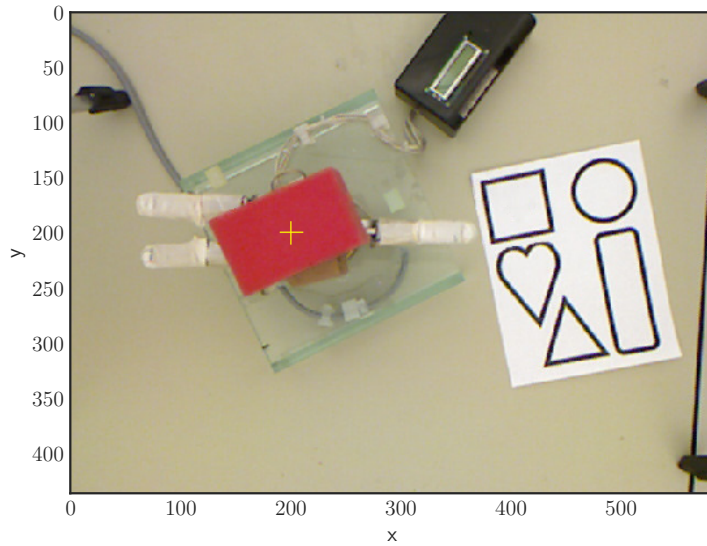
---

En plus de l’algorithme 4.1, [107] propose une stratégie pour sélectionner le canal d’une image YUV en projection log-polaire qui sera optimal pour la détection de contour. Il s’agit d’abord de calculer la moyenne de l’intensité de chaque colonne de l’image, puis l’écart-type de ces moyennes. Puisqu’un écart-type élevé indique un « saut » prononcé de l’intensité dans la direction horizontale (c’est-à-dire une division verticale claire), on choisit le canal pour lequel cette mesure est la plus élevée. Il est trivial d’adapter cette stratégie pour sélectionner un espace de couleur : pour chaque espace de couleur considéré, on choisit le canal dont le contraste (calculé selon la procédure décrite) est le plus élevé, puis on le compare au « meilleur » canal des autres espaces de couleur. Puisque le traitement d’une image à plusieurs canaux demande plus de temps de calcul, seul le « meilleur » canal (sélectionné à travers les espaces de couleur RGB, YUV et HSV) est utilisé dans les expériences présentées ici. Si on souhaite cependant considérer tous les canaux d’un espace couleur, on choisit celui dont le contraste moyen est le plus élevé.

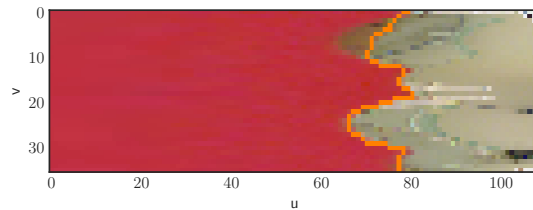
Pour le suivi de contour, [107] note qu’il est préférable que le point focal de la projection log-polaire soit près du centre de l’objet à identifier. Cependant, l’utilisation d’un point focal fixe empêche la détection du contour de l’objet si ce point est recouvert ou si l’objet glisse ou se déplace de manière à ce que le point initial ne soit plus sur l’objet. Dans cette thèse, pour remédier à ce problème et améliorer la robustesse du suivi, le point focal est mis à jour à chaque image de la séquence, de manière à ce qu’il corresponde au centroïde du contour détecté à l’image précédente.

## 4.2 Initialisation

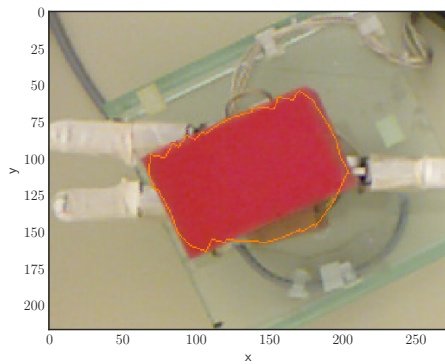
La première étape est la définition de la tâche à accomplir, c’est-à-dire l’obtention du contour initial de l’objet,  $C_I$ , ainsi que du contour cible ou désiré,  $C_D$ . Pour ce faire, on demande à l’utilisateur de sélectionner, sur l’image de la situation initiale qui inclut à la fois l’objet et un modèle de la cible, un point près du centre de l’objet à déformer ainsi qu’un point à l’intérieur du contour désiré. Le point sélectionné par l’utilisateur est utilisé comme point focal initial de la projection log-polaire pour l’algorithme de détection de contour *fast level-set* (section 4.1.2). Pour accélérer la détection sans passer par le traitement du nuage de point comme dans [107], l’algorithme est appliqué à une version sous-échantillonnée de la projection log-polaire pour identifier les limites de l’objet (figure 4.2). Ceci permet de recadrer l’image de manière à réduire le nombre de points à traiter pour l’obtention du contour avec une plus haute résolution.



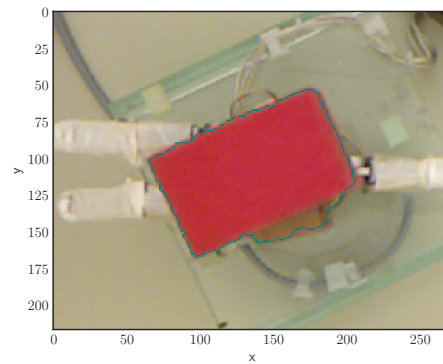
(a) image originale avec point de fixation



(b) conversion log-polaire sous-échantillonnée, avec  $R = 0,5\rho_{max}$ ,  $S = 36$  et  $\rho_{max} = 0,5 \min(y_{max}, x_{max})$



(c) image recadrée d'après le contour sous-échantillonné



(d) image recadrée avec contour initial à haute résolution

FIGURE 4.2 : Identification d'une région d'intérêt. L'image initiale (a) est sous-échantillonnée lors de la conversion log-polaire (b) pour identifier les limites de l'objet et recadrer l'image (c) avant d'identifier le contour avec une plus haute résolution (d).

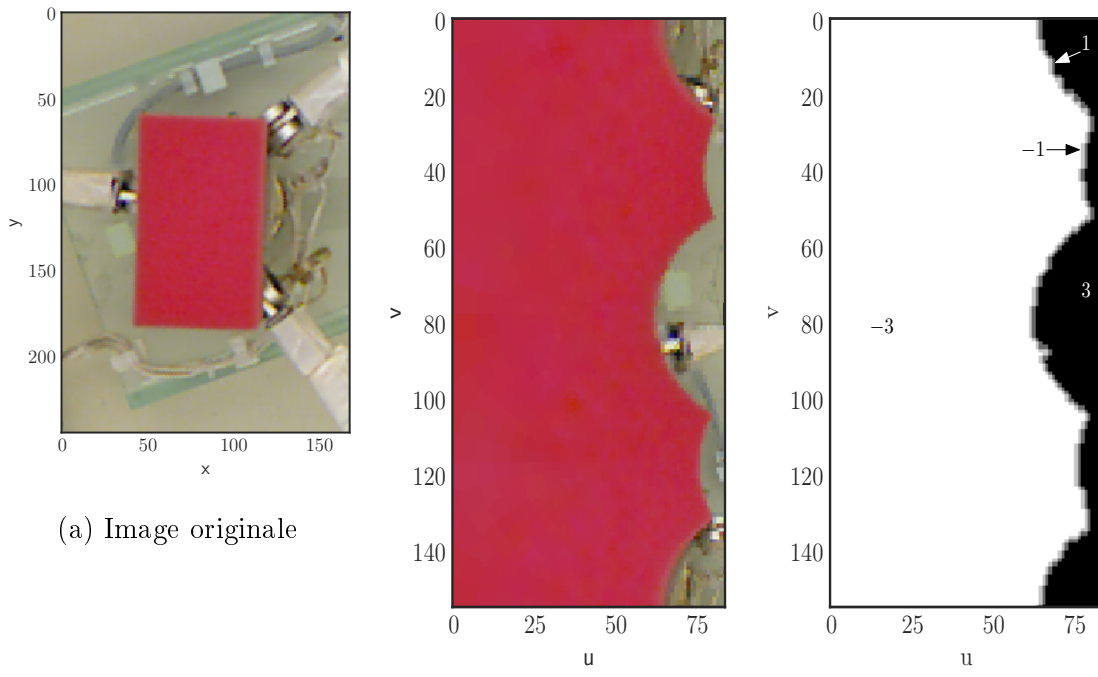
Une fois que les contours initial et désiré sont connus, il est nécessaire de les aligner pour optimiser la situation initiale et pour pouvoir calculer la prise de manière appropriée. Ainsi, il est nécessaire de connaître la position du centroïde et l'angle de l'axe principal de l'objet et de la forme cible. Pour ce faire, on utilise la carte  $\Phi$ , qui indique si un pixel est à l'intérieur de l'objet ou non, telle que déterminée par l'application de l'algorithme de détection de contour (voir section 4.1.2). Celle-ci a la propriété que tous les points à l'intérieur du contour ont une valeur inférieure à 0 alors que les points à l'extérieur du contour ont une valeur supérieure à 0. Cette carte est donc reconvertie en coordonnées cartésiennes et, après des opérations de seuillage et de fermeture morphologique, utilisée comme masque binaire pour l'objet et la cible (figure 4.3). Le centroïde de l'objet et de la cible, ainsi que l'angle de leur axe principal, sont ensuite calculés à partir des masques binaires par l'analyse des moments d'image en utilisant les fonctions standard dans OpenCV [108]. Notons que l'utilisation de la carte  $\Phi$  permet d'obtenir une image binaire qui correspond exactement au contour détecté par l'algorithme *fast level-set*, offrant donc une approche plus robuste que la segmentation simple par couleur. De plus, l'analyse des moments d'image est préférable au simple calcul de la position moyenne des points du contour puisqu'elle prend en compte la totalité de l'aire de l'objet, en plus de permettre le calcul de l'orientation.

L'utilisation des moments d'image est une technique bien connue pour l'analyse des images binaires [109, 110]. Étant donnée une image en nuances de gris  $I(i, j)$ , le moment d'image  $M_{p,q}$  est défini par l'équation 4.6.

$$M_{p,q} = \sum_i \sum_j i^p j^q I(i, j) \quad (4.6)$$

Pour une image binaire où l'objet est identifié par 1 et l'arrière-plan par 0, le centroïde de l'objet,  $(\bar{x}, \bar{y})$ , est obtenu comme suit.

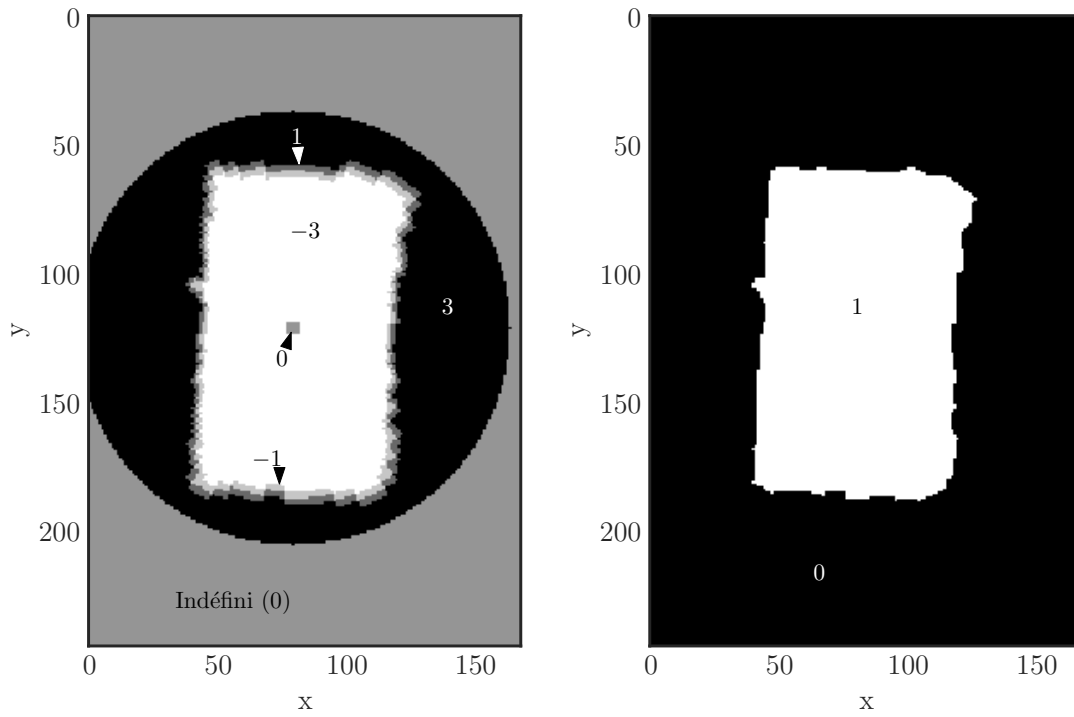
$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{M_{1,0}}{M_{0,0}} \\ \bar{y} &= \frac{M_{0,1}}{M_{0,0}} \end{aligned} \quad (4.7)$$



(a) Image originale

(b) Image log-polaire

(c) carte  $\Phi$



(d) version cartésienne

(e) après seuillage

FIGURE 4.3 : Utilisation de la carte  $\Phi$  comme masque binaire

L'orientation de l'axe principal,  $\Theta$ , demande un développement supplémentaire :

$$\begin{aligned}
 \mu'_{2,0} &= \frac{M_{2,0}}{M_{00}} - \bar{x}^2 \\
 \mu'_{1,1} &= \frac{M_{1,1}}{M_{00}} - \bar{x}\bar{y} \\
 \mu'_{0,2} &= \frac{M_{0,2}}{M_{00}} - \bar{y}^2 \\
 \Theta &= \frac{1}{2} \arctan \left( \frac{2\mu'_{1,1}}{\mu'_{2,0} - \mu'_{0,2}} \right)
 \end{aligned} \tag{4.8}$$

Une fois que le centroïde et l'orientation des contours initial et cible sont connus, la prochaine étape est d'effectuer le décalage et la rotation du contour cible pour aligner son centroïde et son axe principal sur ceux de l'objet. Cette transformation réduit l'écart initial entre l'objet et la cible, améliorant de ce fait la qualité de la prise sélectionnée. Enfin, il faut redimensionner le contour cible de manière à compenser pour la différence d'échelle introduite par l'écart potentiel de profondeur entre la surface de l'objet et celle de la cible. Le facteur d'échelle est déterminé en divisant la taille d'un pixel de l'objet par celle d'un pixel de la forme cible, obtenues tel que décrit dans la section 3.2.2.

Dans le but d'accélérer le traitement, la dernière étape d'initialisation est de déterminer la région de l'image qui contient l'objet. Celle-ci est obtenue en prenant les coordonnées maximales et minimales du contour dans chaque dimension, et en y ajoutant une bordure de la moitié de la distance entre elles. Ainsi, à la fin de la séquence d'initialisation, on connaît la région d'intérêt de l'image, le point qui correspond au centre de l'objet (et donc, par hypothèse, à celui de la main), la taille en mm d'un pixel, ainsi que les contours initial et désiré de l'objet.

### 4.3 Sélection de prise

L'idée de base de l'algorithme de sélection de prise développé dans cette thèse s'inspire du principe de diminution de la rigidité présenté par Berenson [72]. Celui-ci suggère que l'influence des forces appliquées aux points de contact augmente à mesure que la distance entre le point observé et le point de contact diminue. Ainsi, il s'ensuit que les points de contact devraient être positionnés aux endroits où l'on souhaite maximiser l'influence des forces appliquées, c'est-à-dire où la distance entre le contour initial et le contour désiré est la plus grande. Le reste de cette section détaille la procédure pour sélectionner les points de contact qui respectent à la fois ce principe et les contraintes imposées par la main Barrett.

Selon la géométrie de la main Barrett, détaillée dans la section 3.2.1, une prise est décrite par trois valeurs. Celles-ci sont la position du centre de la main, l'angle du doigt fixe (D3) à partir de ce centre, et l'angle d'écart  $\phi$  des doigts mobiles.

Une approche simple pour déterminer une prise optimale serait d'échantillonner l'espace des prises possibles à intervalles réguliers et, pour chaque prise possible, évaluer leur qualité en termes de la stabilité de la prise et du respect de la diminution de la rigidité tel que décrit ci-dessus. Cette approche serait en quelque sorte similaire à la planification par échantillonnage et simulation utilisée par Patil et Alterovitz [40]. Cependant, il importe de noter que l'évaluation du critère de bouclage des forces, tel que détaillé dans la section 4.3.3, demande environ 1 ms par prise. Si on échantillonne les prises possibles avec une résolution de  $1^\circ$ , cela fait  $360^\circ$  pour l'angle de D3 et  $180^\circ$  pour  $\phi$ , c'est à dire un total de 64800 prises à évaluer pour chaque position considérée pour le centre de la main. Dans l'intérêt de réduire les délais de planification, il est donc justifié d'utiliser une approche heuristique plus complexe pour éliminer le plus rapidement possible les prises instables ou qui ne permettent pas de rapprocher les contours.

Ainsi, on commence par identifier les régions du contour de l'objet où il serait utile d'appliquer une force (section 4.3.1) avant de regrouper ces régions pour former des prises potentielles (section 4.3.2). Ensuite, on génère des prises réelles à partir de ces régions et on vérifie leur stabilité (section 4.3.3). Finalement, la meilleure prise est sélectionnée (section 4.3.4). Cette séquence d'opérations est une solution algorithmique efficace pour la sélection heuristique d'une prise stable et optimisant la déformation d'un objet aux propriétés inconnues et constitue la proposition centrale de cette thèse. La figure 4.4 montre un scénario de déformation utilisé pour illustrer le processus.

### 4.3.1 Identification des régions de prise

La première étape pour la sélection de la prise est l'identification des régions où il serait souhaitable de placer un point de contact, c'est-à-dire les régions où il y a une grande distance entre le contour initial de l'objet et le contour désiré. Cette tâche est divisée en deux parties, soit l'identification des régions du contour cible où il serait désirable de placer les doigts et l'association de ces régions cibles à des régions du contour initial.

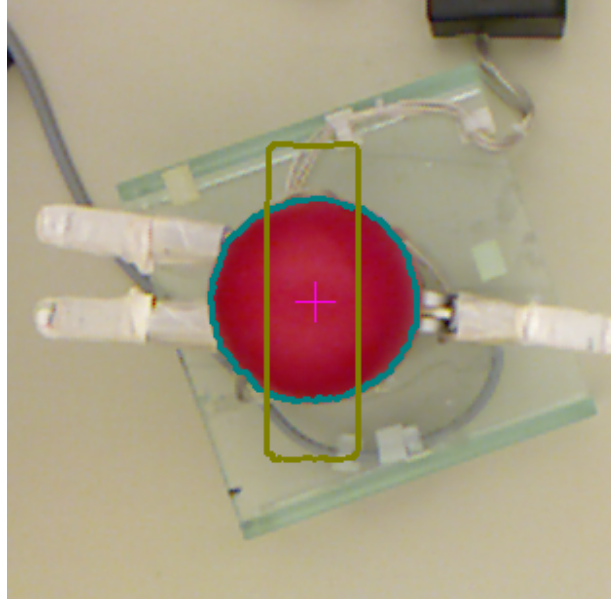
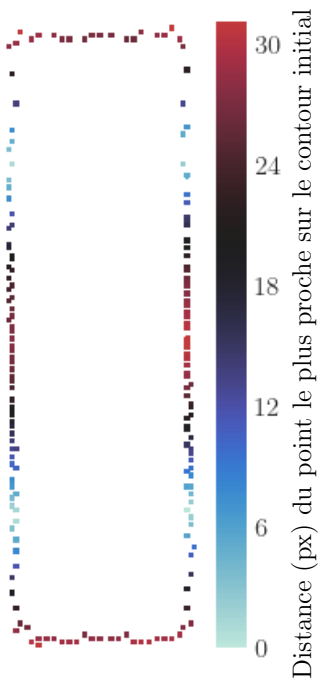


FIGURE 4.4 : Exemple d'un scénario de déformation. L'objet (contour bleu) doit être déformé pour rejoindre le contour cible (or)

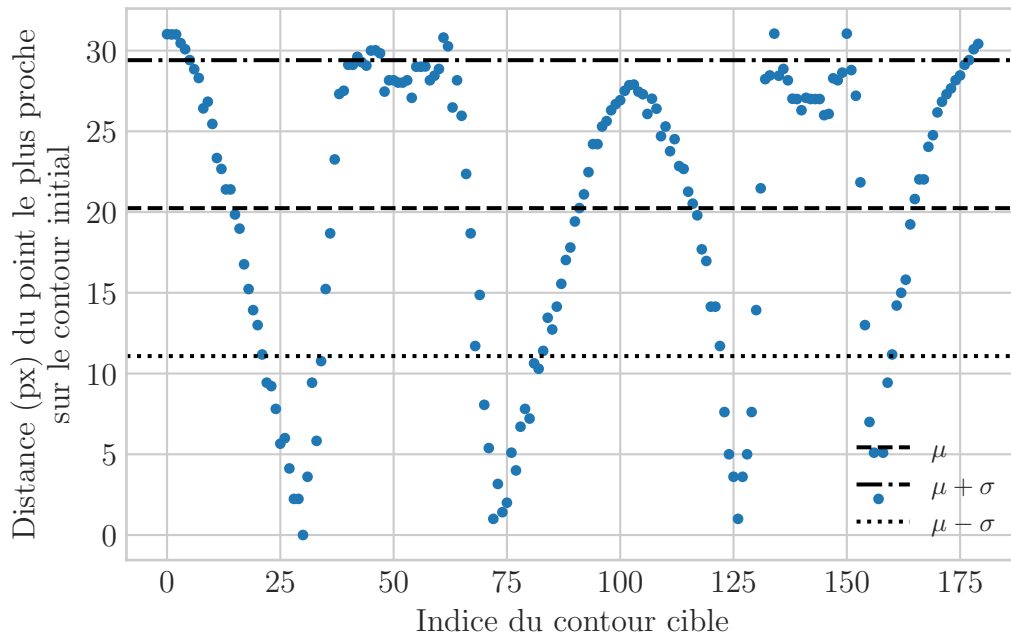
### Identification des régions de la cible

L'identification des régions de prise sur la forme cible passe par le calcul de l'écart entre le contour initial et le contour cible. Ici, la mesure d'erreur utilisée est la distance euclidienne entre le point sur le contour cible  $C_D$  et le point le plus proche sur le contour initial  $C_I$  (équation 4.9). Cet écart est calculé pour chaque point  $i$  sur le contour cible, permettant ainsi de projeter cette distance sur le contour cible (figure 4.5a). À partir de l'observation de la carte ainsi obtenue, de la distribution de l'écart (figure 4.5b) et des résultats expérimentaux préliminaires, nous avons déterminé que seules les régions où l'écart est supérieur à la moyenne devraient être considérées dans la sélection de prise. Une fois que les points pour lesquels l'écart est trop faible sont éliminés, les points restants sont regroupés en régions continues selon la procédure décrite par l'algorithme 4.3, qui utilise la distance entre deux points consécutifs pour déterminer s'ils appartiennent à la même région. Ces régions sont ensuite divisées en sous-régions de manière à ce que chaque sous-région couvre une distance équivalente à la largeur du doigt de la main Barrett. Le résultat de cette procédure est montré à la figure 4.6.

$$E_{C_{D_i}} = \min_j (\|C_{D_i} - C_{I_j}\|) \quad (4.9)$$



(a) Carte de l'écart initial, projeté sur le contour cible défini à la figure 4.4.



(b) Distribution de l'écart initial projeté sur le contour cible, avec sa moyenne  $\mu$  et son écart type  $\sigma$ .

FIGURE 4.5 : Visualisation de l'écart entre le contour cible et le contour initial de l'objet.

---

**Algorithme 4.3** Fusion et division des régions continues à grand écart initial

---

**Entrées:**

- $C_D$  ▷ la liste des points du contour cible ;  
 $E_D$  ▷ l'écart initial associé à chaque point de  $C_D$  ;  
 $\lambda$  ▷ la condition de continuité ;  
 $F$  ▷ La largeur du doigt en pixels

**Sorties:**  $R_D$  ▷ la liste des régions cibles, initialement vide

```
for all  $C_{D_i}$  dans  $C_D$  do  
  if  $E_{D_i} > \text{MEAN}(E_D)$  then  
     $C_{D'_i} \leftarrow C_{D_i}$   
     $E_{D'_i} \leftarrow E_{D_i}$   
  end if  
end for  
 $D_i \leftarrow$  distance entre  $C_{D'_i}$  et  $C_{D'_{i+1}}$   
 $R'_D \leftarrow C_D'$  séparé en sous-listes après les indices  $i$  où  $D_i > \lambda$   
 $D' \leftarrow D$  séparé en sous-listes après les indices  $i$  où  $D_i > \lambda$   
for all  $R_{D'_k}$  dans  $R_{D'}$  do  
   $d \leftarrow \sum_{i=0}^{n-2} D'_i$   
   $n_s \leftarrow \frac{d}{F}$   
   $R_s \leftarrow R_{D'_k}$  séparé en  $n_s$  sous-listes de taille égale  
  for  $i = 1 \dots n_s$  do  
    Ajouter  $R_{s_i}$  à  $R_D$   
  end for  
end for
```

---



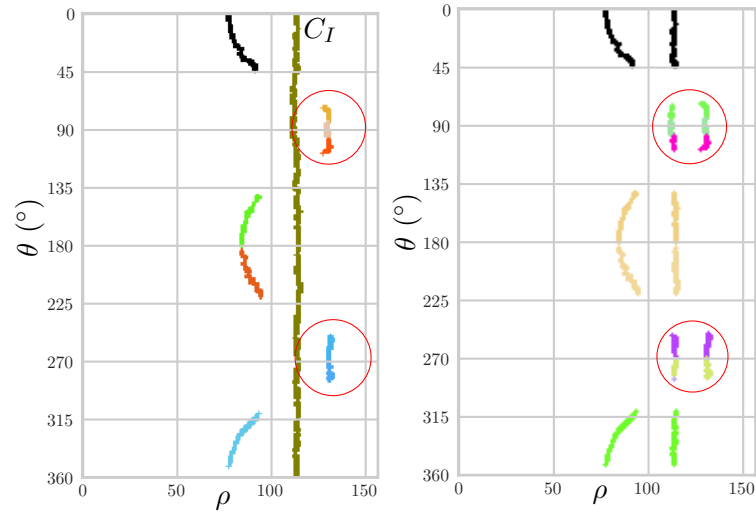
FIGURE 4.6 : Régions du contour cible où l'écart avec le contour initial (c'est-à-dire la distance du point le plus proche sur le contour initial) est plus haute que la moyenne, divisées pour correspondre à la largeur du doigt.

### Association des régions au contour initial

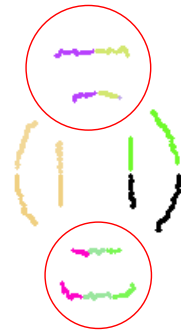
Pour associer les régions du contour cible au contour initial, on utilise le fait que les doigts de la main Barrett s'ouvrent et se ferment dans une direction radiale à partir d'un point de convergence habituellement situé près du centre de la paume. Ici, l'approche est similaire à celle utilisée dans [111], où le centre de la main est utilisé comme approximation du point de convergence des trajectoires des doigts.

Selon cette approche, le contour initial et les régions cibles sont convertis en coordonnées (log-)polaires centrées sur le centre de l'objet. Dans cette projection, chaque région du contour cible couvre un intervalle distinct d'angles. Ainsi, il suffit de sélectionner les points du contour initial dont la composante angulaire est dans l'intervalle couvert par la région cible pour compléter l'association. Les figures 4.7a et 4.7b illustrent ce processus. Puisque les doigts ne sont pas rigidement attachés à l'objet, il est seulement possible de pousser le contour de l'objet pour le rapprocher du centre de la main. Pour respecter cette contrainte, les régions où le contour cible est plus loin du centre que le contour initial (c'est-à dire les régions où il faudrait tirer sur l'objet) sont éliminées. Le résultat est montré dans la figure 4.7c.

Il est à noter que la détection de contour ordonne les points selon l'angle dans un système de coordonnées log-polaires dont l'origine est le centre de l'objet. Ainsi, suite à l'algorithme 4.3, aucune région ne traverse la ligne du  $0^\circ$ . Cette condition permet d'utiliser les angle minimum et maximum d'une région comme critères d'association sans devoir traiter de cas spéciaux.



(a) Contour initial  $C_I$  (or) et (b) Association des régions du contour cible au contour initial, en coordonnées polaires.



(c) Association des régions du contour cible au contour initial, en coordonnées cartésiennes.

FIGURE 4.7 : Association des régions du contour cible au contour initial. Les régions encadrées du contour cible sont plus loin du centre de l'objet que le contour initial et seront ignorées dans la sélection de prise.

### 4.3.2 Regroupement des régions en prises potentielles

La deuxième étape de la sélection de prise est la génération de prises potentielles à partir des régions identifiées à la section 4.3.1. Ici, deux des contraintes de la main Barrett sont appliquées : le nombre de doigts et la nécessité que l'angle entre le doigt fixe (D3) et chacun des autres doigts (D1 et D2) soit identique. Encore une fois, le centre de la main sert d'approximation pour le point de convergence des trajectoires des doigts, ce qui permet de réutiliser directement la stratégie de validation de prise que nous avons développée dans [111]. Ainsi, pour chacune des combinaisons de trois régions dans l'ensemble des régions du contour cible  $R_D$  (c'est-à-dire un « triplet » de régions en coordonnées polaires), on applique l'algorithme 4.4 en assignant à  $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$  les angles au milieu de chacune des trois régions sélectionnées et à  $\tau$  la moitié de l'intervalle d'angles de la plus grande de ces régions<sup>1</sup>. Cet algorithme vérifie qu'il est possible de placer un doigt dans chaque région tout en respectant la contrainte que les angles entre un doigt (qui sera D3) et les deux autres soient identiques (figure 4.8). Étant donnés les trois angles  $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ , l'angle central (position de D3) est celui dont les deux angles internes  $(\phi_{ij})$  sont les plus semblables. Suite à cette procédure, on peut former un ensemble de prises potentielles, c'est-à-dire les triplets de régions qui respectent les contraintes. À cette étape, il est aussi possible d'assigner les doigts de la main Barrett aux différentes régions. En effet, le doigt fixe (D3) est assigné à la région centrale (contenant  $\Theta_c$ ), le doigt D1 est assigné à la région contenant  $\Theta_c - \phi$  et le doigt D2 est assigné à la région contenant  $\Theta_c + \phi$ .

### 4.3.3 Validation de la stabilité

Une fois que les régions des prises potentiellement valides et stables sont identifiées, la prochaine étape est de générer les prises précises contenues dans ces régions et de vérifier leur stabilité. Tout d'abord, dans le but d'accélérer le traitement, les triplets de régions dont l'angle  $\phi$  entre D3 et les autres doigts est inférieure à  $90^\circ$  sont éliminés, étant donné qu'une telle prise risque de pousser l'objet hors de la main (voir la figure 4.9). Pour les prises potentielles (triplets de régions) restantes, le reste du processus est divisé en plusieurs étapes, soit la validation de la courbure, la génération de la prise et la vérification du bouclage des forces.

---

1. En termes d'intervalle d'angles

---

**Algorithme 4.4** Identification de prises valides pour la main Barrett

---

**Entrées:**

$T = (\theta_1, \theta_2, \theta_3)$  des angles décrivant les trajectoires potentielles des doigts ;  $\tau$  la tolérance pour la condition d'égalité des angles internes

**Sorties:**  $\Theta_{cidx}$ , l'indice (dans  $T$ ) de l'angle central, et  $\Phi$ , la différence entre l'angle central et les deux autres **si** la prise est valide, **FAUX** autrement.

**for**  $i \leftarrow 1 \dots 3$  **do**

**for**  $j \leftarrow i \dots 3$  **do**

$\phi_{ij} \leftarrow |\theta_i - \theta_j|$

**if**  $\phi_{ij} > 180^\circ$  **then**

$\phi_{ij} \leftarrow 360^\circ - \phi_{ij}$

**end if**

**end for**

**end for**

$\phi' \leftarrow (|\phi_{12} - \phi_{13}|, |\phi_{12} - \phi_{23}|, |\phi_{13} - \phi_{23}|)$

▷ Différences de deuxième ordre

$\Theta_{cidx} \leftarrow \text{ARGMIN}(\phi')$

**if**  $T_{\Theta_{cidx}} < \tau$  **then**

**if**  $\Theta_{cidx} = 1$  **then**

$\Phi \leftarrow \text{MEAN}(\phi_{12}, \phi_{13})$

**else if**  $\Theta_{cidx} = 2$  **then**

$\Phi \leftarrow \text{MEAN}(\phi_{12}, \phi_{23})$

**else if**  $\Theta_{cidx} = 3$  **then**

$\Phi \leftarrow \text{MEAN}(\phi_{13}, \phi_{23})$

**end if**

**else**

**return** FAUX

**end if**

**return**  $\Theta_{cidx}, \Phi$

---

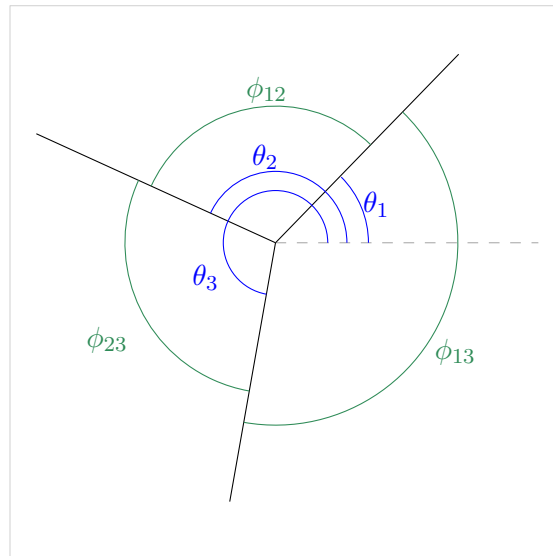


FIGURE 4.8 : Trajectoires potentielles des doigts vers le centre de l'objet, définies par les angles  $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$  en représentation polaire. Les lignes noires sont associées au doigt central D3 de manière interchangeable. Cette situation représente une prise valide pour la main Barrett seulement si au moins deux des trois angles internes  $\phi_{ij}$  sont identiques.

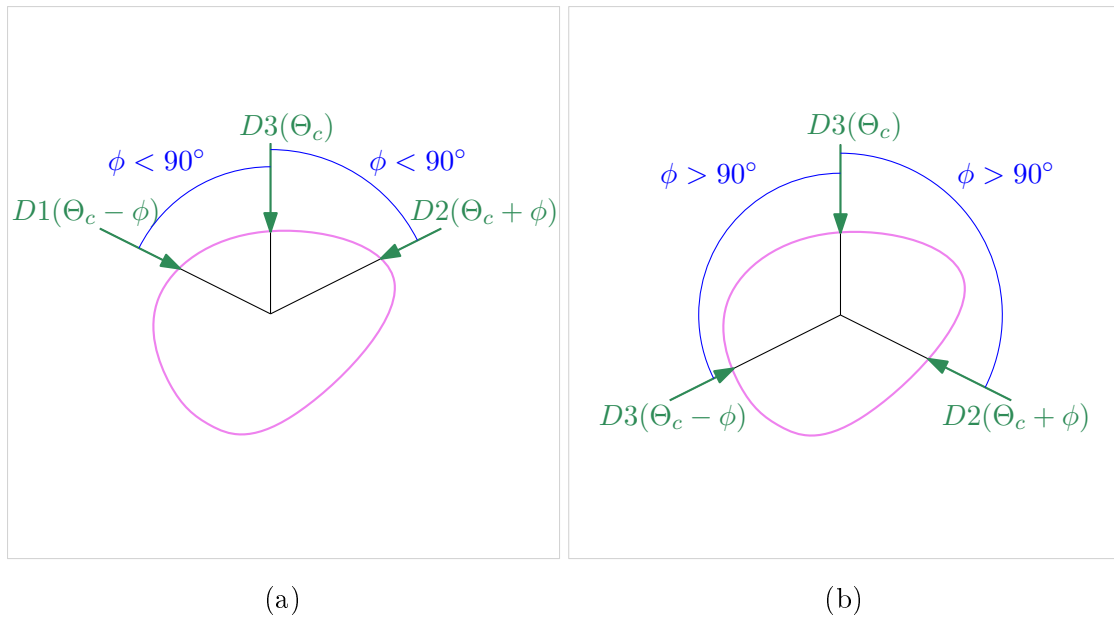


FIGURE 4.9 : Prises à trois doigts respectant les contraintes de la main Barrett (angle  $\phi$  identique des deux côtés de D3) sur un objet quelconque. La prise (a) a moins de chances de succès que (b) puisqu'elle risque de pousser l'objet hors de la main.

## Validation de la courbure

Pour assurer une prise stable dans un scénario de manipulation réelle, il importe que les points de contact sélectionnés soient résistants aux erreurs de positionnement des doigts. En effet, bien qu'il soit peu probable que les doigts puissent être positionnés exactement aux points choisis, cette erreur ne devrait pas affecter la stabilité de la prise de manière démesurée. Une solution pour assurer cette robustesse est d'éviter les régions où la courbure de l'objet est trop prononcée [82, 89]. Selon cette approche, plus une section du contour de l'objet se rapproche d'une ligne droite, plus elle réduit l'impact d'une erreur de positionnement des doigts sur l'objet.

La première stratégie utilisée pour vérifier cette condition est celle décrite dans [89]. Cette approche, illustrée par la figure 4.10, définit la courbure à un point  $P_i$  sur le contour de l'objet par la différence d'angle entre les vecteurs allant de  $P_{i-k}$  à  $P_i$  et de  $P_i$  à  $P_{i+k}$ , où  $k$  est habituellement défini pour correspondre à la moitié de la largeur du doigt. L'avantage de cette stratégie est que la mesure de la courbure est relativement indépendante de la taille des pixels si  $k$  est défini de manière appropriée.

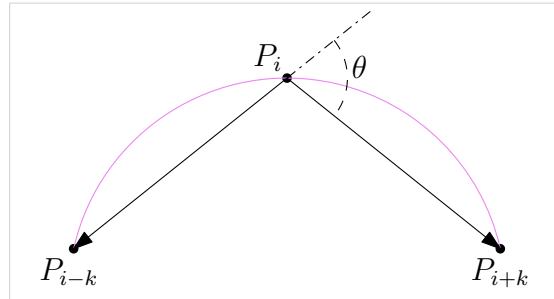


FIGURE 4.10 : Courbure par différence d'angle :  $\theta$  est la courbure du contour de l'objet au point  $P_i$

Une deuxième stratégie utilisée pour évaluer cette condition est inspirée par [90], qui approxime le contour de l'objet par une série de lignes droites. Ici, la courbure autour d'un point  $P_i$  est définie comme la distance moyenne entre les points allant de  $P_{i-k}$  à  $P_{i+k}$  et la ligne droite la mieux ajustée à ces points (voir la figure 4.11). Expérimentalement, cette technique est plus résistante aux irrégularités du contour, mais il est plus difficile de définir un seuil de courbure approprié, lequel est aussi plus dépendant de la taille des pixels.

Dans cette thèse, puisque les régions considérées sur le contour sont déjà définies pour correspondre à la largeur du doigt, la courbure est évaluée seulement au point central  $P_i$ ,

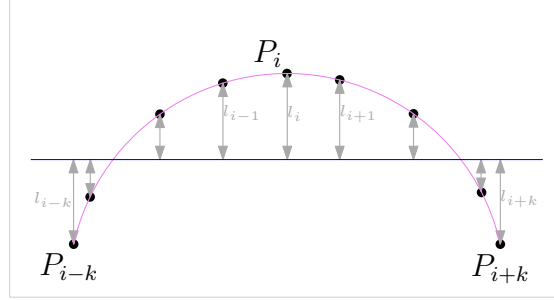


FIGURE 4.11 : Courbure par la ligne la mieux ajustée : La courbure du contour de l’objet au point  $P_i$  est la moyenne des distances  $l$  entre le contour et la ligne.

prenant le premier et le dernier point de la région comme  $P_{i-k}$  et  $P_{i+k}$ , respectivement. Ainsi, la courbure des trois régions d’une prise potentielle est évaluée par la méthode de la ligne droite (Figure 4.11) et, si la courbure d’une des régions est trop prononcée, cette prise est considérée instable et est donc éliminée du processus.

### Génération de la prise

Jusqu’à présent, le but du processus était d’identifier les régions du contour de l’objet qui seraient appropriées pour la manipulation. La marge d’erreur permise par la largeur de ces régions justifiait donc l’utilisation du centre de la main comme approximation du point de convergence des trajectoires des doigts. Cependant, la vérification du critère de bouclage des forces requiert la connaissance de la direction précise des forces appliquées.

Ainsi, à partir des prises « approximatives » composées de trois régions, il est nécessaire de calculer la prise « précise » qui sera évaluée. Celle-ci est composée de trois éléments, soit la direction de D3 (décrite par l’angle central  $\Theta_c$ ), l’angle d’écart  $\phi$  et la position du point de convergence des trajectoires des doigts par rapport au centre de la main. Tel que décrit à la section 3.2.1, la position de ce point varie en fonction de  $\phi$ . Il est cependant possible de prendre avantage des coordonnées polaires pour calculer à la fois  $\phi$  et le point de convergence à partir de l’angle central  $\Theta_c$  et d’un point cible (polaire) sur une des deux autres régions.

Étant donné un système de coordonnées polaires centré sur le centre de la main, on définit le point de contact du doigt D3 comme  $(r_c, \Theta_c)$  et le point « cible » pour le contact du doigt D1 comme  $(r_1, \theta_1)$ . Ainsi, on connaît aussi  $\phi' = \Theta_c - \theta_1$ , l’angle d’écart entre les trajectoires de D3 et D1 mesuré à partir du centre de la main. Cependant, pour correspondre au fonctionnement de la main Barrett, cet écart doit être mesuré à partir du point

de convergence des trajectoires des doigts. Ceci donne lieu à la géométrie de la figure 4.12, où on cherche  $\phi$  et  $\Delta v$ .

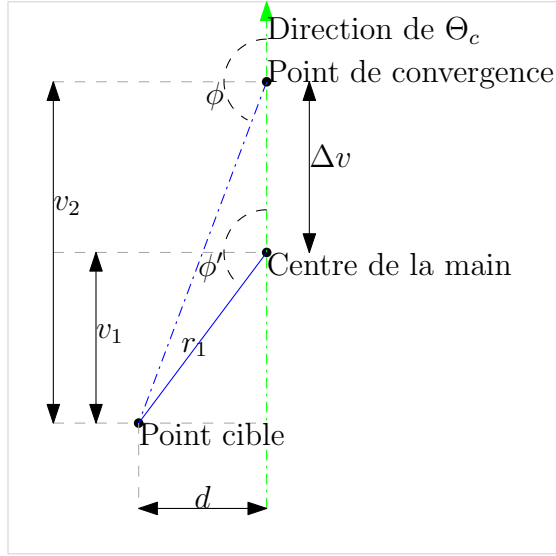


FIGURE 4.12 : Calcul de  $\phi$  à partir de la trajectoire de D3 ( $\Theta_c$ ) et de la position d'un autre doigt (point cible)

À partir de l'équation 3.2 (section 3.2.1), on sait que

$$\Delta v = 25 \text{ mm} \cdot \tan(\phi - 90^\circ) \quad (4.10)$$

Aussi, de la figure 4.12,

$$\phi' - 90^\circ = \arctan\left(\frac{v_1}{d}\right) \quad (4.11)$$

$$v_2 = v_1 + \Delta v \quad (4.12)$$

$$\phi - 90^\circ = \arctan\left(\frac{v_2}{d}\right) \quad (4.13)$$

En appliquant les substitutions appropriées,

$$\phi - 90^\circ = \arctan\left(\frac{v_1 + 25 \text{ mm} \cdot \tan(\phi - 90^\circ)}{d}\right)$$

$$\tan(\phi - 90^\circ) = \frac{v_1 + 25 \text{ mm} \cdot \tan(\phi - 90^\circ)}{d}$$

$$d \tan(\phi - 90^\circ) = v_1 + 25 \text{ mm} \cdot \tan(\phi - 90^\circ) \quad (4.14)$$

$$(d - 25 \text{ mm}) \tan(\phi - 90^\circ) = v_1$$

$$\phi - 90^\circ = \arctan\left(\frac{v_1}{d - 25 \text{ mm}}\right)$$

Étant donné que

$$\begin{aligned} d &= r \cos(\phi' - 90^\circ) \\ v_1 &= r \sin(\phi' - 90^\circ) \end{aligned} \tag{4.15}$$

on peut ainsi déterminer les  $\phi$  et  $\Delta v$  corrects à partir de l'angle décrivant la trajectoire du doigt D3 et d'un point sur la région de prise potentielle associée au doigt D1.

Pour chaque combinaison d'angle  $\Theta_c$  dans la région associée au doigt D3 et de point dans la région associée au doigt D1, la procédure décrite ci-dessus est appliquée pour générer une prise précise pour laquelle vérifier le critère de bouclage des forces.

### Bouclage des forces

La validation de la stabilité d'une prise « précise » est faite en deux étapes, soit la vérification de l'intersection et l'évaluation du bouclage des forces. La première étape consiste à vérifier que la prise est toujours valide lorsqu'on considère le point de convergence réel des trajectoires des doigts plutôt que le centre de la main. Ainsi, on s'assure qu'il y a une intersection entre les régions associées aux doigts D1 et D2 et la trajectoire du doigt approprié (D3 n'est pas affecté car le déplacement du point central s'est fait le long de sa trajectoire). Cette vérification est triviale à faire dans un système de coordonnées polaires centré sur le point de convergence des trajectoires des doigts : il suffit de vérifier que  $\Theta_c - \phi$  est dans l'intervalle d'angles de la région associée à D1 et que  $\Theta_c + \phi$  est dans l'intervalle d'angles de la région associée à D2. Notons que cette vérification est faite seulement pour le contour initial. Expérimentalement, il est rare que le changement de point de convergence conserve l'intersection avec le contour désiré, plus proche du point central de la projection. Cette situation n'affecte cependant pas la stabilité de la prise.

Si l'intersection entre les régions du contour initial et les trajectoires des doigts est confirmée, la deuxième étape pour s'assurer de la stabilité de la prise est l'évaluation du critère de bouclage des forces. Celui-ci est calculé selon la technique décrite à la section 2.2.1, c'est à dire en mesurant l'angle entre la force appliquée et le vecteur normal au contour. Dans ce cas ci, le vecteur normal aux régions des contours initial et désiré est calculé, pour chaque région, en prenant un vecteur perpendiculaire à la ligne droite la mieux ajustée à la région. Le vecteur cartésien de la force appliquée est calculé comme allant du point d'intersection avec le contour initial déterminé précédemment vers le point de convergence des trajectoires des doigts. Le plus petit angle entre les droites définies par ces vecteurs doit être plus petit qu'un seuil critique pour chacune des six régions

considérées (soit les trois régions de prise sur le contour initial et leur région associée sur le contour cible) afin que la prise soit considérée stable, tel que montré précédemment à la figure 2.1. Bien qu’il ne soit pas possible de déterminer le seuil sans avoir connaissance du coefficient de friction entre l’objet et les doigts, une valeur de  $45^\circ$  s’est avéré suffisante expérimentalement.

#### 4.3.4 Sélection de la meilleure prise

Suite à la procédure décrite ci-dessus, on obtient une liste de prises valides et stables, dont les points de contact sont situés sur les régions du contour initial où il y a un grand écart avec le contour cible. Ainsi, la dernière étape de la sélection de prise est d’identifier la prise qui remplit au mieux les différentes conditions décrites dans cette section. La prise choisie est celle ayant le score  $Q$  le plus élevé, tel que calculé par l’équation 4.16. Ce score vise à équilibrer cinq critères liés à la qualité et à la stabilité de la prise. Ceux-ci sont la distance totale  $D_T$  entre le contour initial et le contour cible (à minimiser), l’angle moyen  $\bar{\theta}$  entre la force appliquée et la normale à chaque surface de contact sur les contours initial  $C_I$  et cible  $C_D$  (qualité du bouclage des forces), la courbure totale  $c_g$  des régions de prise et la distance moyenne  $\bar{D}_c$  entre le point de contact et le centre de la région de prise (réduction des risques d’erreur de positionnement).

$$Q = \frac{D_T}{\bar{\theta}_{C_I} + \bar{\theta}_{C_D} + c_g + \bar{D}_c} \quad (4.16)$$

Ce score sélectionne donc une prise qui a une grande distance totale entre les contours tout en minimisant les autres critères. Pour un développement plus rigoureux, il serait nécessaire de normaliser les différents critères pour en éliminer les unités et permettre une pondération plus précise de leur priorité. Dans le cas présent, le critère principal est le positionnement des doigts sur des régions où l’écart entre les contours initial et cible est grand, représenté par  $D_T$ , alors que les autres critères servent plutôt à rompre les égalités et à éviter les cas extrêmes. Puisque  $D_T$  est, expérimentalement, un nombre beaucoup plus grand que les autres, l’équation 4.16 suffit à atteindre cet objectif sans normalisation ou pondération supplémentaire.

Puisque la sélection de prise dépend fortement de la tâche à effectuer, il est bon de rappeler ici que l’objectif de la manipulation est de déformer l’objet de manière à ce que son contour se rapproche autant que possible du contour cible défini. Ainsi, la prise

sélectionnée sera différente de celle qui serait utilisée pour simplement déplacer l’objet (sans égard pour sa forme) ou pour accomplir une autre tâche. De plus, on note que le but du processus n’est pas de sélectionner la prise optimale au sens le plus strict du mot, ce qui demanderait une simulation complète du problème. Il est plutôt de se rapprocher de la prise qu’un humain sélectionnerait intuitivement pour accomplir la tâche de déformation spécifiée, compte tenu des contraintes de la main robotique.

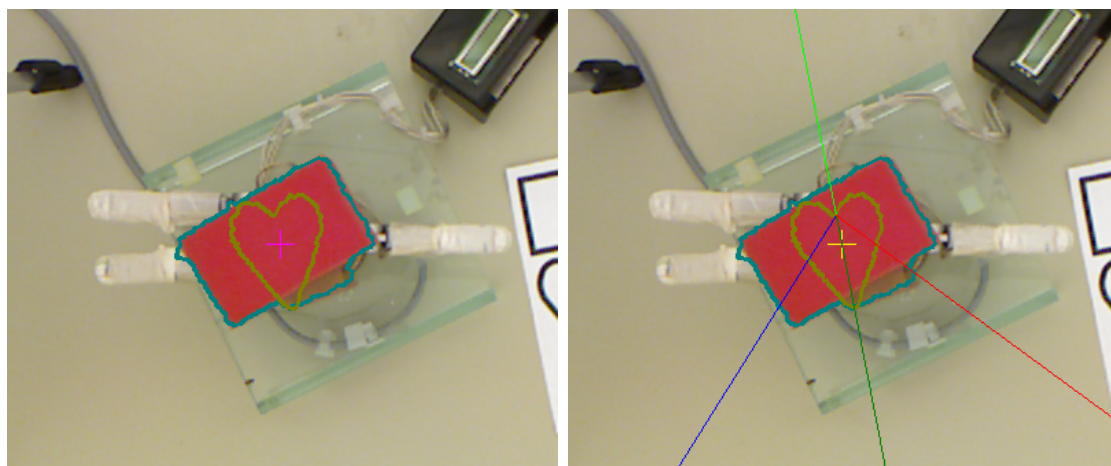
Étant donné que la distance totale entre les contours est connue avant l’application de la procédure de vérification de la stabilité (section 4.3.3), il est possible de sacrifier un peu d’optimalité dans le choix de la prise pour accélérer le traitement. En effet, si les triplets de régions de prises potentielles sont triés en ordre décroissant de distance totale, on pourrait simplement sélectionner la meilleure prise dans le premier triplet qui contient des prises valides. Puisque la sélection de prise demeure relativement rapide sans cette optimisation, elle n’est pas implémentée dans cette thèse. On note cependant que, expérimentalement, la prise sélectionnée est généralement dans un des cinq premiers triplets qui contiennent des prises valides.

## 4.4 Contrôle de la force appliquée

Une fois qu’une prise est sélectionnée, la dernière étape est la planification et l’exécution des mouvements de la main nécessaires à la déformation de l’objet. Étant donné un objet supposé non rigide mais dont les caractéristiques d’élasticité sont initialement inconnues, quatre stratégies de manipulation sont développées et évaluées. D’abord, une stratégie de contrôle simple est développée en utilisant seulement les trois points de contact et la cinématique de la main Barrett. Ensuite, la technique de manipulation basée sur la diminution de la rigidité de Berenson [72] est adaptée au problème de la manipulation en-main du contour d’un objet tridimensionnel pour développer une stratégie de contrôle directe et une stratégie itérative. La stratégie itérative est enfin adaptée pour inclure l’apprentissage automatique de la rigidité de l’objet.

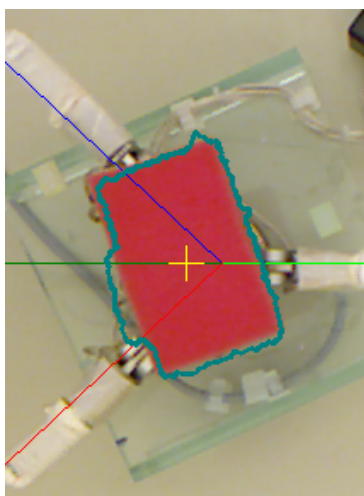
Avant d’appliquer les forces pour déformer l’objet, il est nécessaire d’aligner la main à la prise sélectionnée. Pour ce faire, il suffit de commander l’écart des doigts mobiles autour de la paume pour correspondre à  $\phi$  et de déplacer la main par rapport à l’objet de manière à ce que le doigt fixe D3 soit aligné avec  $\Theta_c$ . Notons que, dans le but de minimiser les déplacements de la main, l’objet est tourné pour aligner  $\Theta_c$  avec la position

0° de l'image en coordonnées log-polaires. Aussi, pour simplifier le contrôle en l'absence de capteurs tactiles, les doigts sont fermés manuellement jusqu'à ce qu'ils entrent en contact avec l'objet. La figure 4.13 illustre l'alignement de la main avant la fermeture des doigts. Étant donné un alignement manuel de la main robotique et la précision de la main et de l'image en ce qui a trait à l'angle entre les doigts, on note qu'il n'est pas toujours possible de parfaitement centrer les trois doigts sur les lignes correspondantes.



(a) Scénario initial

(b) Prise sélectionnée



(c) Main et objet alignés

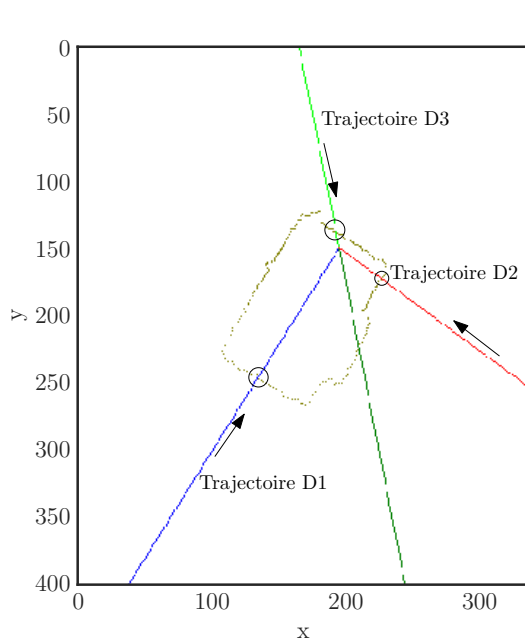
FIGURE 4.13 : Alignement de la main

### Calcul de l'intersection de la prise et du contour

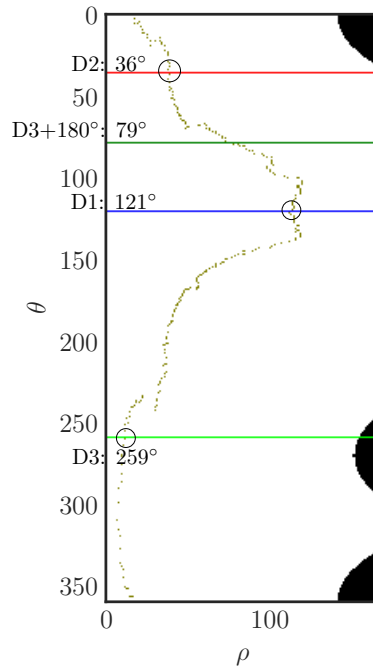
Un point commun entre toutes les stratégies de contrôle est la nécessité de calculer les points d'intersection entre les différents contours et les trajectoires des doigts. Étant

donnée une prise décrite par un angle central  $\Theta_c$ , un écart  $\phi$  et un point de convergence  $P$ , le contour avec lequel on cherche à trouver l'intersection est converti à un système de coordonnées polaires dont l'origine est  $P$ . Si on suppose que le contour est à l'intérieur des limites permises par la main, les trajectoires des doigts peuvent ainsi être décrites par un seul angle, soit  $\Theta_c - \phi$  pour D1,  $\Theta_c + \phi$  pour D2 et  $\Theta_c$  pour D3. Dans ce système, un point du contour est décrit comme  $(\rho, \theta)$ , faisant en sorte que l'intersection entre le contour et la trajectoire du doigt est le point du contour dont la composante angulaire  $\theta$  est la plus proche de l'angle décrivant le trajet du doigt. Ce point est ensuite reconverti en coordonnées cartésiennes pour la suite du traitement

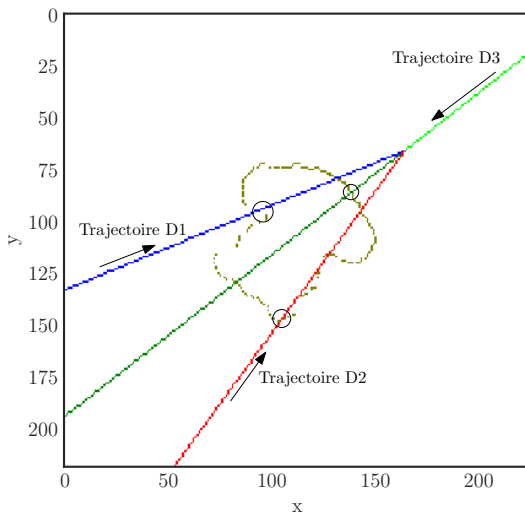
Il est à noter qu'en raison de la géométrie de la main (voir la section 3.2.1), le point de convergence des trajectoires des doigts peut se retrouver à l'extérieur du contour de l'objet. Dans ce cas, il y a habituellement deux points d'intersection entre le contour et les lignes décrivant les trajectoires des doigts. Puisqu'on considère seulement les prises où  $\phi > 90^\circ$ , l'intersection recherchée pour D1 et D2 est celle la plus éloignée du point de convergence ( $\rho$  le plus grand). Pour D3, on cherche l'intersection la plus proche du point de convergence ( $\rho$  le plus petit). Notons aussi que, dans ce cas, l'intersection avec la trajectoire de D3 sera à  $\Theta_c + 180^\circ$  au lieu de  $\Theta_c$ . Ces cas sont illustrés à la figure 4.14.



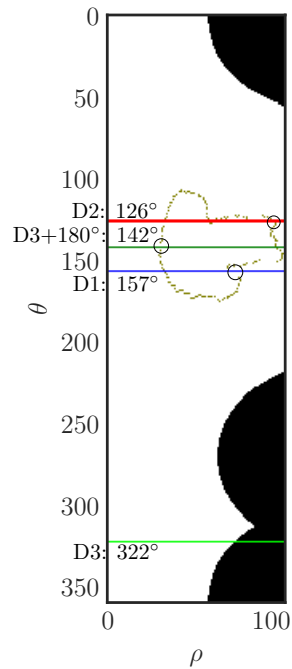
(a) version cartésienne



(b) version polaire



(c) version cartésienne



(d) version polaire

FIGURE 4.14 : Il est plus simple de calculer l'intersection entre la prise et le contour en coordonnées polaires puisque les trajectoires des doigts forment une ligne horizontale et qu'on peut comparer la coordonnée  $\rho$ . (a) et (b) illustrent le cas où le point de convergence est à l'intérieur du contour ; (c) et (d) celui où il est à l'extérieur du contour

#### 4.4.1 Contrôle direct simple

La première stratégie de contrôle implémentée a comme caractéristique fondamentale la simplicité. En effet, elle considère seulement la position des trois points de contact entre les doigts et l'objet. Ici, le but n'est pas de formellement minimiser l'écart total ou moyen entre l'ensemble des contours courant et désiré, mais de déplacer seulement les trois points de contact du contour initial au contour désiré.

Étant donnés les points d'intersection  $P_I = (x_I, y_I)$  et  $P_D = (x_D, y_D)$  entre la trajectoire d'un doigt et les contours initial et désiré, respectivement, on définit le déplacement désiré de ce doigt comme la distance entre  $P_I$  et  $P_D$ , soit  $l_i$  dans la figure 4.15 et l'équation 4.17, où  $\gamma$  est la taille d'un pixel en millimètres. Comme le modèle de cinématique du doigt est connu (section 3.2.1), il suffit de fermer les doigts à la distance appropriée. Ceci est illustré à la figure 4.15. Étant donnée une limitation matérielle de la main BH8-262 faisant en sorte qu'il est seulement possible de commander le mouvement d'un doigt à la fois, les doigts sont fermés à tour de rôle par incréments d'au plus 5 mm. Au cours de ce processus, le contour de l'objet est suivi en temps réel par la technique du *fast level-set* log-polaire [106], déplaçant le point de fixation de la transformation au nouveau centroïde de l'objet à chaque itération pour augmenter la robustesse du suivi.

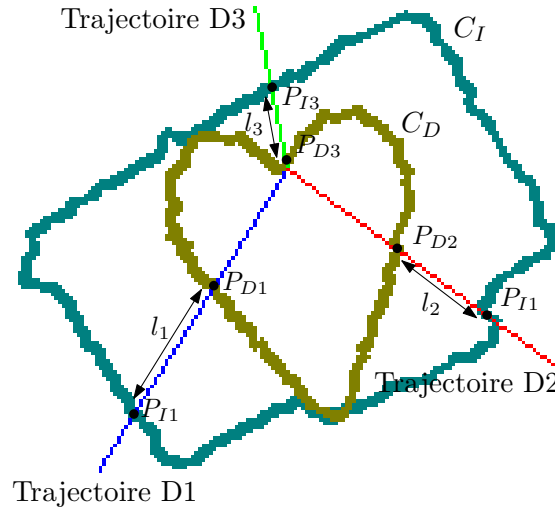


FIGURE 4.15 : Contrôle direct simple. Le doigt  $D_i$  doit être fermé de la distance  $l_i$  pour amener le contour du point  $P_{Ii}$  au point  $P_{Di}$ .

$$l_i = \gamma \sqrt{(x_{Ii} - x_{Di})^2 + (y_{Ii} - y_{Di})^2} \quad (4.17)$$

## 4.4.2 Contrôle direct par diminution de la rigidité

### Modèle de déformation

Dans la deuxième stratégie de contrôle implémentée, le comportement de l'objet est approximé selon le principe de diminution de la rigidité [72]. Le but de cette approche est d'estimer rapidement la Jacobienne de déformation de l'objet, qui relie le mouvement des doigts au mouvement des points du contour. Celle-ci est calculée comme suit :

Étant donné le contour initial  $C_I$  et la prise  $G$  définie de la manière habituelle par  $\Theta_c$ ,  $\phi$  et le centre de la main, on commence par calculer les points d'intersection  $P_{I1}$ ,  $P_{I2}$  et  $P_{I3}$  entre  $C_I$  et les doigts D1, D2 et D3, respectivement. Ainsi, on peut construire la matrice de distance  $D$ , dont chaque élément est la distance géodésique en mètres (à travers l'objet) entre chaque point de  $C_I$  et les points  $P_I$ . Si on suppose que l'objet est convexe, la distance géodésique est équivalente à la distance euclidienne, alors

$$D = [d_{ij}] = \frac{\gamma}{1000} |P_{Ii} - C_{Ij}| \quad (4.18)$$

Ensuite, en supposant que le doigt reste en contact avec l'objet, on construit les matrices  $F_i$  reliant le déplacement linéaire d'ouverture/fermeture du doigt  $i$  (en mm) au déplacement du point de contact associé (initialement  $P_{Ii}$ ). Étant donné  $\theta_i = \{\Theta_c - \phi, \Theta_c + \phi, \Theta_c\}$ , l'angle représentant la trajectoire du doigt  $i$  et  $q_i$ , le déplacement linéaire du doigt  $i$  le long de cette trajectoire, on a la situation de la figure 4.16. Cette formulation des matrices  $F_i$  est la différence principale avec [72], qui considère des manipulateurs libres (c'est-à-dire qui n'ont pas de contraintes de trajectoire) attachés à une corde ou un à tissu dans l'espace tridimensionnel.

En se basant sur l'exemple de la figure 4.16 ( $\theta_i = 315^\circ$ ),  $\sin(\theta_i) < 0$  et  $\cos(\theta_i) > 0$ . Si on définit  $q_i > 0$  comme le mouvement allant de l'extérieur vers le centre (fermeture du doigt) pour correspondre au modèle de la section 3.2.1, on veut  $\Delta x < 0$  et  $\Delta y > 0$ . Ainsi, on obtient

$$\begin{aligned} \Delta x &= -q_i \cos(\theta_i) \\ \Delta y &= -q_i \sin(\theta_i) \end{aligned} \quad (4.19)$$

ce qui permet de construire les matrices  $F_i$  :

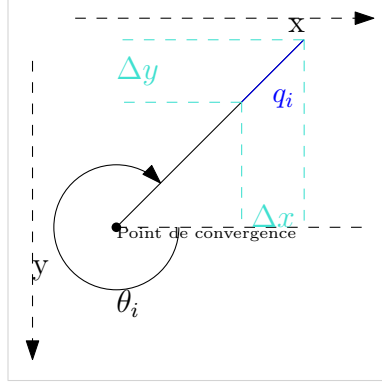


FIGURE 4.16 : Conversion du déplacement linéaire du doigt au système de coordonnées de l'image

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos(\theta_i) \\ -\sin(\theta_i) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_i \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

$$F_i = \begin{bmatrix} -\cos(\theta_i) \\ -\sin(\theta_i) \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

Selon le modèle de diminution de la rigidité, la Jacobienne de déformation  $J$  est construite en alignant des copies pondérées des matrices  $F$  selon les équations 4.22 et 4.23, où  $i = 1 \dots n$  est l'indice des points dans le contour initial  $C_I$  et  $j$  est l'indice des points de contact  $P_I$ .

$$J_{ij} = w_{ij} F_j \quad (4.22)$$

$$J = \begin{bmatrix} w_{11} F_1 & w_{12} F_2 & w_{13} F_3 \\ w_{21} F_1 & w_{22} F_2 & w_{23} F_3 \\ \vdots & & \\ w_{n1} F_1 & w_{n2} F_2 & w_{n3} F_3 \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

Le poids  $w_{ij}$  est défini comme une fonction de la distance  $D_{ij}$  entre le point de contact  $P_{Ij}$  et le point du contour initial  $C_{Ii}$ . Sa valeur doit être située entre 0 et 1 et décroître lorsque  $D_{ij}$  augmente. Selon [72], une bonne fonction à utiliser est

$$w_{ij} = e^{-k D_{ij}} \quad (4.24)$$

où  $k$  est un paramètre décrivant la rigidité de l'objet (plus  $k$  est grand, moins les autres points « suivent » le mouvement des points de contact). Ce modèle fait donc l'hypothèse

implicite que le mouvement d'un point quelconque du contour sera une combinaison linéaire du mouvement des points de contact. Étant donné un mouvement des doigts  $q = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix}$ , on

peut ainsi calculer le mouvement correspondant du contour de l'objet  $\delta = \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \vdots \\ \delta_n \end{bmatrix}$  :

$$\delta = Jq \quad (4.25)$$

### Contrôle du mouvement

Étant donné l'équation 4.25, on souhaite déterminer le mouvement des doigts,  $q$ , pour que le contour de l'objet,  $C_C$ , passe du contour initial,  $C_I$ , au contour désiré,  $C_D$ . Puisque  $J$  est connu, il est nécessaire de trouver  $\delta$ , le mouvement désiré du contour. Pour ce faire, on associe à chaque point de  $C_I$  le point le plus proche dans  $C_D$  de manière à obtenir  $\widetilde{C}_D$ , une liste de la même taille que  $C_I$  contenant les points associés de  $C_D$ . Ainsi, on calcule  $\delta$  avec l'équation 4.26, où  $\gamma$  est la taille d'un pixel en millimètres, de manière à correspondre aux conventions établies dans la figure 4.16. Notons que l'association des points des contours de tailles différentes n'est pas utilisée dans [72], qui considère plutôt un ensemble de marqueurs à des positions prédéfinies sur l'objet manipulé.

$$\delta_i = \gamma \left( \widetilde{C}_{Di} - C_{Ii} \right) \quad (4.26)$$

Pour déterminer  $q$ , puisque  $J$  n'est pas inversible, on utilise la pseudo-inverse Moore-Penrose de  $J$ , soit

$$J^+ = (J^T J)^{-1} J^T \quad (4.27)$$

Cette pseudo-inverse a comme propriété [112] de trouver la solution par moindres carrés du système d'équations linéaires défini par (4.25). Ainsi, selon ce modèle,  $\hat{q}$  obtenu par (4.28) est le déplacement des doigts qui fera en sorte que le déplacement attendu du contour de l'objet,  $\hat{\delta} = J\hat{q}$ , soit le plus proche de son déplacement désiré  $\delta$ .

$$\hat{q} = J^+ \delta \quad (4.28)$$

Connaissant  $\hat{q}$ , le mouvement des doigts estimé, la dernière étape est de commander la fermeture des doigts de la main. Pour assurer la stabilité de la manipulation malgré le fait

qu'il soit seulement possible de déplacer un doigt à la fois,  $\hat{q}$  est divisé en incréments d'au plus 5 mm et les doigts sont déplacés tour à tour jusqu'à ce que  $\hat{q}$  soit atteint. Encore une fois, le centre de la projection log-polaire pour la détection du contour est mise à jour au nouveau centroïde de l'objet à chaque itération.

### 4.4.3 Contrôle itératif par diminution de la rigidité

Pour tenter d'améliorer la précision des résultats, il est possible d'utiliser le contrôle par diminution de la rigidité de manière itérative. Essentiellement, il s'agit de diviser le mouvement désiré de l'objet en un certain nombre d'étapes et, après chacune d'entre elles, de recalculer  $\delta$  et  $\hat{q}$ . Ce processus est décrit par l'algorithme 4.5. Notons que le mouvement désiré de l'objet est calculé comme la différence entre le contour courant  $C_C$  et le contour désiré  $C_D$ . Cependant,  $J$  doit être calculé à partir de la matrice  $D$  des distances sur le contour initial  $C_I$  (équation 4.18). Ainsi, il faut associer  $C_C$  à la fois aux points de  $C_D$  et de  $C_I$ . Cette association est nécessaire puisque  $C_C$ ,  $C_I$  et  $C_D$  n'ont généralement pas la même taille.

### 4.4.4 Contrôle itératif par diminution de la rigidité avec apprentissage

Bien que le contrôle par diminution de la rigidité élimine le besoin de formellement modéliser et simuler l'objet à manipuler, il est tout de même nécessaire de décrire la rigidité de l'objet par le paramètre  $k$  de l'équation 4.24. L'assignation manuelle de ce paramètre pour chaque objet — tel qu'effectué dans [72] — suppose une connaissance préalable de l'objet, ce qui demande une étape de mesure préliminaire et va à l'encontre de l'hypothèse que l'objet est initialement inconnu. En prenant avantage des capacités d'une librairie comme PyTorch [113] pour la dérivation automatique de fonctions arbitraires, il est relativement simple d'inclure l'apprentissage automatique de  $k$  dans la procédure de contrôle itérative, comme le montre l'algorithme 4.6 où les différences avec l'algorithme 4.5 sont marquées par une étoile ( $\star$ ).

---

**Algorithme 4.5** Contrôle itératif

---

**Entrées:**  $C_I$ , le contour initial ;  $C_D$ , le contour cible ;  $N$  le nombre d'étapes ;  $\lambda$  la vitesse de convergence ;  $\gamma$  la taille d'un pixel en millimètre. La main est alignée avec la prise sélectionnée.

calculer  $J$  avec  $C_I$

**for**  $n \leftarrow 1 \dots N$  **do**

$\widetilde{C}_D \leftarrow \text{ASSOC}(C_C, C_D)$

$\delta \leftarrow \gamma \left( \widetilde{C}_D - C_C \right)$  ▷ Distance totale à parcourir

$z \leftarrow \text{CLIP}(\lambda \cdot N - n, 1, \infty)$  ▷ Nombre d'itérations restantes avant la convergence

$\delta' \leftarrow \frac{\delta}{z}$  ▷ Distance partielle

$\hat{q} \leftarrow J^+ \delta'$

commander le mouvement de la main par  $\hat{q}$

extraire  $C_C$  de l'image courante

$C_{CI} \leftarrow \text{ASSOC}(C_C, C_I)$  ▷ position initiale des points de  $C_C$

calculer  $J$  à partir de  $C_{CI}$

**end for**

**function** ASSOC( $C_1, C_2$ )

retourne la liste des points de  $C_2$  associés aux points de  $C_1$  tel que décrit à la section 4.4.2. C'est-à-dire que  $\widetilde{C}_D = \text{ASSOC}(C_I, C_D)$  a la même taille que  $C_I$

**end function**

**function** CLIP( $n, min, max$ )

**if**  $n < min$  **then**

**return**  $min$

**else if**  $n > max$  **then**

**return**  $max$

**else**

**return**  $n$

**end if**

**end function**

---

---

**Algorithme 4.6** Contrôle itératif avec apprentissage

---

**Entrées:**  $C_I$ , le contour initial;  $C_D$ , le contour cible;  $N$  le nombre d'étapes;  $\lambda$  la vitesse de convergence;  $\gamma$  la taille d'un pixel en millimètres. La main est alignée avec la prise sélectionnée.

★  $C'_C \leftarrow C_I$

calculer  $J$  avec  $C_I$

**for**  $n \leftarrow 1 \dots N$  **do**

$\widetilde{C}_D \leftarrow \text{ASSOC}(C'_C, C_D)$

$\delta \leftarrow \gamma \left( \widetilde{C}_D - C'_C \right)$  ▷ Distance totale à parcourir

$z \leftarrow \text{CLIP}(\lambda \cdot N - n, 1, \infty)$  ▷ Nombre d'itérations restantes avant la convergence

$\delta' \leftarrow \frac{\delta}{z}$  ▷ Distance partielle

$\hat{q} \leftarrow J^+ \delta'$

★  $\delta_p \leftarrow J\hat{q}$  ▷ Différence attendue

commander le mouvement de la main par  $\hat{q}$

extraire  $C_C$  (contour réel) de l'image courante

★  $C_{CP} \leftarrow \text{ASSOC}(C'_C, C_C)$

★  $\delta_r \leftarrow C_{CP} - C'_C$  ▷ Différence réelle

★ Calculer l'erreur  $E$  entre  $\delta_r$  et  $\delta_p$

★ Calculer le gradient de l'erreur par rapport à  $k$

★ Mettre à jour  $k$  selon le schéma d'optimisation choisi

$C_{CI} \leftarrow \text{ASSOC}(C_C, C_I)$  ▷ position initiale des points de  $C_C$

calculer  $J$  à partir de  $C_{CI}$  ★ et de la nouvelle valeur de  $k$

★  $C'_C \leftarrow C_C$

**end for**

---

La mesure d'erreur choisie pour l'apprentissage de  $k$  est l'erreur carrée moyenne<sup>2</sup> entre la différence attendue  $\delta_p$  et la différence réelle  $\delta_r$ , soit

$$E = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\delta_{rn} - \delta_{pn})^2 \quad (4.29)$$

Le schéma d'optimisation choisi est ADAGRAD [114], considéré comme ayant une bonne performance pour l'apprentissage en ligne.

## 4.5 Sommaire

Ce chapitre a détaillé les différentes composantes de la recherche présentée dans cette thèse. D'abord, la section 4.1 a présenté un outil essentiel duquel dépend le fonctionnement des autres parties, soit la détection du contour de l'objet. L'algorithme utilisé à cet effet, le *fast level-set* en coordonnées log-polaires, est principalement tiré de [107], avec quelques adaptations pour améliorer la robustesse du suivi. La section 4.2, pour sa part, décrit la séquence d'initialisation et l'obtention des données nécessaires à la sélection de prise pour une main robotique à trois doigts. L'algorithme de sélection de prise décrit à la section 4.3 représente la proposition centrale de cette thèse. Cet algorithme est une méthode originale pour éliminer le plus rapidement possible les prises instables ou qui ne favorisent pas la réduction de l'écart entre les contours, permettant ainsi d'accélérer la recherche et la validation des prises stables qui optimisent une tâche de déformation donnée. Finalement, la section 4.4 a présenté quatre algorithmes à différents niveaux de complexité pour effectuer le contrôle en main de la déformation d'un objet non-rigide tridimensionnel, incluant trois versions inspirées du modèle de diminution de la rigidité de [72].

La stratégie de sélection de prise développée est évaluée expérimentalement au chapitre 5, de même que les différents algorithmes de contrôle présentés.

---

2. *Mean Square Error* (MSE)

# Chapitre 5

## Résultats expérimentaux et analyse

Ce chapitre présente la validation expérimentale des algorithmes décrits au chapitre 4. D’abord, la section 5.1 montre la prise sélectionnée pour 19 combinaisons d’objets et de formes cibles, ainsi qu’une analyse qualitative des prises sélectionnées. Ensuite, la section 5.2 présente un échantillon représentatif des résultats obtenus pour la déformation avec les quatre stratégies de contrôle, ainsi qu’une analyse de l’impact de différents paramètres, soit le paramètre de rigidité (section 5.2.5) et la hauteur à laquelle l’objet est placé dans la main (section 5.2.6). Le chapitre se termine enfin par une analyse globale de la manipulation.

### 5.1 Sélection de prise

La table 5.1 présente les résultats de la sélection de prise pour une variété d’objets et de formes cibles. Les objets évalués sont une éponge (scénarios 1 à 5), un ballon (scénarios 6 à 10), une serviette roulée (placée dans un sac pour le contraste, scénarios 11 à 15), un verre de styromousse (scénarios 16 et 17), un jouet de caoutchouc (scénario 18) et un petit cube de mousse (scénario 19). Les formes cibles sont, dans l’ordre d’apparition, un carré, un cercle, un coeur, un triangle et un rectangle. Les objets et formes cibles considérés sont montrés dans la figure 5.1. Notons que certaines combinaisons d’objet et de forme cible (p.ex. le petit cube et le cercle) sont impossibles, puisque la forme cible est plus grande que l’objet et qu’il n’existe donc pas de prise permettant de comprimer l’objet (selon les contraintes de la main) vers la forme cible.

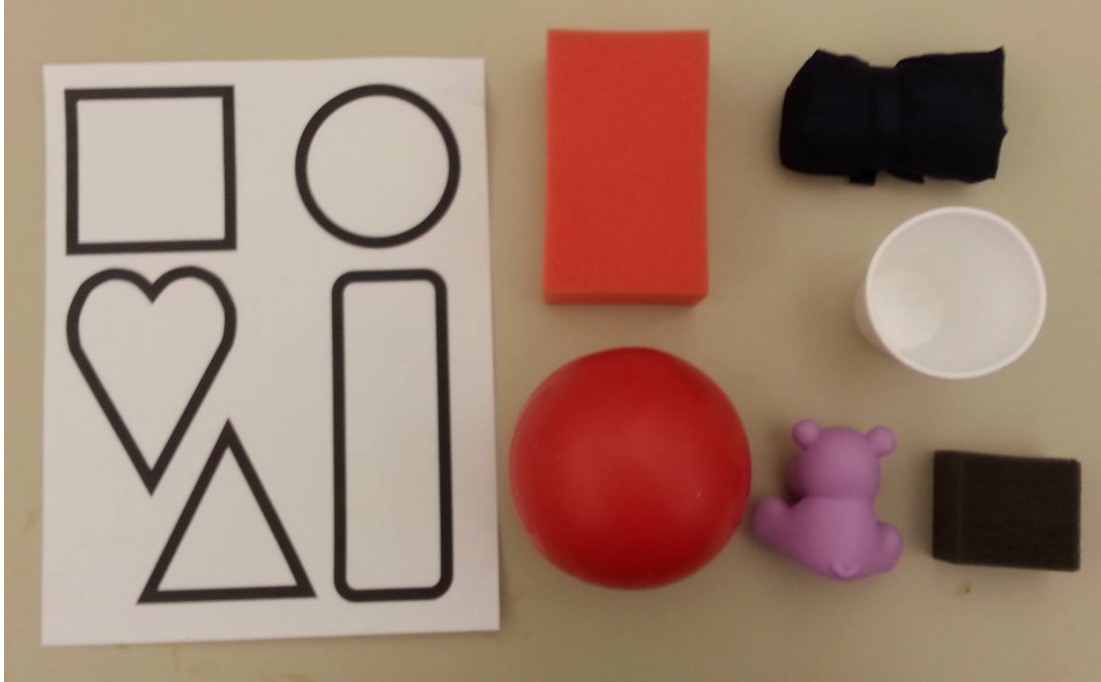


FIGURE 5.1 : Gabarits des formes cibles et objets testés

Pour chaque scénario, la table 5.1 montre deux figures en parallèle. Dans la colonne « Prise sélectionnée », on voit l'image de la situation initiale (avant l'alignement de la main), coupée selon la taille de l'objet et de la cible. Sur cette image, le contour initial de l'objet est identifié en bleu alors que le contour cible — centré, mis à l'échelle et tourné selon la section 4.2 — est identifié en doré. Les trois lignes qui traversent l'image représentent la prise sélectionnée et forment les résultats à observer dans cette section. Ainsi, la ligne centrale (verte) indique l'alignement du doigt central (D3) alors que les lignes bleue et rouge indiquent la trajectoire désirée des doigts D1 et D2, respectivement. Suivant le développement de la section 3.2.1, il est possible que le « point de convergence » des trajectoires des doigts se retrouve hors de l'image, menant à deux cas dans l'interprétation des figures. Par exemple, dans le scénario 3, le point de convergence est dans l'image. Ainsi, le doigt D3 doit s'aligner sur la ligne supérieure (vert pâle). Dans les cas où le point de convergence est hors de l'image (p.ex. scénarios 1 et 2), il est un peu plus difficile de voir le sens des doigts mais il suffit de remarquer qu'étant donné que l'angle séparant D3 des autres doigts doit être supérieur à  $90^\circ$ , D3 est toujours positionné du côté où les trois lignes sont les plus rapprochées. Il est à noter que la prise sélectionnée est indépendante de l'orientation initiale de la main et de l'objet, et que les doigts ne sont pas encore alignés adéquatement dans les images de la colonne « Prise sélectionnée ». La séquence d'alignement de la main

est montrée à la figure 4.13 (section 4.4). La colonne « Régions à grand écart » montre, pour chaque scénario, les segments des contours initial et cible où la distance entre les deux est supérieure à la moyenne, selon les définitions de la section 4.3.1. Ici, similairement aux figures 4.6 et 4.7, les couleurs ne sont pas reliées aux angles de prise sélectionnés mais servent plutôt à distinguer les régions d'intérêt (pas encore associées aux doigts) et à associer les segments du contour cible à ceux du contour initial (par correspondance de couleur). Finalement, la table liste aussi le temps de calcul nécessaire pour déterminer la prise à partir des contours initial et cible, c'est-à-dire pour exécuter la procédure décrite à la section 4.3. Notons que ceci inclut le temps nécessaire pour générer et sauvegarder les différentes figures, mais ne demande aucune interaction avec l'utilisateur.

TABLE 5.1 : Résultats de la sélection de prise (avant l'alignement de la main)

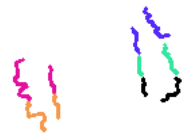
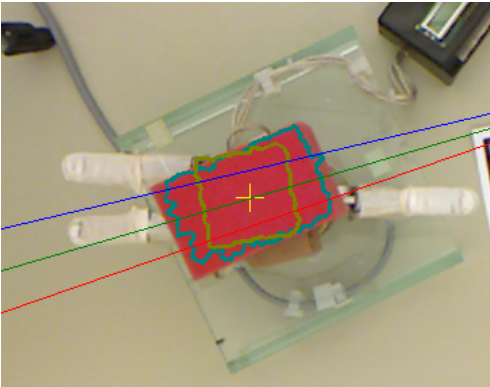
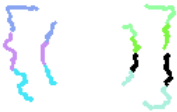
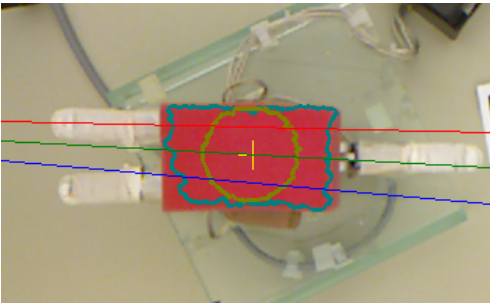
Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
1			3.86
2			3.14

TABLE 5.1 (SUITE) : Résultats de la sélection de prise (avant l'alignement de la main)

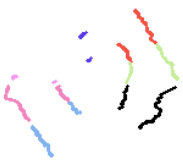
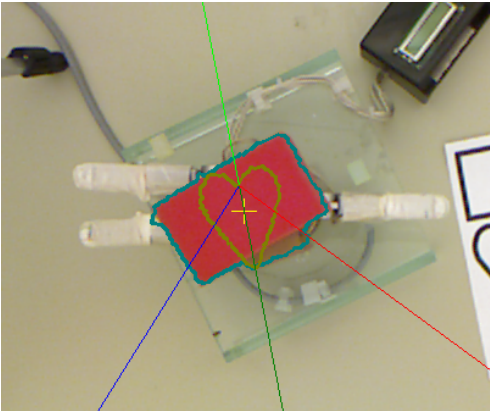

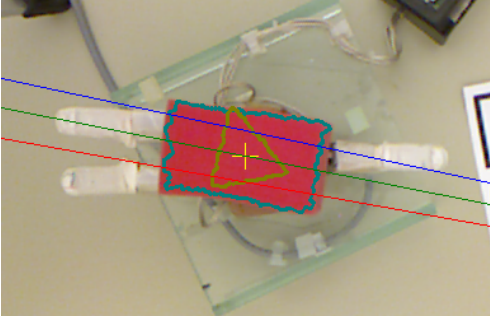

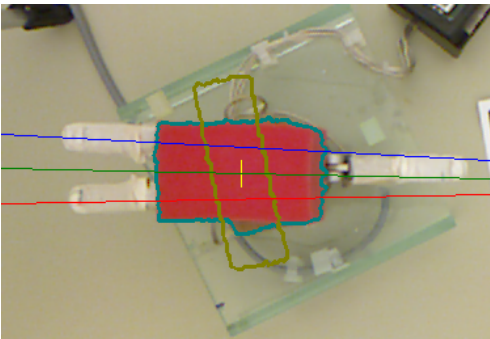
Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
3			16.10
4			2.82
5			2.14

TABLE 5.1 (SUITE) : Résultats de la sélection de prise (avant l'alignement de la main)


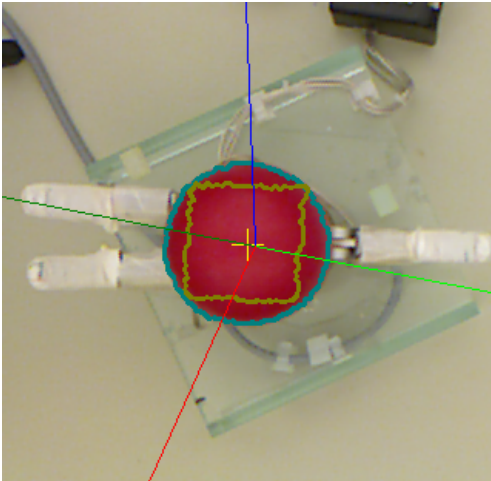
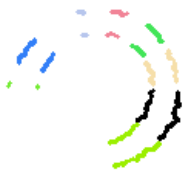
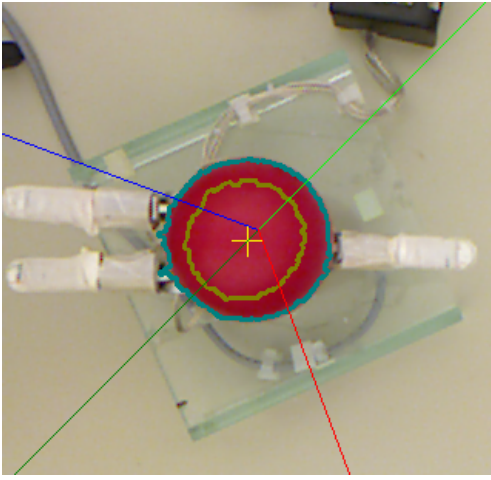

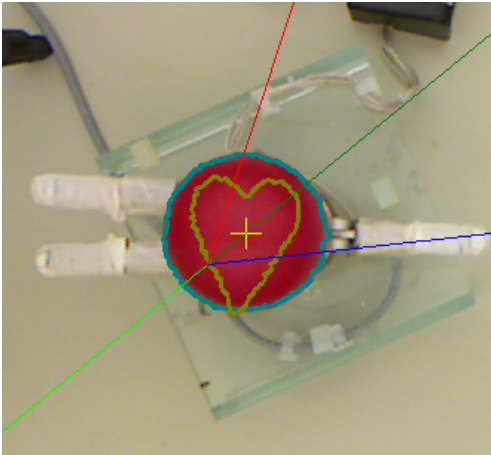
Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
6			7.45
7			4.72
8			10.71

TABLE 5.1 (SUITE) : Résultats de la sélection de prise (avant l'alignement de la main)

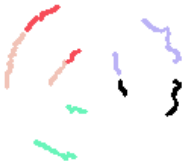
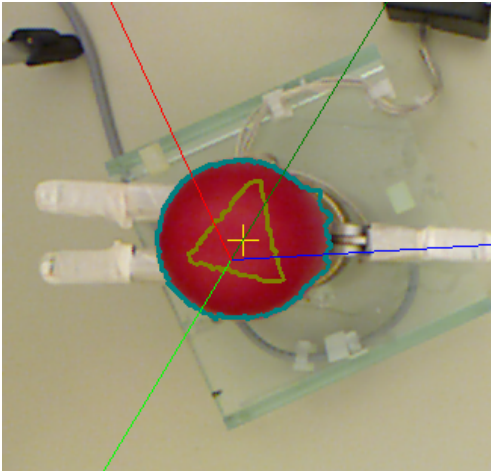

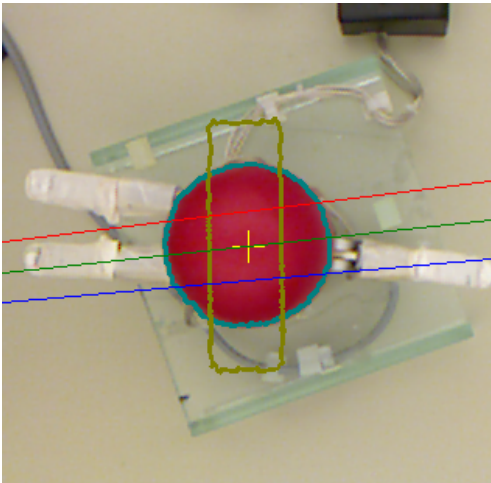
Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
9			9.15
10			5.58

TABLE 5.1 (SUITE) : Résultats de la sélection de prise (avant l'alignement de la main)

Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
11			2.68
12			3.31

TABLE 5.1 (SUITE) : Résultats de la sélection de prise (avant l’alignement de la main)

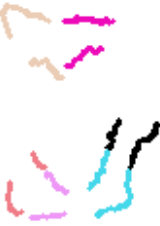
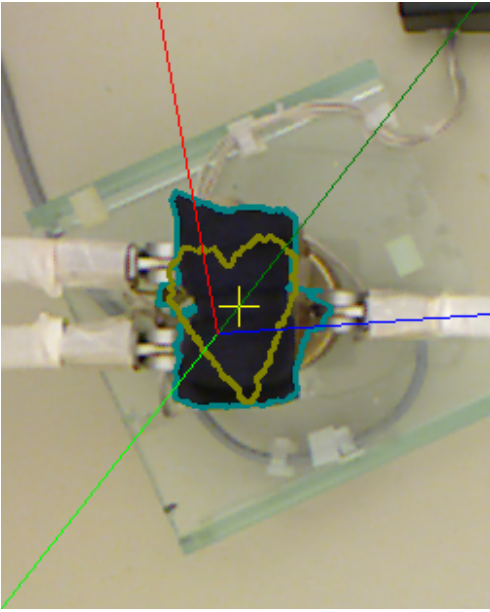

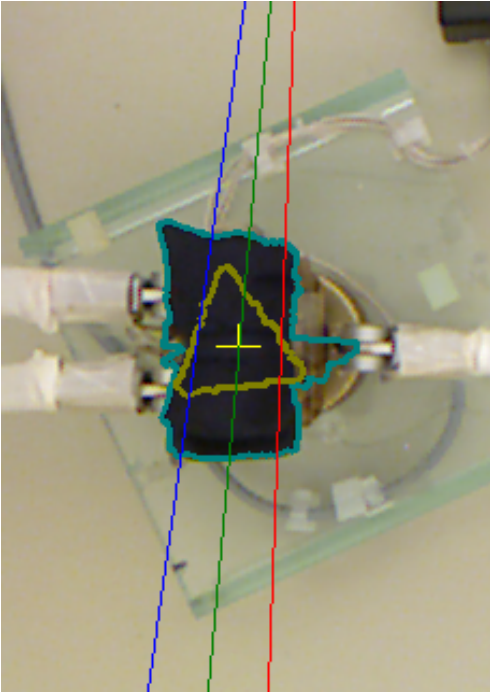
Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
13			4.92
14			2.86

TABLE 5.1 (SUITE) : Résultats de la sélection de prise (avant l'alignement de la main)


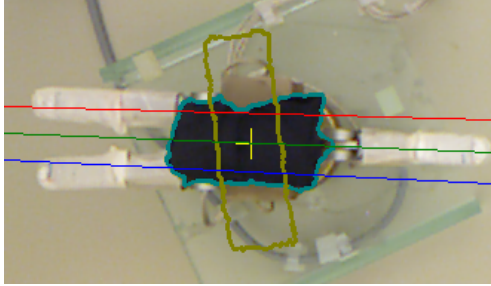

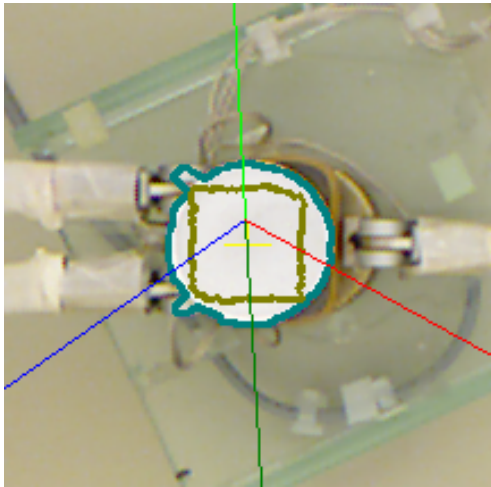

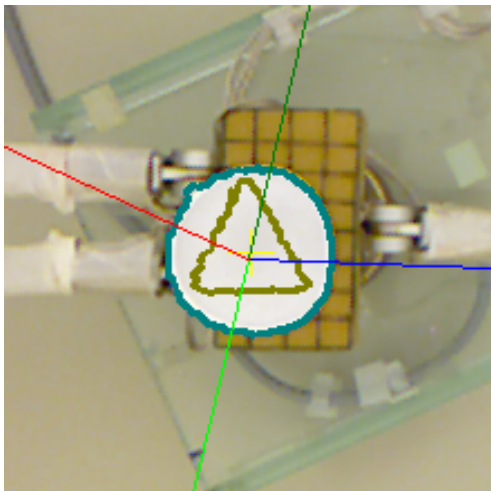

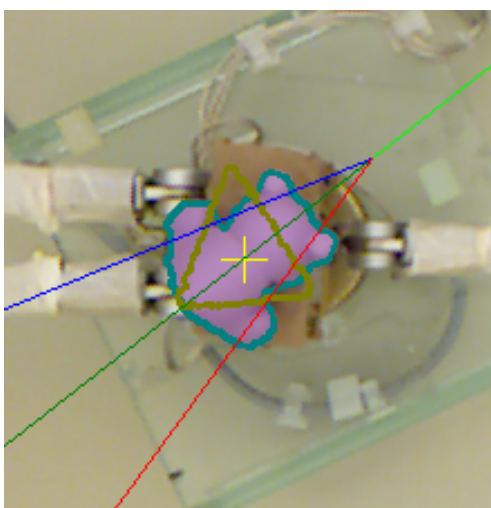

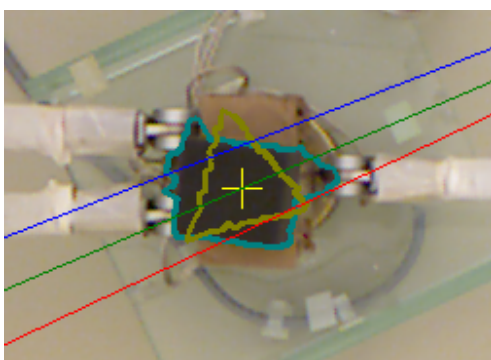
Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
15			1.87
16			3.60
17			6.17

TABLE 5.1 (SUITE) : Résultats de la sélection de prise (avant l’alignement de la main)

Scénario	Régions à grand écart	Prise sélectionnée	Temps de calcul (s)
18			2.77
19			4.85

En observant ces résultats, on note que la prise sélectionnée est stable et qu’elle se rapproche de la prise qui serait sélectionnée intuitivement par un humain pour effectuer la tâche de déformation spécifiée, même si elle n’y correspond pas toujours exactement. En particulier, on remarque que le principal facteur de sélection est la différence entre le rapport largeur/hauteur de l’objet et de la cible. En effet, pour ajuster un objet allongé à une cible aux proportions plus égales, la meilleure approche est de comprimer la dimension la plus longue de l’objet. Compte tenu de la relativement faible dextérité de la main, ceci correspond à une prise antipodale sur cette dimension. Ainsi, les prises sélectionnées pour ajuster un objet rectangulaire au carré, cercle et triangle sont presque identiques. Dans le cas d’un objet circulaire ajusté à ces mêmes formes, les points de contact sont distribués

plus uniformément ( $\phi$  se rapproche de  $90^\circ$ ) de manière à ce que toutes les directions soient comprimées et se rapprochent de la cible. Par opposition, le cas de la cible rectangulaire allongée donne des résultats similaires peu importe l'objet manipulé. Ceci s'explique par le fait que tous les objets testés étaient plus petits que la cible rectangulaire dans sa dimension la plus longue. Ainsi, pour cette forme cible, la seule minimisation de la distance possible respectant les contraintes de la main est de comprimer l'objet dans la direction opposée, menant à une prise antipodale perpendiculaire à la cible. Finalement, la cible en coeur donne lieu à des résultats plus variés. En effet, cette forme présente une concavité bien définie. Puisque les objets sont plutôt convexes, ceci crée une région où l'écart entre le contour initial et le contour cible est plus grand, ce qui « attire » naturellement un point de contact. Ainsi, le positionnement précis des doigts est plus influencé par l'alignement des contours et la forme du contour initial que pour les autres cibles. Ceci est particulièrement évident dans les scénarios 8 et 13, où la prise sélectionnée dévie de la prise intuitive (qui serait semblable au scénario 3) en raison de l'alignement des contours ou d'erreurs dans la détection de ceux-ci (scénario 13).

Ceci mène à une autre observation par rapport à la définition de la tâche. En effet, bien que la prise sélectionnée soit déterminée en fonction des contours identifiés et alignés, ceux-ci ne sont pas toujours idéaux. Ceci est particulièrement évident avec la cible rectangulaire, qui est rarement alignée selon la longueur de l'objet. Cette situation est due à l'alignement des contours selon leur axe principal tel que décrit à la section 4.2, qui est habituellement dirigé vers un des coins de la forme. Cet alignement par les coins est nuisible à la sélection d'une prise optimale puisqu'elle a tendance à augmenter l'écart entre les contours près des coins de l'objet, qui sont des zones à éviter pour la stabilité en raison de l'impact important d'une potentielle erreur de positionnement. Similairement, on note que toute erreur dans la détection du contour de la cible ou de l'objet a des répercussions significatives sur la prise sélectionnée, comme c'est le cas dans le scénario 13.

Finalement, on note que le temps de calcul pour la sélection de prise demeure relativement court, avec une moyenne de 5,19 secondes. La plus grande partie de ce temps est prise par la génération des prises potentielles et la vérification de la stabilité. Ainsi, le facteur qui a le plus grand impact sur le temps nécessaire pour calculer la prise est le nombre de prises potentielles qu'on évalue. Selon le développement de la section 4.3.3, ce nombre est déterminé par deux variables, soit le nombre de régions qui forment des triplets « valides » et la taille (nombre de points) de ces régions. Le nombre de régions peut être observé dans la colonne des régions à grand écart de la table 5.1 alors que la taille des

régions est simplement reliée à la taille de l’objet et à la résolution de l’image. Ainsi, on note que les petits objets demandent habituellement moins de temps de calcul. Il en va de même pour les scénarios où il y a peu de possibilités de prises valides (p.ex. quand la cible est le rectangle).

## 5.2 Stratégies de contrôle

Dans le but d’évaluer le succès de la tâche de déformation de manière quantitative, il importe de définir une mesure pour l’écart résiduel entre le contour cible (en couleur or dans les figures de cette section) et le contour de l’objet après déformation (en mauve). Cet écart ( $E$ ) est calculé comme la moyenne des distances en pixels entre chaque point sur le contour cible et le point le plus proche sur le contour de l’objet après déformation. Il est défini par l’équation 5.1, où  $N$  est le nombre de points du contour cible  $C_D$ , et  $C_C$  est le contour final. Cet écart correspond donc à la moyenne de la mesure utilisée pour identifier les régions à grand écart à la section 4.3.1.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \min_j (\|C_{D_i} - C_{C_j}\|) \quad (5.1)$$

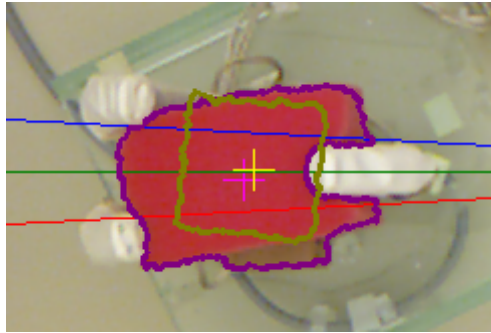
### 5.2.1 Contrôle direct simple

Les figures 5.2 et 5.3 présentent un échantillon des résultats obtenus (après l’alignement de la main et la fermeture des doigts) avec la stratégie de contrôle directe de la section 4.4.1, annotés avec le scénario correspondant de la table 5.1 et l’écart résiduel.

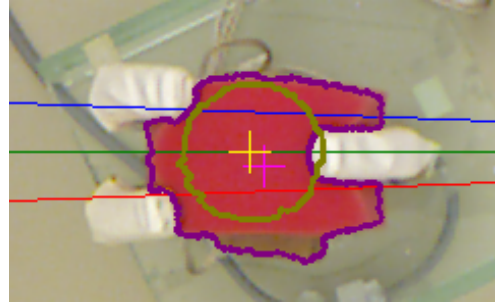
La Table 5.2 permet de comparer l’écart initial et l’écart résiduel pour l’ensemble des scénarios de manipulation. En observant cette table, on remarque que l’écart est bien réduit par les différents algorithmes de contrôle, mais que cette réduction n’a pas toujours une grande amplitude par rapport à la valeur de l’écart initial. Ceci est dû à la combinaison de la mesure utilisée et de la dextérité de la main. Puisqu’on calcule l’écart moyen sur tous les points du contour cible mais qu’on contrôle seulement les points à proximité des trois points de contact, le déplacement de ces points peut être absorbé dans la moyenne par le reste du contour. Cette mesure est aussi grandement dépendante de la qualité de la détection et du suivi du contour, qui a tendance à manquer de précision quant à la situation finale. On note aussi que l’écart résiduel ne varie pas significativement entre les

différents contrôleurs, en particulier pour les trois contrôleurs par diminution de la rigidité (DR dans la Table). Ces considérations sont discutées plus en détails dans cette section. Finalement, notons que les contrôleurs itératifs par diminution de la rigidité avec et sans apprentissage n'ont pas pu être testés dans les scénarios 16 et 17 en raison de la destruction du verre de styromousse lors des manipulations précédentes. Similairement, le scénario 15 est montré pour illustrer les difficultés d'alignement des contours et n'a pas été testé avec les contrôleurs.

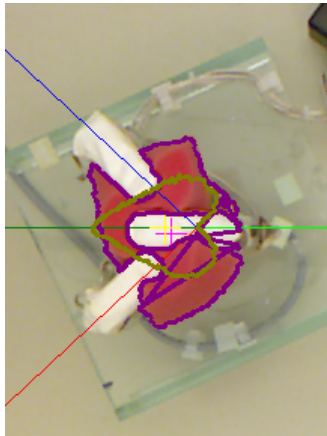
Il est bon de rappeler que la stratégie de contrôle directe simple vise à déplacer les trois points de contact du contour initial au contour cible en se basant uniquement sur la cinématique de la main, c'est-à-dire sans utiliser le suivi de la forme et sans considérer le mouvement des autres points du contour. Comme on peut le constater en comparant ces résultats à ceux obtenus dans nos travaux préalables [111] avec un contrôleur PID pour gérer le mouvement des doigts, le suivi en temps réel de la manipulation est essentiel pour réussir à déplacer précisément un point sur le contour d'un objet non-rigide. En effet, en plus des erreurs de positionnement introduites lors de l'alignement de la main et de l'objet, le mouvement et la déformation de l'objet au cours de la manipulation peuvent le désaligner de sa position initiale par rapport aux trajectoires des doigts. Ainsi, la distance totale que les doigts doivent parcourir pour correctement positionner les points de contrôle change au cours de la manipulation, invalidant ainsi le calcul fait à partir de la situation initiale. Il est aussi utile de noter le cas du scénario 16 (figure 5.3) avec le verre de styromousse blanc, qui illustre une limitation du suivi visuel : puisque l'objet a peu de contraste avec les doigts, ceux-ci sont confondus avec le contour et nuisent au suivi et à l'évaluation de la manipulation. Pour la poursuite des travaux, il sera souhaitable de considérer des solutions plus évoluées pour le suivi des contours et de la forme des objets pendant la manipulation [115].



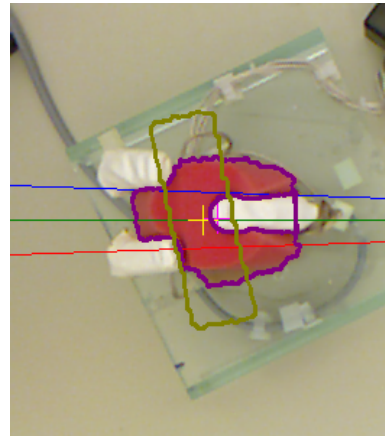
(scénario 1,  $E = 11,1$  px)



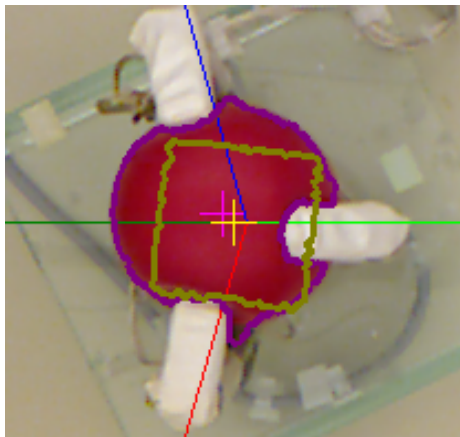
(scénario 2,  $E = 8,9$  px)



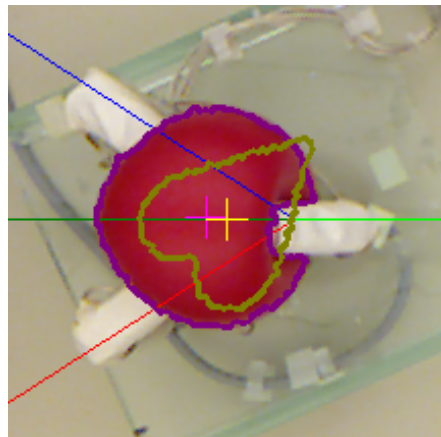
(scénario 3,  $E = 5,3$  px)



(scénario 5,  $E = 13,3$  px)

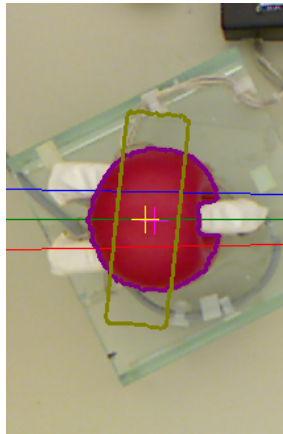


(scénario 6,  $E = 7,6$  px)

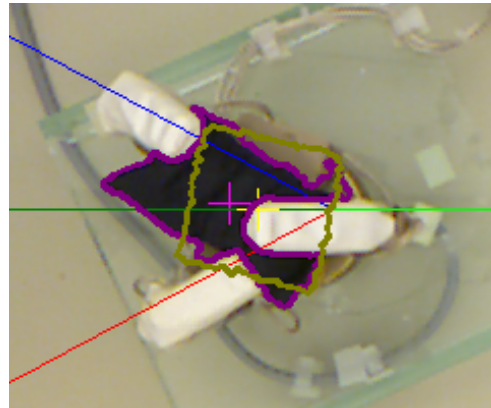


(scénario 8,  $E = 13,9$  px)

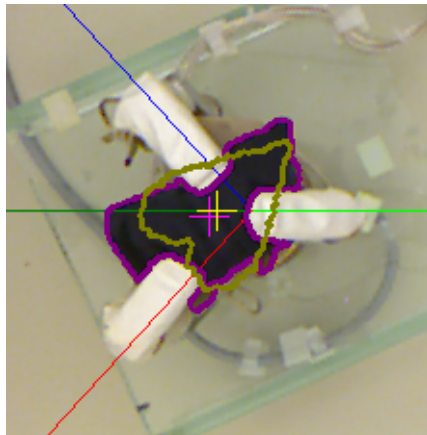
FIGURE 5.2 : Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle direct simple



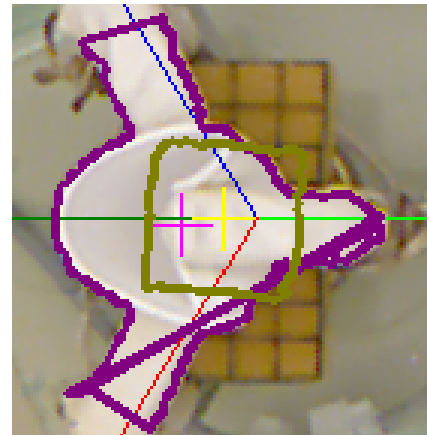
(scénario 10,  $E = 16,9$  px)



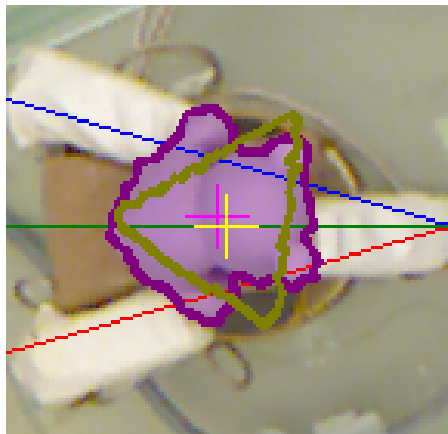
(scénario 11,  $E = 5,9$  px)



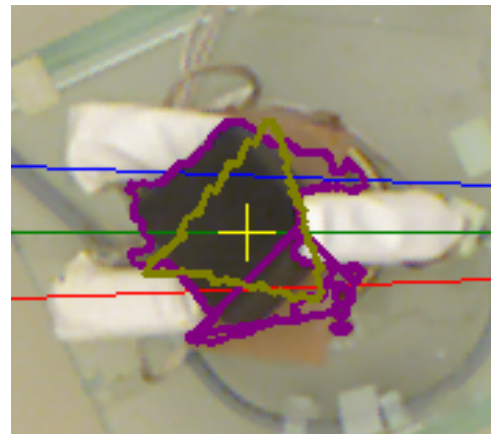
(scénario 13,  $E = 5,9$  px)



(scénario 16,  $E = 10,0$  px)



(scénario 18,  $E = 6,3$  px)



(scénario 19,  $E = 6,6$  px)

FIGURE 5.3 : Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle direct simple

TABLE 5.2 : Comparaison de l'écart résiduel des différentes stratégies de contrôle

Scénario	Écart initial (px)	Direct simple	Écart résiduel (px)		
			DR direct	DR itératif	DR avec apprentissage
1	8,3	11,1	7,9	7,7	8,1
2	10,6	8,9	6,8	6,9	7,0
3	18,7	5,3	5,5	5,6	5,5
4	17,5	9,6	5,6	5,7	5,9
5	21,1	13,3	13,8	13,5	13,5
6	10,8	7,6	8,8	9,3	8,6
7	14,2	12,2	12,8	11,5	11,7
8	16,8	13,9	12,8	13,3	13,3
9	27,2	19,7	19,6	20,3	20,4
10	20,2	16,9	16,5	16,0	15,9
11	8,0	5,9	5,3	7,4	5,3
12	9,6	5,5	5,2	5,4	5,5
13	10,1	5,6	5,3	5,6	5,7
14	12,7	6,5	5,9	7,0	6,7
15	21,7	-	-	-	-
16	8,4	10,0	8,3	-	-
17	15,5	8,0	9,8	-	-
18	7,7	6,3	7,2	6,4	5,7
19	8,0	6,6	7,0	7,1	7,4

DR = Diminution de la Rigidité

## 5.2.2 Contrôle direct par diminution de la rigidité

La figure 5.4 présente un échantillon des résultats obtenus avec le contrôleur direct par diminution de la rigidité (section 4.4.2), annotés avec le scénario correspondant de la table 5.1. Ce contrôleur utilise le modèle de diminution de la rigidité pour estimer le déplacement des doigts qui mènera à la minimisation de l'écart résiduel à partir de la situation initiale, puis effectue ce déplacement sans utiliser le suivi en temps réel. Pour interpréter ces résultats, il est utile d'observer la progression de l'écart au cours de la manipulation (figure 5.5). Ainsi, on remarque que l'écart, c'est-à-dire la distance moyenne entre le contour de l'objet et le contour cible, atteint une valeur stable bien avant la fin prévue du déplacement des doigts. Ceci s'explique par le fait que la force maximale que les doigts peuvent appliquer est atteinte, ce qui arrête le mouvement. L'écart résiduel est malgré tout plus faible que dans les scénarios correspondants avec le contrôle direct simple (voir Table 5.2).

Il est possible de tirer quelques conclusions à partir de ces observations. Premièrement, on note que ce contrôleur surestime le mouvement des doigts qu'il est nécessaire ou possible d'accomplir pour minimiser l'écart résiduel. Ceci pourrait être amélioré par un ajustement du paramètre de rigidité  $k$  dans l'équation (4.24), fixé à 0,5 pour les cas présentés. Puisque les propriétés d'élasticité de l'objet affectent les forces à appliquer, il est clair que ce paramètre devrait prendre une valeur différente pour chaque objet. Ceci requiert cependant une connaissance préalable de l'objet, qui n'est pas supposée être disponible dans le cadre de cette thèse. Deuxièmement, cette situation laisse entendre que, pour les cas présentés où la cible est significativement plus petite que l'objet, la minimisation de la distance entre l'objet et la cible consiste à écraser l'objet au maximum, peu importe la forme de la cible. Par exemple, pour le scénario 2, le contour final obtenu avec le contrôle par diminution de la rigidité (figure 5.4) est un peu plus proche d'un cercle que celui obtenu par le contrôle direct simple (figure 5.2), mais ni l'un ni l'autre ne correspondent à une manipulation « réussie ». Ceci découle de la relativement faible dextérité de la main, qui limite le nombre et les configurations possibles des points de contact. Cette limitation est particulièrement évidente dans les cas de la cible carrée et de la cible circulaire — qui sont pratiquement équivalents en termes de prise et de résultat — ainsi que pour la cible en forme de coeur, où même une prise optimale peine à rapprocher l'objet de la cible. Dans le cas du ballon et de la cible rectangulaire (scénario 10), la limite provient plutôt de la rigidité de l'objet, qui bloque la manipulation avant d'atteindre la cible.

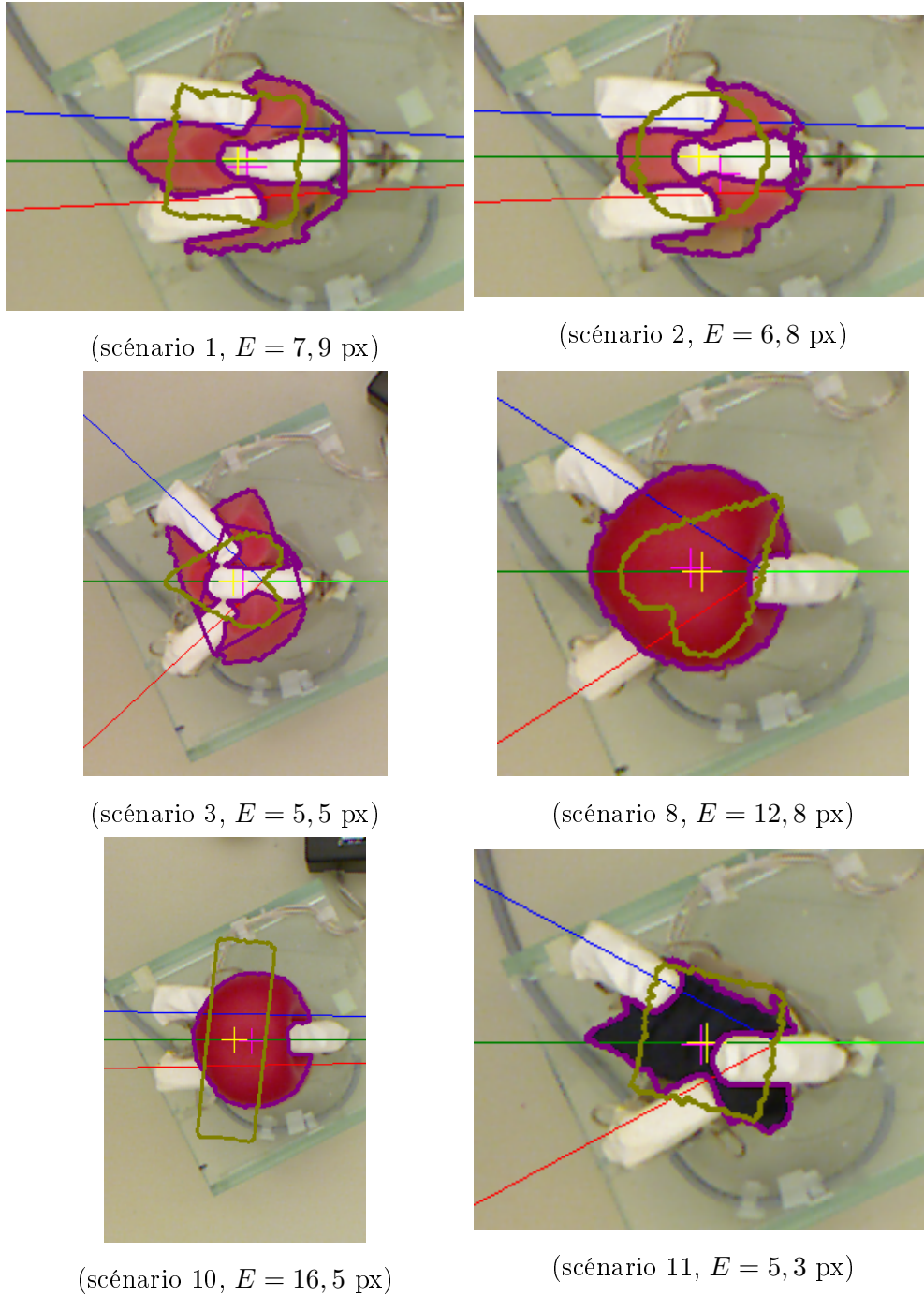
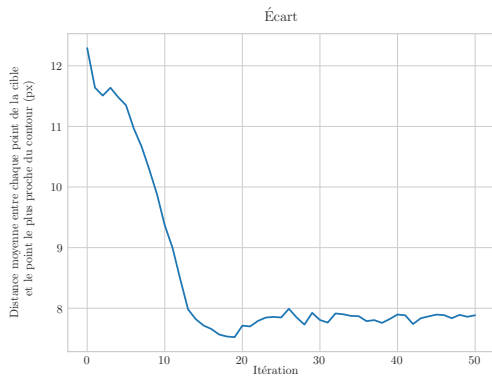
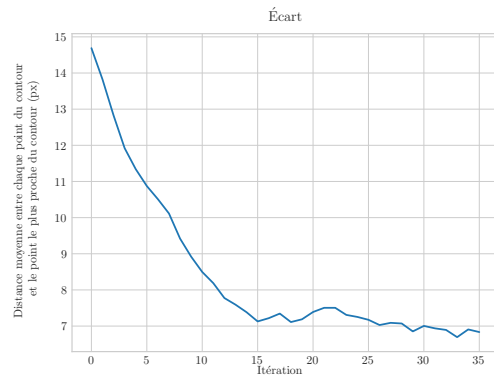


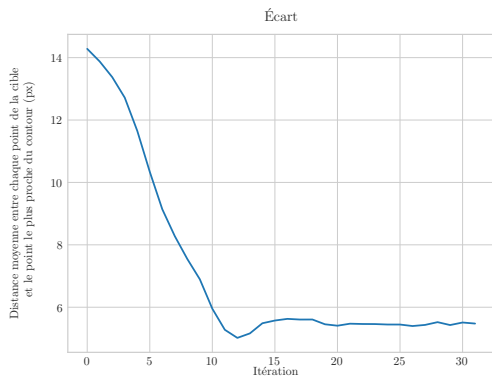
FIGURE 5.4 : Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle direct par diminution de la rigidité



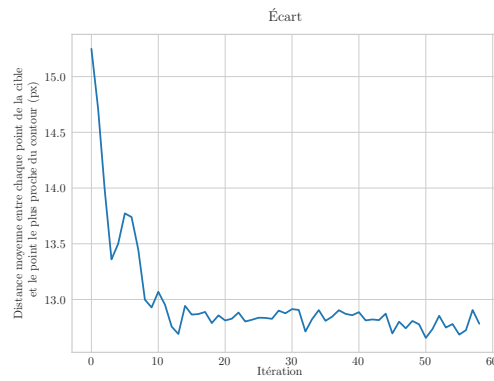
(scénario 1)



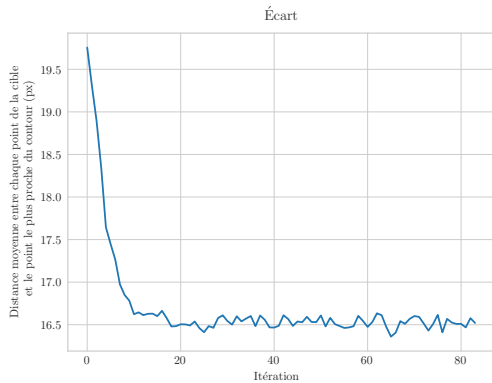
(scénario 2)



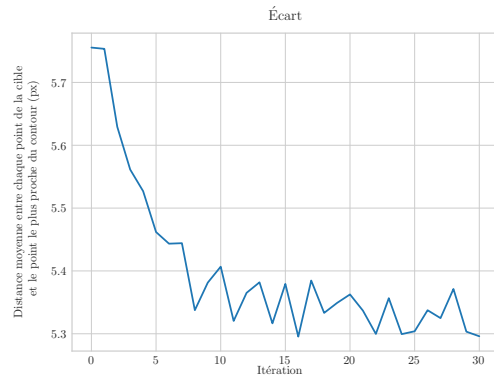
(scénario 3)



(scénario 8)



(scénario 10)



(scénario 11)

FIGURE 5.5 : Progression de l'écart entre les contours pour le contrôle direct par diminution de la rigidité

### 5.2.3 Contrôle itératif par diminution de la rigidité

En général, les résultats finaux obtenus avec le contrôleur itératif par diminution de la rigidité (section 4.4.3) sont pratiquement identiques à ceux obtenus avec le contrôleur direct par diminution de la rigidité, comme le montre la figure 5.6. En effet, la force maximale applicable par la main Barrett est atteinte peu après le début de la manipulation, ce qui immobilise le contour et stabilise l'écart. Ainsi, bien que le contrôleur itératif utilise théoriquement le suivi du contour en temps réel pour réajuster le mouvement à faire à chaque itération, cette stratégie n'a pas d'impact visible puisqu'une situation bloquante (objet comprimé au maximum) est atteinte très rapidement.

### 5.2.4 Contrôle itératif par diminution de la rigidité avec apprentissage

En termes du résultat final et de la progression de l'écart entre les contours, les résultats obtenus avec le contrôleur itératif par diminution de la rigidité avec apprentissage sont presque identiques à ceux obtenus sans apprentissage (section 5.2.3) et sans suivi (section 5.2.2), comme on peut le constater dans la figure 5.7 et dans la Table 5.2. Ceci est cohérent avec l'observation que, pour les cas présentés et la géométrie de la main, la minimisation de l'écart passe par l'application de la force maximale possible. L'utilisation d'une stratégie d'apprentissage machine pour ajuster le paramètre de rigidité permet cependant de souligner quelques subtilités de la manipulation d'objets non-rigides.

Les figures 5.8 à 5.10 montrent l'évolution de la distance moyenne entre le contour de l'objet et la forme cible, ainsi que l'erreur de prédiction à chaque fois que le paramètre de rigidité est mis à jour. Cette erreur de prédiction est l'erreur carrée moyenne entre les déplacements prévu et réel du contour, selon les définitions de la section 4.4.4. Similairement aux observations des sections précédentes, on remarque que l'écart moyen sur tout le contour atteint rapidement une valeur stable, puisque la force maximale applicable est atteinte. De même, l'erreur de prédiction converge vers 0. Ceci ne signifie cependant pas que le système a trouvé la valeur idéale de  $k$ , mais plutôt qu'on a atteint la force maximale et que le mouvement est nul. Le scénario 11 (figure 5.10) montre un rare cas où le contour de l'objet était généralement plus petit que le contour cible après quelques itérations, menant à un mouvement d'oscillation de l'erreur et des doigts et à un meilleur ajustement de  $k$  avant d'atteindre une position bloquante. La figure 5.11 montre l'évolution du paramètre

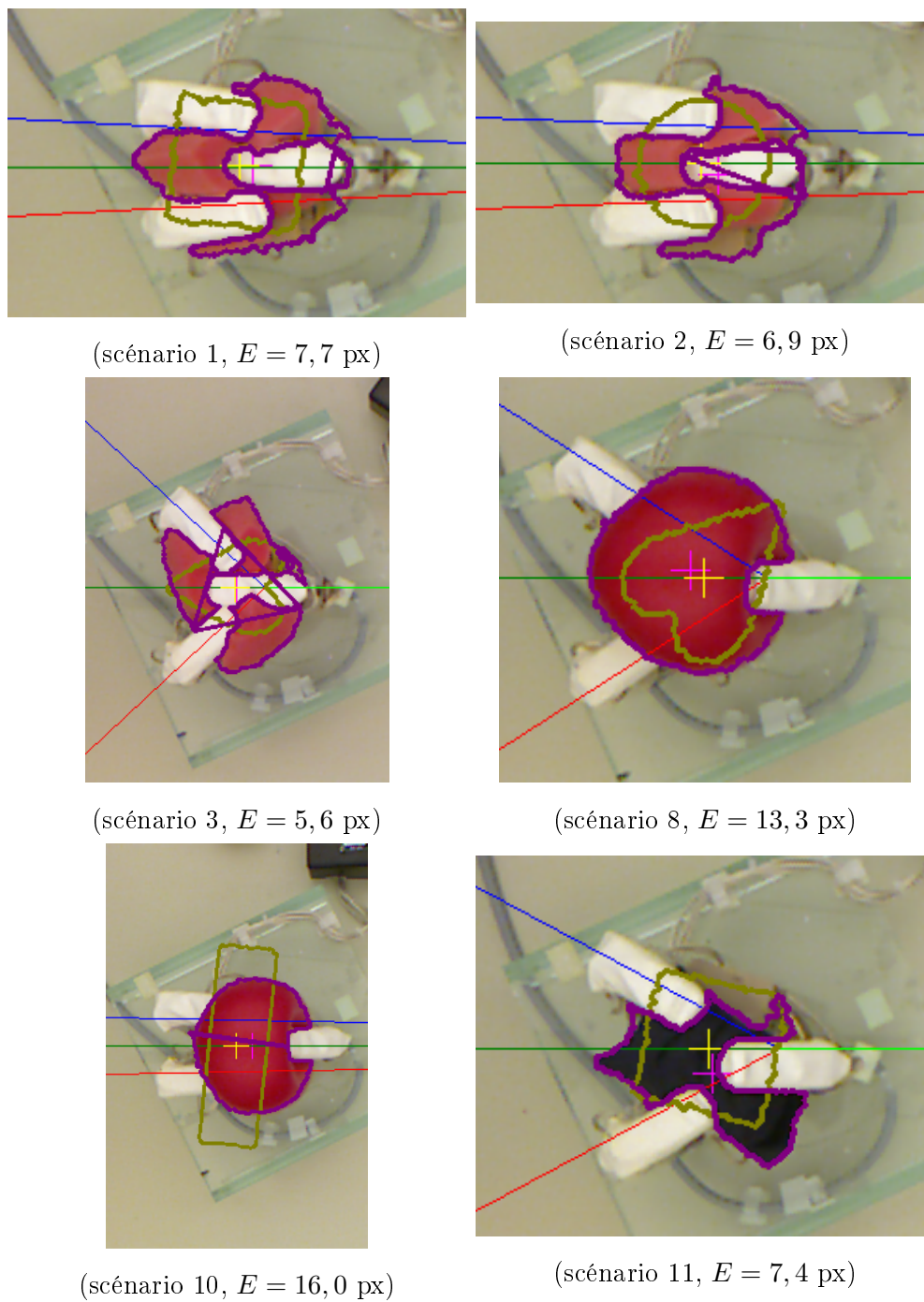


FIGURE 5.6 : Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle itératif par diminution de la rigidité

de rigidité  $k$ . À partir de la valeur initiale fixée à 0,5 pour correspondre à celle utilisée par le contrôleur sans apprentissage, la tendance générale est une légère augmentation suivie d'une diminution graduelle jusqu'à 0. Cette tendance s'explique par le fait que, comme pour le contrôle sans apprentissage, la force maximale est généralement atteinte très rapidement. Ainsi, initialement, le mouvement du contour est moins important que prévu avec un  $k$  de 0,5 puisqu'on atteint la limite de force avant de compléter le mouvement et  $k$  est augmenté pour correspondre à cette réalité. Inversement, lorsqu'on est à l'équilibre, le mouvement du contour est le même que celui des points de contrôle, soit 0. La variation de  $k$  correspond donc à l'idée que, plus  $k$  est faible, plus le contour « suit » le mouvement des points de contrôle.

Cette variation de  $k$  selon la force appliquée met en lumière une différence fondamentale entre la manipulation des cordes et tissus et celle des objets tridimensionnels. En effet, le modèle de diminution de la rigidité de [72] est basé sur la manipulation de cordes et tissus. Dans ce modèle, le paramètre de rigidité  $k$  est une propriété intrinsèque de l'objet et demeure constant tout au long de la manipulation. Cependant, pour les objets tridimensionnels, il apparaît que ce paramètre dépend du « niveau de compression » de l'objet. Ainsi, un objet déjà comprimé sera plus rigide que le même objet au repos. Il est intéressant de noter que cette propriété n'est pas prise en compte dans le modèle d'apprentissage présenté à la section 4.4.4, qui considère des points de données indépendants. Cependant, puisque les points de données sont vus séquentiellement, le résultat est une optimisation locale de la valeur de  $k$  à chaque instant plutôt qu'une recherche globale du paramètre fixe correspondant à l'objet.

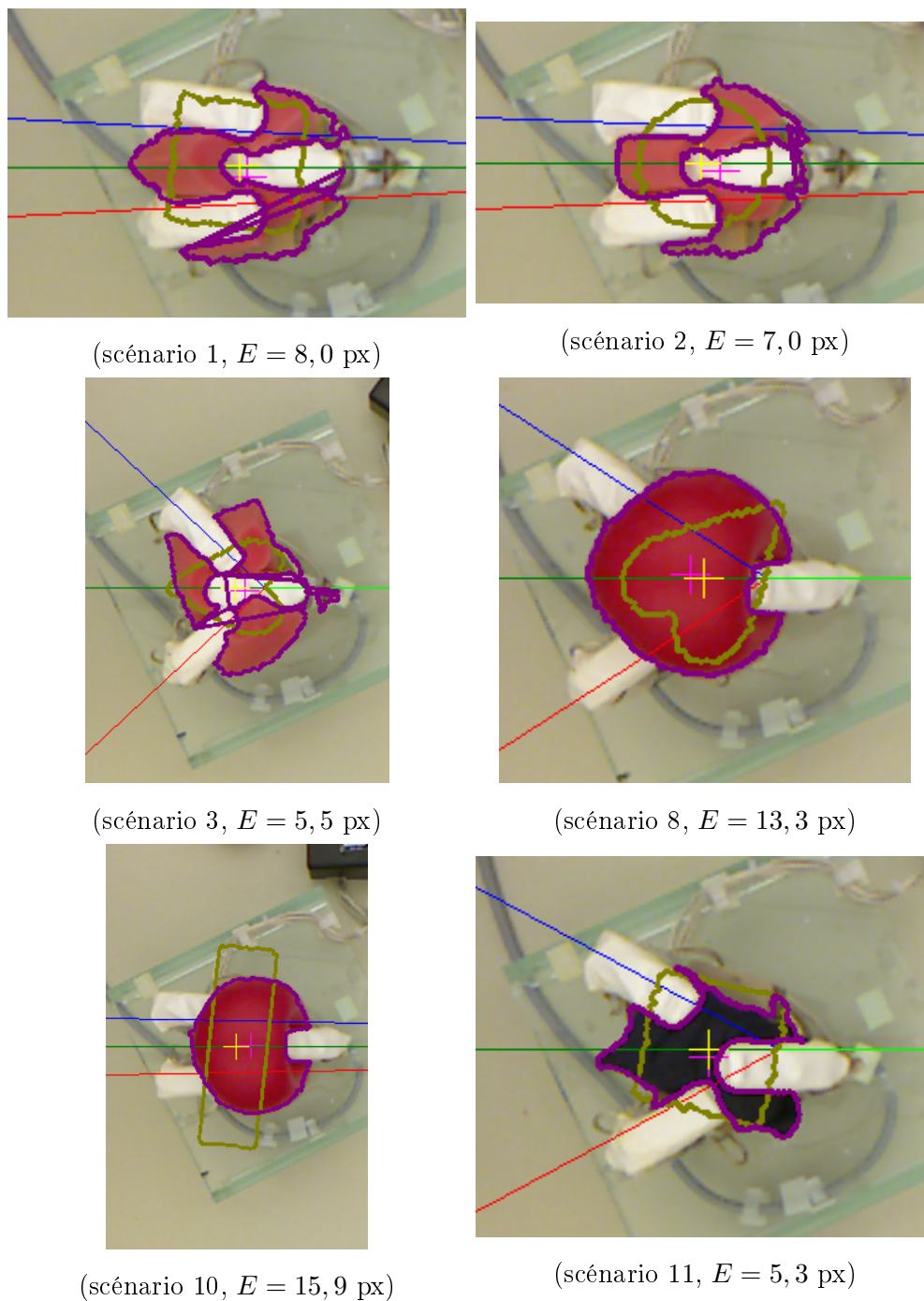
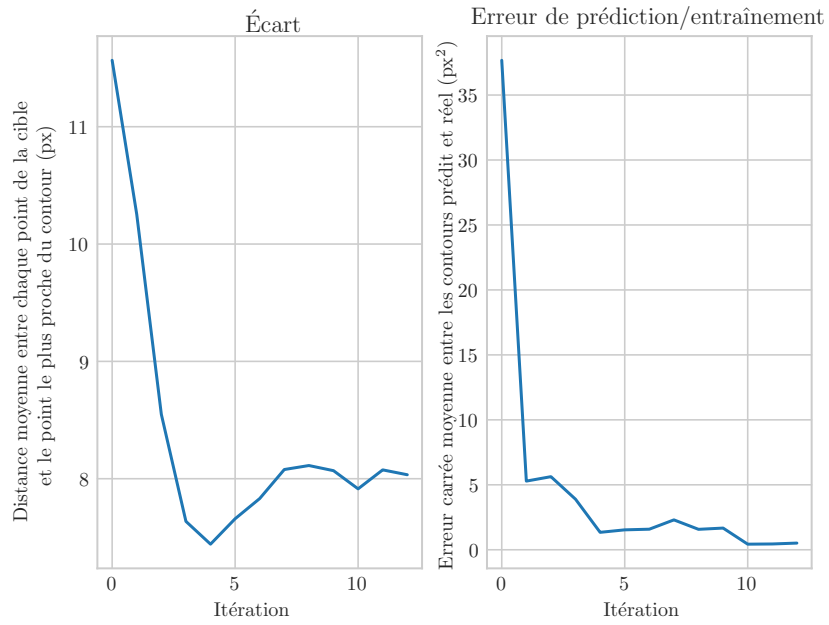
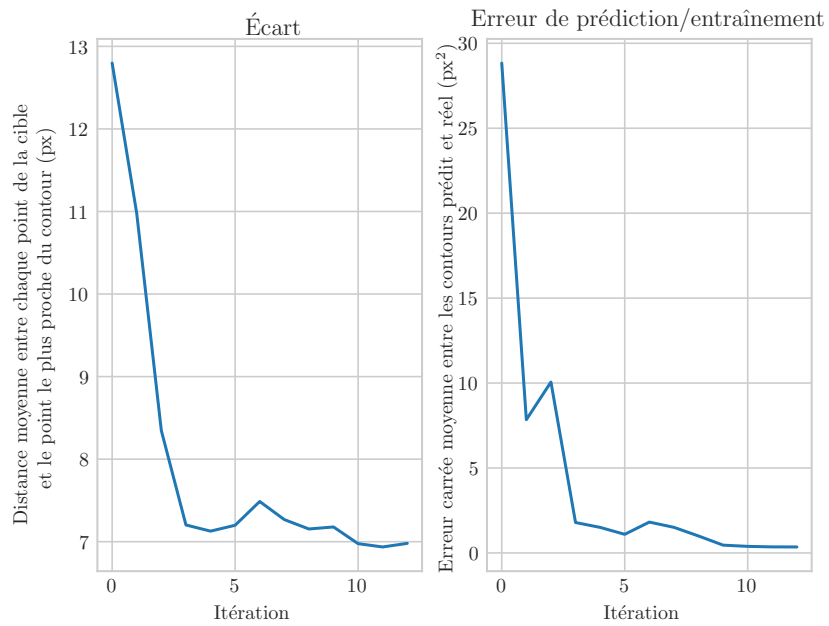


FIGURE 5.7 : Échantillon de résultats avec écart résiduel pour le contrôle itératif par diminution de la rigidité avec apprentissage

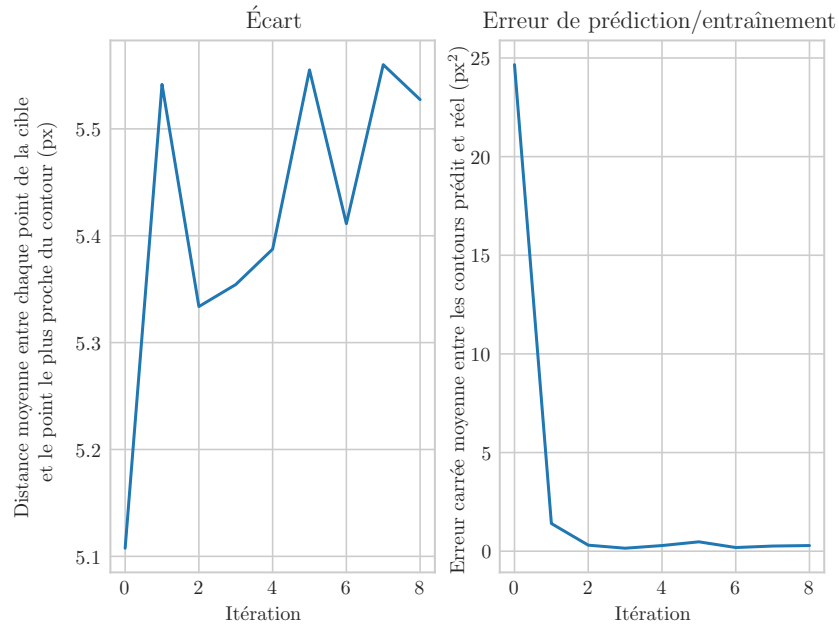


(scénario 1)

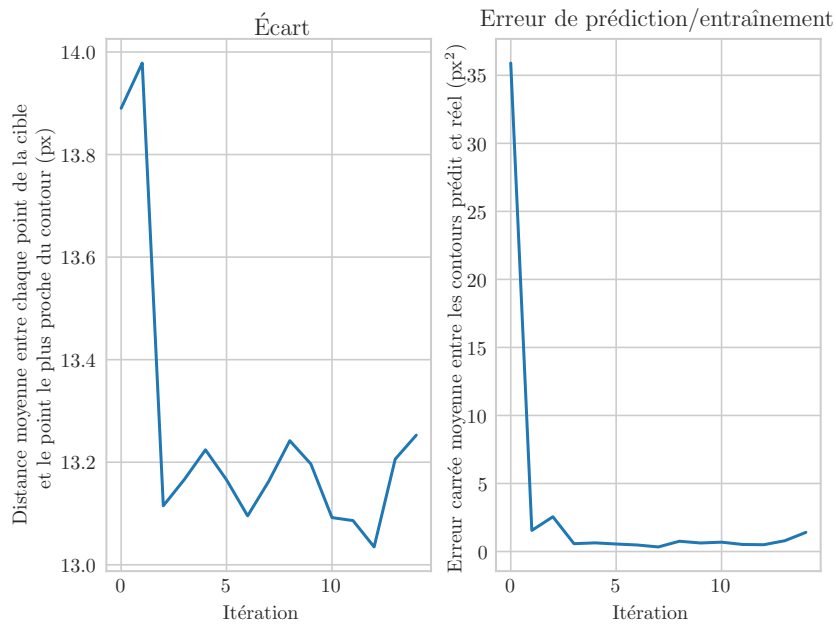


(scénario 2)

FIGURE 5.8 : Évolution de l'écart entre les contours (gauche) et de l'erreur de prédiction (droite) pour le contrôleur avec apprentissage

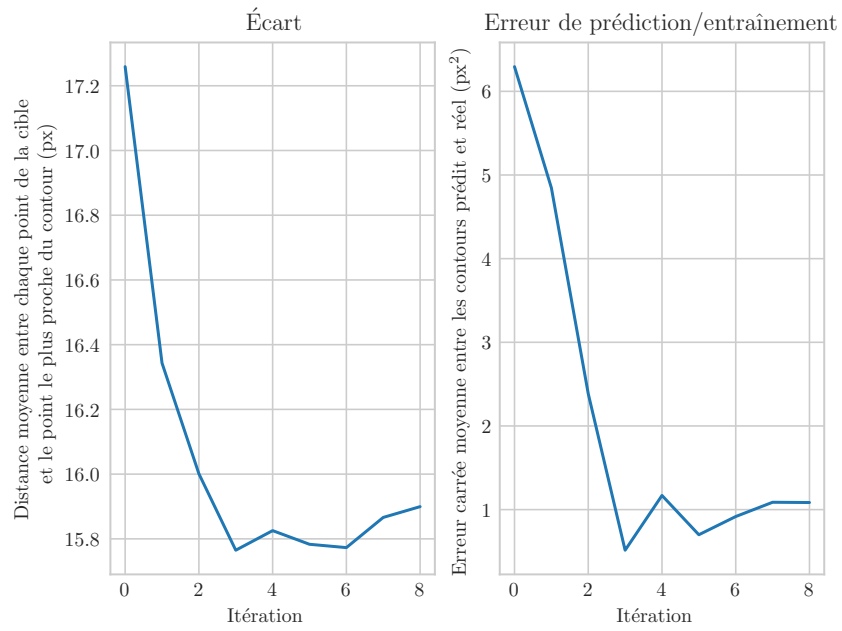


(scénario 3)

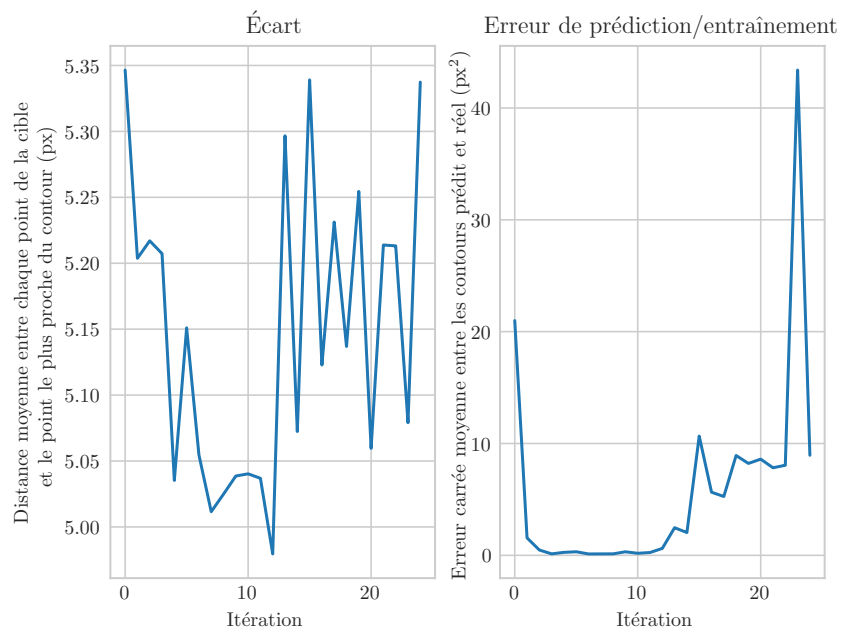


(scénario 8)

FIGURE 5.9 : Évolution de l'écart entre les contours (gauche) et de l'erreur de prédiction (droite) pour le contrôleur avec apprentissage

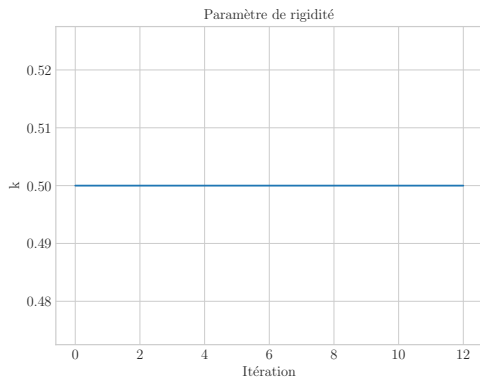


(scénario 10)

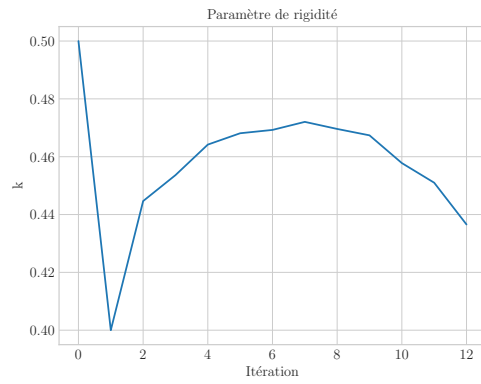


(scénario 11)

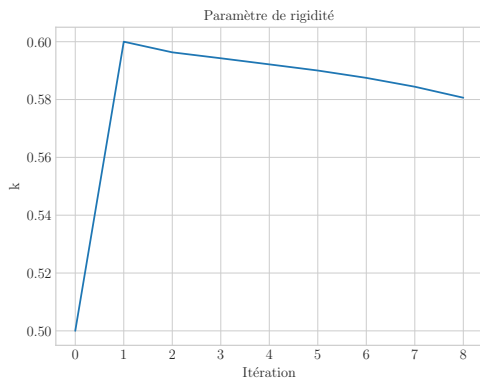
FIGURE 5.10 : Évolution de l'écart entre les contours (gauche) et de l'erreur de prédiction (droite) pour le contrôleur avec apprentissage



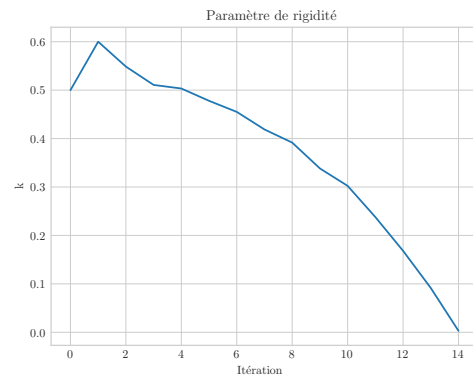
(scénario 1)



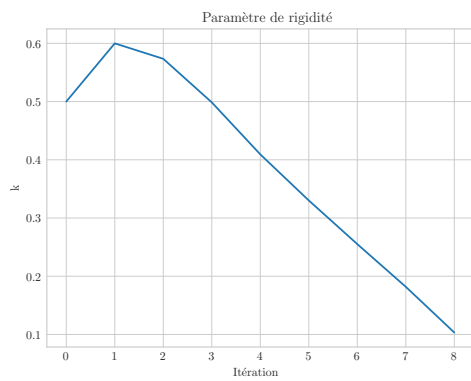
(scénario 2)



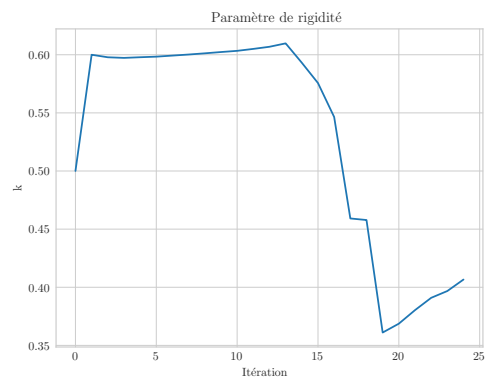
(scénario 3)



(scénario 8)



(scénario 10)



(scénario 11)

FIGURE 5.11 : Évolution du paramètre de rigidité  $k$  pour le contrôleur avec apprentissage

### 5.2.5 Impact du paramètre de rigidité

Étant donné le modèle de contrôle par diminution de la rigidité (section 4.4.2), il est possible d'obtenir une prédiction de la forme qui minimisera l'écart résiduel entre le contour de l'objet et la forme cible. Comme dans l'algorithme 4.6, on a la distance entre le contour initial,  $C_I$ , et le contour cible,  $\widetilde{C}_D$  :

$$\delta = \gamma \left( \widetilde{C}_D - C_I \right) \quad (5.2)$$

Si  $\hat{q} = J^+ \delta$  est le déplacement des doigts qui minimise l'écart résiduel, alors  $\delta_p$  est le déplacement (prédit) correspondant du contour :

$$\delta_p = J \hat{q} \quad (5.3)$$

On peut ainsi calculer le contour « prédit »  $C_P$  à partir du contour initial :

$$C_P = C_I + \delta_p \quad (5.4)$$

En utilisant le contrôleur direct par diminution de la rigidité, il est possible de tester le même scénario de manipulation avec plusieurs valeurs du paramètre de rigidité  $k$  dans l'équation 4.24. Selon cette équation,  $k$  est le paramètre qui détermine l'ampleur de l'impact que le mouvement des points de contrôle ont sur celui des autres points du contour. En prenant les limites de cette équation, on remarque que si  $k = 0$ , tous les points devraient suivre exactement le mouvement des points de contrôle. Inversement, si  $k \rightarrow \infty$ , le contour est complètement indépendant des points de contrôle.

La table 5.3 montre le contour prédit et le résultat de la manipulation pour  $k$  allant de 0,25 à 3 dans le scénario décrit par la figure 5.12, alors que la table 5.4 présente les mêmes données pour  $k$  de 4 à 8 avec le scénario de la figure 5.13. En observant ces résultats, il est intéressant de constater que, pour ce contrôleur, les variations de  $k$  n'ont pas une grande influence sur la prédiction du contour, en particulier pour les petites valeurs. Cependant, elles affecte de manière significative le déplacement des doigts qui, selon le modèle, permet de rejoindre ce contour prédit. Ceci est particulièrement évident dans la colonne « résultat » de la table 5.4. Ainsi, en répétant l'expérience, il est possible de déterminer manuellement la valeur de  $k$  idéale pour un objet en particulier, c'est-à-dire celle qui fait en sorte que le résultat final soit le plus près possible du contour prédit. Les résultats pour le contrôleur itératif par diminution de la rigidité sont similaires. Cependant, on note que l'impact de  $k$  sur la prédiction du contour est plus prononcé puisque celle-ci est mise à jour en continu.

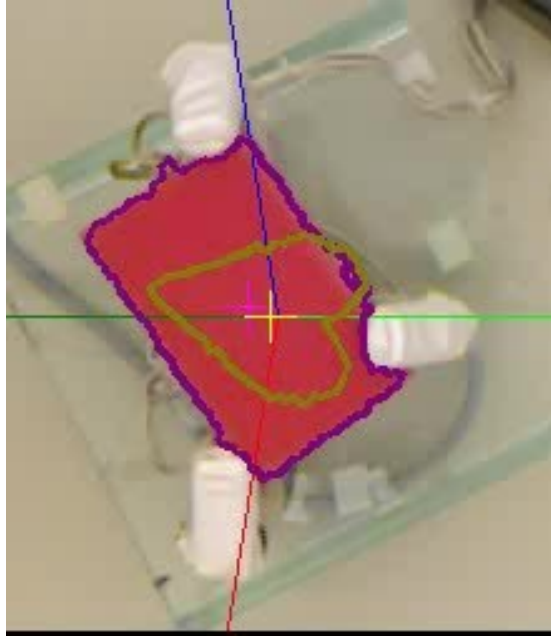


FIGURE 5.12 : Situation initiale (prise et cible) pour  $k = [0.25, 3]$

TABLE 5.3 : Prédiction et résultat pour  $k = [0.25, 3]$

<b>k</b>	<b>Prédiction</b>	<b>Résultat</b>
0.25		

TABLE 5.3 (SUITE) : Prédiction et résultat pour  $k = [0.25, 3]$

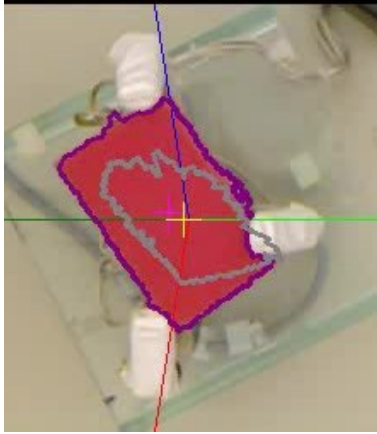
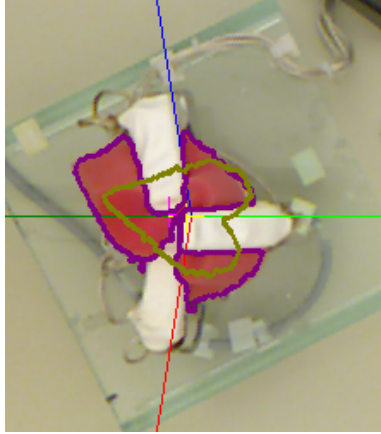
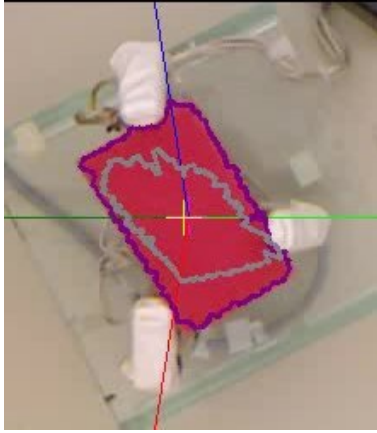
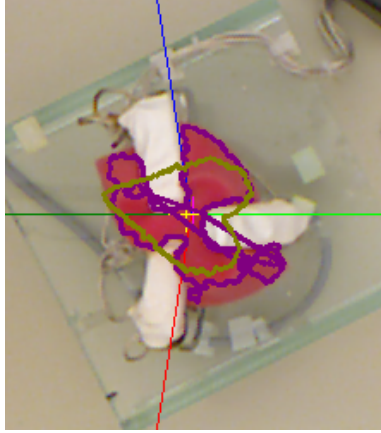
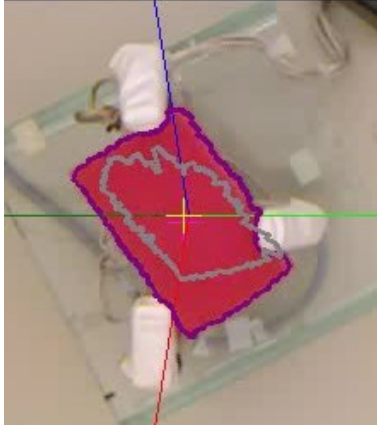
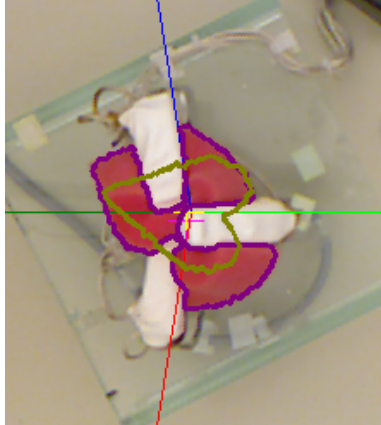
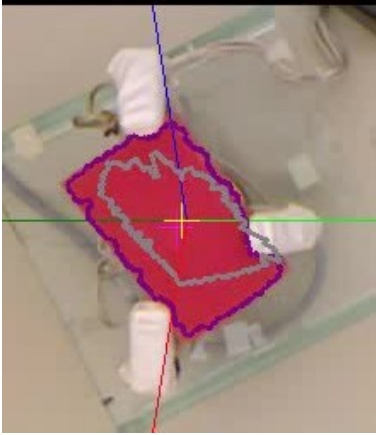
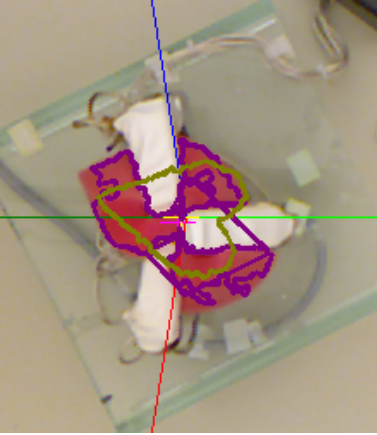
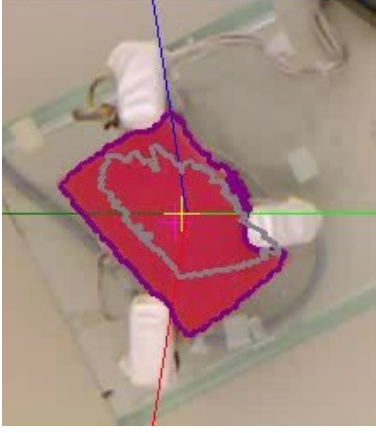
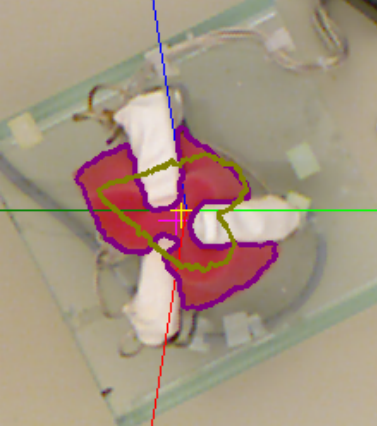
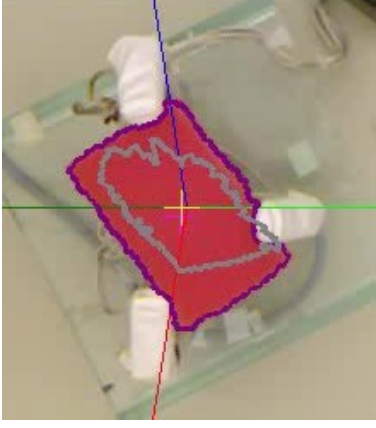
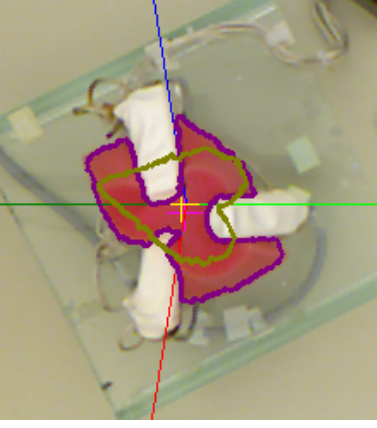
<b>k</b>	<b>Prédiction</b>	<b>Résultat</b>
0.5		
1.0		
1.5		

TABLE 5.3 (SUITE) : Prédiction et résultat pour  $k = [0.25, 3]$

<b>k</b>	<b>Prédiction</b>	<b>Résultat</b>
2.0		
2.5		
3.0		

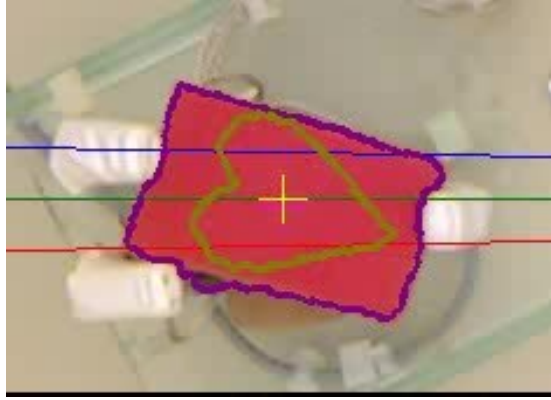


FIGURE 5.13 : Situation initiale (prise et cible) pour  $k = [4, 8]$

TABLE 5.4 : Prédiction et résultat pour  $k = [4, 8]$

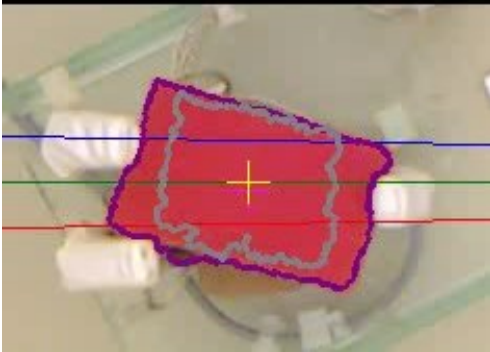
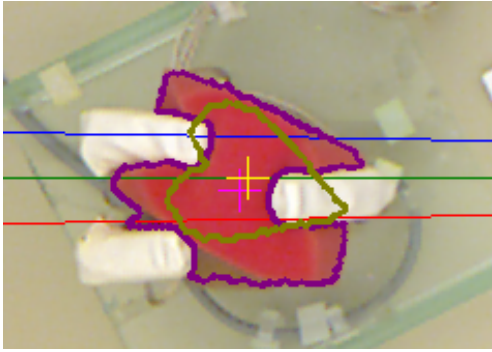
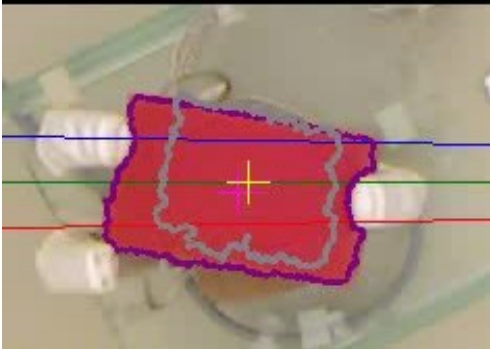
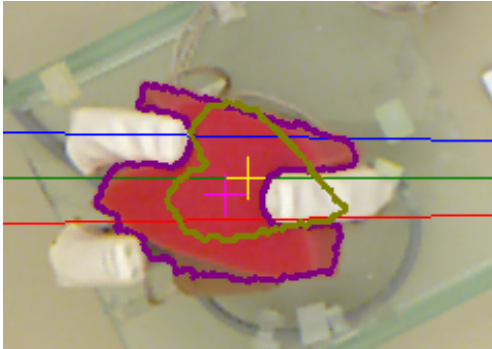

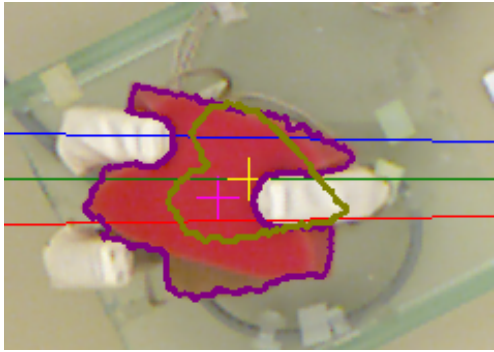

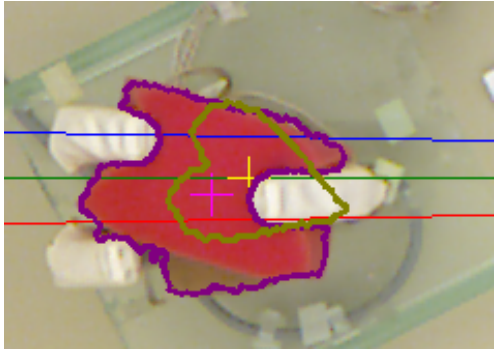
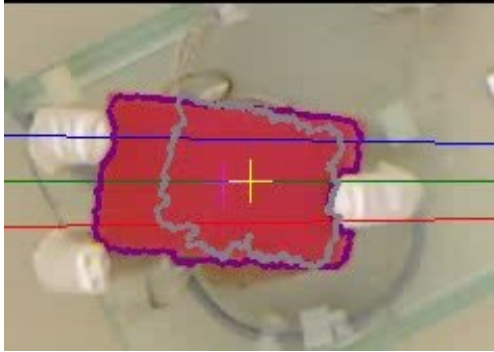
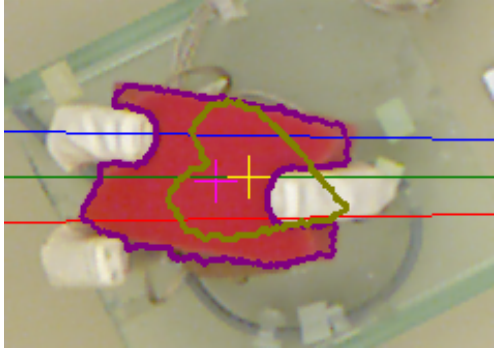
$k$	Prédiction	Résultat
4		
5		

TABLE 5.4 (SUITE) : Prédiction et résultat pour  $k = [4, 8]$

k	Prédiction	Résultat
6		
7		
8		

### 5.2.6 Impact de la hauteur de l'objet

Bien qu'on considère un espace de travail bidimensionnel, la géométrie et le fonctionnement de la main Barrett [104] font en sorte qu'il est essentiel que l'objet soit placé à la « bonne » hauteur par rapport à la main. Pour respecter l'hypothèse d'un contact ponctuel dans l'espace bidimensionnel, il faut que les bouts des doigts appliquent les forces sur les côtés de l'objet, sans glisser vers le bas ou entrer dans une prise enveloppante. Cet équilibre est particulièrement difficile à atteindre pour les objets dont les bords ne sont pas

verticaux, notamment un ballon. Bien que le ballon utilisé ici soit plus gros et plus rigide que celui montré dans [115], ce qui réduit les risques de glissement, une petite variation de la hauteur a tout de même un impact important sur le résultat de la manipulation, comme le montre la figure 5.14. Le calcul de la hauteur optimale pour chaque objet est au-delà du sujet visé dans cette thèse puisqu'il demanderait la modélisation tridimensionnelle de chaque objet et de la main, mais demeure tout de même une considération importante.

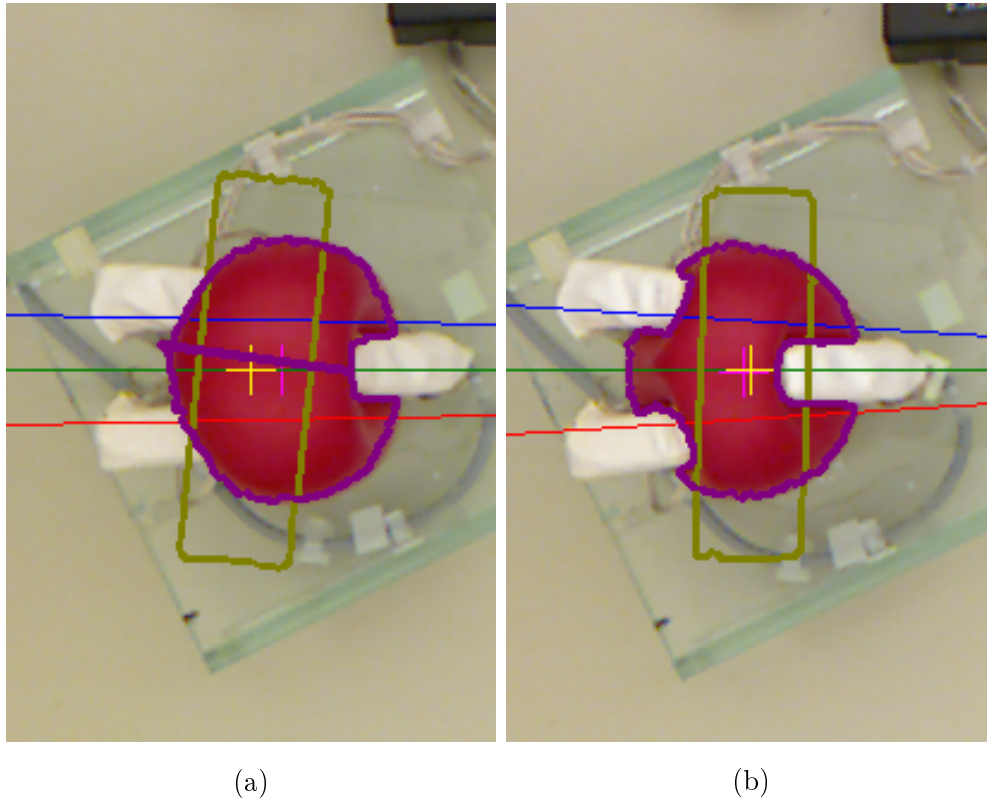


FIGURE 5.14 : Impact de la hauteur sur la manipulation d'un ballon dans l'espace bidimensionnel. Les deux figures montrent le résultat d'une prise similaire avec le contrôleur itératif par diminution de la rigidité, mais dans (a), le ballon est placé quelques 2 cm plus haut que dans (b).

### 5.3 Détection et suivi du contour

L'identification de l'objet à manipuler est un prérequis évident pour toute manipulation robotique autonome. Dans le cas des objets non-rigides, le suivi de l'objet au cours de la manipulation est aussi une considération importante. Comme on peut le constater en

observant les résultats, ce problème n'est pas tout à fait résolu par l'algorithme de *fast level-set* en coordonnées log-polaires. En particulier, on note l'importance capitale d'un contraste suffisamment élevé entre l'objet à identifier et le reste de la scène observée. Ceci est particulièrement évident dans le cas du scénario 16 (figure 5.3), où le verre de styromousse est confondu avec les doigts de la main. Même dans des cas moins extrêmes, comme les scénarios 1, 2, 5 et 19, l'imprécision de la détection et du suivi de l'objet peut mener à des difficultés significatives dans la manipulation.

Premièrement, la planification de la manipulation (Table 5.1) dépend entièrement de l'identification initiale de l'objet à déformer et de la forme cible. Ainsi, si les contours ne sont pas détectés correctement, il est difficile d'aligner le contour cible avec le contour initial pour minimiser l'écart initial, comme on peut le voir pour le scénario 15. Les irrégularités dans la détection du contour font aussi en sorte que la prise sélectionnée diverge de la prise intuitive, ce qui est particulièrement évident dans les scénarios 11 et 13. En effet, dans le scénario 13, le doigt D1 (ligne bleue) est positionné de manière à comprimer une protubérance du contour qui, en réalité, n'existe pas sur l'objet, similairement au doigt D2 (ligne rouge) dans le scénario 11. Deuxièmement, la manipulation itérative et l'évaluation quantitative des résultats dépendent aussi de l'identification correcte du contour de l'objet tout au long de la manipulation. Peu importe la mesure d'écart utilisée, il est essentiel qu'elle soit basée sur des données qui correspondent à la réalité de la manipulation pour avoir un sens. Ainsi, on note que pour les scénarios 16 et 19 du contrôle direct simple (figure 5.3) ainsi que les scénarios 1, 3 et 11 du contrôle itératif par diminution de la rigidité (figure 5.6), la valeur numérique de l'écart résiduel a particulièrement peu de chances d'être représentative de la qualité de la déformation. Ceci dit, on note tout de même quelques cas où le suivi du contour s'est montré particulièrement robuste. En effet, contrairement à [107], le contour de l'objet peut être suivi (avec une qualité moindre) même lorsque le point focal original de la transformation log-polaire (croix jaune) est recouvert par un doigt (Scénarios 11 de la figure 5.3, 2 et 3 des figures 5.4, 5.6 et 5.7). Ceci est rendu possible en raison du repositionnement du point focal à chaque itération et du fait que le contour soit simplement ajusté, plutôt que recalculé complètement pour chaque image successive.

Les difficultés liées à l'identification des contours sont partiellement dues à des limitations inhérentes à la vision bidimensionnelle. En effet, sans information de profondeur ou connaissance préalable des formes à identifier, l'algorithme de détection est complètement dépendant du contraste entre les couleurs des objets pour compléter sa tâche. Ceci mène à des difficultés lorsqu'on rencontre un éclairage inégal ou des objets dont la couleur n'est

pas uniforme, ou simplement pas assez différente de l'arrière-plan. Ces problèmes dans le suivi de la forme des objets non-rigides sont traités complémentirement par Valencia et al. [115] en travaillant sur le suivi et la modélisation tridimensionnels en temps réel d'objets non-rigides.

## 5.4 Analyse

À la lumière des résultats obtenus, il est possible d'analyser l'efficacité des algorithmes présentés et utilisés dans cette thèse. Bien que le suivi de contour avec l'algorithme de *fast level-set* en coordonnées log-polaires soit plus robuste et efficace que la segmentation par couleur utilisée dans [111], il a tout de même certaines limitations. En particulier, il est essentiel d'avoir un contraste important entre l'objet à manipuler et le reste de la scène observée. Ceci limite la variété d'objets qu'il est possible d'identifier et peut mener à des erreurs dans la sélection de prise et dans la manipulation si le contour détecté n'est pas parfaitement ajusté à l'objet. Ces contraintes pourraient éventuellement être allégées par la fusion de données provenant de plusieurs sources, notamment les capteurs tactiles et de profondeur. Similairement, l'analyse des moments d'image pour identifier le centroïde et l'axe principal de l'objet et de la cible est un bon point de départ pour les aligner. Cependant, il a été noté que ceci ne correspond pas toujours à l'alignement optimal, soit celui qui minimise l'écart initial entre le contour de l'objet et le contour cible tout en favorisant une prise stable et efficace. En particulier, on note une tendance à aligner les coins des objets plutôt que leurs côtés, ce qui mène parfois à une orientation inattendue et peut nuire à la sélection ou à l'exécution d'une prise stable.

Du côté de la sélection de prise, il est important de prendre en compte la forme et l'orientation des contours détectés dans l'analyse des résultats. En effet, ceux-ci peuvent être différents du contour réel de l'objet, ce qui fait dévier le résultat de la prise qui serait sélectionnée intuitivement par un humain pour accomplir la tâche de déformation présentée selon le contour réel. Ceci dit, il est à noter que la prise est sélectionnée en fonction des contours détectés, même si leur alignement mène parfois à des angles de prise inattendus. De même, on remarque que la prise est suffisamment stable pour éviter le glissement de l'objet même après qu'il soit déformé.

En ce qui concerne les stratégies de contrôle, trois observations principales ressortent des résultats obtenus. Premièrement, le contrôle direct simple démontre l'importance d'uti-

liser le suivi en temps réel de la forme de l'objet pour ajuster la force appliquée. En effet, la non-rigidité des objets manipulés peut introduire des changements dans leur position et leur forme tout au long de la manipulation. Ainsi, il est difficile de prévoir la manipulation exacte qui amènera le comportement désiré à partir de la situation initiale sans effectuer une simulation complète. Deuxièmement, il apparaît que le modèle de contrôle par diminution de la rigidité tel qu'adapté de [72] n'est pas approprié pour la déformation d'objets tridimensionnels. Cette difficulté provient de deux hypothèses implicites du modèle, soit l'idée que le mouvement de tout point de l'objet est une combinaison linéaire du mouvement des points de contrôle et la présence d'un facteur constant déterminant la rigidité de l'objet en termes de l'impact du mouvement des points de contrôle sur celui des autres points. La première hypothèse fait en sorte qu'on néglige l'impact des forces internes de l'objet, qui le poussent à maintenir sa forme naturelle. Ces forces sont beaucoup plus importantes pour les objets testés dans cette thèse, qui ont une forme naturelle bien définie, que pour une corde ou un pan de tissu. Similairement, la deuxième hypothèse néglige le fait que la rigidité de l'objet augmente à mesure qu'il est comprimé. Encore une fois, cet effet est beaucoup plus prononcé dans le cas des objets testés que pour une corde ou un tissu. Troisièmement, on note aussi l'impact important de la géométrie et de la dextérité de la main sur la qualité des résultats. En effet, il est clair que le nombre de doigts et leurs configurations possibles limitent la précision avec laquelle il est possible de déformer un objet. Par exemple, dans le scénario 6, il est évidemment impossible de parfaitement transformer une forme circulaire en carré avec seulement trois points de contact, peu importe la stratégie de contrôle utilisée.

Pour finir, il est intéressant de noter le temps d'exécution des différents algorithmes présentés. L'identification initiale et l'alignement des contours, une fois que l'utilisateur a sélectionné l'objet et la cible, demande entre 1,35 et 5,36 secondes, avec une moyenne de 3,47. Du côté de la sélection de prise, le temps de calcul moyen est de 5,19 secondes. Ainsi, il est raisonnable de s'attendre à ce qu'il soit possible de commencer la manipulation en moins de dix secondes, sans compter les opérations effectuées manuellement par l'utilisateur. Pour le contrôle, la vitesse de traitement se situe aux environs d'une itération par seconde peu importe l'algorithme utilisé. En plus des calculs propres à chaque algorithme, chaque itération inclut la prise d'une image, la mise à jour du contour de l'objet et de son centroïde, l'affichage et l'enregistrement d'un vidéo de suivi, ainsi que la commande de la main. On peut donc conclure que les délais introduits par les étapes communes sont significativement plus importants que le temps de calcul de chaque algorithme. L'exécution séquentielle de

ces étapes fait cependant en sorte que la fréquence d'opération permise soit inférieure à la vitesse de traitement maximale supportée par la main, établie à environ deux itérations par seconde dans [111].

# Chapitre 6

## Conclusion

### 6.1 Sommaire

L'objectif de la recherche accomplie dans le cadre de cette thèse est le développement d'un système permettant de contrôler la forme d'un objet non-rigide dont les caractéristiques de forme et de rigidité sont initialement indéterminées avec une main robotique dans un espace de travail bidimensionnel. En particulier, il s'agit de proposer un algorithme efficace pour distribuer les points de contact sur le contour de l'objet de manière à faire le pont entre l'identification de l'objet et les diverses stratégies de contrôle proposées dans la littérature.

Ainsi, le système développé doit intégrer trois composantes principales, soit l'identification de la tâche, la planification des points de contact et le contrôle de la manipulation. D'abord, l'identification de la tâche passe par la combinaison de développements récents et de techniques éprouvées dans le domaine de la vision par ordinateur. Ainsi, on utilise l'algorithme *fast level-set* en coordonnées log-polaires pour identifier les contours de l'objet et de la forme cible, suivi de l'analyse des moments d'image pour aligner ces deux contours. Ensuite, la planification des points de contact dans un espace bidimensionnel demande le développement d'un algorithme original pour optimiser la manipulation tout en maintenant une prise stable et en respectant les contraintes mécaniques de la main. L'approche proposée allie l'efficacité d'une planification heuristique à l'exhaustivité et à la précision d'un planificateur par échantillonnage, le tout sans passer par la modélisation, la simulation ou l'apprentissage machine. Par l'utilisation opportune des coordonnées polaires et de diverses mesures liées à la qualité de la prise et à l'optimisation de la tâche, dont

le principe de diminution de la rigidité, le planificateur dirige rapidement les points de contact vers les régions offrant des prises stables, valides (selon la géométrie de la main) et facilitant la manipulation. Il est ensuite plus efficace d'échantillonner ces régions pour confirmer la stabilité de chaque prise par l'application du critère de bouclage des forces et ainsi sélectionner la prise qui équilibre au mieux la stabilité et la minimisation potentielle de l'écart résiduel entre le contour de l'objet et le contour désiré. Enfin, la composante de contrôle évalue principalement l'applicabilité du modèle de contrôle par diminution de la rigidité — originalement développé pour la manipulation simulée de cordes et tissus — à un scénario de manipulation en-main d'objets réels projetés dans un espace bidimensionnel.

Le résultat de cette combinaison d'approches est un système qui, lorsque certaines contraintes sont respectées, identifie et aligne avec succès les contours de l'objet et de la forme cible avant de sélectionner une prise valide, stable et se rapprochant de la prise qu'un humain sélectionnerait intuitivement pour accomplir la tâche de déformation spécifiée. Bien que les algorithmes évalués pour le contrôle de forme ne soient pas idéaux pour les tâches de déformation testées, ils ont permis de mettre en lumière certaines particularités de la manipulation d'objets non-rigides tridimensionnels réels, ainsi que l'impact important du nombre de points de contact et de la géométrie de la main sur le résultat de la déformation. Il est aussi bon de noter que tous les algorithmes présentés dans cette thèse s'exécutent suffisamment rapidement pour que le système soit utilisable sur une plate-forme robotique dont la puissance de calcul est limitée.

## 6.2 Contributions

La contribution principale présentée dans cette thèse est le développement d'un algorithme original pour sélectionner les points de contact entre le contour d'un objet non-rigide et les doigts d'une main robotique de manière à optimiser le contrôle de la déformation de l'objet tout en respectant les contraintes imposées par le fonctionnement de la main et par les critères de stabilité de la prise.

Ainsi, la solution développée à la section 4.3 présente les avantages suivants :

- Elle demande peu d'interaction avec l'utilisateur (identification de l'objet et de la cible).
- Elle a peu de paramètres à ajuster.
- Elle n'a aucune dépendance sur une base de données ou un modèle d'apprentissage machine préexistants.

- Elle ne demande pas de modélisation formelle de l’objet ou de simulation.
- Elle demande peu de puissance de calcul.
  - Son temps d’exécution est plus faible que pour un planificateur par échantillonnage ou basé sur l’apprentissage machine.
  - Ceci est rendu possible grâce à la présélection des points de contact basée sur la diminution de la rigidité et l’écart initial entre les contours initial et cible.

Cette solution est donc efficace pour la manipulation d’objets inconnus par un manipulateur flexible et autonome. Elle est de même appropriée pour l’inclusion sur une plate-forme robotique mobile dont la puissance de calcul est limitée par des contraintes de poids et d’économie d’énergie.

En plus de l’algorithme de sélection de prise, on note les contributions et innovations secondaires suivantes :

- Une stratégie simple pour identifier l’objet à manipuler et la forme cible à partir de la situation initiale (section 4.2) ;
- Une implémentation modifiée du suivi de contour *fast level-set* en coordonnées log-polaires de [106] pour inclure (section 4.1) :
  - Le traitement d’images à plusieurs canaux et une stratégie de sélection d’espace couleur ;
  - L’ordonnancement des points du contour ;
  - L’utilisation du centroïde de l’objet comme point de fixation (mis à jour à chaque image) pour suivre les mouvements de l’objet au cours de la manipulation ;
- L’utilisation des coordonnées polaires pour :
  - Définir la direction désirée du mouvement entre les contours initial et cible (section 4.3.1) ;
  - Associer les régions du contour initial à celles du contour cible (section 4.3.1) ;
  - Faciliter le calcul de la trajectoire des doigts (sections 4.3.3 et 4.4).
- L’adaptation du contrôle par diminution de la rigidité [72] pour :
  - Évaluer sa performance pour la projection 2D d’objets tridimensionnels (section 4.4.2) ;
  - Utiliser l’apprentissage machine pour ajuster le paramètre de rigidité d’objets inconnus (section 4.4.4).

Jusqu’à présent, la recherche présentée dans cette thèse a donné lieu à trois publications. D’abord, la revue de littérature générale (section 2.1) a été publiée dans [1]. Ensuite, une version simple de l’algorithme de sélection de prise a été présentée dans [111], servant

de base aux algorithmes des sections 4.3.1 et 4.3.2. Enfin, un survol des défis liés à l'utilisation d'une vue bidimensionnelle pour manipuler des objets réels a été présenté dans [115] de manière à mettre en lumière les besoins en termes d'algorithmes de suivi et de modélisation tridimensionnels en temps réel.

## 6.3 Travaux futurs

Les travaux présentés ici laissent place à une variété de directions possibles pour le futur. En premier lieu, on note que certaines contraintes utilisées pour la sélection de prise sont intimement liées à la géométrie et au fonctionnement de la main Barrett. Malgré cela, la procédure générale pourrait être adaptée pour fonctionner avec un autre modèle de main. En particulier, les algorithmes pour l'initialisation (section 4.2) et l'identification des régions à grand écart entre les contours (section 4.3.1) peuvent être utilisés tels quels, de même que le test de courbure utilisé dans la validation de la stabilité (section 4.3.3). La procédure utilisée pour valider le bouclage des forces (section 4.3.3) devra cependant être adaptée de manière à ce que la génération de la prise et le calcul du vecteur de direction de la force appliquée correspondent au fonctionnement de la main utilisée. Similairement, le regroupement des régions en prises potentielles (section 4.3.2) devra être modifié selon les configurations possibles d'autres mains robotiques. Finalement, si on souhaite utiliser le contrôle par diminution de la rigidité, il sera nécessaire de reformuler le modèle de déformation (section 4.4.2) pour correspondre au fonctionnement des doigts, en particulier les matrices  $F_i$  (équation 4.21). Ceci dit, on note que, en ce qui a trait aux possibilités de repositionnement des doigts, la main Barrett est plus complexe que la majorité des mains robotiques présentement disponibles sur le marché, pour lesquelles les trajets des doigts demeurent à peu près fixes par rapport à l'orientation de la main. Par exemple, dans le cas d'une pince simple, la prise est entièrement déterminée par la position et l'orientation de la pince, contrairement à la main Barrett qui ajoute l'écart entre les doigts. Ainsi, les prises potentielles sont moins nombreuses et moins complexes à calculer.

Une observation qui ressort des résultats de la section 5.2 est que la distance simple entre un point de la cible et le point le plus proche sur l'objet ne semble pas être une mesure d'écart optimale pour le contrôle de la déformation des objets testés. Une mesure plus appropriée pourrait être basée sur une meilleure association entre les points de la cible et de l'objet, par exemple le *dynamic time warping* [116] (aussi utilisé dans [106]), ou encore utiliser une mesure de la similarité des formes [117]. Similairement, étant donnés les résul-

tats du contrôle par diminution de la rigidité, il serait intéressant de valider l'algorithme de sélection de prise en implémentant et en testant une plus grande variété d'algorithmes pour le contrôle de la forme de l'objet une fois que les points de contact sont choisis. Une autre approche pour valider la sélection de prise passerait par une analyse psychologique et biomécanique. En effet, il serait intéressant de développer un protocole expérimental similaire à [81] avec un groupe d'humains. Cette expérience viserait à déterminer plus formellement les critères humains dans la sélection d'une prise pour les tâches de déformation étudiées dans cette thèse plutôt que pour la simple saisie d'un objet.

De plus, quelques autres modifications pourraient être faites pour améliorer la performance du système développé. D'abord, tel que noté au chapitre 4, positionner la main sur un plus grand échantillon de points centraux permettrait d'explorer une plus grande variété de prises possibles, menant potentiellement à un résultat plus optimal. En plus du suivi visuel, il serait aussi utile d'utiliser les données obtenues par des capteurs tactiles pour initier et maintenir le contact entre les doigts et l'objet manipulé. En plus d'améliorer l'autonomie et la robustesse du système, cela permettrait de caractériser la rigidité de l'objet de manière plus précise, menant à un meilleur contrôle de sa forme. Enfin, bien que les délais de traitement soient suffisamment courts pour une utilisation à basse vitesse avec la main Barrett, plusieurs applications industrielles profiteraient sans doute d'une plus grande vitesse. Ainsi, il serait opportun d'optimiser les algorithmes présentés ainsi que leur implémentation pour supporter des manipulations plus rapides.

Il serait aussi possible de s'intéresser à la manipulation d'objets à rigidité non uniforme, par exemple une mousse à densité variable ou un objet composé de plusieurs matériaux. Ceci ne devrait pas affecter la sélection de prise, mais compliquerait le contrôle. En effet, il serait essentiel de faire un ajustement dynamique des forces appliquées en fonction du contour suivi en temps réel. De plus, le paramètre de rigidité devrait être ajusté dynamiquement pour chaque point du contour plutôt que fixé pour l'objet entier. Finalement, étant donnée la relative simplicité des concepts utilisés pour la sélection de prise, il serait possible d'étendre les algorithmes présentés à la manipulation d'objets tridimensionnels. Pour ce faire, il est cependant nécessaire de surmonter les difficultés inhérentes à la perception en 3D de ces objets, notamment les obstructions dues au manipulateur et à l'objet lui-même.

# Références

- [1] F. Nadon, A. Valencia, and P. Payeur, “Multi-Modal Sensing and Robotic Manipulation of Non-Rigid Objects : A Survey,” *Robotics*, vol. 7, no. 4, p. 74, Nov. 2018. [Online]. Available : <http://www.mdpi.com/2218-6581/7/4/74>
- [2] F. F. Khalil and P. Payeur, “Dexterous Robotic Manipulation of Deformable Objects with Multi-Sensory Feedback - a Review,” in *Robot Manipulators Trends and Development*, Mar. 2010, p. 36.
- [3] P. Jiménez, “Survey on model-based manipulation planning of deformable objects,” *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, vol. 28, no. 2, pp. 154–163, 2012. [Online]. Available : [http://journals.scholarsportal.info/details/07365845/v28i0002/154\\_sommpodo.xml](http://journals.scholarsportal.info/details/07365845/v28i0002/154_sommpodo.xml)
- [4] J. Sanchez, J.-A. Corrales, B.-C. Bouzgarrou, and Y. Mezouar, “Robotic manipulation and sensing of deformable objects in domestic and industrial applications : A survey,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 37, no. 7, pp. 688–716, Jun. 2018. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/0278364918779698>
- [5] H. Wakamatsu, E. Arai, and S. Hirai, “Knotting/Unknotting Manipulation of Deformable Linear Objects,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 25, no. 4, pp. 371–395, Apr. 2006. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/0278364906064819>
- [6] M. Saha and P. Isto, “Manipulation Planning for Deformable Linear Objects,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 23, no. 6, pp. 1141–1150, 2007. [Online]. Available : [http://journals.scholarsportal.info/details/15523098/v23i0006/1141\\_mpfldo.xml](http://journals.scholarsportal.info/details/15523098/v23i0006/1141_mpfldo.xml)
- [7] M. Bell, “Flexible object manipulation,” Ph.D. dissertation, 2010. [Online]. Available : <https://search.proquest.com/docview/230869619?accountid=14701>

- [8] W. Wang, “Constraint-based robot knot tying,” Ph.D. dissertation, 2016. [Online]. Available : <https://search-proquest-com.proxy.bib.uottawa.ca/docview/1832024020?accountid=14701>
- [9] M. Moll and L. Kavraki, “Path planning for deformable linear objects,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 22, no. 4, pp. 625–636, 2006. [Online]. Available : [http://journals.scholarsportal.info/details/15523098/v22i0004/625\\_ppfdlo.xml](http://journals.scholarsportal.info/details/15523098/v22i0004/625_ppfdlo.xml)
- [10] A. Tavasoli, M. Eghtesad, and H. Jafarian, “Two-time scale control and observer design for trajectory tracking of two cooperating robot manipulators moving a flexible beam,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 2, pp. 212–221, Feb. 2009. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889008000572>
- [11] F. Ding, J. Huang, Y. Wang, T. Matsuno, and T. Fukuda, “Vibration damping in manipulation of deformable linear objects using sliding mode control,” *Advanced Robotics*, vol. 28, no. 3, pp. 157–172, Feb. 2014. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1080/01691864.2013.861769>
- [12] A. J. Shah and J. A. Shah, “Towards manipulation planning for multiple interlinked deformable linear objects,” in *2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2016, pp. 3908–3915.
- [13] X. Li, X. Su, Y. Gao, and Y. Liu, “Vision-Based Robotic Grasping and Manipulation of USB Wires,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2018, pp. 3482–3487.
- [14] J. Maitin-Shepard, M. Cusumano-Towner, J. Lei, and P. Abbeel, “Cloth grasp point detection based on multiple-view geometric cues with application to robotic towel folding,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2010, pp. 2308–2315. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/5509439/>
- [15] M. Cusumano-Towner, A. Singh, S. Miller, J. F. O’Brien, and P. Abbeel, “Bringing clothing into desired configurations with limited perception,” in *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2011, pp. 3893–3900.
- [16] C. Bersch, B. Pitzer, and S. Kammel, “Bimanual robotic cloth manipulation for laundry folding,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sep. 2011, pp. 1413–1419.

- [17] R. B. Willimon, “Sensing Highly Non-Rigid Objects with RGBD Sensors for Robotic Systems,” Ph.D. dissertation, 2013. [Online]. Available : <https://search-proquest-com.proxy.bib.uottawa.ca/docview/1416414179?accountid=14701>
- [18] Y. Li, Y. Yue, D. Xu, E. Grinspun, and P. K. Allen, “Folding deformable objects using predictive simulation and trajectory optimization,” in *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Sep. 2015, pp. 6000–6006.
- [19] A. Doumanoglou, J. Stria, G. Peleka, I. Mariolis, V. Petrík, A. Kargakos, L. Wagner, V. Hlaváč, T. K. Kim, and S. Malassiotis, “Folding Clothes Autonomously : A Complete Pipeline,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, no. 6, pp. 1461–1478, Dec. 2016.
- [20] B. Sannapaneni, M. Shaswat, and A. A. N. Kumar, “Learning from demonstration algorithm for cloth folding manipulator,” in *2017 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, Sep. 2017, pp. 1339–1398.
- [21] P. C. Yang, K. Sasaki, K. Suzuki, K. Kase, S. Sugano, and T. Ogata, “Repeatable Folding Task by Humanoid Robot Worker Using Deep Learning,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 2, no. 2, pp. 397–403, Apr. 2017.
- [22] B. Jia, Z. Hu, J. Pan, and D. Manocha, “Manipulating Highly Deformable Materials Using a Visual Feedback Dictionary,” *CoRR*, vol. abs/1710.06947, no. Section IV, 2017. [Online]. Available : <https://www.semanticscholar.org/paper/Manipulating-Highly-Deformable-Materials-Using-a-Jia-Hu/470394fd8e1078127419169b3342f4cfc3aeec9a>
- [23] X. Wang, X. Jiang, J. Zhao, S. Wang, T. Yang, and Y. Liu, “Picking Towels in Point Clouds,” *Sensors*, vol. 19, no. 3, p. 713, Jan. 2019. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/3/713>
- [24] K. Yamazaki, R. Oya, K. Nagahama, K. Okada, and M. Inaba, “Bottom Dressing by a Dual-Arm Robot Using a Clothing State Estimation Based on Dynamic Shape Changes,” *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 13, no. 1, p. 5, Jan. 2016. [Online]. Available : <http://journals.sagepub.com/doi/10.5772/61930>

- [25] Y. Gao, H. J. Chang, and Y. Demiris, "Iterative path optimisation for personalised dressing assistance using vision and force information," in *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Oct. 2016, pp. 4398–4403.
- [26] F. Zhang, A. Cully, and Y. Demiris, "Personalized robot-assisted dressing using user modeling in latent spaces," in *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Sep. 2017, pp. 3603–3610.
- [27] S. Flixeder, T. Glück, and A. Kugi, "Modeling and Force Control for the Collaborative Manipulation of Deformable Strip-Like Materials," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 21, pp. 95–102, 2016. [Online]. Available : <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405896316321085>
- [28] S. Flixeder, T. Glück, and A. Kugi, "Force-based cooperative handling and lay-up of deformable materials : Mechatronic design, modeling, and control of a demonstrator," *Mechatronics*, vol. 47, no. Complete, pp. 246–261, 2017. [Online]. Available : <http://journals.scholarsportal.info/detailsundefined>
- [29] X. Li, X. Su, and Y. Liu, "Adaptive region control for robotic soldering of flexible PCBs," in *2017 18th International Conference on Advanced Robotics (ICAR)*, Jul. 2017, pp. 216–221.
- [30] X. Li, X. Su, and Y. Liu, "Cooperative robotic soldering of flexible PCBs," in *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Sep. 2017, pp. 1651–1656.
- [31] E. J. Park and J. K. Mills, "Static shape and vibration control of flexible payloads with applications to robotic assembly," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 10, no. 6, pp. 675–687, Dec. 2005.
- [32] P. Zacharia, N. Aspragathos, I. Mariolis, and E. Dermatas, "A robotic system based on fuzzy visual servoing for handling flexible sheets lying on a table," *Industrial Robot : An International Journal*, vol. 36, no. 5, pp. 489–496, Aug. 2009. [Online]. Available : <https://www.emeraldinsight.com/doi/10.1108/01439910910980213>
- [33] M. Shibata, T. Ota, and S. Hirai, "Wiping motion for deformable object handling," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2009, pp. 134–139. [Online]. Available : <http://ieeexplore.ieee.org/document/5152448/>

- [34] S. Kinio and A. Patriciu, “A comparative study of  $H_\infty$  and PID control for indirect deformable object manipulation,” in *2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Dec. 2012, pp. 414–420.
- [35] C. Elbrechter, R. Haschke, and H. Ritter, “Folding paper with anthropomorphic robot hands using real-time physics-based modeling,” in *2012 12th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2012)*, Nov. 2012, pp. 210–215.
- [36] L. Bodenhagen, A. R. Fugl, A. Jordt, M. Willatzen, K. A. Andersen, M. M. Olsen, R. Koch, H. G. Petersen, and N. Krüger, “An adaptable robot vision system performing manipulation actions with flexible objects,” *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 11, no. 3, pp. 749–765, Jul. 2014.
- [37] D. Kruse, R. J. Radke, and J. T. Wen, “Collaborative human-robot manipulation of highly deformable materials,” in *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2015, pp. 3782–3787.
- [38] D. Kruse, R. J. Radke, and J. T. Wen, “Human-robot collaborative handling of highly deformable materials,” in *2017 American Control Conference (ACC)*, May 2017, pp. 1511–1516.
- [39] P. Dang, F. L. Lewis, K. Subbarao, and H. Stephanou, “Shape control of flexible structure using potential field method,” in *2008 IEEE International Conference on Control Applications*, Sep. 2008, pp. 540–546.
- [40] S. Patil and R. Alterovitz, “Toward automated tissue retraction in robot-assisted surgery,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2010, pp. 2088–2094.
- [41] T. Inahara, M. Higashimori, K. Tadakuma, and M. Kaneko, “Dynamic nonprehensile shaping of a thin rheological object,” in *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sep. 2011, pp. 1392–1397.
- [42] M. Higashimori, T. Inahara, and M. Kaneko, “Dynamic nonprehensile shaping of a deformable object by using its gait-like behaviors,” in *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2013, pp. 3251–3256.
- [43] Y. Bai, W. Yu, and C. K. Liu, “Dexterous Manipulation of Cloth,” *Computer Graphics Forum*, vol. 35, no. 2, pp. 523–532, 2016. [Online]. Available : <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/cgf.12852>

- [44] S. Cocuzza and X. T. Yan, “First engineering framework for the out-of-plane robotic shaping of thin rheological objects,” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 53, pp. 108–121, Oct. 2018. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S073658451730176X>
- [45] K. Gopalakrishnan and K. Goldberg, “D-space and Deform Closure Grasps of Deformable Parts,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 24, no. 11, pp. 899–910, 2005. [Online]. Available : <http://journals.scholarsportal.info/detailsundefined>
- [46] J. Das, “Robotic control of deformable continua and objects therein,” Ph.D. dissertation, 2010. [Online]. Available : <https://search-proquest-com.proxy.bib.uottawa.ca/docview/926972558?accountid=14701>
- [47] J. Das and N. Sarkar, “Autonomous Shape Control of a Deformable Object by Multiple Manipulators,” *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, vol. 62, no. 1, pp. 3–27, Apr. 2011. [Online]. Available : <http://link.springer.com/article/10.1007/s10846-010-9436-5>
- [48] J. Das and N. Sarkar, “Robust Shape Control of Deformable Objects Using Model-Based Techniques,” *Advanced Robotics*, vol. 25, no. 16, pp. 2099–2123, Apr. 2012. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1163/016918611X590319>
- [49] J. Das and N. Sarkar, “Passivity-based target manipulation inside a deformable object by a robotic system with noncollocated feedback,” *Advanced Robotics*, vol. 27, no. 11, pp. 861–875, Aug. 2013. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1080/01691864.2013.791657>
- [50] J. Alonso-Mora, R. Knepper, R. Siegwart, and D. Rus, “Local motion planning for collaborative multi-robot manipulation of deformable objects,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2015, pp. 5495–5502.
- [51] D. Navarro-Alarcon and Y. H. Liu, “Fourier-Based Shape Servoing : A New Feedback Method to Actively Deform Soft Objects into Desired 2-D Image Contours,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 34, no. 1, pp. 272–279, Feb. 2018.
- [52] M. Aranda, J. A. Corrales, and Y. Mezouar, “Deformation-based shape control with a multirobot system,” in *International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2019, pp. 2174–2180.

- [53] M. Higashimori, K. Yoshimoto, and M. Kaneko, “Active shaping of an unknown rheological object based on deformation decomposition into elasticity and plasticity,” in *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2010, pp. 5120–5126.
- [54] K. Yoshimoto, M. Higashimori, K. Tadakuma, and M. Kaneko, “Active outline shaping of a rheological object based on plastic deformation distribution,” in *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Sep. 2011, pp. 1386–1391.
- [55] D. Navarro-Alarcón, Y. H. Liu, J. G. Romero, and P. Li, “Model-Free Visually Servoed Deformation Control of Elastic Objects by Robot Manipulators,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 29, no. 6, pp. 1457–1468, Dec. 2013.
- [56] D. Navarro-Alarcon and Y. h Liu, “Uncalibrated vision-based deformation control of compliant objects with online estimation of the Jacobian matrix,” in *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Nov. 2013, pp. 4977–4982.
- [57] D. Navarro-Alarcon, Y. Liu, J. G. Romero, and P. Li, “Visually servoed deformation control by robot manipulators,” in *2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, May 2013, pp. 5259–5264.
- [58] D. Navarro-Alarcon, Y.-h. Liu, J. G. Romero, and P. Li, “On the visual deformation servoing of compliant objects : Uncalibrated control methods and experiments,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 33, no. 11, pp. 1462–1480, Sep. 2014. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/0278364914529355>
- [59] D. Navarro-Alarcon and Y. h Liu, “A dynamic and uncalibrated method to visually servo-control elastic deformations by fully-constrained robotic grippers,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2014, pp. 4457–4462.
- [60] D. Navarro-Alarcon, Hiu Man Yip, Zerui Wang, Yun-Hui Liu, Fangxun Zhong, Tianxue Zhang, and Peng Li, “Automatic 3-D Manipulation of Soft Objects by Robotic Arms With an Adaptive Deformation Model,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 32, no. 2, pp. 429–441, 2016. [Online]. Available : [http://journals.scholarsportal.info/details/15523098/v32i0002/429\\_a3mosoawaadm.xml](http://journals.scholarsportal.info/details/15523098/v32i0002/429_a3mosoawaadm.xml)

- [61] A. Delgado, C. A. Jara, and F. Torres, “In-hand recognition and manipulation of elastic objects using a servo-tactile control strategy,” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 48, pp. 102–112, Dec. 2017. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0736584515300995>
- [62] A. Delgado, C. A. Jara, and F. Torres, “Adaptive tactile control for in-hand manipulation tasks of deformable objects,” *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 91, no. 9-12, pp. 4127–4140, Aug. 2017. [Online]. Available : <http://link.springer.com/10.1007/s00170-017-0046-2>
- [63] A. Delgado, J. A. Corrales, Y. Mezouar, L. Lequievre, C. Jara, and F. Torres, “Tactile control based on Gaussian images and its application in bi-manual manipulation of deformable objects,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 94, pp. 148–161, Aug. 2017. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092188901630478X>
- [64] A. X. Lee, H. Lu, A. Gupta, S. Levine, and P. Abbeel, “Learning force-based manipulation of deformable objects from multiple demonstrations,” in *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, May 2015, pp. 177–184.
- [65] T. Tang, C. Liu, W. Chen, and M. Tomizuka, “Robotic manipulation of deformable objects by tangent space mapping and non-rigid registration,” in *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Oct. 2016, pp. 2689–2696.
- [66] J. D. Langsfeld, “Learning Task Models for Robotic Manipulation of Nonrigid Objects,” Ph.D. dissertation, 2017. [Online]. Available : <https://search-proquest-com.proxy.bib.uottawa.ca/docview/1927467858?accountid=14701>
- [67] Z. Hu, P. Sun, and J. Pan, “Three-Dimensional Deformable Object Manipulation Using Fast Online Gaussian Process Regression,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, no. 2, pp. 979–986, Apr. 2018.
- [68] Z. Hu, T. Han, P. Sun, J. Pan, and D. Manocha, “3-D Deformable Object Manipulation Using Deep Neural Networks,” *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 4, no. 4, pp. 4255–4261, Oct. 2019.

- [69] J. Smolen and A. Patriciu, “Deformation Planning for Robotic Soft Tissue Manipulation,” in *2009 Second International Conferences on Advances in Computer-Human Interactions*, Feb. 2009, pp. 199–204.
- [70] R. E. Goldman, A. Bajo, and N. Simaan, “Algorithms for autonomous exploration and estimation in compliant environments,” *Robotica*, vol. 31, no. 1, pp. 71–87, Jan. 2013. [Online]. Available : <https://www.cambridge.org/core/journals/robotica/article/algorithms-for-autonomous-exploration-and-estimation-in-compliant-environments/6F13E2D79E99B95CEAF8691685157E2A#>
- [71] T. Sugaiwa, G. Fujii, H. Iwata, and S. Sugano, “A methodology for setting grasping force for picking up an object with unknown weight, friction, and stiffness,” in *2010 10th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, Dec. 2010, pp. 288–293.
- [72] D. Berenson, “Manipulation of deformable objects without modeling and simulating deformation,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Nov. 2013, pp. 4525–4532.
- [73] B. Frank, C. Stachniss, R. Schmedding, M. Teschner, and W. Burgard, “Learning object deformation models for robot motion planning,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 62, no. 8, pp. 1153–1174, Aug. 2014. [Online]. Available : <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0921889014000797>
- [74] C. Jiao, X. Jiang, X. Li, and Y. Liu, “Vision Based Cable Assembly in Constrained Environment,” in *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Dec. 2018, pp. 8–13.
- [75] M. Ruan, D. M. Conachie, and D. Berenson, “Accounting for Directional Rigidity and Constraints in Control for Manipulation of Deformable Objects without Physical Simulation,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Oct. 2018, pp. 512–519.
- [76] Z. Wang, X. Li, D. Navarro-Alarcon, and Y. Liu, “A Unified Controller for Reaching and Deforming of Soft Objects,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Oct. 2018, pp. 472–478.

- [77] N. Essahbi, B.-C. Bouzgarrou, and G. Gogu, "Soft material modeling for robotic task formulation and control in the muscle separation process," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 32, pp. 37–53, Apr. 2015. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0736584514000787>
- [78] J. D. Langsfeld, A. M. Kabir, K. N. Kaipa, and S. K. Gupta, "Robotic bimanual cleaning of deformable objects with online learning of part and tool models," in *2016 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, Aug. 2016, pp. 626–632.
- [79] J. D. Langsfeld, A. M. Kabir, K. N. Kaipa, and S. K. Gupta, "Integration of Planning and Deformation Model Estimation for Robotic Cleaning of Elastically Deformable Objects," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 3, no. 1, pp. 352–359, Jan. 2018.
- [80] M. Wnuk, A. Pott, W. Xu, A. Lechler, and A. Verl, "Concept for a simulation-based approach towards automated handling of deformable objects #x2014; A bin picking scenario," in *2017 24th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP)*, Nov. 2017, pp. 1–6.
- [81] U. Kleinholdermann, V. H. Franz, and K. R. Gegenfurtner, "Human grasp point selection," *Journal of Vision*, vol. 13, no. 8, pp. 23–23, Jul. 2013.
- [82] A. Morales, G. Recatalá, P. J. Sanz, and A. P. Del Pobil, "Heuristic vision-based computation of planar antipodal grasps on unknown objects," in *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, 2001, pp. 583–588.
- [83] A. Morales, P. J. Sanz, and A. P. del Pobil, "Vision-based computation of three-finger grasps on unknown planar objects," in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System*. IEEE, 2002.
- [84] Y. C. Park and G. P. Starr, "Grasp Synthesis of Polygonal Objects Using a Three-Fingered Robot Hand," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 11, no. 3, pp. 163–184, Jun. 1992. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/027836499201100301>
- [85] K. Shimoga, "Robot Grasp Synthesis Algorithms : A Survey," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 15, no. 3, pp. 230–266, Jun. 1996. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/027836499601500302>

- [86] T. Yoshikawa, "Multifingered robot hands : Control for grasping and manipulation," *Annual Reviews in Control*, vol. 34, no. 2, pp. 199–208, Dec. 2010. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1367578810000416>
- [87] I.-M. Chen and J. W. Burdick, "Finding antipodal point grasps on irregularly shaped objects," in *Proceedings - 1992 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE Comput. Soc. Press, 1992.
- [88] Y.-B. Jia, "Curvature-based computation of antipodal grasps," in *Proceedings - 2002 IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.02CH37292)*. IEEE, 2002.
- [89] P. J. Sanz, J. M. Iñesta, and A. P. D. Pobil, "Planar Grasping Characterization Based on Curvature-Symmetry Fusion," *Applied Intelligence*, vol. 10, no. 1, pp. 25–36, 1999.
- [90] R. Suarez, I. Vazquez, and J. M. Ramirez, "Planning four grasping points from images of planar objects," in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Assembly and Task Planning, 2003*. IEEE, 2003.
- [91] M. T. Ciocarlie and P. K. Allen, "Hand Posture Subspaces for Dexterous Robotic Grasping," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 28, no. 7, pp. 851–867, Jul. 2009. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1177/0278364909105606>
- [92] D. Wang, "Learning visual features for grasp selection and control," PhD Thesis, The University of Oklahoma, 2012.
- [93] A. Herzog, P. Pastor, M. Kalakrishnan, L. Righetti, J. Bohg, T. Asfour, and S. Schaal, "Learning of grasp selection based on shape-templates," *Autonomous Robots*, vol. 36, no. 1-2, pp. 51–65, Sep. 2013.
- [94] J. DeGol, A. Akhtar, B. Manja, and T. Bretl, "Automatic grasp selection using a camera in a hand prosthesis," in *38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Aug. 2016.
- [95] F. Song, Z. Zhao, W. Ge, W. Shang, and S. Cong, "Learning Optimal Grasping Posture of Multi-Fingered Dexterous Hands for Unknown Objects," in *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO)*, Dec. 2018, pp. 2310–2315.
- [96] J. Xu, A. Bhardwaj, G. Sun, T. Aykut, N. Alt, M. Karimi, and E. Steinbach, "Learning-Based Modular Task-Oriented Grasp Stability Assessment," in *IEEE/RSJ*

- International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Oct. 2018, pp. 3468–3475.
- [97] D. Mira, A. Delgado, C. M. Mateo, S. T. Puente, F. A. Candelas, and F. Torres, “Study of dexterous robotic grasping for deformable objects manipulation,” in *23rd Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, Jun. 2015, pp. 262–266.
- [98] L. Zaidi, “Modélisations et stratégie de prise pour la manipulation d’objets déformables,” Ph.D. dissertation, Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, Mar. 2016. [Online]. Available : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01343377/document>
- [99] L. Zaidi, J. A. Corrales, B. C. Bouzgarrou, Y. Mezouar, and L. Sabourin, “Model-based strategy for grasping 3D deformable objects using a multi-fingered robotic hand,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 95, pp. 196–206, Sep. 2017. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921889016308089>
- [100] J. Zhu, B. Navarro, P. Fraise, A. Crosnier, and A. Cherubini, “Dual-arm robotic manipulation of flexible cables,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Oct. 2018, pp. 479–484.
- [101] S. Miller, J. van den Berg, M. Fritz, T. Darrell, K. Goldberg, and P. Abbeel, “A geometric approach to robotic laundry folding,” *The International Journal of Robotics Research*, vol. 31, no. 2, pp. 249–267, 2012. [Online]. Available : [http://journals.scholarsportal.info/details/02783649/v31i0002/249\\_agatrlf.xml](http://journals.scholarsportal.info/details/02783649/v31i0002/249_agatrlf.xml)
- [102] {Barrett Technologies}, “BarrettHand™.” [Online]. Available : <https://advanced.barrett.com/barretthand>
- [103] “Kinect Sensor for Xbox 360 - Buy from Microsoft Store,” Jun. 2010. [Online]. Available : <https://web.archive.org/web/20100618035006/http://store.microsoft.com/microsoft/Kinect-Sensor-for-Xbox-360/product/C737B081>
- [104] {Barrett Technologies}, “BarrettHand BH8-262 Kinematics, joint ranges, conversion factors.” [Online]. Available : <http://support.barrett.com/wiki/Hand/262/KinematicsJointRangesConversionFactors>

- [105] R. Smeenk, “Kinect V1 and Kinect V2 fields of view compared,” Mar. 2014. [Online]. Available : <https://smeenk.com/kinect-field-of-view-comparison/>
- [106] F. Hui, P. Payeur, and A.-M. Cretu, “Visual Tracking of Deformation and Classification of Non-Rigid Objects with Robot Hand Probing,” *Robotics*, vol. 6, no. 1, p. 5, Mar. 2017. [Online]. Available : <http://www.mdpi.com/2218-6581/6/1/5>
- [107] F. Hui, “Visual Tracking of Deformation and Classification of Object Elasticity with Robotic Hand Probing,” Master’s Thesis, Université d’Ottawa / University of Ottawa, Aug. 2017.
- [108] A. Mordvintsev and A. K., “Contour Features — OpenCV-Python Tutorials 1 documentation,” 2013. [Online]. Available : [https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py\\_tutorials/py\\_imgproc/py\\_contours/py\\_contour\\_features/py\\_contour\\_features.html#contour-features](https://opencv-python-tutroals.readthedocs.io/en/latest/py_tutorials/py_imgproc/py_contours/py_contour_features/py_contour_features.html#contour-features)
- [109] R. Candelier, “Tracking object orientation with image moments,” Feb. 2016. [Online]. Available : <http://raphael.candelier.fr/?blog=Image%20Moments>
- [110] L. Rocha, L. Velho, and P. C. P. Carvalho, “Image moments-based structuring and tracking of objects,” *Proceedings. XV Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*, pp. 99–105, 2002.
- [111] F. Nadon and P. Payeur, “Automatic Selection of Grasping Points for Shape Control of Non-Rigid Objects,” in *Proceedings of the IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE 2019)*, Ottawa, ON, Jun. 2019, pp. 170–176.
- [112] R. Penrose, “On best approximate solutions of linear matrix equations,” *Mathematical Proceedings of the Cambridge Philosophical Society*, vol. 52, no. 1, pp. 17–19, Jan. 1956. [Online]. Available : <https://www.cambridge.org/core/journals/mathematical-proceedings-of-the-cambridge-philosophical-society/article/on-best-approximate-solutions-of-linear-matrix-equations/FDB8762BB13CB93E9E70080B2CFD986A>
- [113] “PyTorch.” [Online]. Available : <https://www.pytorch.org>
- [114] J. Duchi, E. Hazan, and Y. Singer, “Adaptive Subgradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization,” *Journal of Machine Learning*

- Research*, vol. 12, no. Jul, pp. 2121–2159, 2011. [Online]. Available : <http://jmlr.org/papers/v12/duchi11a.html>
- [115] A. J. Valencia, F. Nadon, and P. Payeur, “Toward Real-Time 3D Shape Tracking of Deformable Objects for Robotic Manipulation and Shape Control,” in *2019 IEEE SENSORS*, Montréal, Oct. 27-30 2019.
- [116] “Dynamic Time Warping,” in *Information Retrieval for Music and Motion*, M. Müller, Ed. Berlin, Heidelberg : Springer, 2007, pp. 69–84. [Online]. Available : [https://doi.org/10.1007/978-3-540-74048-3\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-540-74048-3_4)
- [117] R. Basri, L. Costa, D. Geiger, and D. Jacobs, “Determining the similarity of deformable shapes,” *Vision Research*, vol. 38, no. 15, pp. 2365–2385, Aug. 1998. [Online]. Available : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0042698998000431>