

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie mécanique

CONCEPTION ET CALIBRATION DE
CAPTEURS DE MOUVEMENT À FILM
DIÉLECTRIQUE POUR ROBOTS
SOUPLES MULTI-DEGRÉS DE LIBERTÉ

Mémoire de maîtrise
Spécialité : génie mécanique

Francis THÉRIEN

Jury : Jean-Sébastien PLANTE
Patrice MASSON

RÉSUMÉ

Les robots souples pourraient permettre une interaction homme-robot intrinsèquement sécuritaire car ils sont fabriqués de matériaux déformables. Les capteurs de mouvement adaptés aux robots souples doivent être compatibles avec les mécanismes déformables comportant plusieurs degrés de liberté (DDL) retrouvés sur les robots souples. Le projet de recherche propose des outils de conception pour ce nouveau genre de systèmes de capteurs de mouvement. Pour démontrer ces outils, un système de capteurs est conçu pour un robot souple existant servant pour des interventions chirurgicales guidées par imagerie. De plus, un algorithme de calibration utilisant des techniques d'apprentissage automatique est proposé pour les capteurs à plusieurs DDL. Un prototype du système de capteurs conçu est fabriqué et installé sur le robot souple existant. Lors d'essais expérimentaux, le prototype du système de capteurs atteint une précision moyenne de 0.3 mm et minimale de 1.2 mm.

Mots-clés : Interaction homme-robot, robotique médicale, robotique souple, capteur à film diélectrique

REMERCIEMENTS

Premièrement, merci à Jean-Sébastien, mon directeur de recherche, qui sait éveiller la passion pour la création.

Merci à Geneviève et à son robot, avec qui j'ai partagé plusieurs soirées tardives. Je te pardonne pour avoir passé un tournevis au travers de mon capteur à minuit la veille d'essais au CHUM.

Merci à tous les étudiants, stagiaires, professionnels et autres acolytes de la bulle CAMUS. Rares sont les personnes aussi dynamiques et passionnées que vous et j'ai presque certainement appris autant en vous côtoyant qu'en effectuant le travail de ce mémoire.

Finalement, merci à Jessica et à mes parents Gilles et Brigitte pour m'avoir toujours supporté dans tout ce que j'ai entrepris. Ce n'aurait pas été possible sans votre compréhension.

TABLE DES MATIÈRES

1	INTRODUCTION	1
1.1	Mise en contexte et problématique	1
1.2	Définition du projet de recherche	2
1.3	Objectifs du projet de recherche	3
1.4	Contributions originales	4
1.5	Plan du document	5
2	ÉTAT DE L'ART	6
2.1	Technologies de capteurs de mouvement souples	6
2.2	Capteurs à plusieurs degrés de liberté	7
2.3	Calibration	8
2.3.1	Régression polynomiale	8
2.3.2	Fonctions de base radiales	9
2.3.3	AMLS itératif	9
2.3.4	Réseaux de neurones artificiels.	9
2.3.5	Machines à support vectoriel	10
2.4	Résumé de l'état de l'art	10
3	CONCEPTION ET CALIBRATION D'UN SYSTÈME DE CAPTEURS DE MOUVEMENT SOUPLE MULTI-DEGRÉ DE LIBERTÉ BASÉ SUR LES FILMS DIÉLECTRIQUES	11
3.1	Introduction	13
3.1.1	Motivation	13
3.1.2	Background	13
3.1.3	Approach	15
3.2	Design and Analysis	15
3.2.1	Soft Manipulator	15
3.2.2	Proposed Sensor System Designs	15
3.2.3	Geometric Model	17
3.2.4	Sensitivity Analysis	19
3.3	Model-Free Calibration	23
3.3.1	Description of Proposed Calibration Algorithm	23
3.3.2	Simulations On Model-Generated Data	23
3.3.3	Computational Efficiency	24
3.4	Experiments	26
3.4.1	Prototype and Experimental Measurement	26
3.4.2	Methodology	28
3.4.3	Results	28
3.5	Conclusion	29

4	ÉTUDE COMPARATIVE D'ALGORITHMES POUR L'APPROXIMATION MULTIDIMENSIONNELLE APPLIQUÉS À LA CALIBRATION D'UN CAPTEUR MULTI-DEGRÉ DE LIBERTÉ	31
4.1	Introduction	33
4.1.1	Background	33
4.1.2	Approach	34
4.2	Materials and methods	35
4.2.1	Robotic Manipulator System	35
4.2.2	Robotic Manipulator Kinematic Model	36
4.2.3	DES model	37
4.2.4	Prototype and experimental setup	37
4.2.5	Proposed calibration algorithms	39
4.3	Simulation and Experimental Results	42
4.3.1	Simulations	42
4.3.2	Experiments	43
4.4	Conclusion	44
5	CONCLUSION	46
5.1	Sommaire	46
5.2	Contributions originales	47
5.2.1	Conception	47
5.2.2	Calibration	47
5.3	Nouvelles perspectives et travaux futurs	48
	LISTE DES RÉFÉRENCES	49

LISTE DES FIGURES

1.1	Différences conceptuelles entre l'architecture des robots traditionnels et celle des robots souples.	2
1.2	Prototype de manipulateur souple choisi comme étude de cas pour le projet de recherche.	4
2.1	Exemple de capteur de type DES à plusieurs degrés de libertés.	7
3.1	Conceptual soft robot	14
3.2	A DE sensor system that can measure planar position using 4 sensing electrode pairs	14
3.3	Robotic needle manipulator actuated by PAMs	16
3.4	Tent sensor design	16
3.5	Robotic needle manipulator used as a case study.	17
3.6	DES modeled as a parallel-plate capacitor.	18
3.7	Geometric model of the tent sensor system.	19
3.8	A box plot visualization of the distribution of the Jacobian matrix.	20
3.9	Cloud plot of capacitance and pose distance matrices.	22
3.10	Predicted precision of SVR calibration for both sensor systems using model-generated data sets.	25
3.11	Example of a prototype uniaxial sensor strip.	26
3.12	Strain-capacitance response of a single prototype DE sensor strip.	27
3.13	Optical test bench for reference measurements.	27
3.14	Experimentally measured precision of prototype uniaxial sensor system.	28
3.15	Error distribution for each DOF of the robot.	29
4.1	Conceptual multi-cavity soft robot with multiple integrated DE sensing cells.	34
4.2	Diagram of the soft needle manipulator.	35
4.3	Schematic of robotic needle manipulator as seen from along the z axis.	36
4.4	Kinematic model of sensor deformation	37
4.5	DES modeled as a deformable flat-plate capacitor.	37
4.6	Prototype DES strip and experimental characterization.	38
4.7	Optical measurement bench used to provide reference robot pose measurement.	39
4.8	Convergence of targeting error with the size of the training data set for different calibration algorithms using simulated data.	42
4.9	Effect of additive Gaussian noise on the targeting error of the calibration algorithms.	43
4.10	Convergence of targeting error with the size of the training data set for different calibration algorithms using experimental data.	44

LISTE DES TABLEAUX

3.1	Analysis of sensitivity norm	21
4.1	Architecture of the feed-forward neural network for DES system calibration	41

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

L'approche traditionnelle à la robotique est celle des liaisons rigides et des joints discrets et, depuis les années 1960, cette technologie a permis la création de robots industriels qui peuvent accomplir des tâches manufacturières de plus en plus complexes avec une vitesse et une précision qui dépassent largement celle des ouvriers humains. Bien que ces robots, encore aujourd'hui, méritent leur place, de nouvelles architectures robotiques pourraient ouvrir la voie à la robotisation de plusieurs tâches qui sont actuellement impossible à robotiser et qui pourraient grandement en profiter.

1.1 Mise en contexte et problématique

La robotique souple (*soft robotics*) est un exemple de ces idées émergentes [26, 32, 46]. Contrairement aux robots traditionnels constitués de joints discrets et de membres rigides, les robots souples font usage d'actionneurs, de mécanismes ou de structures déformables et de matériaux élastomères ou textiles (figure 1.1).

La capacité de ces robots à se déformer pour se conformer à leur environnement leur permet d'interagir avec des systèmes complexes, peu structurés ou inconnus. L'être humain est un exemple d'environnement peu prévisible et l'interaction homme-robot intrinsèquement sécuritaire est une des applications envisagées pour les robots souples [30]. Les robots souples ont donc été proposés pour des applications comme l'assistance d'ouvriers dans l'industrie manufacturière [35], la chirurgie (particulièrement lorsque guidée par imagerie) [5, 38], les orthèses actives pour la réhabilitation [17, 40] et l'assistance de personnes en perte d'autonomie [39].

Or, les systèmes mécatroniques (actionneurs et capteurs) conventionnels sont peu adaptés à la robotique souple. Des actionneurs souples, compacts et peu coûteux doivent remplacer les moteurs électriques ou les cylindres hydrauliques. Plusieurs technologies ont été proposées comme actionneurs souples, par exemple les alliages à mémoire de forme [34], des structures en élastomère actionnées par câbles [18], divers types de muscles pneumatiques [11] ainsi que les actionneurs à film élastomère diélectrique [3, 6].

De la même manière, des capteurs de position pouvant être adaptés sur un robot avec des joints hyperélastiques possédant plusieurs degrés de liberté sont nécessaires pour l'asservissement du mouvement. Bien que certains capteurs déformables aient été présentés dans la littérature (chapitre 2), leur application à des joints de plus d'un ou deux degrés

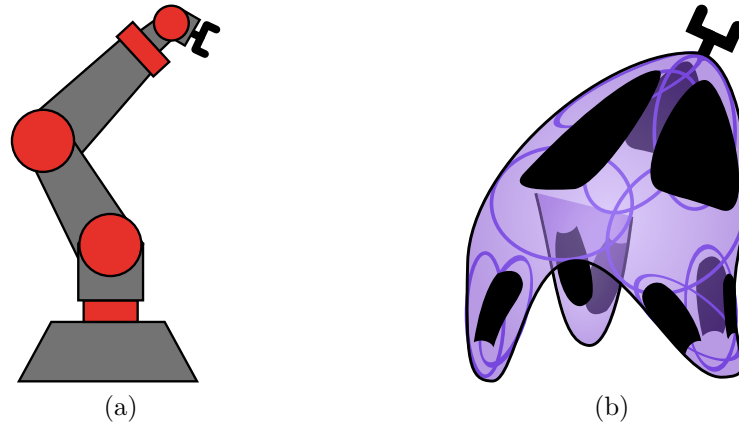


Figure 1.1 Différences conceptuelles entre l'architecture des robots traditionnels et celle des robots souples. Le robot traditionnel (a) utilise des joints discrets liés par des membres rigides et actionnés par des moteurs électriques. Le robot souple (b) pourrait être constitué d'un film élastomère et serait actionné par plusieurs cavités internes pouvant être pressurisées par un fluide. Les taches noires à la surface seraient sensibles à la déformation afin de servir de capteur pour la rétroaction en position.

de liberté n'est pas discutée. De plus, une problématique importante des capteurs à plusieurs degrés de liberté est la calibration, définie comme la méthode servant à calculer les quantités physiques désirées (la position du joint) à partir des signaux des capteurs. En effet, les signaux des capteurs d'un joint hyperélastique sont souvent couplés (dans le sens qu'un degré de liberté affecte plusieurs signaux et vice-versa) et leur comportement est difficile à modéliser en raison du comportement non-linéaire et tridimensionnel des matériaux élastomères.

1.2 Définition du projet de recherche

Le projet de recherche vise à développer un cadre de connaissances permettant d'effectuer la conception de systèmes de capteurs de mouvement multi-degré de libertés pour des robots souples utilisant des joints hyperélastiques. Ce cadre doit inclure la technologie de capteur, des outils aidant à la conception (détermination de la géométrie, du positionnement et du nombre des capteurs qui forme le système) ainsi qu'une méthode de calibration.

Comme il a été illustré par les références citées à la section §1.1, les formes que prennent les robots souples sont infiniment variées. Pour cette raison, le problème général de la conception de systèmes de capteurs pour n'importe quel type de robot est trop vaste pour cette première tentative. Le projet de recherche prend donc la forme d'une étude de cas :

un système de capteurs est développé pour un prototype de robot souple existant, soit un manipulateur d'aiguille développé au laboratoire CAMUS pour effectuer des interventions chirurgicales guidées par imagerie par résonance magnétique (IRM) à la prostate.

Le manipulateur, illustré à la figure 1.2, utilise 16 muscles pneumatiques souples pour actionner 5 degrés de liberté en parallèle, soit les trois rotations ainsi que les deux translations dans le plan perpendiculaire à l'aiguille. La translation hors du plan (direction z) correspond à l'insertion de l'aiguille, ce qui est fait manuellement par le médecin. La pose (position et orientation) de l'aiguille est déterminée par le moyennage élastique des muscles : le bâti mobile, sur lequel est fixé le guide-aiguille, est suspendu par les 16 muscles. Lorsque la pression dans certains muscles est modifiée, leur constante de rappel change, entraînant un changement de la position d'équilibre du bâti mobile et donc de l'aiguille. En pratique, le manipulateur doit atteindre une précision d'environ 1 mm à une distance de 200 mm devant le robot (la position de la prostate lors de l'intervention chirurgicale), et ce, dans un espace de travail d'une dimension d'environ 60 mm, la grosseur de la prostate lors de l'intervention. Le contrôle du manipulateur en boucle fermée est assuré par un algorithme binaire (chaque muscle est soit pressurisé ou non, sans état intermédiaire) basé sur le vecteur d'influence de chaque muscle sur la pose finale du manipulateur [20].

Dans le cadre de ce projet de recherche, un choix de technologie est fait pour cette application et des modèles et outils d'analyse sont développés puis validés expérimentalement. Finalement, des algorithmes de calibration candidats sont proposés suite à une revue de littérature et testés pour l'application particulière de la calibration du prototype de système de capteurs.

1.3 Objectifs du projet de recherche

Les objectifs principaux et secondaires du projet de recherche sont :

1. développer des outils et méthodes pour aider la conception d'un système de capteurs de position à plusieurs degrés de liberté pour le prototype de manipulateur ;
 - (a) choisir une technologie de capteur souple en faisant une revue de la littérature ;
 - (b) étendre le modèle géométrique proposé dans [19] pour des cas 3D arbitraires ;
 - (c) mettre au point des méthodes d'analyse afin d'évaluer la performance d'un concept en se basant sur les résultats du modèle ;
 - (d) concevoir et analyser plusieurs concepts ;
2. développer une méthode permettant de calibrer, à partir de données expérimentales, un système de capteur de position à plusieurs degrés de liberté pour le prototype de manipulateur ;

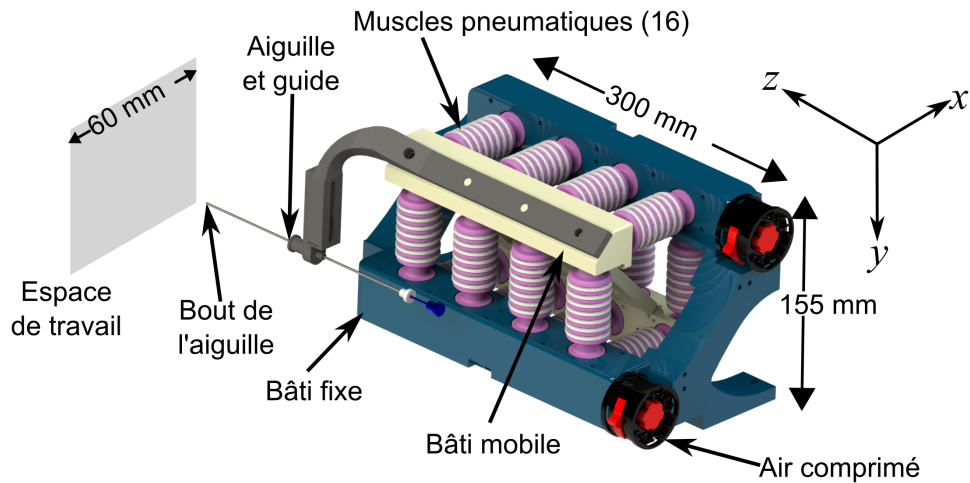


Figure 1.2 Prototype de manipulateur souple, développé au laboratoire CAMUS, choisi comme étude de cas pour le projet de recherche.

- (a) effectuer une revue de littérature sur les méthodes d'approximation ou d'interpolation de données multidimensionnelles ;
- (b) tester la performance de plusieurs méthodes potentielles avec des données simulées avec un modèle et avec des données expérimentales d'un prototype de système de capteur assemblé sur le manipulateur.

1.4 Contributions originales

La robotique souple est une approche très différente de la robotique traditionnelle et a le potentiel d'amener les systèmes robotisés dans des applications où les robots existants ne fonctionnent simplement pas, et ce, à faible coût. Par contre, les capteurs utilisés dans la littérature sont généralement limités à un seul degré de liberté, ce qui limite l'architecture des robots souples. Le projet de recherche vise donc d'abord à démontrer que les capteurs souples à plusieurs degrés de liberté sont une technologie viable qui permet des architectures robotiques novatrices.

L'analyse de la performance de capteurs en un seul degré de liberté est bien connue. On peut mesurer la sensibilité, la résolution et la linéarité d'un capteur. Or, aucune analyse ou critère de performance n'a été trouvé dans la littérature pour des capteurs dont la réponse est à la fois non-linéaire et couplée à plusieurs degrés de liberté.

Similairement, bien que plusieurs méthodes d'approximation en plusieurs dimensions ont été proposées dans divers domaines de recherche, leur application à la calibration de capteurs à plusieurs degrés de liberté couplés n'a pas été démontrée.

1.5 Plan du document

Ce mémoire est rédigé par articles. Le chapitre 2 présente un bref survol de l'état de l'art concernant les capteurs souples, les capteurs multi-degré de liberté et les méthodes d'approximation multidimensionnelles. Le chapitre 3 est composé d'un article scientifique soumis à la revue *ASME Journal of Mechanical Design* et intitulé *Design and Calibration of a Soft Multi-Degree of Freedom Motion Sensor System Based On Dielectric Elastomers*. Cet article répond à l'objectif 1 du projet de recherche. Le chapitre 4 est composé d'un article de conférence soumis à la conférence *IEEE International Conference on Robotics and Automation* et intitulé *Model-Free Calibration Methods for a Soft Multi-Degree of Freedom Motion Sensor System*. Cet article répond à l'objectif 2 du projet de recherche. Finalement, le chapitre 5 conclut en résumant les principaux résultats du projet de recherche et en ouvrant la voie à des travaux futurs.

CHAPITRE 2

ÉTAT DE L'ART

2.1 Technologies de capteurs de mouvement souples

Plusieurs technologies de capteurs basés sur la déformation ont été proposées comme capteurs de mouvement applicables à la robotique souple.

Une approche simple consiste à fabriquer un matériel déformable conducteur dont la résistance varie avec la déformation. Par exemple, on peut intégrer des particules conductrices, soit de carbone ou métalliques, dans une matrice élastomère [36] ou encore dans un fluide visqueux comme une graisse [33]. Par contre, comme cette approche est fondée sur la résistance électrique, cette propriété peut varier significativement selon la température, l'historique des déformations (hystérésis) et les résistances parasites dans le système de mesure.

L'utilisation d'un fluide conducteur peut minimiser les effets hystérétiques. Des microcanaux sont intégrés dans un film élastomère puis injectés avec un alliage métallique liquide à la température de la pièce, le gallium-indium eutectique (EGaIn) [37, 41]. Il a été démontré que ce type de capteur peut atteindre des déformations jusqu'à 250 % et une résolution de 1.5 mm [41]. La même technologie peut aussi être utilisée comme capteur de force ou de pression [2, 42].

Une dernière technologie résistive qui est présente dans la littérature est le PVDF, un polymère piézoélectrique généralement fabriqué sous forme de films. Les films de PVDF sont rigides mais minces et peuvent donc fonctionner pour mesurer la déformation en flexion seulement de films élastomères [25].

Les films élastomères diélectriques (DES, *dielectric elastomer sensor*) sont des capteurs de déformation capacitifs constitués d'un film élastomère mince sur lequel est appliqué, de chaque côté, une électrode déformable. Cette construction forme un condensateur plan dont la capacité varie avec la déformation. Cette capacité peut être mesurée précisément [21] et il a été démontré que la capacité est plus directement liée à la géométrie du capteur que la résistance [31]. Les DES sont simples, peu coûteux à fabriquer et précis : la figure 3.2 montre un DES utilisant 4 paires d'électrodes afin de mesurer une position planaire (2 degrés de liberté) avec une précision de 0.7 % [19]. Pour ces raisons, le DES est une technologie idéale afin de développer un système de capteurs souple applicable au manipulateur prototype du laboratoire CAMUS dans le cadre de ce projet de recherche.

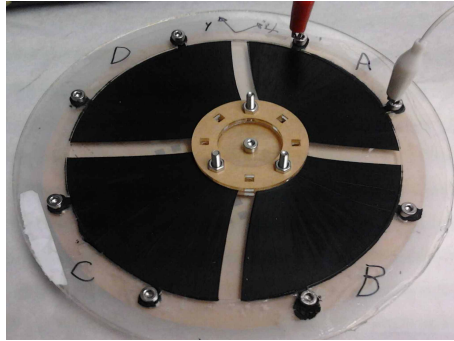


Figure 2.1 Un exemple de capteur de type DES à plusieurs degrés de liberté [19] : 4 paires d'électrodes sont utilisées pour mesurer la position du centre du cercle dans le plan.

2.2 Capteurs à plusieurs degrés de liberté

Très peu d'études sur les capteurs à plusieurs degrés de liberté ont été trouvées dans la littérature. Un exemple est une main robotique sur laquelle a été installée une peau artificielle, constituée d'un film de silicone avec plusieurs capteurs de type PVDF surmoulés à même le film [25, 50]. Les capteurs ont été positionnés de façon aléatoire et sont utilisés pour détecter le cas où il y aurait glissement de l'objet tenu par la main. En raison de la géométrie complexe de la main, de la mécanique du glissement, difficile à modéliser, et du placement aléatoire des capteurs, un algorithme d'approximation générale a été utilisé pour la calibration du système. Dans ce cas, la méthode utilisée est un réseau de neurones dont les entrées sont les signaux des capteurs et la sortie est discrète : la présence ou non de glissement.

Bien que ce système de capteur est pertinent au projet de recherche, la méthode de calibration proposée n'est pas directement applicable car la sortie est unique et discrète. Par contre, il est aussi possible de concevoir des réseaux de neurones avec plusieurs sorties continues, cette méthode candidate sera testée et comparée avec d'autres méthodes d'approximation dans le cadre du projet de recherche.

L'autre système de capteurs multi-degré de liberté existant a déjà été présenté dans ce mémoire, à la section §2.1 et à la figure 3.2. Ce système de capteurs, développé au laboratoire CAMUS pour un prototype de manipulateur précédent, utilise 4 paires d'électrodes afin de mesurer une position planaire, soit deux degrés de liberté. Ce capteur a été conçu géométriquement pour que les degrés de liberté soient découplés et linéaires [19], donc aucune méthode de calibration spéciale n'est requise. Cette approche est particulière à l'application et rarement possible.

2.3 Calibration

Dans le cas d'un capteur conventionnel, rappelons que la calibration consiste à trouver une relation entre le signal électrique mesuré (par exemple, une résistance) et la quantité physique qui nous intéresse (par exemple, une température). Deux méthodes sont alors possibles. S'il existe un modèle du comportement physique du capteur, il peut être utilisé pour calculer la quantité physique à partir du signal. Si un tel modèle n'est pas disponible, une fonction d'approximation peut être utilisée : on parle alors d'une approche « boîte noire ». Quelques exemples de fonctions d'approximation boîte noire couramment utilisées sont des relations polynomiales, logarithmiques ou exponentielles. Dans les deux cas, modèle physique ou boîte noire, les paramètres du modèle peuvent être déterminés expérimentalement en mesurant le signal électrique pour plusieurs quantités physiques connues.

Contrairement aux capteurs conventionnels, les capteurs souples et multi-degré de liberté qui font l'objet de ce projet de recherche comportent plusieurs entrées et plusieurs sorties. De plus, la mécanique des matériaux hyperélastiques est complexe, non-linéaire et difficile à modéliser. C'est donc une approche de calibration boîte noire qui serait investiguée, sous la forme d'une étude comparative : cinq méthodes d'approximation ont été trouvées en effectuant une revue de littérature couvrant plusieurs domaines de recherche. Ces cinq méthodes sont décrites en détail dans les sections qui suivent.

2.3.1 Régression polynomiale

Un exemple simple d'approximation en plusieurs dimensions est l'approximation par un polynôme de deuxième ordre. De façon analogue au cas unidimensionnel, un polynôme d'ordre 2 en n dimensions prend la forme suivante [28] :

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = u + \sum_{i=1}^n v_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} x_i x_j \quad (2.1)$$

où u , v , et w sont les coefficients qu'il faut déterminer, dont le nombre est de $(n+1)(n+2)/2$. Pour $n = 8$, on a un total de 45 coefficients. Le nombre élevé de coefficients à déterminer, et donc la quantité importante de données expérimentales nécessaires, explique pourquoi les polynômes d'ordres plus élevés ne sont pas utilisés. La limitation à l'ordre 2 implique une limite au niveau de non-linéarité qui peut être représenté fidèlement par cette méthode.

2.3.2 Fonctions de base radiales

À l'origine, les fonctions de base radiales (RBF, *Radial Basis Functions*) sont une famille de méthodes d'interpolation. Elles ont été proposées pour la première fois dans les années 1970 pour interpoler des données topographiques [23]. Leur utilisation récente dans les simulations numériques sans maillage (par exemple [15, 44]) en fait un domaine de recherche toujours actif à ce jour. L'interpolation par RBF est formulée de la façon suivante [13] :

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|) \quad (2.2)$$

où $\mathbf{x}_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)_i$ sont les données connues et \mathbf{x} est un point où l'on veut interpoler une valeur. Les poids α_i dans (2.2) sont déterminés par la résolution d'un système linéaire d'équations en imposant que la valeur de l'interpolation concorde exactement avec les données expérimentales. L'opérateur $\|\cdot\|$ désigne la norme euclidienne, $\|\mathbf{x}\| = \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}$, et son résultat peut être appelé le rayon (r). $\phi(r)$ désigne une fonction de base radiale ; la fonction gaussienne en étant un exemple :

$$\phi(r) = e^{-(kr)^2} \quad (2.3)$$

Ces fonctions sont généralement choisies pour qu'elles soient infiniment dérivables, ce qui a pour résultat une interpolation lisse. Le paramètre k est appelé paramètre de forme et a une influence importante sur le niveau de courbure de l'interpolation résultante. Certaines techniques ont été proposées pour trouver une valeur optimale du paramètre de forme [16, 47].

2.3.3 AMLS itératif

La méthode RBF requiert la solution d'un système linéaire qui devient mal conditionné lorsque le nombre de points interpolés augmente. L'algorithme AMLS itératif (*iterated approximate moving least squares*) utilise les résiduels de l'algorithme AMLS classique pour converger vers la solution RBF exacte de l'interpolation [14]. Cette approche itérative permet d'éviter la solution d'un système linéaire mal conditionné en plus d'être généralement plus efficace en terme de temps de calcul. En contrôlant le nombre maximal d'itérations, on évite l'interpolation exacte de données, permettant donc une tolérance au bruit.

2.3.4 Réseaux de neurones artificiels.

Les réseaux de neurones artificiels sont une des premières techniques d'apprentissage automatique. Bien qu'un grand nombre d'architectures de réseaux de neurones aient été

proposées, le perceptron multicouche reste le mieux connu. Son fonctionnement est vaguement inspiré des systèmes nerveux biologiques : chaque neurone de la couche d'entrée représente une des entrées du système. La valeur que prend chaque neurone de la couche cachée est alors une combinaison linéaire de ces résultats, modifiée par une fonction non-linéaire. Le même processus est ensuite appliqué aux couches subséquentes, jusqu'à la couche de sortie. Le processus d'apprentissage consiste à ajuster les poids associés à chacune des connexions par un algorithme de rétropropagation afin de minimiser un critère d'erreur.

Il a été démontré que les perceptrons multicouches (avec au moins une couche cachée) permettent d'approximer n'importe quelle fonction continue [24]. Par contre, un grand nombre de poids doivent être ajustés et la fonction objectif à minimiser contient souvent plusieurs minimums locaux, ce qui rend le processus d'apprentissage complexe et peu robuste [48].

2.3.5 Machines à support vectoriel

Plus récemment, un ensemble de techniques appelées machines à support vectoriel ont été développés, initialement comme technique de classification (variables de sortie discrètes) [52]. Des méthodes de régression (variables de sortie continues) utilisant une approche similaire ont par la suite été développées et ont démontré de très bonnes performances, particulièrement pour des données très bruitées en un grand nombre de dimensions [51, 53]. En effet, la formulation nommée nu-SVR permet l'adaptation automatique à l'amplitude de bruit et des paramètres optimisés ont été déterminés pour différents types de bruits [7, 10].

2.4 Résumé de l'état de l'art

Suite à cette revue de l'état de l'art, il a été déterminé que les capteurs à film diélectrique sont les mieux adaptés pour ce projet de recherche. De plus, bien que certains prototypes de capteurs souples aient été proposés dans la littérature, aucun n'est réellement adapté à la robotique souple et aux joints déformables avec jusqu'à six degrés de liberté. Finalement, cinq techniques d'approximation en plusieurs degrés de liberté, provenant de plusieurs domaines de recherche, ont été présentées mais aucune d'elles n'a été appliquée au problème de la calibration de capteurs à plusieurs degrés de liberté.

CHAPITRE 3

CONCEPTION ET CALIBRATION D'UN SYSTÈME DE CAPTEURS DE MOUVEMENT SOUPLE MULTI-DEGRÉ DE LIBERTÉ BASÉ SUR LES FILMS DIÉLECTRIQUES

Avant-Propos

Auteurs et affiliation

Francis Thérien : étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Jean-Sébastien Plante : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Date de soumission

23 octobre 2015

État de l'acceptation

Soumis

Revue

Soft Robotics

Titre d'origine

Design and Calibration of a Soft Multi-Degree of Freedom Motion Sensor System Based On Dielectric Elastomers

Titre français

Conception et calibration d'un système de capteurs de mouvement souple multi-degré de liberté basé sur les films diélectriques

Contribution au document

Cet article répond d’abord à l’objectif 1 du projet de recherche. Une méthodologie de conception, incluant un modèle et deux outils d’analyse, y sont proposés. Afin de démontrer ces outils, un prototype de capteur est construit comme preuve de concept et assemblé sur la manipulateur prototype. Une brève présentation de l’algorithme de calibration SVR y est aussi faite.

Note

À la suite des corrections demandées par les membres du jury, le contenu de cet article diffère de celui qui a été soumis.

Résumé français

Les concepteurs de robots souples utilisent des structures déformables afin de créer des systèmes robotiques à la fois simples, robustes et très fonctionnels. Les capteurs de mouvement adaptés aux robots souples doivent donc être capables de mesurer la position de joints déformables et possédant plusieurs degrés de liberté (DDL), tels que retrouvés dans les architectures de robots souples, et dont la cinématique ne peut être décrite par des modèles mathématiques explicites. Cet article propose une méthode de conception de capteurs à film diélectrique pour de tels robots souples. La méthode est présentée sous la forme d’une étude de cas s’intéressant à un système de capteurs souples pour un manipulateur robotique existant conçu pour la chirurgie guidée par imagerie par résonance magnétique. Une méthode de calibration fondée sur les machines à support vectoriel (SVR) est proposée afin de calibrer le système de capteurs multi-DDL couplé, et ce, sans modèle du système. Un système de capteurs prototype a été construit et il est démontré qu’il atteint une précision de 0.3 mm RMS et 1.2 mm maximum lorsque calibré avec l’algorithme SVR proposé. Ces résultats démontrent une précision suffisante pour plusieurs applications et suggèrent que la calibration sans modèle est une technologie viable pour les robots souples.

Abstract

Soft robots use active deformable structures to provide highly capable yet simple and robust robotic systems. Motion sensors for soft robots must therefore be able to provide joint position sensing on deformable, multi-degree of freedom (DOF) joints often found in soft robot architectures and for which kinematics are not accurately described by closed form mathematical models. This paper proposes a method for designing dielectric elastomer sensor systems for such soft robots. The method is presented as a case study of a soft sensor system for an existing robotic manipulator designed for MRI-guided surgery to the prostate. A calibration method based on support vector regression (SVR) is proposed to calibrate the coupled, multi-DOF sensor system without a model. A prototype sensor system is built and is shown to reach a precision of 0.3 mm RMS / 1.2 mm maximum when calibrated with SVR. These results show sufficient precision for many applications and suggest that model-free calibration is a viable technology for soft robots.

3.1 Introduction

3.1.1 Motivation

Soft robots are built using deformable actuators and structures so that they can adapt to unknown, complex environments [45]. Human beings can be such an environment and soft robots have thus been proposed to safely interact with humans in contexts such as surgery [5], active orthoses [17, 40] and manufacturing [35]. As with traditional robots, soft robots require motion sensing for closed-loop motion control.

While a lot of work has focused on soft actuators, there is relatively little literature on deformable sensors adequate for soft robots' characteristics. Sensing the motion of soft robots goes beyond the classic one-sensor-per-joint approach because sensors must simultaneously measure complex deformations, in multiple degrees of freedom (DOF), of the hyperelastic elastomers, as illustrated in figure 3.1. Therefore, new methods are required to design effective soft sensor systems that can provide accurate motion feedback to soft robots.

3.1.2 Background

Multiple deformation-based sensing technologies have been proposed as soft sensors. Resistive sensors with a high stretch can be made by embedding resistive particles, such as carbon black, directly in an elastomer [36] or in a paste-like material than is then encapsulated in an elastomer [33]. Another resistive approach involves microchannels filled

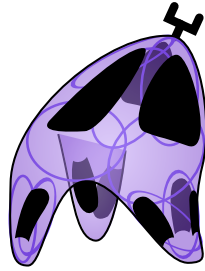


Figure 3.1 Conceptual soft robot consisting of multiple cavities and integrated dielectric sensing electrodes.

with a liquid metallic alloy (eutectic gallium indium, EGaIn) embedded in an elastomer film [2, 41]. EGaIn sensors are similar to strain gauges and can withstand strains up to 250 %.

Dielectric elastomer sensors (DES) are capacitive stretch sensors that consist of a thin elastomer film that is coated on both sides with compliant electrodes. The capacitance can be accurately measured [21] and has been shown to be more directly related to the sensor geometry than resistance [31]. Figure 3.2 shows a DES system, consisting of 4 sensors, that has been shown to measure a planar position with a precision of 0.7 % [19].

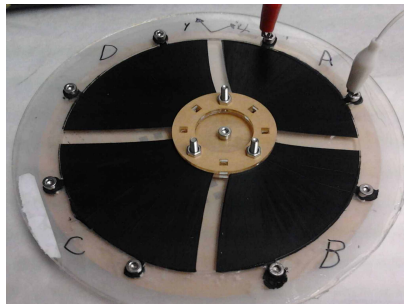


Figure 3.2 A DE sensor system that can measure planar position using 4 sensing electrode pairs [19].

The sensors mentioned above are all trivially decoupled to one or two degrees of freedom (DOF). However, a single deformable joint, as found on a soft robot, may have as much as six DOF, and it is often impossible to design a sensor system for which there is a single, isolated sensor output for each DOF (a conceptual example of such a case is illustrated in figure 3.1). Furthermore, the complex deformation mechanics of hyperelastic materials result in sensor outputs that are nonlinear and difficult to model. For these reasons, the calibration of a multi-DOF soft sensor system, which we define as the method or algorithm that allows the calculation of the robot pose from the sensor output, is challenging.

3.1.3 Approach

In this paper, we describe the design process of a sensor system for a soft manipulator, taken as a representative reference, that is effectively a deformable 5-DOF joint. DES are selected as a sensing technology for its simplicity, design flexibility and good precision. Two separate sensor system designs are considered, one using multiple cells per film and one using individual films. Both designs use 8 sensors which are coupled to the 5 DOF. In section 2, we first present a simple geometric model that can predict the behavior of an arbitrary DES system design. Metrics based on the geometric model are developed to estimate the sensitivity of the system and example results are given for the two sensor systems designs to provide design insights. A model-free method for calibrating multi-DOF sensors based on machine learning techniques is proposed and used to predict the final precision of the two sensor systems. In section 3, a functional prototype of the best sensor system is presented. The sensor system is installed on the robotic manipulator and calibrated using the proposed calibration method to provide experimental precision measurements.

3.2 Design and Analysis

3.2.1 Soft Manipulator

A soft robotic needle manipulator for magnetic resonance image (MRI) guided surgery to the prostate is taken as a representative soft robot system that must achieve good positioning precision. The manipulator, shown in figure 3.3, is actuated by 16 pneumatic air muscles (PAM). The PAMs are soft actuators made of silicone rubber and are radially reinforced so that they elongate when pressurized [38]. Each PAM can be controlled in a binary manner (pressurized or not pressurized) or in a continuous manner. Closed-loop motion control is achieved by an algorithm based on the influence vector of each PAM on the overall pose [20], which is a consequence of the elastic averaging of all the PAMs. The workspace at the needle tip is located in a z -plane 200 mm forward of robot, the location of the prostate during an intervention, and is approximately 60 mm x 60 mm. The desired precision is 1 mm at the needle tip.

3.2.2 Proposed Sensor System Designs

Two sensor design strategies are studied, the *tent* and the *uniaxial* designs. The tent strategy is a very integrated design, consisting of only 2 films, each with 4 sensing electrode pairs, and being located inside the robot. The uniaxial design is conceptually simpler and appears more naturally related to the geometry of the manipulator. With one sensing

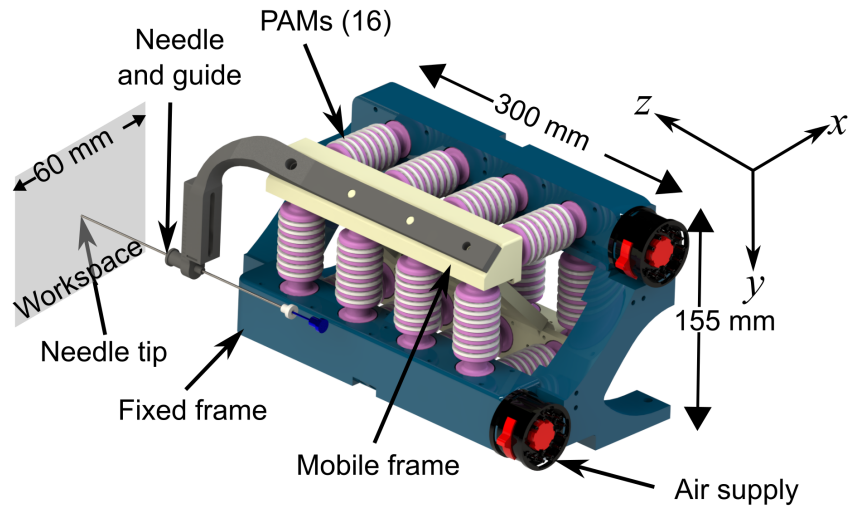


Figure 3.3 Robotic needle manipulator actuated by PAMs

electrode pair per film, it does however comprise many more components and the sensors are positioned on the outside of the manipulator.

Tent

The “tent” shaped films are rectangular and sized to fit against the diagonal plate that is part of the manipulator’s mobile frame (refer to figures 3.3 and 3.4). The middle part of each rectangular film is then stretched out-of-plane and attached to the fixed frame. Four electrode pairs are patterned on each film. When the mobile frame moves, the sensing cells deform, causing changes in capacitance which can be measured.

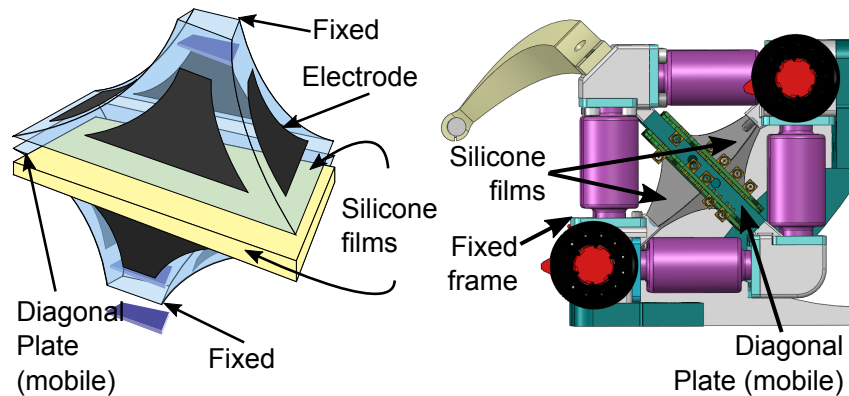


Figure 3.4 Tent sensor design

Uniaxial

The uniaxial design comprises eight individual sensor strips, four of which are placed in a square pattern at each end of the manipulator. Each sensor strip has one of its ends attached to the manipulator’s mobile frame and its other end attached to the fixed frame.

As the mobile frame moves, the lengths of the sensors are modified, causing changes in capacitance.

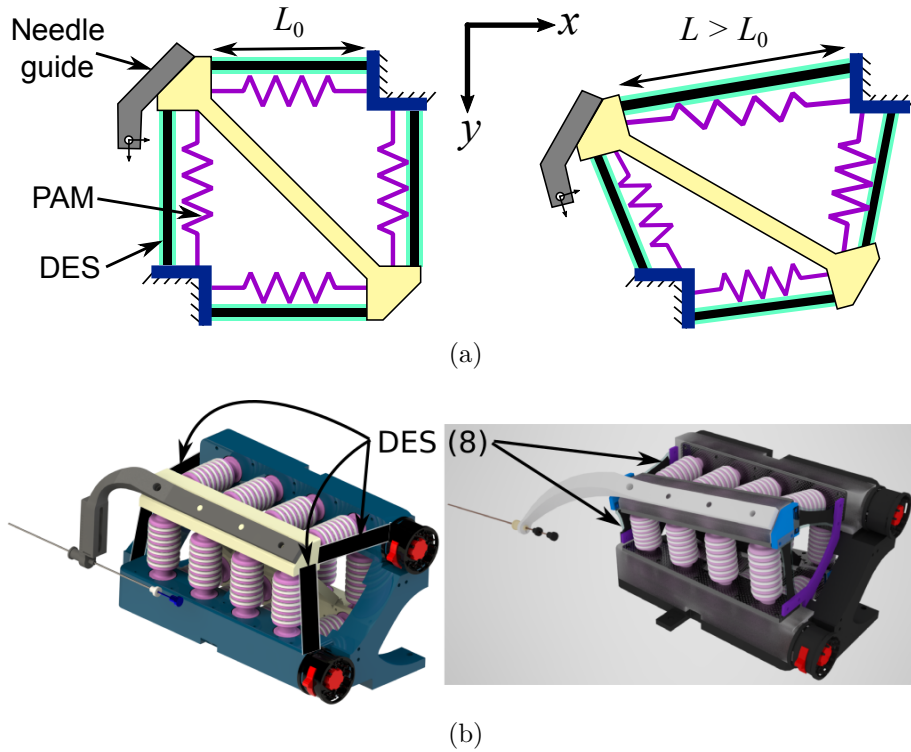


Figure 3.5 (a) Schematic of robotic needle manipulator with uniaxial sensor system viewed along the z axis. Four DES are placed at each end of the robot in a square pattern. Pressurizing a PAM causes the static equilibrium pose to be modified, thus moving the needle to a desired position while changing the length of the DES (right). (b) Uniaxial sensor system design as installed on manipulator in a neutral (left) and deformed (right) state.

3.2.3 Geometric Model

Dielectric elastomer sensors can be modeled as a deformable parallel-plate capacitor (figure 3.6), the capacitance of which is given by:

$$C = \varepsilon\varepsilon_0 \frac{A}{t} \quad (3.1)$$

where ε_0 is the vacuum permittivity, ε is the relative permittivity of the film, A is the surface area of the electrodes and t is the film thickness. Assuming that ε is constant (only dependent on the choice of material), capacitance is a direct function of geometry. Therefore, a model that predicts sensor capacitance should focus on predicting the geometry (surface area and thickness) of the electrode.

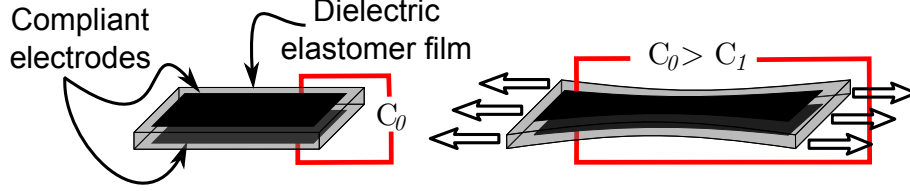


Figure 3.6 DES modeled as a parallel-plate capacitor. As the sensor is stretched, the surface increases and the film thickness decreases, resulting in an increase of the capacitance.

A simple, 2-dimensional geometric model for a planar, multi-DOF DES system is described in [19]. Here, this model is extended for an arbitrary, 3-dimensional sensor system, taking the case of the tent sensor system as an example. While this model does not accurately describe the complex hyperelastic mechanics of multi-DOF DES, it is useful for preliminary analysis during the design phase.

Each polygonal cell is separated in triangles (figure 3.7, triangles PQR and PRS). The pose of the diagonal plate is represented by the translations x and y and a 3D rotation vector $\mathbf{r} = [\varphi \ \nu \ \psi]$, expressed in a coordinate system that is centered at the robot's diagonal plate and aligned with the coordinate system illustrated in 3.3. For a given pose $[x \ y \ \varphi \ \nu \ \psi]$ there corresponds a homogeneous transformation matrix \mathbf{G} [27], given by

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} k_1^2(1 - \cos \theta) + \cos \theta & k_1 k_2(1 - \cos \theta) - k_3 \sin \theta & k_1 k_3(1 - \cos \theta) + k_2 \sin \theta & x \\ k_1 k_2(1 - \cos \theta) + k_3 \sin \theta & k_2^2(1 - \cos \theta) + \cos \theta & k_2 k_3(1 - \cos \theta) - k_1 \sin \theta & y \\ k_1 k_3(1 - \cos \theta) - k_2 \sin \theta & k_2 k_3(1 - \cos \theta) + k_1 \sin \theta & k_3^2(1 - \cos \theta) + \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

where $[k_1 \ k_2 \ k_3]$ and θ are respectively the unit vector in the direction of \mathbf{r} and the euclidean norm of \mathbf{r} . This transformation matrix is used to multiply the vectors corresponding to the homogeneous coordinates of the mobile points (S and R) as to obtain the deformed coordinates of the mobile points. The surface area of each triangle is then evaluated using a cross product and the resulting thickness follows from incompressibility of the film, allowing calculation of capacitance with equation (3.1).

This model estimates the signals of the sensor system for any pose of the manipulator and can be applied to any three dimensional DE sensor system, such as the uniaxial design.

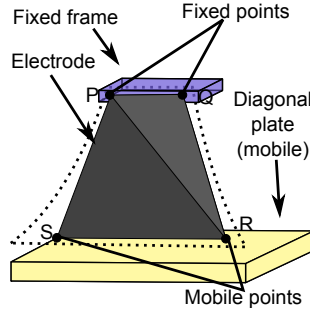


Figure 3.7 Geometric model of the tent sensor system. A sensing electrode is modeled as a trapezoid split in two triangles.

3.2.4 Sensitivity Analysis

A system which, as a whole, is sufficiently sensitive, should satisfy the following conditions for all possible configurations of the system:

1. For a small but finite displacement along any DOF, the sensor system has a measurable variation in output.
2. For all possible poses, the sensor output is unique to this pose.
3. Capacitance variation with displacement is as linear as possible, as high-order non-linearity reduces the precision of the calibration.

Two heuristic methods are proposed hereafter to assess whether the aforementioned conditions are satisfied. Numerically sampled Jacobian matrices are used in verifying condition 1 of the sensitivity analysis. Plotting clouds of capacitance-distance/DOF-distance pairs is used to verify condition 2. Both of these tools are useful to qualitatively assess the linearity (condition 3).

Numerical Jacobian Matrix Analysis

To verify condition 1, the sensitivity of each sensor relative to a change in each DOF is numerically evaluated, around an arbitrary pose, using a finite difference. That is, for any robot pose given by $\mathbf{U} = [x \ y \ \varphi \ \nu \ \psi]^T$, we can numerically evaluate the Jacobian matrix $\frac{\partial \mathbf{C}}{\partial \mathbf{U}}$ around this pose, with $\mathbf{C} = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_8]^T$, the vector of sensor outputs. In figure 3.8, the Jacobian matrices corresponding to a random sample of 500 poses are illustrated.

For a given term of the Jacobian matrix, it is desirable to maximize the mean absolute sensitivity. However, a wide spread in sensitivity, especially if it spans negative and positive (non-monotonic behavior), indicates high order nonlinearity, which is undesirable. In figure 3.8, it can be observed that, generally, the tent sensor generally has greater mean sensitivity, but is also less linear than the uniaxial sensor.

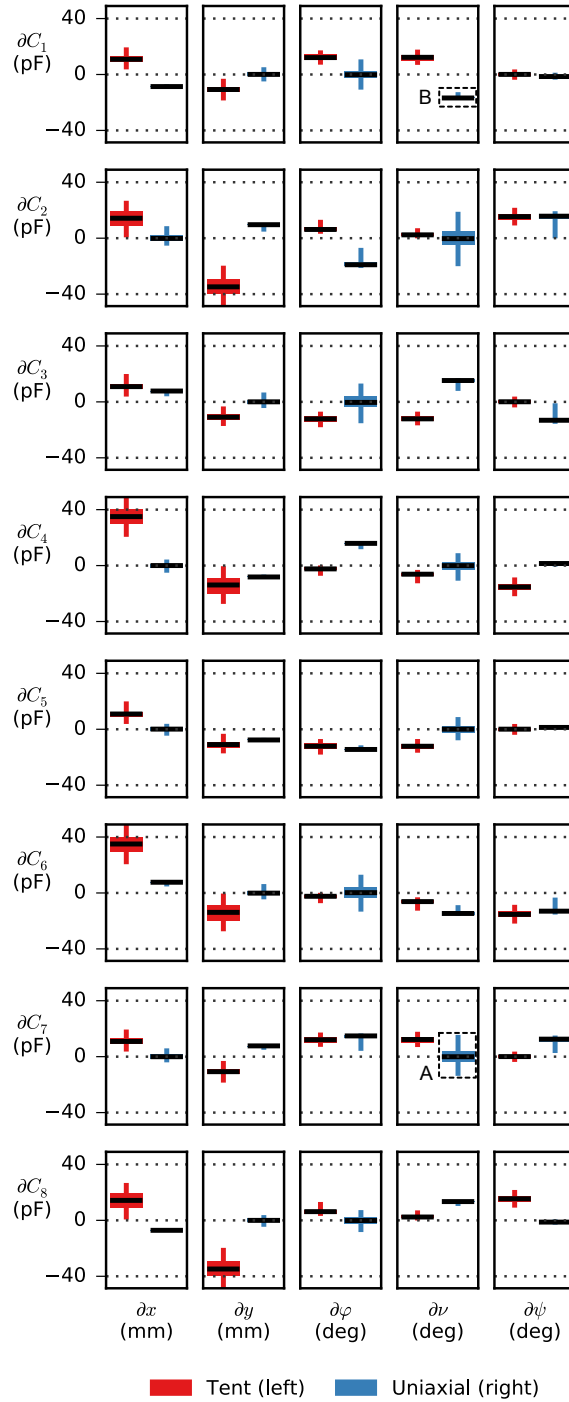


Figure 3.8 A box plot visualization of the distribution of the Jacobian matrix $\frac{\partial \mathbf{C}}{\partial \mathbf{U}}$ for both sensor systems, sampled at 500 random configurations. The wider box part of the plot markers spans from the first to the third quartile of the distribution, while the vertical line part spans from the minimum to the maximum. The dark horizontal bar is placed at the median. Examples of a low mean sensitivity with high order nonlinearity (A) and higher mean sensitivity with linear behavior (B) are highlighted.

The Jacobian matrix analysis also allows identifying a specific area in the workspace where there is insufficient total sensitivity for a specific DOF u (corresponding to one of the columns) by evaluating, for each of the Jacobian matrix samples, the Euclidean norm $\left\| \frac{\partial \mathbf{C}}{\partial u} \right\|$. The minimum total sensitivity, $\left\| \frac{\partial \mathbf{C}}{\partial u} \right\|$, of both sensor designs are presented in table 3.1 and are deemed sufficient here because the noise output from the capacitance measurement apparatus would represent an error of less than 0.02 mm and 0.02°. However, the uniaxial sensor system does present a higher minimum sensitivity, which could result in a higher precision in some areas of the workspace.

Table 3.1 Analysis of sensitivity norm

Sensor system design	Minimum $\left\ \frac{\partial \mathbf{C}}{\partial u} \right\ $ for translation DOFs	Minimum $\left\ \frac{\partial \mathbf{C}}{\partial u} \right\ $ for rotation DOFs
Tent	12.3 pF/mm	13.5 pF/°
Uniaxial	18.1 pF/mm	14.9 pF/°

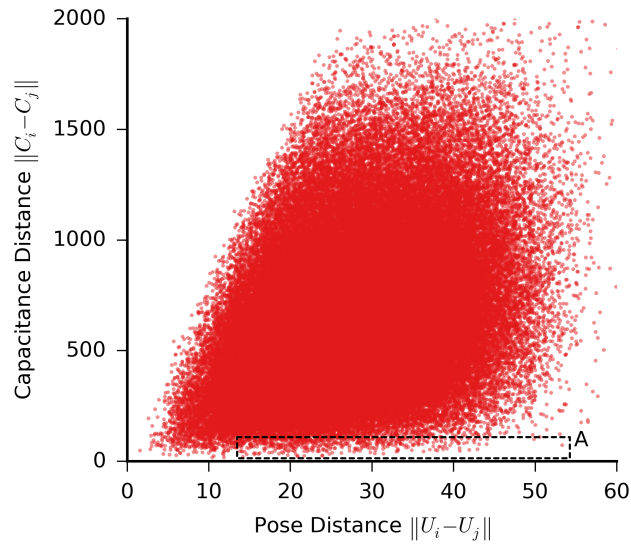
Therefore, while the numerical Jacobian matrix analysis confirms that both sensor systems are sufficiently sensitive, the uniaxial sensor appears superior because of higher minimum total sensitivity and better overall linearity.

Capacitance-DOF Distance Clouds

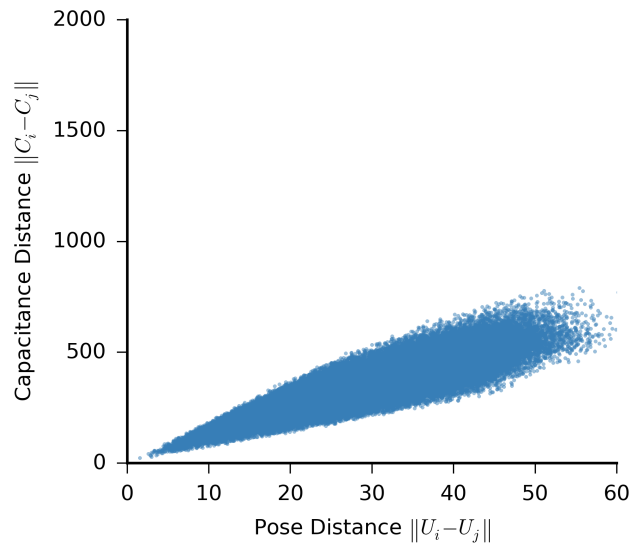
To verify condition 2, one possible approach is to look for two pose vectors \mathbf{U}_1 and \mathbf{U}_2 , which are far from each other ($\|\mathbf{U}_1 - \mathbf{U}_2\|$ is large), but for which the corresponding capacitance vectors are close to each other ($\|\mathbf{C}_1 - \mathbf{C}_2\|$ is small). The distance matrices of 500 pose vectors ($\|\mathbf{U}_i - \mathbf{U}_j\|$) and of the associated set of capacitance vectors ($\|\mathbf{C}_i - \mathbf{C}_j\|$) are calculated. The corresponding terms of these two distance matrices are plotted against each other with pose distance on one axis and capacitance distance on the other.

The results are shown in figure 3.9 for both the tent and uniaxial sensors. In the case of the tent sensor, many points are plotted in the lower right of the plot, suggesting that very different robot poses may lead to identical or very similar sensor output. Therefore, the tent sensor system would likely perform poorly, while the results for the uniaxial sensor suggest that it would satisfy condition 2 of the sensitivity analysis.

Furthermore, as with the Jacobian matrix plots presented above, the distance matrix plot allows qualitatively assessing the linearity of each sensor system’s behavior. An ideally linear system would appear with all the dots on a straight line and the wider the cloud appears on the y -axis, the more non-linear the system is. It is therefore possible to confirm the above observations that the tent sensor system behaves with a higher degree of nonlinearity than the uniaxial system.



(a) Tent sensor



(b) Uniaxial sensor

Figure 3.9 The terms of the distance matrix of the capacitances plotted against the terms of the pose distance matrix. Points plotted far to the right on the x axis but close to 0 on the y axis (A) indicates a pair of poses which are very different (great distance), but for which the capacitances are very close (low distance).

3.3 Model-Free Calibration

An ideal calibration algorithm finds a function of the sensor signals that outputs the robot’s pose: $\begin{bmatrix} x & y & \varphi & v & \psi \end{bmatrix}^T = f(c_1, c_2, \dots, c_8)$. Traditional, single-input and single output sensors are calibrated using either a physical model of the sensor or a black box model. In both cases, calibration requires coefficients or constant values to be determined by using a reference sensor or otherwise known physical values.

The sensor systems studied in this paper are multiple-input and multiple-output. Furthermore, the deformation mechanics of hyperelastic materials are difficult to accurately model because of 3D effects and nonlinear material properties, requiring complex finite element or non closed form models. Therefore, a multi-dimensional black-box calibration algorithm is necessary.

3.3.1 Description of Proposed Calibration Algorithm

Machine learning is a field that studies multiple-input, black-box approximation algorithms. Support Vector Machines (SVM) is a relatively recent family of machine learning algorithms that has solid foundations in statistics [52]. One class of SVM algorithms, referred to as Support Vector Regression (SVR) [51, 53], is designed for approximation of continuous (in opposition to discrete) outputs, such as the problem of calibrating the multi-DOF DES system.

In this work, the SVR calibration algorithm is implemented using the *Scikit-learn* [43] software package for the *Python* programming language, which wraps *LIBSVM* [8]. The nu-SVR formulation is chosen for its ability to automatically adapt to different noise levels and the parameter ν was fixed at 0.54 for data with additive Gaussian noise [10]. A value of 100 for the parameter C was found to be sufficient as higher values did not provide significantly more precise results. SVR is designed as a scalar-valued function; here, since the sensor system should output a vector of the five DOF components, five separate SVR instances are used. Thus, each instance has eight inputs (sensor signals) and a single output (one for each of the DOF components).

3.3.2 Simulations On Model-Generated Data

The calibration algorithm was tested on simulated datasets by randomly generating *training* and *validation* datasets for each sensor system. Training datasets with 50, 150, 200, 400, 800 and 1200 data points were used to observe the convergence of the calibration precision with the size of the training dataset. Different *validation* datasets, consisting of 2500 points for each sensor system, are used to evaluate the data fitting error, or calibration

precision. Gaussian noise with a standard deviation of 0.4 pF (0.15 % of the dynamic range of a single sensor) is added to the capacitance data, in both the training and validation data sets, to simulate experimental measurement noise. This level of noise corresponds to the noise on the capacitance signal read by the experimental apparatus described in Section 3.4.

The calibration precision is presented in figure 3.10 as the planar targetting error at the end of the needle tip, 200 mm forward of the manipulator. Root mean square (RMS) and maximum are considered as the key metrics of the error data set. These results show that the uniaxial sensor system is expected to be an order of magnitude more accurate than the tent system, when trained with the full 1200-point dataset. Furthermore, it can be observed, for the uniaxial sensor system, that there is a strong convergence in precision with the size of the training dataset, which suggests a well-behaved system. For the tent system, there is relatively little difference in final precision when trained with either 50 or 1200 data points. These observations are consistent with the conclusions expressed in Section 3.2.4: the poor performance of the tent sensor system is likely caused by a combination of sensor outputs that are not unique to a specific pose as well as nonlinear behavior.

3.3.3 Computational Efficiency

While the robotic manipulator used as a test bed in this paper is quasi-static, other applications might require high-frequency output of the sensors for real-time control.

Training the SVR algorithm requires a long computation, in the order of multiple minutes for the largest 1200-point dataset. In practice, however, this time is small compared to the time required to acquire experimental data for a real-system calibration. The training could be done once and the parameters saved for all subsequent use, or done periodically as the system ages to maintain precision.

The computing time which matters most in a context of real-time control is the time for the SVR algorithm to calculate a single robot pose from the sensor signals sampled at a given moment in time. This time was found to be in the order of 0.5 μ s, which would allow real-time control with a bandwidth of over 1 kHz, well over what could realistically be achieved with an elastomer based sensor due to hysteretic effects [29].

These timings are based on computations realized on an older laptop computer equipped with an *Intel Core 2 Duo P8700* processor. Therefore, it would be expected that reading sensors at a more realistic rate of 1 Hz to 100 Hz could be easily achieved on modern embedded systems.

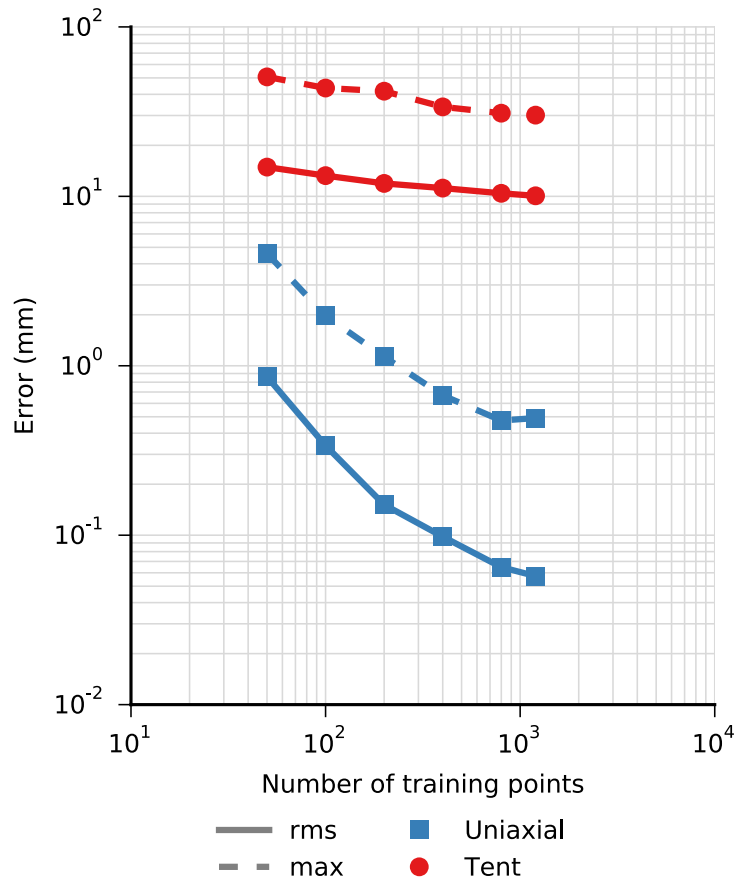


Figure 3.10 Predicted precision of SVR calibration for both sensor systems using model-generated data sets.

3.4 Experiments

3.4.1 Prototype and Experimental Measurement

In Section 3.2, the proposed design tools suggested that the uniaxial sensor system design would perform with higher precision than the tent design, this was confirmed in Section 3.3.2. Therefore, a prototype of the uniaxial sensor system was fabricated and assembled on the robotic manipulator described in Section 3.2.1. The prototype sensor strips, an example of which is shown in figure 3.11, were made using a spin-coated silicone rubber film with a thickness of approximately $150\ \mu\text{m}$. Compliant electrodes, consisting of a mix of silicone rubber, carbon black and a solvent, were sprayed on the film using an airbrush and laser-cut masks. Laser-cut acrylic frames are glued to each extremity of the sensors to allow electrical connection as well as assembly on the robotic manipulator. The sensor strips comprise 35 mm of active length and, as installed on the manipulator, are used between 5 % and 75 % strain.

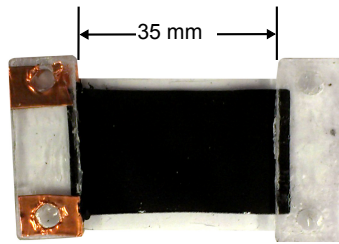


Figure 3.11 Example of a prototype uniaxial sensor strip.

The capacitance of the sensors was measured using a specially designed circuit and software provided by the Biomimetics Laboratory of the University of Auckland [54]. Figure 3.12 shows the result of characterizing the strain-capacitance response of a typical sensor strip by doing two consecutive traction-relaxation cycles. The strain-capacitance response is repeatable within 1 % and the maximum deviation from linearity is 1.8 %. The tests were conducted at a strain rate of 1 mm/s and no significant viscoelastic or hysteretic effects were observed.

An optical measurement bench, shown in figure 3.13, was used to provide reference measurements of the robot pose. The bench consists of two white screens, each filmed by a camera. The robotic manipulator is installed between the two screens and a special end effector is used on the robotic manipulator to hold a total of four laser pointers, two pointing on each of the white screens. The pose of the robotic manipulator is calculated from the location of the four laser dots on the white screens as measured by the cameras.

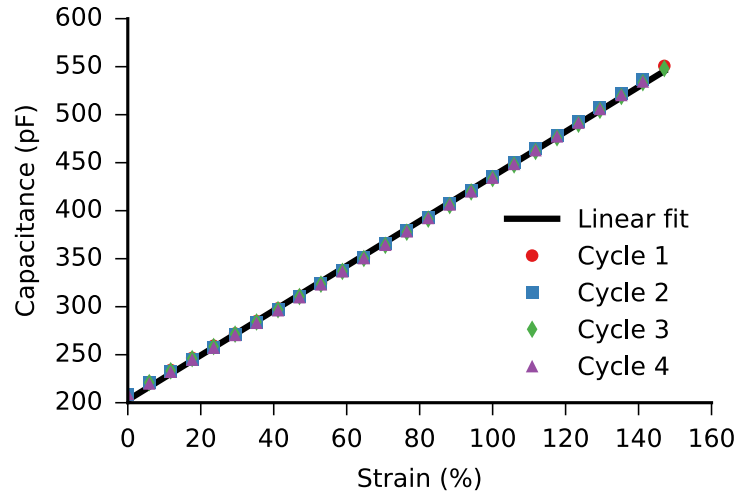
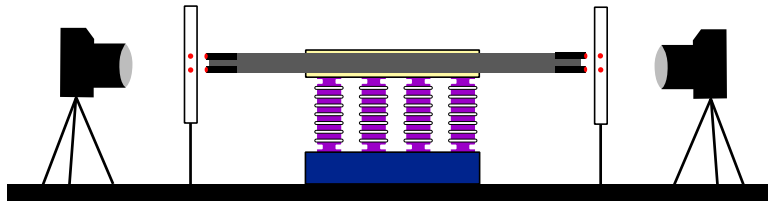
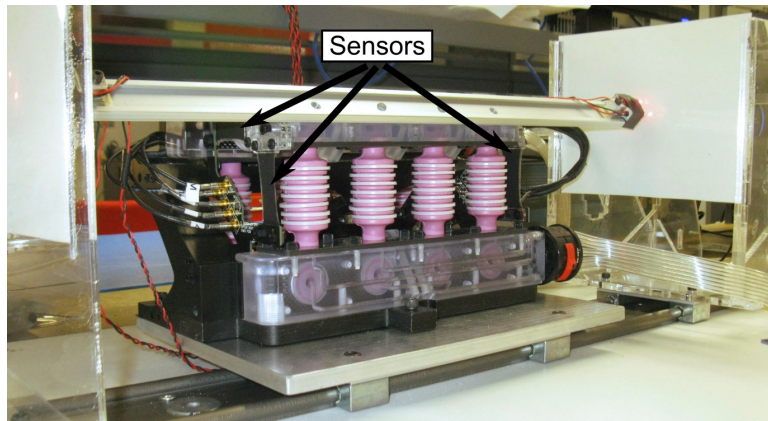


Figure 3.12 Strain-capacitance response of a single prototype DE sensor strip.



(a)



(b)

Figure 3.13 (a) Optical test bench for reference measurements. (b) Prototype robotic manipulator with uniaxial sensor system installed on the optical test bench.

3.4.2 Methodology

A dataset was generated by pressurizing random combinations of PAMs on the manipulator. For each combination, the resulting pose of the manipulator and the corresponding capacitance of all sensor cells were measured and recorded.

This dataset was then divided in a a training subset and a validation subset. The training subset is used to train the SVR calibration algorithm and the validation subset is used to evaluate the error, using the same methodology as described in Section 3.3. The complete data set consists of 4000 points, 1500 were randomly chosen for calibration and the other 2500 are kept as validation data.

3.4.3 Results

Results in figure 3.14 are expressed as the RMS and maximum errors at the end effector (needle tip). When calibrated with 1200 points, the error is 0.3 mm RMS and 1.2 mm maximum.

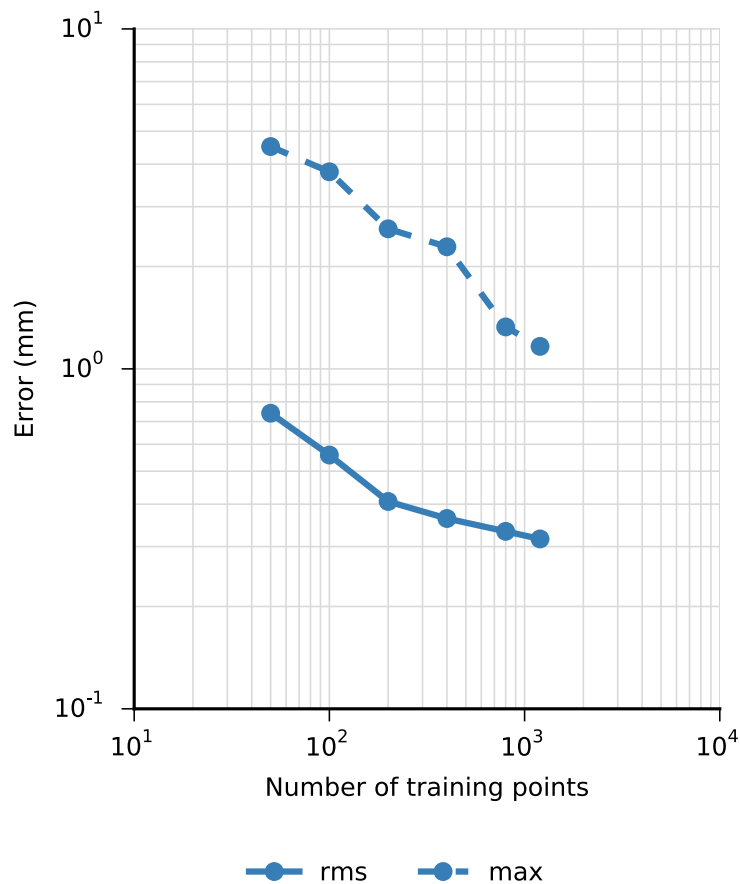


Figure 3.14 Experimentally measured precision of prototype uniaxial sensor system, calibrated using SVR algorithm with varying size of training data set.

These error metrics are about an order of magnitude higher than those predicted in Section 3.3, in which noise with a standard deviation of 0.4 pF was added only to the sensor signals. A first explanation for this discrepancy is that the measurement precision of the optical test bench was not sufficient and that the reference pose measurements were the dominating source of noise and not the sensor signals. In fact, noise with a standard deviation of around 2.5 pF would have to be added to the simulation data to obtain similar results to the experiments, which is an order of magnitude higher than the noise observed on the actual sensor signals. Therefore, results closer to the predicted precision could be reached with a more accurate reference measurement system.

A second explanation could be time dependence of the prototype sensors. The experiments took place during several days and bimodal or asymmetric error distributions appear when calibrating with early data and validating with later data, as seen in figure 3.15a. This is not observed when random data is chosen for calibration and validation (figure 3.15b), which suggests a time dependent behavior, such as creep effects, which is inherent to elastomers.

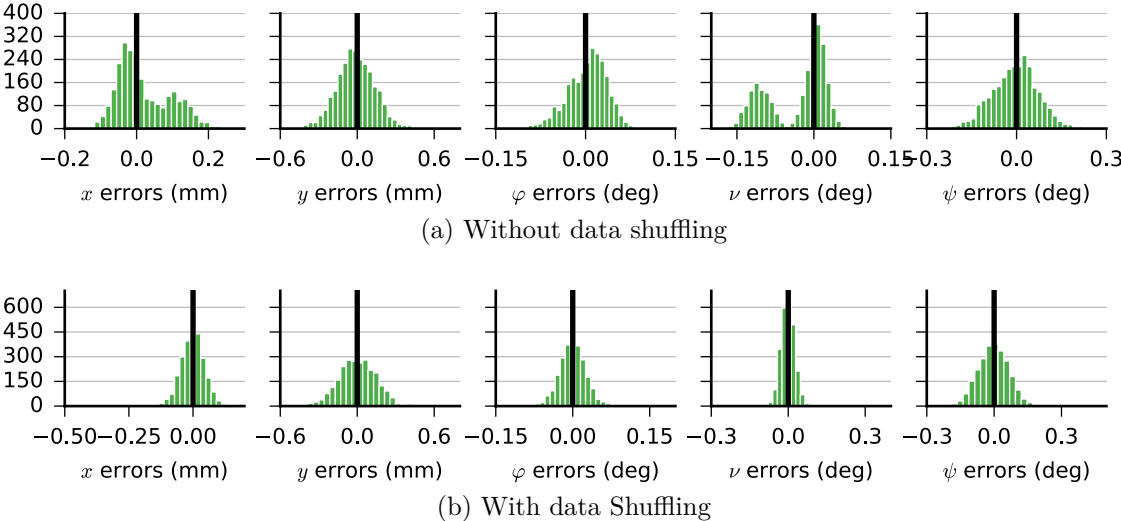


Figure 3.15 Error distribution for each DOF of the robot.

3.5 Conclusion

Models, tools and metrics have been proposed in this paper that allow designing multi-DOF DES sensor systems which would be appropriate for soft robots using deformable, multi-DOF joints. These design tools were used to evaluate and compare two sensor systems designed for an existing soft robotic manipulator for MRI-guided prostate surgery.

Furthermore, a black-box calibration algorithm based on machine learning techniques was proposed to calibrate multi-DOF sensor systems without needing a model.

The following design methodology is proposed in this paper:

1. Generate a simulated dataset using a simple model of the sensor system based on kinematics and geometry.
2. Verify that each DOF has sufficient sensor sensitivity everywhere in the workspace by analyzing numerical samples of the Jacobian matrix using the model and dataset.
3. Verify that no redundant signals exist by numerically evaluating the capacitance and pose distance matrices of the simulated dataset.
4. Iterate on sensor geometry to optimize the linearity using as metrics the Jacobian and distance matrices of steps 2 and 3.
5. Predict the final precision of the sensor system with SVR calibration and the simulated dataset.

The best performing of the proposed sensor system designs, the uniaxial design, was predicted to reach a precision of 0.05 mm RMS / 0.5 mm maximum using model-generated data with the SVR calibration algorithm. A full prototype of the uniaxial sensor system was fabricated and installed on the robotic manipulator. The precision of the prototype sensor system was 0.3 mm RMS / 1.2 mm maximum.

These precision results are sufficient for the robotic needle manipulator, a quasi-static, high-precision application, and would be ample for many applications, such as mobile robots or haptic devices. Precision could be improved with further optimization and by using a better reference sensor for the calibration training data. Furthermore, to compensate for elastomer aging, calibration could be done periodically.

These results suggest that multi-DOF DES systems are a viable technology to provide motion feedback for the complex, multi-DOF joints of soft robots. In further work, the heuristics suggested in this paper for design purposes could be analyzed using rigorous statistical tools to provide more insight, such as probabilistic bounds on the precision and a threshold on the criteria of Section 3.2.4. Furthermore, more complex models of sensor behavior, such as those based on finite element methods, could more accurately predict the performance of a sensor system for design purposes.

Acknowledgment

The authors would like to thank Geneviève Miron for the robotic manipulator prototype and Dr. Marc Denninger for the digital renders of the manipulator.

CHAPITRE 4

ÉTUDE COMPARATIVE D'ALGORITHMES POUR L'APPROXIMATION MULTIDIMENSIONNELLE APPLIQUÉS À LA CALIBRATION D'UN CAPTEUR MULTI-DEGRÉ DE LIBERTÉ

Avant-Propos

Auteurs et affiliation

Francis Thérien : étudiant à la maîtrise, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Jean-Sébastien Plante : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Date de soumission

1er octobre 2014

État de l'acceptation

Rejeté

Conférence

International Conference on Robotics and Automation

Titre d'origine

Model-Free Calibration Methods for a Soft Multi-Degree of Freedom Motion Sensor System

Titre français

Méthodes de calibration sans modèle pour un système de capteurs souples multi-degré de liberté

Note

À la suite des corrections demandées par les membres du jury, le contenu de cet article diffère de celui qui a été soumis.

Contribution au document

Cet article répond d'abord à l'objectif 2 du projet de recherche. Les cinq méthodes d'approximation présentées à la section 2.3 sont décrites avec les détails de leur implantation. Puis, une étude comparative est faite à la fois avec des données de simulation et des données expérimentales afin de déterminer la meilleure des cinq méthodes. Cette étude justifie la sélection de l'algorithme SVR au chapitre 3.

Résumé français

Les robots souples pourraient permettre, par leur déformabilité, l'interaction homme-robot intrinsèquement sécuritaire. Les capteurs déformables utilisés pour le contrôle en boucle fermée des robots souples présentent des déformations complexes en plusieurs degrés de liberté qui sont difficiles à modéliser précisément. Cet article compare cinq méthodes appliquées au problème de la calibration de systèmes de capteurs souples sans modèle de la mécanique de déformation des capteurs. Ces méthodes ont été conçues pour l'approximation ou l'interpolation de fonctions multi-dimensionnelles dans des domaines comme l'interpolation de données topologiques (fonctions de base radiales, AMLS itératif), l'approximation générale de fonctions (polynômes multidimensionnels) et l'apprentissage automatique (réseaux de neurones, machines à support vectoriel). Des essais expérimentaux sur un manipulateur robotisé, conçu pour la chirurgie guidée par imagerie, utilisant un système de 8 capteurs à film diélectrique pour mesurer une pose en 5 degrés de liberté, démontrent la possibilité d'atteindre une précision de moins d'un millimètre, et ce, avec les méthodes polynomiale, fonctions de base radiales et machines à support vectoriel. De plus, des essais avec des données provenant de simulations prédisent la possibilité d'atteindre une précision de près de 20 μm . Ces résultats démontrent une précision suffisante pour plusieurs applications et suggèrent que la calibration sans modèle est une technologie viable pour les robots souples.

Abstract

Soft robotics can enable human-robot interaction by providing inherent compliance for safe operation. Deformable sensors used for closed-loop motion control of soft robots often present complex multi degree of freedom deformations that are difficult to model. This paper compares 5 methods for calibrating multi-degree of freedom sensor systems without any prior model of the sensors' deformation mechanics. These methods are designed for interpolation or approximation of multidimensional functions and are inspired by research areas such as topological interpolation (Radial Basis Functions, Approximate Moving Least Squares), general function approximation (n -dimensional polynomials) and machine learning (Neural Networks, Support Vector Regression). Experiments on a robotic manipulator for image-guided surgery, using a system of 8 dielectric elastomer sensors to measure the manipulator's pose in 5 degrees of freedom, show sub-mm RMS accuracy with Support Vector Regression, Radial Basis Function and Polynomial methods. However, simulations using a model of the manipulator, with controlled noise, anticipate that the RBF scheme could reach an accuracy of 20 μm RMS. These results show sufficient accuracy for many applications and suggest that model-free calibration is a viable technology for soft robots.

4.1 Introduction

Traditional robots, such as manufacturing robots, typically use rigid links and electric motors with position control. Contact between such industrial robots and humans could cause serious injury. Soft robots, however, aim to be inherently safe by using compliant actuators and structures and have found applications in areas such as active orthotic devices [17, 40], healthcare [5] and assisting factory workers [35].

As with traditional robots, soft robots need sensors for motion control. Soft robots often use complex deformable structures with many degrees of freedom (DOF) [4], therefore, sensors in soft robots also need to be deformable and coupled with many DOF. Calibration of soft sensor systems, that is, calculation of the robot pose from sensor signals, is problematic because the behavior of the sensor system is difficult to model.

4.1.1 Background

Multiple approaches have been proposed for sensors that are compatible with soft, deformable robots. Resistive strain gauges that are soft and allow for strains of up to about 100 % have been made by filling an elastomer with carbon black particles [9, 33]. Alternatively, high-strain resistive strain gauges can be made of microchannels filled with a liquid

metal alloy embedded in a silicone rubber film [2, 41]. Resistive elastomers however suffer from being affected by temperature and variations in contact resistance.

PVDF (polyvinylidene fluoride), a piezoelectric polymer, can also be used as a sensor [25, 50]. However, while PVDF films can easily bend, they are stiff compared to elastomers when stretched longitudinally.

Dielectric elastomers consist of an elastomer film coated on opposite sides with compliant electrodes. They initially drew attention as actuators, but can also be used as deformable capacitive strain sensors [1]. While measuring DES capacitance is complex [22], capacitance is more directly related to geometric properties than resistance [31]. A 4-DOF DE sensor system has been shown to achieve an accuracy of 0.7 % [19]. DES are therefore simple, low-cost and accurate soft sensors.

Most multi-DOF soft sensor systems are currently designed in a way that they can be easily calibrated. The robot described in [19] was designed to allow the sensors to directly measure the end effector position. Optimized electrode shapes and a differential reading resulted in a linear response of the sensor system. In [2], 3 discrete force sensors are used to measure both total contact pressure and contact angle. However, in one case [50], a neural network is used to calibrate a system of multiple PVDF sensors that are randomly embedded in an artificial skin, allowing the determination of a single binary state (slip or no slip) from multiple signals without a model.



Figure 4.1 Conceptual multi-cavity soft robot with multiple integrated DE sensing cells.

4.1.2 Approach

In this paper, we explore the possibility of calibrating a complex sensor system where multiple sensors are integrated on a soft robot in such a way that the relationship between the end effector position and the sensor behavior is difficult to model accurately. An example of such a robot is illustrated in figure 4.1. Since soft robots and their sensor systems differ widely in their design, a general solution to this problem is currently seen as intractable. Thus, the work in this paper is empirical and is based on an existing soft

robot. The performance of five different calibration methods is evaluated in the specific case of a deformable sensor system used on a soft needle manipulator for image-guided prostate interventions.

In Section 4.2, we describe the 5 DOF robot and the 8 DES sensor system that is used for the experiments and propose five calibration methods. In Section 4.3, the performance of each calibration method is evaluated using simulated data from a model as well as experimental data.

4.2 Materials and methods

4.2.1 Robotic Manipulator System

The sensor system to be calibrated provides global position feedback to a robotic needle manipulator for surgical interventions to the prostate, illustrated in figure 4.2. The manipulator is actuated by 16 elastically averaged Pneumatic Air Muscles (PAMs) placed in a rectangular prism shape. Two diagonally opposite edges of the prism make up the fixed frame. The two other diagonally opposite edges are joined by a rigid link and form the mobile frame, to which is attached the needle holder.

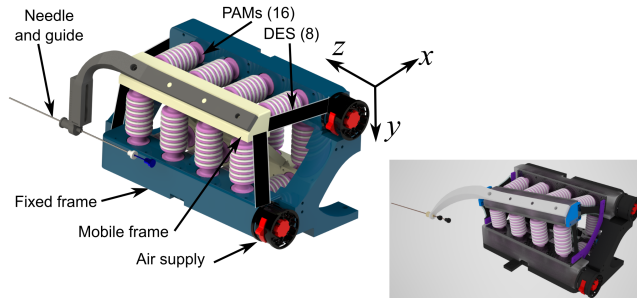


Figure 4.2 Diagram of the soft needle manipulator. Inset shows manipulator in a deformed state.

Each of the PAMs can be controlled either continuously or in a binary manner with only two states (pressurized or not pressurized). The pose of the needle is a result of the elastic averaging of all the PAMs, thus allowing orienting the needle with 5 parallel degrees of freedom: translations along x and y and rotations around x , y and z , as illustrated in figure 4.3.

Motion control of the manipulator is achieved through an algorithm based on the influence vectors of each PAM on the overall manipulator pose [20]. The desired accuracy of the overall system is 1 mm on a plane located 200 mm fore of the manipulator, the location of the prostate during an intervention.

The sensors are individual DE strips, designed to be stretched longitudinally, arranged in a square pattern at each end of the manipulator, for a total of 8 sensors. Each sensor has one of its ends attached to the fixed frame and its other end attached to the mobile frame. When the manipulator moves, the length of each DES is modified, which causes a variation of capacitance.

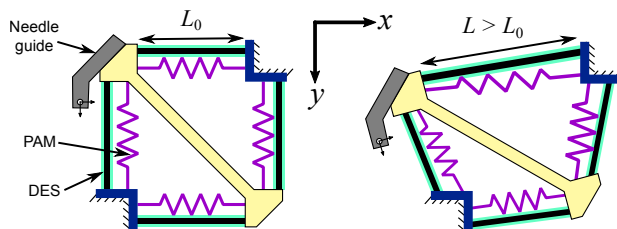


Figure 4.3 Schematic of robotic needle manipulator as seen from along the z axis. Four DES are placed at each end of the robot in a square pattern. Pressurizing a PAM causes the static equilibrium pose to be modified, thus moving the needle to a desired position while changing the length of the DES (right).

4.2.2 Robotic Manipulator Kinematic Model

A model of the manipulator is used to conduct preliminary calibration simulations that are later compared to experimental results. The first part of this model consists of evaluating the length of all sensors for a random robot pose by using basic forward kinematics.

The manipulator has 5 free DOFs, denoted with respect to a coordinate system centered in the robot and aligned with the system illustrated in figure 4.3. The 2 translations are denoted x and y and the 3D rotations are represented by a rotation vector $\mathbf{r} = [\varphi \ \nu \ \psi]$. For given values of these DOFs, the corresponding homogeneous transformation matrix is calculated as follows [27]:

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} k_1^2(1 - \cos \theta) + \cos \theta & k_1 k_2(1 - \cos \theta) - k_3 \sin \theta & k_1 k_3(1 - \cos \theta) + k_2 \sin \theta & x \\ k_1 k_2(1 - \cos \theta) + k_3 \sin \theta & k_2^2(1 - \cos \theta) + \cos \theta & k_2 k_3(1 - \cos \theta) - k_1 \sin \theta & y \\ k_1 k_3(1 - \cos \theta) - k_2 \sin \theta & k_2 k_3(1 - \cos \theta) + k_1 \sin \theta & k_3^2(1 - \cos \theta) + \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

where $[k_1 \ k_2 \ k_3]$ and θ are respectively the unit vector in the direction of \mathbf{r} and the euclidean norm of \mathbf{r} .

Mobile points, expressed in homogeneous coordinates as $\mathbf{u} = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ 1]^T$ are multiplied by the transformation matrix to yield the deformed coordinates of the mobile points:

$\mathbf{u}_d = \mathbf{G}\mathbf{u}$. The deformed sensor lengths are then calculated as the distance between the deformed mobile point coordinates and the original fixed point coordinates (figure 4.4).

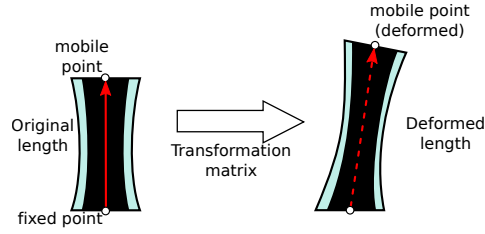


Figure 4.4 Kinematic model of sensor deformation

4.2.3 DES model

Given sensor lengths, the second part of the model consists of evaluating the sensor signals (capacitance) from the length. DES are modelled as a deformable flat-plate capacitor (figure 4.5), the capacitance of which is given by

$$C = \varepsilon\varepsilon_0 \frac{A}{t}$$

where ε_0 is the vacuum permittivity, ε is the relative permittivity of the film, A is the surface area of the electrodes and t is the film thickness. For a uniaxial sensor strip, because of the symmetry of the stretch ratios in the unstressed directions, the capacitance is a linear function of length l given by

$$C(l) = \varepsilon\varepsilon_0 \frac{w_0}{t_0} l$$

with w_0 and t_0 , the initial width and thickness. The simulated data used in this paper was generated with a linear model calibrated from experimental results.

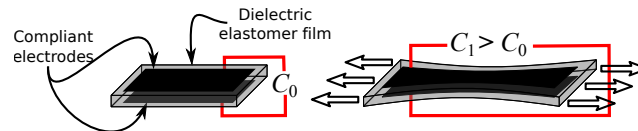


Figure 4.5 DES are modeled as a deformable flat-plate capacitor. As the DES is stretched, the surface area increases and the thickness decreases, causing an increase in capacitance.

4.2.4 Prototype and experimental setup

The prototype sensors (an example prototype is shown in figure 4.6a) were fabricated in-house. Silicone rubber films, approximately 150 μm thick, were spin-coated. Compliant

electrodes were made of a silicone and carbon black mixture that was applied to the films using an airbrush and laser-cut masks. The sensors' strain-capacitance response was characterized by doing two consecutive traction-relaxation cycles. The capacitance was measured with a specially designed circuit provided by the Biomimetics Lab of the University of Auckland [54]. Figure 4.6b shows that the strain-capacitance response is repeatable within 1 % and that maximum deviation from linearity is 1.8 %. The tests were conducted at a strain rate of 1 mm/s and no significant viscoelastic or hysteretic effects were present.

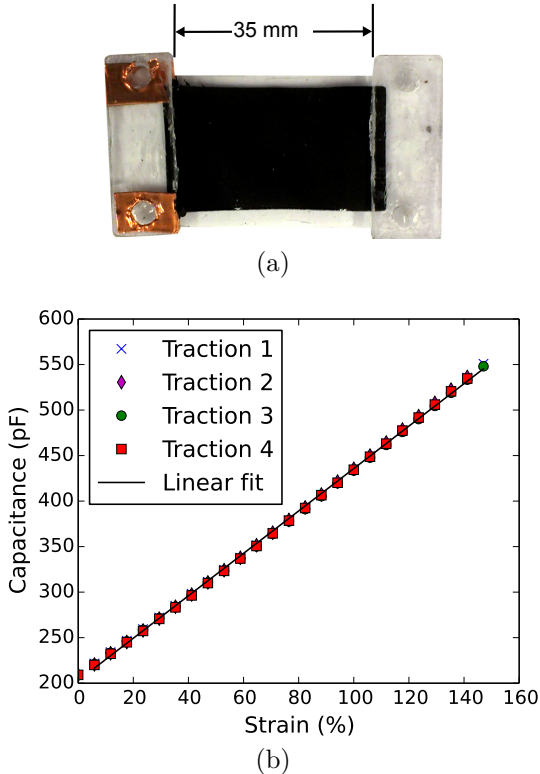
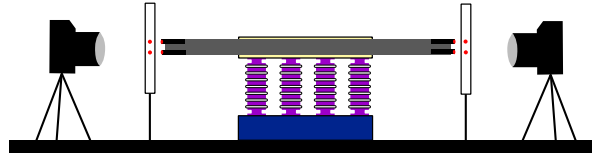
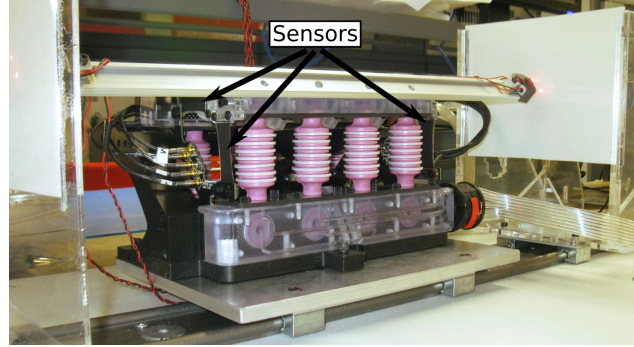


Figure 4.6 (a) Prototype DES strip. (b) Experimental characterization of strain-capacitance relationship.

Eight sensors were installed on the prototype manipulator. Reference pose measurements are provided by an optical measurement bench, which consists of two screens and two cameras. The manipulator is installed between the two screens and a special end-effector is attached that holds four laser pointers, projecting two dots on each screen. The locations of the dots on the screens are tracked by the cameras and are used to calculate the pose of the manipulator.



(a)



(b)

Figure 4.7 (a) Diagram of optical measurement bench used to provide reference robot pose measurement. (b) Manipulator prototype and sensors installed on the optical bench.

4.2.5 Proposed calibration algorithms

A calibration algorithm should find a function of eight capacitance signals that outputs the corresponding robot pose in 5 DOFs: $f(c_1, \dots, c_8) \rightarrow [x \ y \ \varphi \ \nu \ \psi]^T$. Such an algorithm is *trained* using a set of example data points. We propose five algorithms that are designed for interpolation or approximation of unknown functions in many dimensions and are taken from various areas of research, comprising topological interpolation, numerical methods in physics and machine learning.

Polynomial Fit

When fitting general 1-dimensional data, a commonly used model function is a polynomial of arbitrary degree. For the more general case of n -dimensional data, the same technique may be extended; however, a maximum degree of 2 is practical, else the number of constants needing to be fitted is too high. A general n -dimensional, 2nd degree polynomial is of the form:

$$f(\mathbf{x}) = u + \mathbf{vc} + \mathbf{c}^T \mathbf{Wc}$$

where $\mathbf{c} \equiv [c_1 \cdots c_8]^T$ is the vector of capacitances, u is a scalar, \mathbf{v} is a row vector and \mathbf{W} is a diagonal matrix. The coefficients u , \mathbf{v} , \mathbf{W} are fitted with the training data set using the Levenberg-Marquardt algorithm. The output of the polynomial fit is a scalar, therefore, 5 independent polynomials will be fitted, one for each component of the pose vector $\mathbf{x} = [x \ y \ \varphi \ \nu \ \psi]^T$.

Radial Basis Functions

Radial basis functions are a multidimensional scattered data interpolation scheme [13]. They were initially developed in the 1970s for the interpolation of topological data. More recently, they have found applications in meshfree numerical techniques and are still the subject of ongoing research. Radial basis functions are of the form

$$f(x) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \phi(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|)$$

where the \mathbf{x}_i are the training data points and the α_i are coefficients that are determined by solving a linear system posed by imposing the interpolation condition. That is, $f(\mathbf{x})$ when evaluated at the points \mathbf{x}_i , must take the exact values from the training data set. The scalar function ϕ is named the base function. In this paper we use the most commonly used base function, the Gaussian function

$$\phi(r) = \exp(-(kr)^2)$$

The shape parameter $k > 0$ controls the width of the Gaussian function.

A well-known practical problem with RBF is that, as the number of training points grows, and as the shape parameter decreases, the linear system becomes ill-conditioned [16]. Furthermore, since RBF is an exact interpolation scheme, it is sensitive to measurement noise. In this work, ridge regression is used to relax the strict interpolation condition, allowing the interpolation to deviate from noisy data points and improving conditioning. Ridge regression is implemented by solving $(\mathbf{A} + \omega \mathbf{I})\mathbf{X} = \mathbf{B}$ to determine the coefficients α_i , instead of the standard linear system $\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{B}$. The parameter $\omega \geq 0$ controls a tradeoff between better conditioning and a higher deviation from the exact solution.

The shape parameter k and the ridge regression parameter ω are determined by Nelder-Mead optimization on a cost function defined using leave-one-out cross-validation [47]. It was found that conducting the optimization in a logarithmic space, by using a variable substitution, results in faster and more robust convergence.

Iterated Approximate Moving Least Squares

As previously discussed, radial basis functions require the solution of a linear system which becomes poorly conditioned as the number of data points becomes higher. Iterated AMLS is an algorithm that iterates over the residuals of the classical approximate moving least squares algorithm and was shown to converge to the radial basis function solution [14]. The iterative approach avoids poorly conditioned linear systems and is generally more computationally efficient. Moreover, the number of iterations allows control over the overfitting of noisy data.

Similarly to the RBF algorithm presented above, iterated AMLS involves two hyperparameters, the shape parameter k and the number of iterations. In this work, we use the direct leave-one-out cross-validation algorithm developed in [12] (algorithm 4) with Brent’s method to find optimal values for the hyperparameters.

Feed Forward Neural Network

Artificial neural networks are a set of machine learning algorithms that are loosely inspired by animal central nervous systems. While neural networks encompass a large set of algorithms, the calibration method proposed here implements a standard, fully-connected feed-forward network with a single hidden layer and is trained using the well-known *back-prop* algorithm. The network’s architecture is summarized in table 4.1. The neural network was implemented using the software package *PyBrain* [49].

Table 4.1 Architecture of the feed-forward neural network for DES system calibration

Layer	Neuron type	Number of neurons
Input	Linear	5
Hidden	Sigmoid	12
Output	Linear	8

Support Vector Regression

The support vector algorithms are based on statistical learning theory and have originally been developed for classification tasks such as optical character recognition [51]. They have since then been extended for general function regression and are still actively researched.

In this work, support vector regression is implemented using the software package *Scikit-learn* [43]. The nu-SVR formulation was chosen for its ability to automatically adapt to different noise levels and the parameter ν was fixed at 0.54 for data with additive Gaussian noise [7]. A value of 100 for the parameter C was found to be sufficient as higher values did not provide significantly better results.

4.3 Simulation and Experimental Results

4.3.1 Simulations

A simulated data set was generated using the model described in Section 4.2.2. Convergence experiments were conducted by training the calibration algorithms with increasingly large subsets of this data and evaluating the accuracy of each algorithm by comparing it against a different subset of 2500 data points. These experiments were then repeated by adding Gaussian noise to the training data, with standard deviations of 0.1 %, 0.2 % and 0.4 % of the sensor dynamic range.

The errors on the 5 DOFs were used to calculate a targeting error on a plane situated 200 mm in front of the manipulator. The root mean square (RMS) value of the error set is a frequently used metric to evaluate the accuracy of models. However, in the specific case of sensors, we are often more interested in the maximum (or worst-case) error. Both metrics, RMS and maximum, are presented in figure 4.8.

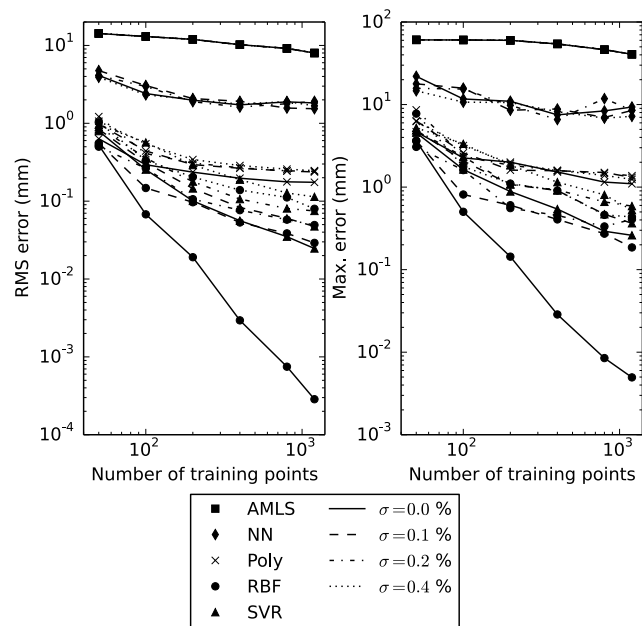


Figure 4.8 Convergence of targeting error with the size of the training data set for different calibration algorithms using simulated data. Artificial Gaussian noise with standard deviations of 0.1 %, 0.2 % and 0.4 % of the sensor dynamic range was added to the training data set.

The same accuracy data is plotted in figure 4.9 as a function of the noise level to provide a clearer understanding of the effect of measurement noise on the training of each calibration algorithm. 400 calibration points were used.

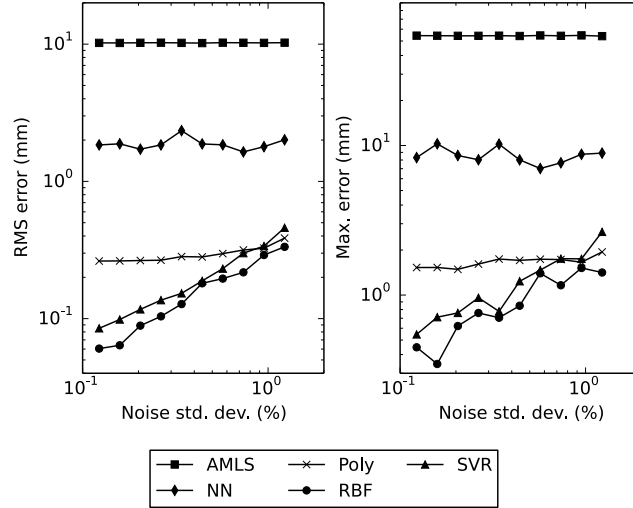


Figure 4.9 Effect of additive Gaussian noise on the targeting error of the calibration algorithms. The noise level is expressed as a percentage of the sensor dynamic range.

The RBF algorithm, which is expected to be an exact interpolation in the noise-free case, fits noise-free data particularly well (maximum targeting error of $5\ \mu\text{m}$). As noise level increases, while the error is higher, the ridge regression implemented appears to keep the model from being over-fitted to local noise. SVR, especially at the higher noise levels, is close to RBF’s performance. Poly shows very little sensitivity to noisy data but only slightly lower accuracy than SVR, which is interesting for this simple and robust algorithm. In fact, with 400 training points, there is a threshold around $\sigma = 1\ \%$ above which Poly performs better than all other methods.

The neural network and AMLS algorithms perform poorly compared to the other algorithms, with errors at least an order of magnitude greater. While AMLS has been shown to converge to RBF [14], different methods are used to find the shape parameters, number of iterations (AMLS) and ridge regression parameter (RBF). As these hyper-parameters can have a great effect on the fitting performance of both algorithms, we hypothesize that they are responsible for the great disparity in performance.

4.3.2 Experiments

A data set of 4100 points was experimentally measured using the manipulator prototype and optical measurement bench described in Section 4.2.4. Convergence experiments with this data were conducted identically to the convergence experiments of Section 4.3.1. Results are plotted in figure 4.10.

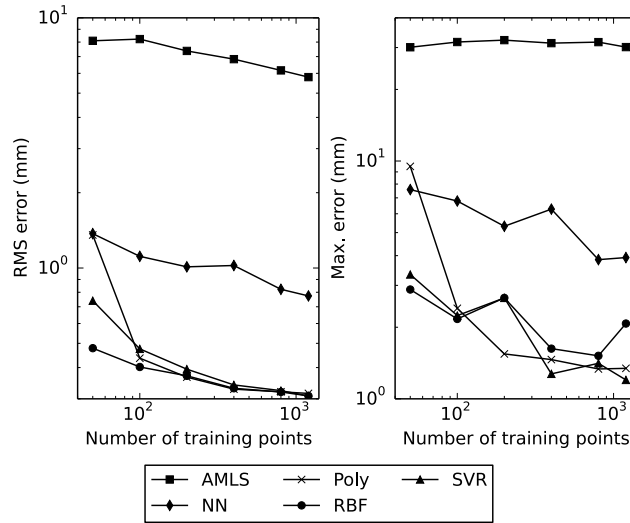


Figure 4.10 Convergence of targeting error with the size of the training data set for different calibration algorithms using experimental data.

As anticipated by simulations, the AMLS and NN algorithms perform poorly. RBF, SVR and poly show similar performance after 200 training points, eventually reaching an accuracy on the order of 0.3 mm RMS and 1.2 mm maximum (SVR) with 1200 training points. The difference of about an order of magnitude between the experimental accuracy and the accuracy predicted with the simulations is likely to be caused by insufficient accuracy of the reference optical bench.

4.4 Conclusion

Five methods for calibrating coupled, multi-degree of freedom sensor systems without any prior model were proposed and tested on a typical application, a soft, 5 degree of freedom robotic manipulator that uses a system of 8 deformable sensors.

Simulations using model-generated data anticipated that the RBF scheme presented in this paper could reach an accuracy of 0.02 mm RMS / 0.1 mm maximum with minimally noisy data. Poly was shown to be particularly interesting for highly noisy data sets, while NN and AMLS had poor overall accuracy.

Experiments on the manipulator prototype showed that the sensor system could be calibrated to an accuracy of 0.3 mm RMS / 1.2 mm maximum using SVR. Such accuracy is acceptable for the robotic manipulator used as a test bed, which is a quasi-static, high accuracy application, and would be ample for applications such as haptic feedback or mobile robots. The accuracy could be improved by using a highly accurate reference measurement

system (such as a portable CMM) and by varying sensor geometry (size and number of layers) to achieve higher sensitivity.

The work shows that model-free sensing is a viable technology for soft robots. Further work should focus on metrics for estimating the sensitivity of the system accuracy to the location of the soft sensors in space to design optimal and increasingly more complex systems.

Acknowledgment

The authors would like to thank Geneviève Miron for the robotic manipulator prototype.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

5.1 Sommaire

Dans le cadre de ce projet de recherche, la viabilité des films diélectriques comme capteurs multi-degré de liberté convenant à la robotique souple a été démontrée. Dans le cadre d'une étude de cas autour du prototype de manipulateur souple du laboratoire CAMUS, des outils facilitant la conception de systèmes de capteurs multi-degré de liberté ont été proposés. Ces outils sont :

1. un modèle simple permettant de simuler approximativement le comportement d'une géométrie de système de capteurs ;
2. des critères à remplir afin que la géométrie étudiée puisse remplir sa fonction, soit, fournir une rétroaction en position avec une précision suffisante ;
3. des méthodes d'analyse numérique fondées sur des principes heuristiques afin d'évaluer si la géométrie proposée répond aux critères.

De plus, suite à une revue de littérature, cinq méthodes d'approximation multi-dimensionnelle ont été identifiées et testées pour l'application de la calibration des capteurs multi-degré de liberté. Les méthodes RBF et SVR se sont montrées adéquates, et la méthode SVR est finalement recommandée en raison de sa robustesse et du fait qu'elle ait été étudiée rigoureusement dans la littérature.

L'utilité des outils de conception proposés et la méthode de calibration SVR ont été démontrées en effectuant la conception de deux géométries de capteurs potentielles pour le manipulateur à l'étude. Suite aux résultats des analyses numériques et des simulations de calibration, la géométrie nommée *concept uniaxial* a été identifiée comme le meilleur des deux concepts.

Afin de confirmer la performance du capteur *uniaxial*, un prototype complet et fonctionnel a été construit et assemblé sur le manipulateur. Des essais expérimentaux ont alors démontrés que le capteur peut atteindre une précision minimale de 1.2 mm et moyenne (RMS) de 0.3 mm lorsque calibré avec l'algorithme SVR. Cette précision est jugée suffisante pour le manipulateur, une application quasi-statique de haute précision, et serait certainement adéquate pour d'autres applications envisagées pour la robotique souple comme les robots mobiles ou les appareils haptiques.

5.2 Contributions originales

De façon générale, peu de publications traitent du problème des capteurs pour la robotique souple, certainement beaucoup moins que celles traitant des actionneurs. Or, les capteurs sont tout aussi importants dans le cadre de systèmes robotisés complets, permettant le contrôle en boucle fermée. Avec peu d'information disponible sur les capteurs souples, la plupart des concepts robotiques souples proposés dans la littérature utilisent des systèmes de capteurs qui sont déformables, mais dont le fonctionnement est calqué sur celui des capteurs en robotique traditionnelle, limitant ainsi le potentiel d'innovation des robots souples. Ce projet de recherche se veut un premier pas vers des systèmes de capteurs permettant le contrôle en boucle fermée de joints déformables et hyperélastiques avec jusqu'à six degrés de liberté en parallèle. Dans cet objectif, deux principaux aspects ont été ciblés comme actuellement limitants ; soit la conception et la calibration.

5.2.1 Conception

La conception de capteurs élastomériques en plusieurs degrés de liberté pose plusieurs défis. La mécanique non-linéaire et tridimensionnelle des matériaux hyperélastiques est difficile à modéliser. De plus, le couplage des degrés de liberté complexifie l'analyse des caractéristiques de performance traditionnelles des capteurs, par exemple la sensibilité et la précision.

Bien sûr, beaucoup de recherche fondamentale existe dans des domaines comme la mécanique des milieux continus appliquée aux matériaux hyperélastiques. Par contre, le présent projet de recherche propose une approche entièrement pratique qui pourrait éventuellement permettre aux ingénieurs-concepteurs de développer des systèmes robotiques souples pour des applications novatrices.

5.2.2 Calibration

La nature des défis posés par la calibration de capteurs de mouvement élastomériques avec plusieurs degrés de liberté est similaire à celle des défis de conception, liés à la difficulté de la modélisation du comportement du matériau, ainsi qu'au couplage entre les degrés de liberté. Bien qu'un nombre limité de ce type de capteurs ont été proposés dans la littérature, le problème de la calibration y est traité de façon simplifiée : soit le capteur est conçu de façon à ce que les degrés de liberté soient facilement découplables, soit on limite la sortie du système de capteur à un seul degré de liberté qui est, en plus, binaire.

Ce projet de recherche propose une approche plus générale qui a permis de calibrer un système de capteurs avec cinq degrés de liberté entièrement couplés et continus, et ce,

avec une bonne précision. Bien que l'algorithme en soi n'est pas nouveau, aucun traité de l'application des algorithmes présentés au chapitre 4 au problème de la calibration de capteurs n'a été trouvé dans la littérature.

5.3 Nouvelles perspectives et travaux futurs

Le projet de recherche est un premier pas, avec une vision pratique, vers la possibilité de concevoir, de modéliser et d'analyser la performance d'un système arbitraire de capteurs à film diélectrique à plusieurs degrés de liberté. Bien qu'une étude de cas précise a été démontrée, plusieurs questions restent quant à la généralisation des principes.

Par exemple, les méthodes d'analyse proposées sont basées sur des principes heuristiques et intuitifs. Bien qu'elles fournissent de l'information au concepteur, elles nécessitent aussi que celui-ci fasse preuve de jugement et de nuance. Des analyses statistiques plus rigoureuses pourraient possiblement fournir des critères à la fois plus concis et plus objectifs à partir de la même information.

De la même façon, bien que la calibration SVR semble bien fonctionner empiriquement, aucune garantie n'est établie quant à sa précision, ce qui peut être problématique dans certains cas importants, comme dans le domaine médical. Encore une fois, l'analyse statistique de l'algorithme et des résultats obtenus pourrait possiblement mener à des limites probabilistes sur la précision.

Finalement, beaucoup d'opportunités restent ouvertes pour l'amélioration de la précision des systèmes de capteurs. La géométrie peut être optimisée, mais un gros gain pourrait aussi être fait en utilisant un capteur de référence plus précis que celui qui a été fabriqué dans le cadre de ce projet de recherche. De plus, il serait intéressant d'étudier la variation de la réponse du capteur à long terme afin de déterminer s'il pourrait être pertinent de refaire la calibration à intervalles pour compenser le vieillissement du système.

LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] Anderson, I., Gisby, T. A., McKay, T. G., OBrien, B. M. et Calius, E. (2012). Multi-functional dielectric elastomer artificial muscles for soft and smart machines. *Journal of Applied Physics*, volume 112, numéro 4, p. 041101–041101–20.
- [2] Arabagi, V., Gosline, A., Wood, R. et Dupont, P. (2013). Simultaneous soft sensing of tissue contact angle and force for millimeter-scale medical robots. Dans *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, p. 4396–4402.
- [3] Barnes, A., Liu, Q., Young, G. et Lu, T.-F. (2007). Evaluation of selected dielectric elastomers for use in an artificial muscle actuator. Dans *Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation*. Australian Robotics and Automation Association Inc.
- [4] Bauer, S., Bauer-Gogonea, S., Graz, I., Kaltenbrunner, M., Keplinger, C. et Schwödiauer, R. (2014). 25th anniversary article : A soft future : From robots and sensor skin to energy harvesters. *Advanced Materials*, volume 26, numéro 1, p. 149–162.
- [5] Calinon, S., Bruno, D., Malekzadeh, M. S., Nanayakkara, T. et Caldwell, D. G. (2014). Human–robot skills transfer interfaces for a flexible surgical robot. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, volume 116, numéro 2, p. 81–96.
- [6] Carpi, F. et Smela, É. (2009). *Biomedical Applications of Electroactive Polymer Actuators*. John Wiley and Sons.
- [7] Chalimourda, A., Schölkopf, B. et Smola, A. J. (2004). Experimentally optimal ν in support vector regression for different noise models and parameter settings. *Neural Networks*, volume 17, numéro 1, p. 127–141.
- [8] Chang, C.-C. et Lin, C.-J. (2011). LIBSVM : A library for support vector machines. *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, volume 2, numéro 3, p. 27 :1–27 :27.
- [9] Chen, Y., Oliveira, J. et Hunter, I. (2013). Two-axis bend sensor design, kinematics and control for a continuum robotic endoscope. Dans *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE, p. 704–710.
- [10] Cherkassky, V. et Ma, Y. (2004). Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression. *Neural Networks*, volume 17, numéro 1, p. 113–126.
- [11] Daerden, F. et Lefeber, D. (2002). Pneumatic artificial muscles : Actuators for robotics and automation. *European Journal of Mechanical and Environmental Engineering*, volume 47, numéro 1, p. 11–21.
- [12] Fasshauer, G. et Zhang, J. (2007). On choosing "optimal" shape parameters for RBF approximation. *Numerical Algorithms*, volume 45, numéro 1-4, p. 345–368.
- [13] Fasshauer, G. E. (2007). *Meshfree Approximation Methods with Matlab*. World Scientific.

- [14] Fasshauer, G. E. et Zhang, J. G. (2007). Iterated Approximate Moving Least Squares Approximation. Dans Leitão, V. M. A., Alves, C. J. S. et Armando Duarte, C., *Advances in Meshfree Techniques, volume 5*. Springer Netherlands, Dordrecht, p. 221–239.
- [15] Flyer, N., Lehto, E., Blaise, S., Wright, G. et St-Cyr, A. (2012). A guide to RBF-generated finite differences for nonlinear transport : Shallow water simulations on a sphere. *Journal of Computational Physics*, volume 231, numéro 11, p. 4078–4095.
- [16] Fornberg, B. et Zuev, J. (2007). The Runge phenomenon and spatially variable shape parameters in RBF interpolation. *Computers & Mathematics with Applications*, volume 54, numéro 3, p. 379–398.
- [17] Galiana, I., Hammond, F., Howe, R. et Popovic, M. (2012). Wearable soft robotic device for post-stroke shoulder rehabilitation : Identifying misalignments. Dans *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. p. 317–322.
- [18] Giannaccini, M. E., Georgilas, I., Horsfield, I., Peiris, B. H. P. M., Lenz, A., Pipe, A. G. et Dogramadzi, S. (2004). A variable compliance, soft gripper. *Autonomous Robots*, p. 1–15.
- [19] Girard, A., Bigue, J.-P., O’Brien, B., Gisby, T., Anderson, I. et Plante, J.-S. (2015). Soft Two-Degree-of-Freedom Dielectric Elastomer Position Sensor Exhibiting Linear Behavior. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, volume 20, numéro 1, p. 105–114.
- [20] Girard, A. et Plante, J.-S. (2013). Applied control of binary robots based on influence vectors. Dans *Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, p. 523–529.
- [21] Gisby, T., Obrien, B. et Anderson, I. (2013). Self sensing feedback for dielectric elastomer actuators. *Applied Physics Letters*, volume 102, numéro 19, p. 3703.
- [22] Gisby, T. A., Xie, S., Calius, E. P. et Anderson, I. A. (2009). Integrated sensing and actuation of muscle-like actuators. Dans *Proc. SPIE Electroactive Polymer Actuators and Devices (EAPAD)*. volume 7287. SPIE, San Diego, CA, USA, p. 728707–12.
- [23] Hardy, R. L. (1971). Multiquadric equations of topography and other irregular surfaces. *Journal of Geophysical Research*, volume 76, numéro 8, p. 1905–1915.
- [24] Hornik, K. (1991). Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, volume 4, numéro 2, p. 251–257.
- [25] Hosoda, K., Tada, Y. et Asada, M. (2006). Anthropomorphic robotic soft fingertip with randomly distributed receptors. *Robotics and Autonomous Systems*, volume 54, numéro 2, p. 104–109.
- [26] Iida, F. et Laschi, C. (2011). Soft Robotics : Challenges and Perspectives. *Procedia Computer Science*, volume 7, p. 99–102.

- [27] Jazar, R. N. (2010). *Theory of Applied Robotics : Kinematics, Dynamics, and Control*. Springer Science & Business Media.
- [28] Jin, R., Chen, W. et Simpson, T. W. (2001). Comparative studies of metamodeling techniques under multiple modelling criteria. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, volume 23, numéro 1, p. 1–13.
- [29] Jung, K., Kim, K. J. et Choi, H. R. (2008). A self-sensing dielectric elastomer actuator. *Sensors and Actuators A : Physical*, volume 143, numéro 2, p. 343–351.
- [30] Kemp, C., Edsinger, A. et Torres-Jara, E. (2007). Challenges for robot manipulation in human environments [Grand Challenges of Robotics]. *IEEE Robotics Automation Magazine*, volume 14, numéro 1, p. 20–29.
- [31] Keplinger, C., Kaltenbrunner, M., Arnold, N. et Bauer, S. (2008). Capacitive extensometry for transient strain analysis of dielectric elastomer actuators. *Applied Physics Letters*, volume 92, numéro 19, p. 192903.
- [32] Kim, S., Laschi, C. et Trimmer, B. (2013). Soft robotics : A bioinspired evolution in robotics. *Trends in Biotechnology*, volume 31, numéro 5, p. 287–294.
- [33] Kure, K., Kanda, T., Suzumori, K. et Wakimoto, S. (2008). Flexible displacement sensor using injected conductive paste. *Sensors and Actuators, A : Physical*, volume 143, numéro 2, p. 272–278.
- [34] Leia Stirling, C.-H. Y. (2011). Applicability of Shape Memory Alloy Wire for an Active, Soft Orthotic. *Journal of materials engineering and performance*, volume 20, numéro 4, p. 658–662.
- [35] Lens, T., Kunz, J., Stryk, O. v., Trommer, C. et Karguth, A. (2010). BioRob-Arm : A Quickly Deployable and Intrinsically Safe, Light- Weight Robot Arm for Service Robotics Applications. Dans *Robotics (ISR), 2010 41st International Symposium on and 2010 6th German Conference on Robotics (ROBOTIK)*. p. 1–6.
- [36] Liu, W., Li, F., Stefanini, C., Chen, D. et Dario, P. (2010). Biomimetic flexible/compliant sensors for a soft-body lamprey-like robot. *Robotics and Autonomous Systems*, volume 58, numéro 10, p. 1138–1148.
- [37] Majidi, C., Kramer, R. et Wood, R. J. (2011). A non-differential elastomer curvature sensor for softer-than-skin electronics. *Smart Materials and Structures*, volume 20, numéro 10, p. 105017.
- [38] Miron, G., Girard, A., Plante, J.-S. et Lepage, M. (2013). Design and Manufacturing of Embedded Air-Muscles for a Magnetic Resonance Imaging Compatible Prostate Cancer Binary Manipulator. *Journal of Mechanical Design*, volume 135, numéro 1, p. 011003–011003.
- [39] Nagase, J.-y., Wakimoto, S., Satoh, T., Saga, N. et Suzumori, K. (2011). Design of a variable-stiffness robotic hand using pneumatic soft rubber actuators. *Smart Materials and Structures*, volume 20, numéro 10, p. 105015.

- [40] Park, Y.-L., Chen, B.-r., Pérez-Arancibia, N. O., Young, D., Stirling, L., Wood, R. J., Goldfield, E. C. et Nagpal, R. (2014). Design and control of a bio-inspired soft wearable robotic device for ankle-foot rehabilitation. *Bioinspiration & Biomimetics*, volume 9, numéro 1, p. 016007.
- [41] Park, Y.-L., Chen, B.-R. et Wood, R. J. (2012). Design and Fabrication of Soft Artificial Skin Using Embedded Microchannels and Liquid Conductors. *IEEE Sensors Journal*, volume 12, numéro 8, p. 2711–2718.
- [42] Park, Y.-L., Majidi, C., Kramer, R., Bérard, P. et Wood, R. J. (2010). Hyperelastic pressure sensing with a liquid-embedded elastomer. *Journal of Micromechanics and Microengineering*, volume 20, numéro 12, p. 125029.
- [43] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M. et Duchesnay, É. (2011). Scikit-learn : Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, volume 12, p. 2825–2830.
- [44] Pepper, D., Wang, X. et Carrington, D. (2013). A meshless method for modeling convective heat transfer. *Journal of Heat Transfer*, volume 135, numéro 1.
- [45] Pfeifer, R., Lungarella, M. et Iida, F. (2012). The Challenges Ahead for Bio-inspired 'Soft' Robotics. *Commun. ACM*, volume 55, numéro 11, p. 76–87.
- [46] Pfeifer, R., Marques, H. et Iida, F. (2013). Soft robotics : The next generation of intelligent machines. Dans *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*. AAAI Press, p. 5–11.
- [47] Rippl, S. (1999). An algorithm for selecting a good value for the parameter c in radial basis function interpolation. *Advances in Computational Mathematics*, volume 11, numéro 2-3, p. 193–210.
- [48] Russell, S. J., Norvig, P., Canny, J. et Bratko, I. (2005). *Artificial Intelligence : A Modern Approach*. Pearson Education, Limited.
- [49] Schaul, T., Bayer, J., Wierstra, D., Sun, Y., Felder, M., Sehnke, F., Rückstieß, T. et Schmidhuber, J. (2010). PyBrain. *J. Mach. Learn. Res.*, volume 11, p. 743–746.
- [50] Shirafuji, S. et Hosoda, K. (2014). Detection and prevention of slip using sensors with different properties embedded in elastic artificial skin on the basis of previous experience. *Robotics and Autonomous Systems*, volume 62, numéro 1, p. 46–52.
- [51] Smola, A. J. et Schölkopf, B. (2004). A tutorial on support vector regression. *Statistics and Computing*, volume 14, numéro 3, p. 199–222.
- [52] Vapnik, V. (2000). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer Science & Business Media.
- [53] Vapnik, V., Golowich, S. E. et Smola, A. (1996). Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation, and Signal Processing. Dans *Advances in Neural Information Processing Systems 9*. MIT Press, p. 281–287.

- [54] Xu, D., Gisby, T. A., Xie, S. et Anderson, I. A. (2013). Scalable sensing electronics towards a motion capture suit. Dans *Proc. SPIE Electroactive Polymer Actuators and Devices (EAPAD)*. volume 8687. p. 86872L.

