



HAL
open science

Développement d'une peau artificielle pour l'apprentissage d'interactions physiques et sociales sur un robot humanoïde

Ganna Pugach

► **To cite this version:**

Ganna Pugach. Développement d'une peau artificielle pour l'apprentissage d'interactions physiques et sociales sur un robot humanoïde. Robotique [cs.RO]. Université de Cergy-Pontoise, 2017. Français. NNT: . tel-01724163v1

HAL Id: tel-01724163

<https://hal.science/tel-01724163v1>

Submitted on 6 Mar 2018 (v1), last revised 9 May 2018 (v2)

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Université de Cergy-Pontoise - Ecole doctorale Sciences et Ingénierie

THÈSE DE DOCTORAT

présentée et soutenue publiquement pour obtenir le titre de DOCTEUR en Robotique et Sciences Cognitives

DÉVELOPPEMENT D'UNE PEAU ARTIFICIELLE POUR L'APPRENTISSAGE D'INTERACTIONS PHYSIQUES ET SOCIALES SUR UN ROBOT HUMANOÏDE

par

GANNA PUGACH

ETIS UMR 8051, Université Paris Seine, Université de Cergy-Pontoise, ENSEA, CNRS

Soutenue le 15 Septembre 2017, devant le jury composé de :

M. PAINDAVOINE,	Professeur, Université de Bourgogne, France	Président du jury
A. BILLARD,	Professeure, École polytechnique fédérale de Lausanne	Rapporteure
N. ROUGIER,	Chargé de recherche-HDR, INRIA Bordeaux, France	Rapporteur
S. IVALDI,	Chargée de recherche, INRIA Nancy Grand-Est, France	Examinatrice
P. GAUSSIER,	Professeur des universités, Université de Cergy-Pontoise	Directeur de thèse
O. TOLOCHKO,	Professeure, Institut polytechnique de Kiev, Ukraine	Co-directrice de thèse
A. PITTI,	Maître de conférences, Université de Cergy-Pontoise	Encadrant de thèse

Le toucher est considéré comme l'un des sens primordiaux à modéliser chez un robot afin de lui permettre de générer des comportements plus souples et plus agiles comme attraper un objet, toucher (ou être touché par) une personne. Même si les capteurs tactiles actuels sont encore très limités en comparaison à la peau humaine, combinés à la vision et à la proprioception, le développement de nouveaux capteurs proches de la peau humaine pourrait démultiplier les capacités d'interactions d'un robot afin d'interagir directement avec une personne en toute sécurité et de partager avec lui son environnement physique et social.

A la différence de la peau humaine, les principaux capteurs tactiles utilisés en robotique actuellement ne sont capables de détecter des variations de pression et de poids que sur de petites surfaces uniquement. De plus, ceux-ci sont souvent très rigides et n'ont pas les propriétés élastiques de déformation de la peau humaine. Les travaux de cette thèse se basent sur le développement d'une interface tactile proche d'une "peau artificielle" en terme de surface de recouvrement (qui peuvent atteindre plusieurs dizaines de centimètres carrés) et de localisation des points de contact de quelques dizaines de millinewtons. Deux aspects principaux sont développés : (i) aspect d'ingénierie comprenant le développement d'un prototype de peau artificielle conçue pour un robot humanoïde afin de lui conférer une perception tactile, et (ii) aspect cognitifs qui s'appuient sur l'intégration de multiples rétroactions sensorielles (tactile, visuelle, proprioceptive) dans le but d'avoir un robot qui puisse interagir physiquement avec des personnes.

Le prototype tactile développé est basé sur la reconstruction du champ électrique à la surface d'un matériau conducteur, suivant le principe de la Tomographie par Impédance Électrique (TIE). Notre innovation principale a été d'implémenter des techniques d'apprentissage par réseau de neurones artificiels afin de reconstruire l'information sans utiliser les techniques analytiques d'inversion de matrice coûteuse en temps de calcul. De plus, nous montrons que l'utilisation de réseaux de neurones artificiels permet d'avoir un système beaucoup plus biomimétique, indispensable pour comprendre la perception du toucher chez l'être humain.

Nous avons ensuite abordé le problème de l'intégration des informations tactiles et motrices. Après avoir recouvert un bras manipulateur avec la peau artificielle, nous avons fait apprendre un réseau de neurones son schéma corporel et adapter sa compliance par retour tactile. Le fonctionnement du moteur est basé sur le contrôle par admittance du bras robotique. Des expériences montrent que les réseaux de neurones peuvent contrôler l'interaction adaptative entre le bras du robot avec une personne grâce à l'estimation du couple appris selon la position où la force tactile avait été appliquée lors de la phase d'apprentissage.

Enfin, nous sommes intéressées à la problématique de la représentation du corps au niveau neuronal, comment les êtres humains perçoivent leur propre corps à travers tous les sens (visuel, tactile et proprioceptif). Nous avons proposé un modèle biologique au niveau du cortex pariétal qui s'appuie sur l'intégration de multiples rétroactions sensorielles du corps du robot (son bras) et sur la synchronisation des rétroactions visuelles et proprioceptives. Nos résultats montrent l'apprentissage d'une image corporelle et l'espace péri-personnel avec l'émergence de neurones qui codent une information spatiale visuo-tactile relative au déplacement du bras et centrée soit sur le bras robotique soit centrée sur l'objet.

The touch perception is considered as one of the crucial senses to be recreated in a robot so that it could generate a more flexible and agile behavior. For instance, grasping an object, as well as touch or be touched by a person. Although modern touch sensors are still very limited compared to the human skin, combined with vision and proprioception, the development of new sensors similar to human skin could multiply the robot's capacity to interact directly and safely with a person, as well as to share his or her physical and social environment.

Unlike human skin, the main touch sensors used in modern robotics are only capable of detecting the pressure and weight variations on small batches of surface. Moreover, they are often quite stiff and do not have the elastic deformation capacity intrinsic to the human skin. The purpose of this thesis is to develop a touch interface close to "artificial skin" in terms of the covered area (which can reach several square decimeters) and localization of the contact points (several dozen millinewtons). Two main aspects have been developed: *(i)* the engineering aspect including the development of an artificial skin prototype for a humanoid robot designed to impart a tactile perception, and *(ii)* the cognitive aspect that is based on the integration of multiple sensory feedbacks (tactile, visual, proprioceptive) in order to conceive a robot that can physically interact with people.

The developed tactile prototype is based on the reconstruction of the electric field on the surface of a conductive material, following the principle of Electrical Impedance Tomography (EIT). Our main innovation was to implement the neural network learning techniques to reconstruct the information without using the inverse matrix analytical techniques which imply time consuming computation. Moreover, we show that the application of artificial neural networks allows to obtain a much more biomimetic system, essential to understand the perception of the human touch.

Then, we addressed the issue of integrating tactile and motor information. After having covered a manipulator arm with artificial skin, we have learn a neural network its body schema and enables it to adjust its compliance with tactile feedback. The functioning of the motor is based on the admittance control of the robot arm. Experiments show that neural networks can control the adaptive interaction between the robot arm and a human being by estimating the torque perceived according to the position where the touch force had been applied during the learning phase.

Finally, we turned our attention to the issue of the body representation at the neuronal level, namely, how human beings perceive their own body through all their senses (visual, tactile, and proprioceptive). We have proposed a biological model in the parietal cortex, which is based on the integration of multiple sensory feedbacks from the robot's body (its arm) and on the synchronization of visual and proprioceptive feedback. Our results show the capacity to perceive the body image with the emergence of neurons that encode a spatial visual-tactile information of the arm movement and is centered on either the robotic arm or on the object.

Table des matières

Introduction	13
1 Tomographie par Impédance Électrique. Conception électronique d'un dispositif tactile pour les interactions physiques entre les robots et les humains	19
1.1 État de l'art sur les peaux artificielles basées sur les méthodes de reconstruction d'image	19
1.2 Tomographie par Impédance Électrique	24
1.2.1 Le principe de la TIE	24
1.2.2 Solution inverse pour la reconstruction d'image par la TIE	26
1.3 Concept du capteur tactile à la base de la TIE	27
1.3.1 Stratégie de mesure d'impédance	28
1.3.2 Configuration du système de la TIE	29
1.3.3 Résultats expérimentaux	30
1.4 Discussion	31
2 Développement d'une peau artificielle basée sur la méthode de Tomographie par Impédance Électrique en utilisant des cartes auto-organisatrices	33
2.1 Introduction	33
2.2 Propriétés du tissu conducteur	35
2.2.1 Sensibilité résistive	35
2.2.2 Caractéristique fréquentielle	37
2.2.3 Dégradation thermique du polymère	38
2.3 Propriétés du capteur tactile développé	40
2.3.1 Estimation de la pression en fonction de distance spatiale par rapport aux électrodes	40
2.3.2 Résolution spatiale	41
2.3.3 Résolution en pression	42
2.4 Méthode proposée basée sur les réseaux de neurones	43
2.4.1 Cartes auto-organisatrices	44
2.4.2 Structure des cartes auto-organisées	45
2.4.3 L'algorithme d'apprentissage d'un SOM	45
2.5 Reconstruction d'image avec les réseaux de neurones de Kohonen	46
2.5.1 Installation expérimentale	46

2.5.2	Apprentissage d'une carte de Kohonen pour la reconstruction de la localisation spatiale des points de contact	46
2.5.3	Résultats expérimentaux	48
2.5.4	Expérience 2 – TIE vs réseaux neuronaux	48
2.5.5	Expérience 3 avec réseaux de neurones	50
2.6	Discussion	54
3	Intégration des informations tactiles et motrices. Contrôle du bras robotique par admittance	57
3.1	Intoduction	57
3.2	Matériel	59
3.2.1	Le bras robotique	59
3.2.2	Le capteur tactile "peau artificielle"	59
3.2.3	Montage	60
3.3	Méthodes	62
3.3.1	Contrôle par admittance en utilisant des couples articulaires mesurés . .	62
3.3.2	Contrôle par admittance en utilisant l'apprentissage neuronal et une peau artificielle	63
3.4	Expériences	65
3.4.1	Expérience 1 - Contrôle d'interaction avec le manipulateur Jaco	65
3.4.2	Expérience 2 - Apprentissage d'une carte auto-organisatrice tactile . . .	66
3.4.3	Expérience 3 - Contrôle par admittance en utilisant l'apprentissage neuronal et l'information tactile	68
3.5	Discussion	71
4	Modélisation de l'intégration tactile, visuelle et proprioceptive pour la représentation corporelle	73
4.1	Introduction	73
4.2	Installation expérimentale	76
4.3	Modèle computationnel	77
4.3.1	Intégration visuo-motrice et tactile pour l'apprentissage du schéma corporel	77
4.3.2	Représentation de la cible dans le référentiel visuel centré sur l'œil . . .	80
4.3.3	Orientation visuelle désirée dans le référentiel centré sur le bras	81
4.4	Résultats	82
4.4.1	Expérience 1 - Représentation de l'espace autour du corps	82
4.4.2	Expérience 2 - Estimation de la distance et de l'orientation visuelle lorsque le bras bouge	83
4.4.3	Expérience 3 - Estimation de la distance et de l'orientation visuelle relative pour les points de focalisation d'attention qui avancent vers le bras fixe	85
4.5	Discussion	86
	Conclusion	89

A Matériel d'échantillonnage	107
A.1 Schéma électronique de TIE	107

Publications personnelles

Revues internationales

Pitti, A., **Pugach G.**, Gaussier, P., and Shimada, S. (2017). Spatio-temporal tolerance of visuo-tactile illusions in artificial skin by recurrent neural network with spike-timing-dependent plasticity. *Scientific Reports*, 7:41056

Pugach G., Pitti, A., and Gaussier, P. (2015). Neural learning of the topographic tactile sensory information of an artificial skin through a self-organizing map. *Advanced Robotics*, 29(21):1393–1409

Conférences internationales

Abrossimoff, J., Pitti, A., **Pugach G.**, and Gaussier, P. (2017). Visuo-tactile learning for reaching and self-perception with gain-field networks. In *2017 IEEE RAS International Conference on Humanoid Robots*, page submitted

Pugach G., Melnyk, A., Tolochko, O., Pitti, A., and Gaussier, P. (2016). Touch-based admittance control of a robotic arm using neural learning of an artificial skin. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 3374–3380

Pugach G., Pitti, A., Melnyk, A., Henaff, P., and Gaussier, P. (2014). Learning spatial touch in an artificial skin with neural network. In *Eurohaptics 2014*, pages 458–460. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2014

Pugach, G., Khomenko, V., Melnyk, A., Pitti, A., Henaff, P., and Gaussier, P. (2013). Electronic hardware design of a low cost tactile sensor device for physical human-robot interactions. *IEEE XXXIII International Scientific Conference Electronics and Nanotechnology, ELNANO*, pages 445–449

Introduction

Le sens tactile est considéré comme l'un des sens primordiaux à modéliser chez un robot afin de lui conférer des comportements souples et agiles comme la préhension d'objets ou le ressenti tactile (toucher ou être touché par un opérateur humain). Cependant, les capteurs tactiles actuels sont encore très limités par rapport aux capacités de la peau humaine. Combinés à la vision, au son et à la proprioception, le développement de nouveaux capteurs proches du fonctionnement de la peau humaine pourrait démultiplier les capacités d'interaction d'un robot pour lui permettre d'interagir directement avec une personne en toute sécurité et de partager avec lui son environnement physique et social.

Le sens tactile chez un humain

La peau est le plus grand organe humain. Elle nous offre le sens du toucher, le premier sens à se développer *in utero*, et sans doute le plus important de tous les sens humains. Grâce à l'information tactile nous pouvons interagir efficacement avec notre environnement, marcher, éviter des obstacles, saisir ou manipuler des objets, et même apprendre leurs propriétés physiques. L'importance du toucher lors de la manipulation d'objets a été démontrée par [Westling and Johansson \[1984\]](#). Ils ont appliqué un anesthésique local à l'index et au pouce de volontaires humains et ont observé que les capacités des sujets à ajuster la force de prise de la main lors de la tentative de soulever un objet étaient fortement affectées. A partir des travaux de [Robles-De-La-Torre \[2006\]](#), nous connaissons le cas un individu qui a perdu de façon permanente de la majorité de son sens tactile en raison de dommages dans les nerfs qui portent les informations sensorielles au centre du système nerveux. Sa perte tactile a causé des changements dramatiques dans sa vie. Il ne pouvait plus marcher, se tenir debout ou s'asseoir, ne pouvait plus contrôler le mouvement de ses membres ou évaluer leur position. Ses mains, ses bras et ses doigts se déplaçaient de façon incontrôlable sans même qu'il ne s'en aperçoive et rendant impossible l'accomplissement d'une activité qualifiée.

Notre corps est littéralement couvert par un immense réseau de récepteurs tactiles et de centres de traitement - le système somatosensoriel - qui permet de percevoir les changements de température, la douleur, l'irritation, la kinesthésie, le toucher et les vibrations. Nos muscles, les articulations et les organes sont tous reliés aux nerfs qui envoient constamment des informations au cerveau [Gardner \[2001\]](#).

Le système somatosensoriel comprend trois sous-systèmes différents : cutané, kinesthésique et haptique ([Lederman \[1991\]](#); [Klatzky and Lederman \[2003\]](#)). Le système cutané implique un contact physique avec la surface extérieure du corps et génère des entrées sensorielles à travers

des récepteurs incorporés dans la peau. Le système kinesthésique reçoit des apports sensoriels des récepteurs dans les muscles, les tendons et les articulations, et fournit des informations sur la position et le mouvement du corps et des membres. Le système haptique combine à la fois les systèmes cutanés et kinesthésiques. Pour des besoins de concision dans cette thèse, toutes les perceptions dérivées des systèmes cutanés et/ou kinesthésiques sont appelées toucher ou tactile.

Le toucher peut être classé comme distal ou proximal. Le toucher distal se produit lorsqu'un objet active des récepteurs tactiles sans avoir de contact physique direct avec la peau, par exemple, par rayonnement de chaleur. Le toucher proximal nécessite un contact direct entre l'objet et la peau comme la pression.

De plus, le toucher est aussi classé en terme de nature intentionnelle. Si l'humain contrôle le processus d'exploration et cherche des informations en déplaçant ou en touchant un objet, cela s'appelle le toucher actif. A l'inverse du toucher actif, et d'une manière similaire à la vue et l'ouïe, si les récepteurs cutanés sont activés par un objet en mouvement touchant la surface du corps, cela s'appelle le toucher passif. Dans la recherche en robotique, le toucher actif est souvent étudié dans le contexte de manipulation et de saisie d'objets (Hebert et al. [2011]). Le travail présenté dans cette thèse sera principalement focalisé sur le toucher proximal et passif qui se produit entre les humains et les robots.

Le sens tactile dans l'interaction homme-robot

La perception tactile en robotique est définie comme la perception continue des forces variables de contact (Pennywitt [1986]). D'après Tegin and Wikander [2005] cette information peut être utilisée pour :

- déterminer si le robot est en contact avec un objet pour une tâche de manipulation (Choi et al. [2006]) . Parfois l'information visuelle seule n'est pas suffisante pour réaliser une tâche de saisie dans le cas où la résolution de l'image reste relativement faible ou à partir du moment où la saisie en elle-même occulte l'image. Pour pallier ce problème, une approche consiste à compléter l'information visuelle par une information de contact.
- informer sur la configuration du contact. En effet, la détermination de la forme du contact associée aux informations de pression et de couple exercé sur les articulations du bras du robot permettrait une identification précise du type de contact. De plus, la reconnaissance de la propriété matériel et de la texture (Takamuku et al. [2007]) ou l'exploration par le toucher actif pourrait apporter une information supplémentaire sur le modèle d'objet et améliorer la qualité de manipulation (Okamura et al. [2000]).
- le retour de force pour la commande du robot. Pour les tâches compliquées dans des environnements incertains et dynamiques, le contrôle en boucle ouverte ne sera pas suffisant. La localisation du toucher à un emplacement spécifique pourrait aider le contrôle du robot pour suivre un contact ou éviter des collisions.

En outre, des informations tactiles sont utilisées pour calibrer les limites physiques du corps (Hoshi and Shinoda [2006]) et pour apprendre la représentation de l'espace péri-personnel du robot (Roncone et al. [2015]).

Dans le domaine de l'interaction homme-robot, la détection tactile a joué un rôle important dans les thérapies assistées par des robots-animaux, afin d'apporter des améliorations physiques et mentales significatives aux enfants et aux adultes (Shibata [2004]). De plus, les robots humanoïdes interactifs dotés de capteurs tactiles illustrent la possibilité d'utiliser des robots pour améliorer la vie quotidienne : en travaillant comme tuteur dans les classes (Kanda et al. [2004]) ou en collaborant côte à côte avec des humains en tant que membre d'équipe (Diftler et al. [2011]). Les travaux de Noda et al. [2007]; Tawil et al. [2011b] se concentrent sur l'interprétation du toucher social pour la robotique à travers les capteurs tactiles. Argall and Billard [2010] présentent un état de l'art sur la perception tactile utilisée pour détecter le contact pendant l'interaction homme-robot.

Dans cette thèse nous allons nous intéresser à utilisation de l'information tactile pour le contrôle du bras robotique et la représentation du schéma corporel et de l'espace péri-personnel.

État de l'art sur les capteurs tactiles

Pendant les deux dernières décennies, la poursuite de l'amélioration de la capacité sensorielle tactile de divers dispositifs robotiques, a entraîné l'apparition de nombreux capteurs tactiles pour transformer l'information tactile en signaux électriques (Dahiya et al. [2010]; Lee and Nicholls [1999b]; Tiwana et al. [2012]), mais tous ne sont pas adéquats pour une adaptation dynamique lorsque la structure de l'information sensorielle change.

Lee and Nicholls [1999a] définissent un capteur tactile comme « un dispositif capable de mesurer une propriété donnée d'un objet ou d'un événement de contact par contact physique entre capteur et objet ». La production de capteurs tactiles avec des designs innovants continue, mais malgré tous ces développements, les capteurs actuels restent largement insatisfaisants pour la robotique, soit parce qu'ils sont des éléments tactiles ("taxels") de taille unique, trop gros pour être utilisés sans sacrifier l'agilité du robot ou parce qu'ils sont lents ou fragiles, en raison de leur manque d'élasticité, de flexibilité et de robustesse mécanique et aussi dans certains cas en raison de leur nature numérique.

Les capteurs tactiles peuvent être classés suivant leur principe de fonctionnement et de la nature physique des capteurs. Les principes de fonctionnement de capteurs tactiles sont les suivants : résistive, capacitive, inductive, optique, magnétique, piézoélectrique, ultrasons, magnéto-électrique, etc. De même, la nature physique des capteurs peut être flexible, élastique ou rigide. Le tableau 1 présente les avantages et les inconvénients relatifs des différents types de capteurs tactiles (Dahiya et al. [2010]).

Un capteur tactile moderne d'un robot doit avoir les propriétés suivantes :

- haute sensibilité, la capacité de percevoir la pression (force), le convertir en signaux électriques, qui permettent déterminer la forme et le matériau de l'objet, c'est à dire reconnaître des formes ;
- haute résolution spatiale correspondant à la sensibilité des doigts humains (résolution spatiale de la peau des doigts - 2 mm) ;
- 'bonnes' caractéristiques différentielles et linéaires ;
- faible valeur d'hystérésis ;

- immunité aux surcharges et aux conditions de fonctionnement ;
- petites dimensions et poids ;
- faible coût.

La plupart des techniques proposées pour les capteurs tactiles utilisent un ensemble de dispositifs unitaires isolés, piézo-résistifs ou capacitifs, qui couvrent une surface avec de petits champs réceptifs (Lee et al. [2006]; Meister et al. [2012]; Cannata et al. [2008a]). L'avantage

TABLE 1 – Les avantages et les inconvénients relatifs des différents types de capteurs tactiles

Types de capteurs	Avantages	Inconvénients
Résistif	- sensibilité - faible coût	- forte consommation d'énergie - généralement, on détecte seul point de contact
Piézorésistif	- sensibilité - faible coût - faible niveau de bruit - électroniques simples	- rigide et fragile - réponse non linéaire - hystérésis - sensible à la température
Effet tunnel	- sensibilité - flexibilité	- réponse non linéaire
Capacitif	- sensibilité - faible coût	- perturbations croisé - hystérésis - électroniques complexes
Optique	- immunité aux perturbations électromagnétiques - souple - sensibilité - rapide - pas d'interconnexions.	- encombrants - perte de la lumière par microflexion - consommation d'énergie - calculs complexes
Ultrasons	- réponse dynamique rapide - haute résolution	- utilité limitée à basse fréquence - électroniques complexes - sensible à la température
Magnétique	- haute sensibilité - bonne gamme dynamique - sans hystérésis mécanique - robustesse physique	- sensible à l'interférence magnétique - calculs complexes - assez encombrant - consommation d'énergie
Piézoélectrique	- réponse dynamique - large bande passante	- sensible à la température - connexions électriques fragile
Caoutchouc conducteur	- souple	- hystérésis mécanique - réponse non linéaire

d'utiliser des grilles est d'avoir un *tableau* de points tactiles isolés avec la même précision pour chaque unité. Ces capteurs peuvent être montés assez facilement sur une surface spécifiée mais pour avoir une résolution spatiale appréciable, il est nécessaire de couvrir la surface avec des dispositifs très petits, comme les MEMS (Cheng et al. [2007]). Un inconvénient pratique est que le nombre d'unités augmente dans la structure. La conception des circuits électroniques devient plus complexe. Cela implique la nécessité de connecter les unités avec un grand nombre de fils et aussi de les multiplexer, ce qui peut entraîner une plus grande consommation d'énergie et des problèmes de chaleur éventuels qui peuvent perturber la précision de la mesure du dispositif.

La stratégie opposée consiste à considérer un matériau uniforme dont les propriétés physiques peuvent être utilisées pour traiter l'information ; un principe de conception connu comme une computation morphologique ou physique (Pfeifer et al. [2007]). Ce matériau peut être considéré comme une feuille tactile similaire à une peau artificielle qui peut transformer une répartition de la densité des forces de pression en une distribution de densité ohmique dans le champ électrique. L'avantage de la deuxième méthode par rapport à la première est qu'elle consiste à couvrir de grandes surfaces de forme variée avec un matériau flexible et extensible similaire à la peau humaine adaptant les courbes des surfaces du robot avec un bon rapport entre l'électronique embarquée et la taille de la surface. Ses principaux inconvénients proviennent de (i) son temps de traitement en utilisant des méthodes classiques qui nécessitent le calcul de l'ensemble du champ électrique sur une surface de robot à l'aide d'équations paramétriques, ce qui peut prendre beaucoup de temps et (ii) la résolution spatiale dynamique du capteur, qui peut avoir une mauvaise résolution par rapport aux dispositifs unitaires.

Même si les capteurs basés sur un élément tactile (taxel) peuvent distribuer le contact sur de nombreux taxels et avoir de grands champs réceptifs dues à une peau conforme qu'ils sont couverts, les feuilles tactiles peuvent plutôt équilibrer le compromis difficile entre surface/précision/coût/vitesse par rapport aux dispositifs unitaires. Il est donc possible de classer les dispositifs dans trois catégories : les capteurs à base de taxel avec un champ réceptif étroit qui n'utilisent pas de computation morphologique ; capteurs à base de taxel avec des champs réceptifs plus larges, qui utilisent la computation morphologique combinée avec la disposition en grille (Lepora et al. [2005]) ; et des capteurs tactiles où la détection est due uniquement à la déformation de la surface du capteur.

Grandes lignes de la thèse

Le développement d'une peau artificielle pour l'interaction homme-robot n'est pas une tâche facile. En dépit de nombreuses approches pour la conception de dispositifs en robotique, une solution «parfaite» n'est pas encore disponible.

Quelques techniques intéressantes ont été proposées en robotique comme la Tomographie par Impédance Électrique (TIE) basée sur la reconstruction du champ électrique à la surface d'un matériau conducteur. Cette technique non-invasive est déjà utilisée en imagerie médicale pour détecter les corps internes en appliquant les électrodes à la surface de la peau d'un patient et en mesurant les variations de tension du champ électrique. De la même manière, une mesure de la variation de tension/d'impédance peut être faite à la surface d'un matériau conducteur afin d'en mesurer les variations du champ électrique et de reconstruire la localisation spatiale des points de contact. Un tel matériau peut être par exemple un tissu conducteur aux propriétés élastiques pour simuler une peau artificielle. En comparaison des techniques plus classiques, celle-ci a l'avantage d'être de faible coût dans son design, de couvrir de grandes surfaces et

d'être assez proche des caractéristiques de la peau humaine. Malgré ces avantages, des goulots d'étranglement demeurent : (1) l'acquisition rapide des données, (2) leur reconstruction qui se fait aujourd'hui par inversion d'une matrice coûteuse en temps de calcul et (3) le prototypage d'un matériau composite biomimétique encore plus proche des capacités humaines de toucher et des propriétés élastiques de la peau.

Dans le chapitre 1, nous proposerons une méthode à faible coût d'acquisition de données sur la surface du tissu conducteur souple pour la conception d'une peau artificielle robotique. Une étude des propriétés du tissu conducteur utilisé dans cette thèse et des propriétés du capteur tactile développé en utilisant le méthode de voisinage de la TIE sera réalisée dans le chapitre 2. Nous innoverons en proposant d'utiliser des techniques non supervisées d'apprentissage par réseaux de neurones artificiels afin de reconnaître des motifs tactiles pendant un contact physique. Nous montrerons que notre approche neuronale est plus robuste et rapide que des techniques classiques. La carte auto-organisatrice s'adapte à la topologie du capteur tactile et peut être utilisée en multi-contacts et pour la reconnaissance de la forme des objets même après un apprentissage avec un seul objet.

Le cadre des travaux de ma thèse ne se limite toutefois pas à la conception d'un dispositif tactile. Nous verrons comment la peau développée peut être utilisée pour auto-calibrer et contrôler un bras robotique. Dans le chapitre 3, nous proposerons un modèle neuronal pour apprendre l'association entre des couples engendrés par le contact et leur position sur la surface tactile. Nous montrerons que l'apprentissage des informations tactiles et motrices donne de meilleures expériences interactives avec un bras robotique par rapport au contrôle par admittance en utilisant des couples articulaires mesurés.

Pour aller plus loin, nous nous intéresserons à la problématique de la représentation du corps et de l'espace péri-corporel ou péri-personnel au niveau neuronal. Dans le chapitre 3, nous proposerons une architecture bio-inspirée au niveau du cortex pariétal qui s'appuie sur l'intégration multimodale des informations tactiles, motrices et visuelles. Cette architecture permet de représenter le corps et l'espace péri-personnel du robot et d'encoder dynamiquement l'emplacement de la cible par rapport au bras robotique. De plus, l'architecture neuronale développée permet de générer un comportement similaire au comportement des neurones pariétaux enregistrés dans les études neurobiologiques.

Tomographie par Impédance Électrique. Conception électronique d'un dispositif tactile pour les interactions physiques entre les robots et les humains

Comme nous l'avons expliqué dans l'introduction, il existe plusieurs techniques qui, pour la plupart d'entre elles, utilisent des dispositifs unitaires isolés. Ces dispositifs couvrent une surface limitée et ont un champ réceptif réduit (Lee et al. [2006]; Meister et al. [2012]; Lamy et al. [2009]; Cannata et al. [2008b]). Une autre méthode prometteuse est basée sur l'utilisation de tissus conducteurs qui changent leur résistance lors d'une pression ou d'une extension. En utilisant des méthodes d'inversion telles que la Tomographie par Impédance Électrique, il est possible de reconstruire la localisation spatiale d'un point de contact sur la surface du tissu conducteur. Par rapport aux méthodes plus classiques, cette technique est (1) peu coûteuse dans la conception, (2) permet de couvrir des grandes surfaces, et (3) elle est plus proche d'un point de vue conceptuel de la peau humaine en terme de surface de recouvrement. En dépit de ces avantages, les algorithmes de reconstruction sont coûteux en temps de calcul, ce qui est très souvent un inconvénient (Miyashita et al. [2007]).

Dans ce chapitre nous présentons le principe de la Tomographie par Impédance Électrique et son problème inverse. Par la suite, nous proposons un système à faible coût, pour l'acquisition de données à partir de tissu conducteur souple selon la méthode de voisinage de TIE dans le but de créer un prototype de peau artificielle pour robots.

1.1 État de l'art sur les peaux artificielles basées sur les méthodes de reconstruction d'image

Kato et al. [2007], Yao and Soleimani [2012] ont conçu des capteurs tactiles, et Nagakubo et al. [2007a] et Alirezai et al. [2007, 2009], Tawil et al. [2011a] ont mis au point des dispositifs tactiles de type "peau artificielle" pour robots en appliquant la Tomographie par Impédance Électrique (TIE). Par l'injection de courants et par la mesure des tensions à partir d'électrodes

connectées sur les bords d'un tissu conducteur, ils ont appliqué l'analyse du problème inverse pour reconstruire le changement local de la résistivité due à une pression appliquée sur le matériau.

L'analyse du problème inverse permet d'avoir une estimation non invasive de l'état interne d'un objet en effectuant des mesures uniquement sur sa périphérie. Ces techniques inverses, connues aussi comme les techniques de tomographie, sont mises en œuvre dans différentes technologies :

1. la tomographie par ordinateur ou scanographie pour l'analyse des rayons X qui sont émis sur le corps sous différents angles (Lewitt and Matej [2003]),
2. l'imagerie par résonance magnétique (IRM) qui peut fournir des images détaillées du corps humain dans n'importe quel plan (Bohare et al. [2011]),
3. la tomographie par émission de positons (TEP) pour détecter les paires de rayons gamma émis du fait de la collision entre le radio-isotopes émettant du positron (Ollinger and Fessler [1997]),
4. la tomographie par l'impédance électrique (TIE) qui estime la distribution de l'impédance à l'intérieur d'un matériau conducteur en injectant des courants aux différents endroits par les bords et en mesurant la distribution du potentiel électrique résultant (Okazaki et al. [2009]).

Par la suite, nous présenterons un état de l'art détaillé sur les peaux artificielles basées sur les méthodes de reconstruction d'image en utilisant la TIE.

Dans leurs travaux, Kato et al. [2007] ont développé un nouveau type de caoutchouc conducteur pour réaliser un capteur tactile souple mono-couche et sensible à la pression. La résistivité augmente lorsqu'une pression est appliquée, contrairement au caoutchouc conducteur ordinaire pour lequel la résistivité diminue avec la pression appliquée. Les principaux inconvénients du capteur sont une hystérésis élevée et de faibles changements de résistivité lors d'une pression.

Une approche similaire basée sur l'utilisation d'une couche conductrice pour le capteur tactile a été rapportée par Yao and Soleimani [2012]; Yao et al. [2013]. Yao et Soleimani ont utilisé un matériau en nylon plaqué argenté (élasthane), de qualité médicale, développé par Less EMF, Inc. Ce tissu est extensible dans les deux sens. Sa résistivité change en cas d'extension ou de pression appliquée. Elle est d'environ $1,0\Omega\cdot m$ au repos. Les résultats des expériences réalisées ont montré la capacité du système de TIE à cartographier la déformation dans les structures textiles. Les tests ont été réalisés pour des points de contacts statiques uniques (voir la figure 1.1 (a)) et multiples. Le comportement dynamique de la structure et sa hystérésis n'ont pas pu être capturés avec ces expériences parce que la reconstruction d'une image dure 60s avec le système ainsi développé (Yao and Soleimani [2012]).

Dans leurs travaux suivants, Yao et al. [2013] ont présenté un capteur de forme carrée en utilisant le tissu NW170-SLPA-1500 développé par Eeonyx Corporation (cf. figure 1.1 (b)). Il s'agit d'un matériau non tissé en microfibre enduit d'une formulation conductrice, et selon la description figurant sur la fiche d'information du produit, il est conçu pour une application avec une exigence de détection de pression dynamique. La résistivité surfacique de ce matériau est de $1500\Omega\cdot m^2 \pm 15\%$. L'extensibilité réduite de ce capteur diminue l'effet d'hystérésis potentiel car les points de contact appliqués ne provoquent pas la déformation du tissu comme dans le capteur

présenté sur la figure 1.1 (a). Les expériences ont été faites avec des poids de 500g et 1000g. Les poids de 500g n'ont pas été détectés même à proximité des bords du tissu où la sensibilité est plus élevée par rapport de la zone centrale.

Nagakubo et Alirezaei se sont concentrés sur le développement d'un capteur flexible et extensible pour une intégration en robotique comme une peau artificielle qui peut être implémentée sur des surfaces 3D complexes et aussi des zones soumises à des extensions. Dans leur premières expériences, Nagakubo et al. [2007a] utilisent le caoutchouc conducteur avec la résistivité volumique de $14,6\text{k}\Omega\cdot\text{cm}$ (voir les images du haut de la figure 1.2(a)). La feuille de caoutchouc est sensible à la pression et a montré des changements importants de la résistivité dans la direction de la pression appliquée mais la variation de la résistivité horizontale est relativement faible. En utilisant cette capacité du matériau à être sensible à l'extension, ils ont fait des trous circulaires d'un diamètre de 5mm avec l'intervalle de 7,2mm dans la feuille de caoutchouc pour augmenter son élasticité et sa déformabilité afin de créer un capteur extensible (voir les images centrales et du bas de la figure 1.2(a)). La couleur bleu montre que la résistance du capteur augmente lors d'un contact.

Par la suite, Nagakubo et al. [2007a] ont développé une autre peau artificielle hautement extensible en pulvérisant une peinture conductrice à base d'eau sur un tissu tricoté ordinaire (voir la figure 1.2(b)). Le changement de la résistivité du tissu est provoqué par le changement mécanique dans la composition des fils lors de l'extension. De plus, pour augmenter la sensibilité à la pression, ils utilisent une couche de tissu non conducteur tissé de manière lâche sur le dessus du tissu conducteur tricoté et un autre tissu en maille argenté hautement conducteur sur le dessus. A l'état de repos, ce tissu non conducteur empêche le tissu en maille argenté de toucher le tissu tricoté. Les avantages principaux de ce capteur sont l'élasticité élevée et une plus faible hystérésis par rapport au capteur en caoutchouc. Par ailleurs, une trop grande extension du capteur est un inconvénient et cela demande de calibrer le système en utilisant des modèles de distribution de résistance sans charge afin de mesurer les stimulations externes (Alirezaei et al.

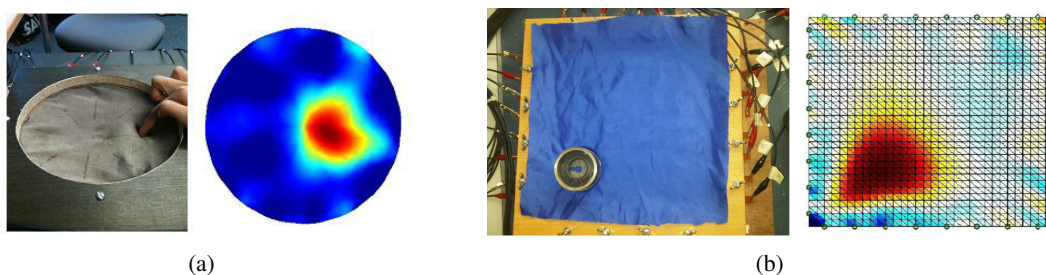


FIGURE 1.1 – Capteurs tactiles basés sur la TIE constituent une couche conductrice. (a) Capteur de forme ronde met en oeuvre un tissu conducteur extensible dans les deux sens (à gauche), et la reconstruction du changement de la résistivité (à droite). Le changement de la résistivité du tissu est provoquée par la pression appliquée et l'extension du tissu en même temps. Les expériences supplémentaires ont montré que le système ne distingue pas la différence entre les tests d'étirements et d'appui. (b) le capteur de forme carrée met en oeuvre un tissu conducteur extensible en microfibre (à gauche), et la reconstruction d'image en 2D (à droite). L'utilisation d'un support en bois sous le capteur a permis de réduire l'extensibilité du tissu. Par conséquent, le changement de la résistivité du tissu a été provoqué uniquement par la pression appliquée. Les figures sont adaptées et reproduites à partir de Yao and Soleimani [2012]; Yao et al. [2013].

[2007]).

Comme évoqué précédemment, la distribution de la résistance de la peau artificielle développée est influencée par la pression appliquée et son étirement. Pour distinguer ces deux stimulations, [Alirezaei et al. \[2009\]](#) ont proposé d'utiliser le capteur élastique qui est sensible à la pression et pas à l'étirement. Ce capteur est constitué de deux couches d'un tissu insensible à l'étirement et un mécanisme pour la sensibilité à la pression basé sur une résistance non linéaire du contact entre les deux couches (voir la figure 1.2(c)). Ils ont utilisé des fils conducteurs ondulés pour créer une structure en grille (un filet) hautement extensible. Étant donné que la longueur totale des fils ondulés reste constante pendant l'étirement, il n'y a pas de changement dans la résistance de la structure du filet lors de l'étirement. Cette structure placée sur un tissu non conducteur, fin et extensible n'est qu'une feuille conductrice supérieure très étirable avec une distribution de résistance constante. La couche inférieure est un ensemble de parties carrées hautement conductrices isolées d'un tissu tricoté enduit d'argent en forme de matrice. Lorsque les deux couches sont comprimées l'une contre l'autre, la résistance de contact entre les deux couches change. L'inconvénient de cette peau artificielle est une résolution spatiale limitée par la taille des parties carrées conductrices (10mm) dans la couche inférieure. Les zones de 20 mm peuvent être détectées dans certaines parties mais pas sur toute la surface du capteur ([Alirezaei et al. \[2009\]](#)).

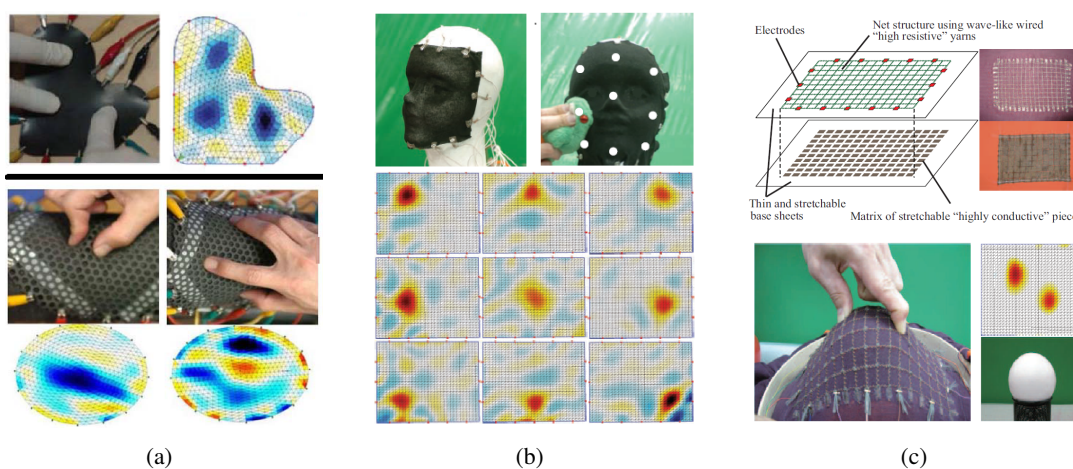


FIGURE 1.2 – Capteurs tactiles basés sur la TIE. (a) capteurs à la base du caoutchouc conducteur : la réponse du capteur de forme irrégulière à la pression (les images du haut) ; les réponses du capteur poreux extensible au pincement et la saisie (les images centrale et du bas respectivement). Le capteur est fixé sur un tube et pour imiter la douceur de l'avant-bras, 4 couches de feuilles de mousse d'uréthane de 5 mm d'épaisseur ont été ajoutées sous le caoutchouc poreux. (b) capteur extrêmement extensible à la base du tissu tricoté. Le capteur en forme rectangulaire est fixé sur la surface 3D (moulage facial) et la reconstruction 2D de la distribution de la résistance pour neuf points de contact (image du haut et du bas respectivement.) (c) capteur multicouche élastique sensible uniquement à la pression : la structure du capteur tactile avec les photos de deux couches à côté (image du haut) ; le capteur tactile soumis à l'étirement et pression en même temps et la reconstruction d'image lors de l'interaction. La déformation et l'étirement du capteur ne provoquent pas de changement de la distribution de résistance. Les figures sont adaptées et reproduites à partir de [Nagakubo et al. \[2007a\]](#); [Alirezaei et al. \[2007, 2009\]](#).

Tawil et al. [2011b] ont mis l'accent sur la classification de différents types de contact sur une peau expérimentale à base de la TIE pour une interaction homme-robot. L'approche simule des fonctions analogues à celles utilisées lors de l'évaluation du sens tactile humain. Dans ce cadre, c'est la première fois que l'interprétation tactile sociale via une peau artificielle basée sur la TIE a été tentée. Le concept de la peau artificielle développée est similaire à celle de Alirezaei et al. [2009]. La peau artificielle ainsi développée est constituée de deux couches de tissus conducteurs (voir la figure 1.3). La couche inférieure est faite d'un tissu rectangulaire résistif chargé de carbone fabriqué par Eonyx Corp. avec 16 électrodes sur les bords et d'une électrode centrale interne qui est utilisée comme référence. La conductivité surfacique du tissu change lorsque la pression ou l'extension et elle est d'environ de 12,5mS/sq au repos. La couche supérieure représente les carrés discrets non reliés d'un tissu fin, étirable et hautement conducteur. Ce tissu est fabriqué par Less EMF Inc. et sa conductivité est de 660mS/sq. Enfin, pour fournir une surface souple, augmenter la zone de contact et donner une sensation 'agréable', ils ont utilisé une mousse non conductrice pour couvrir la peau.

La figure 1.3(c) présente le bras couvert par la peau artificielle. Le placement des électrodes supplémentaires à l'intérieur de la peau tactile (voir la figure 1.3(d)) a permis d'améliorer la résolution de l'image reconstruite et la robustesse au bruit (Tawil et al. [2011a]). L'acquisition de données et la reconstruction d'images ont été obtenues à une vitesse maximale de 60Hz.

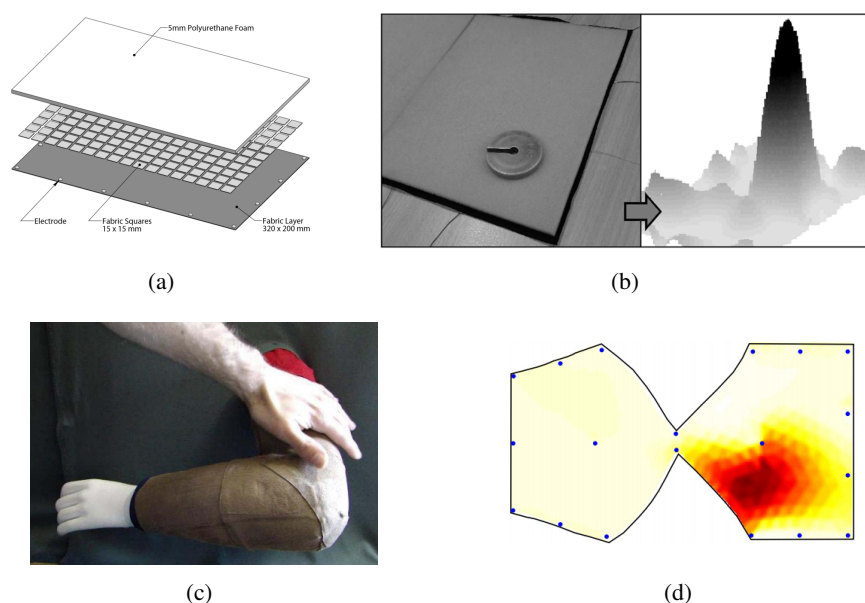


FIGURE 1.3 – Peau artificielle basée sur la TIE. (a) un modèle expérimentale du capteur tactile constitué de deux couches de différents tissus conducteurs recouverts par une mousse de polyuréthane. Les carrés de la deuxième couche ont été cousus à la couche inférieure avec un fil de coton non conducteur. (b) la peau rectangulaire avec le poids de 50g sur sa surface et la représentation 3D du changement de la distribution de résistance reconstruite causé par ce poids. (c) le bras couvert par la peau artificielle avec 17 électrodes sur les bords et deux électrodes internes. (d) la reconstruction bidimensionnelle du changement de la distribution de résistance dûe à une pression appliquée au bras artificiel. Les figures sont adaptées et reproduites à partir de Tawil et al. [2011b]; Silvera-Tawil et al. [2015].

1.2 Tomographie par Impédance Électrique

La Tomographie par Impédance Électrique (TIE) est une méthode invasive qui vise à reconstruire une image transversale 2D ou 3D de la distribution spatiale interne de la conductivité à partir des mesures électriques en injectant de petits courants (continus ou alternatifs) via les électrodes placées sur les bords de la surface de l'objet étudié. Les avantages de la TIE par rapport aux techniques classiques d'imagerie telles que la tomographie par ordinateur (scanographie) ou l'IRM est que : (1) elle est considérée comme plus sûre par son mérite d'utiliser des courants faibles ; (2) elle peut être utilisée comme une méthode d'imagerie continue à long terme ; et (3) la simplicité de sa conception qui peut être mise en oeuvre pour un faible coût et d'une taille très portable (Webster [2007]; Adler et al. [2009]).

Certaines applications peuvent être trouvées en médecine, en industrie, en sciences naturelles et en sciences appliquées. Par exemple, dans les applications médicales, la TIE s'applique pour les tâches multiples comme une vidange gastrique et les mesures de pH (Vaisman et al. [1999]), la surveillance de la ventilation pulmonaire (Khambete et al. [2000]), la détection du cancer (Ultchin et al. [2002]) et la caractérisation des tissus (Conway et al. [1992]). Dans l'industrie, elle a été utilisée pour les essais non destructifs du diamant polycristallin (Bogdanov et al. [2009]), la détection 3D de malformations dans les systèmes industriels de filtration sous pression (Heikkinen et al. [2006]). En géophysique, elle a été utilisée pour mesurer les propriétés de polarisation des sols et des sédiments (Zimmermann et al. [2008]) et l'analyse du mélange de gravier-air-eau de mer (Teague et al. [2001]).

1.2.1 Le principe de la TIE

Pour obtenir une image, un courant est injecté dans le corps étudié au travers d'électrodes disposées autour du bord et les potentiels électriques sont calculés d'une manière synchrone. Tout ceci permet d'obtenir des ensembles de données de la distribution d'impédance lesquels par le

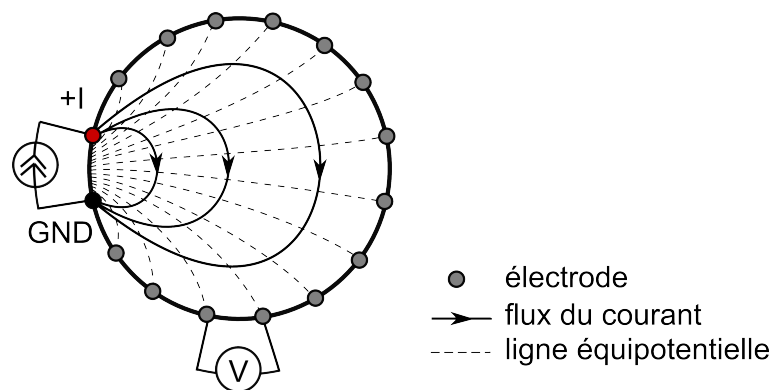


FIGURE 1.4 – Principe de la TIE. Un petit courant est appliqué entre les deux électrodes. Le courant passe non seulement entre les deux électrodes où il a été injecté mais il se propage dans tout le corps conducteur. Les potentiels résultants sont mesurés dans les autres électrodes. En répétant ces mesures pour les autres paires d'injection du courant, il est possible de calculer la distribution de la résistance en utilisant la solution inverse.

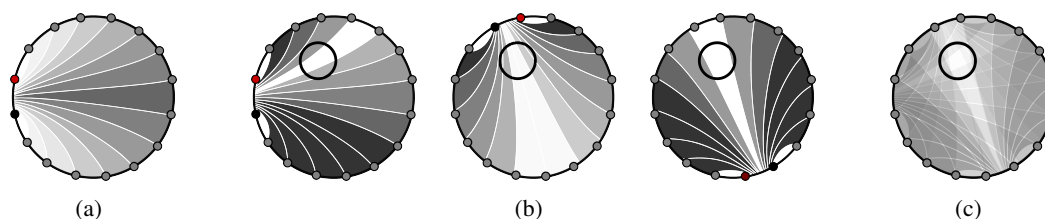


FIGURE 1.5 – Distribution de la différence des potentiels électriques : (a) pour un objet avec une résistance homogène. Les tensions à côté de l'application du courant sont les plus élevées et sont représentées par la couleur blanche. La tension du côté opposé à l'application du courant est la plus basse, indiquée par la couleur gris foncé. (b) profils d'écarts de tension en présence d'une augmentation régionale de l'impédance pour trois paires différentes d'injection du courant. Les couleurs blanches et grises représentent des écarts de distribution de la tension dans un milieu non homogène. Les tensions sans écart sont indiquées par la couleur noire. (c) superposition des profils de la distribution des potentiels électriques présentés dans (b) permet d'obtenir une image reconstruite.

processeur avec un algorithme de reconstruction fournissent une image tomographique de l'impédance calculée. Le principe de la TIE est présenté dans le schéma (cf. la figure 1.4).

Le courant qui passe à travers l'objet étudié crée une distribution volumique du potentiel électrique. Le potentiel diminue le long de la ligne de courant en fonction de la distance par rapport aux électrodes actives entre lesquelles le courant est injecté (cf. la figure 1.5). La chute de tension par unité de longueur (intensité du champ électrique) est proportionnelle à l'intensité du courant et la résistance du milieu en conformité avec la loi d'Ohm. En mesurant la chute de tension et en connaissant la valeur du courant, la valeur de résistance peut alors être calculée. Un algorithme tomographique de reconstruction permet d'utiliser les tensions mesurées seulement à la surface de l'objet étudié pour calculer la distribution spatiale de la résistivité (ou la conductivité) à l'intérieur de ce dernier.

Les premiers algorithmes de reconstruction d'images d'impédance électrique sont basés sur la rétroprojection ('back-projection' en anglais) mis au point par Barber and Brown [1986]. C'est une méthode non itérative où le volume équipotentiel entre une paire d'électrodes est rétroprojeté et enregistré le long des bords du corps. Cet algorithme est similaire à la méthode de reconstruction suite à la tomographie par ordinateur où les rayons X sont projetés sur le corps à partir de différentes directions et la transmission des rayons X est générée en utilisant une analyse du problème inverse. Dans la TIE, le courant est utilisé à la place de rayons X et une distribution de la résistance est estimée à la place de la transmission de rayons X. De plus, une autre différence importante est que le courant ne se déplace pas en ligne droite comme les rayons X mais remplit une zone de la source à la masse (GND).

Cependant, l'algorithme de reconstruction rétroaction possède certaines limitations inhérentes : (1) la géométrie est fixée pour les objets ronds, (2) aucun moyen de supprimer les données corrompues et (3) aucune flexibilité concernant la séquence des injections de courant et des mesures de tension. Il a déjà été démontré que les méthodes d'approximation itératives, telles que les algorithmes de Newton-Raphson, offrent de meilleurs résultats (Yorkey et al. [1987]). Pour ces raisons, nous utilisons l'algorithme de reconstruction de Newton-Raphson linéaire basé sur les Méthodes d'éléments finis (FEM) présenté par la suite.

1.2.2 Solution inverse pour la reconstruction d'image par la TIE

Le problème inverse de la TIE consiste à estimer la distribution interne de la résistance à partir des mesures des potentiels électriques aux bords d'un objet étudié. Ce processus s'appelle également "la reconstruction d'image". Il existe deux types de reconstruction d'image : imagerie statique et dynamique. L'imagerie statique reconstruit la distribution absolue de résistance du milieu [Woo et al. \[1993\]](#). Cette méthode est considérée comme une méthode 'lente' parce qu'il s'agit d'un processus itératif qui nécessite un certain nombre d'étapes itératives pour obtenir des résultats acceptables. L'imagerie dynamique (ou l'imagerie différentielle) est une méthode non itérative de la reconstruction du changement dynamique de la résistance dans le temps (citeadler96). Même si l'imagerie statique peut être plus précise par rapport à l'imagerie dynamique, l'imagerie dynamique permet de reconstruire l'image en une étape donc en temps réel. En robotique il est indispensable de réaliser la reconstruction d'image en temps réel et de plus, la robustesse aux bruits et aux erreurs de positionnement des électrodes sont les autres avantages de l'imagerie dynamique.

Imagerie statique

Une fois que la matrice de tension est obtenue, on peut calculer la distribution de la résistance avec la méthode de Newton-Raphson. Cette méthode minimise l'erreur entre la différence de potentiel V_i obtenue par modélisation directe et V_m mesurée à partir du capteur conducteur. Le modèle direct ($\nabla \cdot \sigma \nabla \phi = 0$) est obtenu à partir de l'équation de Maxwell où σ est la distribution de conductivité, ϕ est le potentiel électrique et à partir d'une méthode des éléments finis (FEM) du corps du capteur (voir [Holder \[2005\]](#) pour plus de détails) :

$$V_i = F(\gamma_i, q) \quad (1.1)$$

où γ_i est la distribution actuelle de la résistance et q est un motif actuel de stimulation.

L'effet sur les tensions aux bords pour une faible variation de la résistivité des éléments FEM est représenté par une matrice jacobienne J_i à partir de laquelle nous pouvons calculer la distribution de résistance réelle γ_i . Un processus itératif, à partir d'une distribution de résistance initiale, converge vers la distribution réelle de résistance. Les équations pour une étape de la méthode correspondent à :

$$\min \left\{ \|V_m - V_i\|^2 + \alpha^2 \|R\gamma_i\|^2 \right\} \quad (1.2)$$

où

$$\gamma_{i+1} = \gamma_i + \delta\gamma_i \quad (1.3)$$

et

$$\delta\gamma_i = (J_i^T J_i + \alpha^2 R^T R)^{-1} J_i^T (V_m - V_i). \quad (1.4)$$

Le terme $J_i = \frac{\partial V_i}{\partial \gamma_i}$ est le gradient du modèle direct par rapport à la distribution de la résistance. Le terme introduit $\alpha^2 \|R\gamma\|^2$ est un terme de régularisation pour stabiliser la réponse. L'hyper-paramètre α décrit la régularité de la distribution calculée de résistance et R est une matrice de régularisation.

Imagerie dynamique

Plusieurs techniques de reconstruction ont été proposées pour la TIE différentielle, dont la plupart utilisent une méthode de reconstruction linéaire. La première étape consiste à calculer l'ensemble initial des potentiels V aux bords d'un domaine homogène avec une conductivité "connue" σ_0 . Par la suite, le modèle discret est remplacé par une approximation linéaire qui est utilisée uniquement pour calculer la différence de conductivité $\delta\sigma$ à partir de σ_0 . Après avoir calculé une matrice jacobienne J entre les changements de potentiel aux bords et de la conductivité interne, la forme discrète du problème linéarisé devient :

$$\delta V = (J\delta\sigma + w) \quad (1.5)$$

où δV est la différence du potentiel entre deux mesures et w est le vecteur de bruits de mesures. La matrice jacobienne est une dérivée de la fonction non linéaire qui trace des perturbations dans la conductivité interne du domaine aux changements de potentiel sur les bords. Cette matrice est calculée qu'une fois pour la forme linéarisée du problème inverse dans l'éq.(1.5) :

$$J_{i,j} = \frac{\partial V_i}{\partial \sigma_j}, i = 1 \dots M; j = 1 \dots K \quad (1.6)$$

où M est le nombre de mesures de potentiel sur les bords, et K le nombre d'éléments dans la maille de FEM.

Le changement de la distribution de conductivité dans le temps peut être calculé par l'équation suivante (Adler and Lionheart [2006]) :

$$\delta\sigma = (J^T J + \alpha^2 R)^{-1} J^T \delta V \quad (1.7)$$

où α est le terme de lissage de la distribution calculée de résistance et R est une matrice de régularisation.

L'aspect mathématique de la reconstruction par la TIE est un problème inverse non linéaire mal posé. Le principal inconvénient est que l'image reconstruite n'est pas nécessairement une solution unique et stable et les petits changements dans les données (par exemple, le bruit) provoquent de gros changements ou ruinent l'ensemble des résultats d'estimation. Ce problème mal posé peut être résolu par la régularisation (Vauhkonen et al. [1998]). Dans le chapitre suivant, nous proposerons une méthode neuronale pour la reconstruction d'image et nous montrerons comment elle peut aider à éviter le problème décrit ci-dessus. Cette méthode permet d'estimer la distribution de la résistance à partir de la mesure des potentiels sur les bords du tissu seulement.

1.3 Concept du capteur tactile à la base de la TIE

Après avoir décrit les détails de la Tomographie par Impédance Électrique et l'utilisation de la TIE pour les capteurs tactiles, dans cette section nous présentons une conception électronique d'un dispositif tactile à faible coût pour l'interaction homme-robot.

1.3.1 Stratégie de mesure d'impédance

Une technique populaire de mesure d'impédance est la méthode par voisinage proposée par [Brown and Seagar \[1987\]](#). Son principe est le suivant : un courant électrique est injecté aux électrodes voisines et la tension est mesurée à partir d'autres paires d'électrodes. Une fois que toutes les paires ont été scannées, il est possible d'estimer l'impédance entre les lignes équipotentielles par des solutions inverses.

Nous expliquons l'idée de cette méthode pour un conducteur de forme circulaire avec 16 électrodes placées symétriquement sur sa surface, comme indiqué sur la figure 1.6. La première étape consiste à injecter le courant entre les électrodes 1 et 16, ce qui induit une augmentation de la densité du courant dans cette partie particulière du matériau ; dans les autres parties, la densité du courant diminue rapidement par rapport à la distance aux deux électrodes.

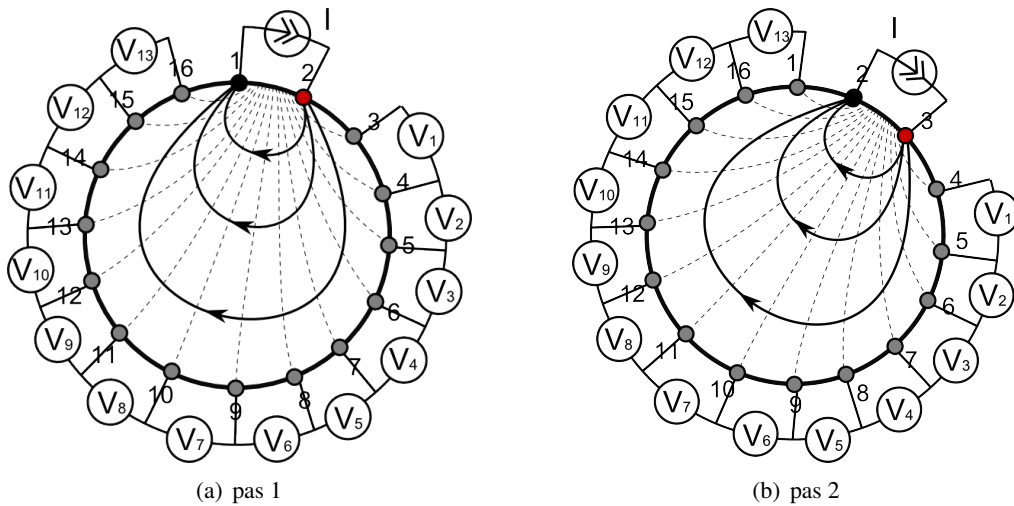


FIGURE 1.6 – La méthode par voisinage d'acquisition de données est montrée pour un conducteur avec 16 électrodes symétriques espacées. La tension est mesurée 13 fois pour 16 injections différentes du courant, qui correspondent à la matrice de sortie U de $13 \times 16 = 208$ éléments. Les électrodes rouges et noires correspondent aux électrodes positives et négatives d'application du courant.

Pour estimer l'impédance entre les lignes équipotentielles qui coupent les deux électrodes, la tension est mesurée 13 fois entre les autres paires d'électrodes (c'est-à-dire entre les électrodes 3 – 4, puis 4 – 5, puis 5 – 6, etc. ...). Une fois le cycle terminé, l'étape suivante consiste à injecter le courant dans la prochaine paire d'électrodes 2 – 3 et à mesurer de nouveau 13 différences de potentiels électrique jusqu'à la fin de la séquence, ce qui signifie 16 fois pour le courant injecté entre les électrodes 4 – 5, 5 – 6, 6 – 7 et etc ... Nous obtenons alors la matrice de tension de dimension $13 \times 16 = 208$ valeurs qui correspondent à 13 mesures de la chute de tension pour chaque injection du courant entre 16 paires d'électrodes.

La méthode par voisinage est moins sensible au centre par rapport aux autres méthodes telles que les méthodes croisées ([Hua et al. \[1991\]](#)), opposées ([Hua et al. \[1991\]](#)) et adaptatives ([Gisser et al. \[1987\]](#)). Cependant, sa sélectivité c'est à dire la valeur proportionnelle de la sensibilité dans la zone cible par rapport à la sensibilité totale est meilleure. La sensibilité réelle peut ne pas être aussi importante que la sélectivité. La méthode la plus sensible (mais pas nécessairement la

plus sélective à la fois) peut être utilisée lorsque l'emplacement approximatif du changement d'impédance attendu est connu. Ensuite, la variation du signal détecté est la plus importante. Alors que, lorsque la contribution relative de certaines régions est plus importante que le niveau du signal (en cherchant l'emplacement du changement), la configuration la plus sélective donne des résultats plus favorables (Kauppinen et al. [2006]).

1.3.2 Configuration du système de la TIE

Le système de la TIE comporte généralement 16 ou 32 électrodes placées sur les bords du matériau conducteur. Le choix du nombre d'électrodes est un compromis entre la taille du matériau utilisé et la résolution souhaitée. De plus, il faut prendre en compte qu'avec l'augmentation du nombre d'électrodes, le taux d'échantillonnage et de traitement du signal (reconstruction d'image) vont augmenter également. Le dispositif électronique est utilisé pour injecter le courant et mesurer les tensions. Il envoie alors un ensemble de données au PC où la distribution de résistance du matériau est estimée par les algorithmes de reconstruction. La figure 1.7 illustre les composants d'un système proposé de TIE. Le schéma détaillé de la carte électronique est présenté dans l'annexe A.

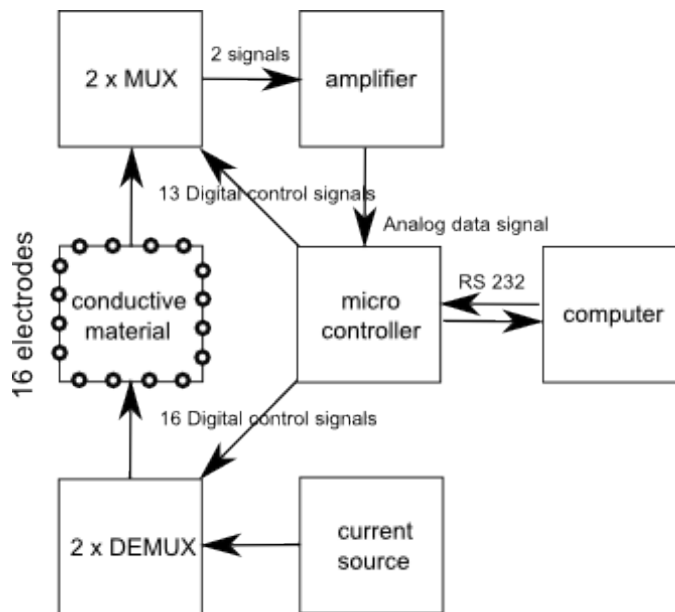


FIGURE 1.7 – Architecture du système proposé basé sur TIE avec 16 canaux pour l'acquisition des données.

Le système développé comprend une station de base et de balayage. La station de balayage contient le circuit de la double de démultiplexeurs utilisés pour appliquer le courant d'excitation entre les 2 électrodes et le circuit de la double de multiplexeurs utilisés pour commuter entre les autres électrodes connectées sur la surface du tissu pour se connecter à la station de base. L'utilisation de la double de démultiplexeurs et multiplexeurs est déterminée par la nécessité de déplacer la masse pour chaque injection du courant et mesure de tension. Si le courant injecté est un courant continu, les tensions V sont mesurés dans toutes les paires d'électrodes. Si le courant

injecté est un courant alternatif, on mesure l'amplitude et le décalage de la tension (par rapport au courant alternatif). De plus, la station de balayage contient un amplificateur instrumental pour coordonner la puissance du signal et une source de courant pour créer le courant d'excitation.

La station de base contient un microcontrôleur ARM 32 bits pour l'échantillonnage des données à l'aide d'un convertisseur analogique-numérique (CAN) 12 bits. La station de base dispose également d'une interface multiplexeur polyvalente avec un analyseur d'impédance pour offrir 16 canaux avec l'adressage indépendant auquel le courant peut être injecté et auxquels les tensions sur les bords du tissu peuvent être mesurés simultanément.

Les études préliminaires des tissus conducteurs ont montré la faisabilité d'utiliser les courants de 50 à 200 μ A. Les caractéristiques du tissu conducteur utilisé dans nos expériences sont décrits dans la section 2.2 du chapitre 2. La source de courant que nous avons choisi (REF200u) fournit un courant continu de 200 μ A. L'utilisation du courant continu est désirable dans l'application robotique en raison d'une implémentation simple dans le matériel mobile à piles. De plus, l'utilisation du courant continu ne nécessite pas l'acquisition de données deux fois par période (pour chaque sens) comme dans le cas avec le courant alternatif. Par conséquent, la fréquence d'échantillonnage peut être augmentée deux fois. Le matériel développé fournit l'acquisition de données suite à la méthode par voisinage de la TIE avec une fréquence de 45Hz.

1.3.3 Résultats expérimentaux

Afin de vérifier le prototype développé, nous avons mesuré les potentiels électriques sur les bords du tissu conducteur Velostat. Le tissu a été découpé en forme ronde avec un rayon de 10cm et 16 électrodes ont été placées uniformément sur sa surface. Le tableau 1.1 présente les paires d'électrodes pour l'excitation suivant la méthode par voisinage de la TIE.

TABLE 1.1 – Les paires d'électrodes pour l'excitation suivant la méthode de voisinage de la TIE. Les paires pour l'injection du courant sont en rouge. Les paires pour la mesure de tension sont marquées en gris et blanc pour séparer visuellement la rupture et la reprise de mesure dans une séquence de paires d'électrodes. La tension n'est pas mesurée dans les paires adjacentes de celle où le courant est injecté.

16-1	2-3	3-4	4-5	...	13-14	14-15
1-2	3-4	4-5	5-6	...	14-15	15-16
2-3	16-1	4-5	5-6	...	14-15	15-16
...
14-15	16-1	1-2	2-3	...	11-12	12-13
16-15	1-2	2-3	3-4	...	12-13	13-14

La figure 1.8 présente les matrices de tensions mesurées sur les bords du conducteur dans le cas du repos et pendant une interaction lors qu'une pression est appliquée sur la surface du tissu. Le potentiel électrique est maximal entre les électrodes proches de la source du courant, alors que les potentiels entre les électrodes qui sont loin de la source sont plutôt faibles ($\approx 10\%$ de la valeur maximale) (cf. la figure 1.8(b)). Ce phénomène limite le gain maximal de l'amplificateur différentiel. En même temps, une pression appliquée au centre du capteur provoque une faible variation de tension (cf. la figure 1.8(b)).

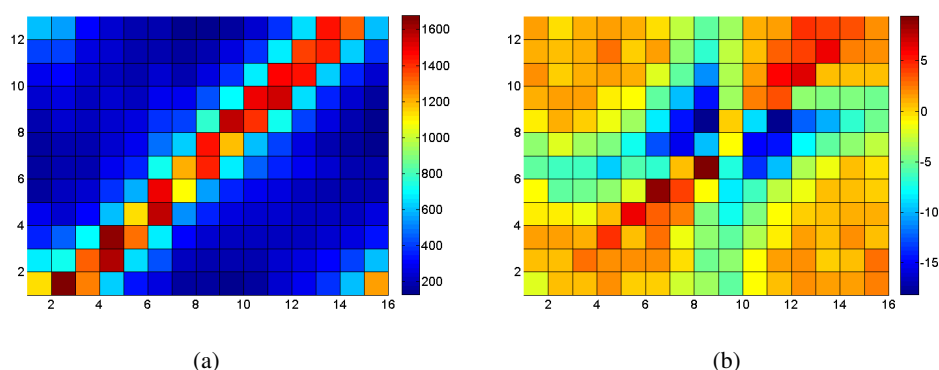


FIGURE 1.8 – Matrice de la différence des potentiels électriques mesurés (en mV) sur les bord du tissu conducteur. (a) la matrice des tensions avec la distribution de la résistance homogène. (b) la matrice de variation des tensions lors qu’une pression est appliquée sur la surface du tissu. Les mesures sont prises à deux instants différents (dans l’état du repos et avec la pression appliquée) et la différence a été calculée.

1.4 Discussion

Afin d’estimer la distribution de conductivité et de permittivité dans un matériau électriquement conducteur, une technique populaire est la tomographie par impédance électrique (TIE). Cette technique non invasive est particulièrement utilisée dans l’imagerie médicale pour mesurer le changement de tension sur la surface de la peau autour de la poitrine avec un petit courant appliqué aux électrodes. La TIE vise à reconstruire une image tomographique de la distribution de résistivité dans un objet à partir de stimulations électriques en injectant des courants et des mesures à des électrodes placées à la surface de l’objet étudié. L’avantage de cette technique par rapport aux modalités d’imagerie plus traditionnelles (scanographie, IRM, TER) est qu’elle est considérée comme plus sûre (on injecte seulement de petits courants) et plus abordable par la simplicité de son design, qui permet une réalisation à faible coût et de très petite taille (portabilité). Si la résistivité du matériau a la propriété de varier localement, la méthode de TIE peut être utilisée pour détecter la pression tactile et sa localisation spatiale.

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode à faible coût d’acquisition de données sur la surface du tissu conducteur souple pour la conception d’une peau artificielle robotique. Le prototype électronique conçu permet de réaliser la méthode par voisinage de la TIE. Cette méthode est un bon compromis entre la sensibilité et la sélectivité par rapport aux autres méthodes de mesures de la TIE. Les avantages du matériel développé sont les suivants (1) caractéristiques excellentes de bruit en raison de la proportion élevée de l’impédance de charge (10kOhms) à la résistance interne des multiplexeurs (pas plus de 10 ohms), (2) des données de haute performance, (3) une faible puissance de consommation, ce qui est une priorité pour une utilisation autonome des données, (4) un faible coût, une grande fiabilité et facilité d’intégration.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter les caractéristiques du capteur tactile développé et deux approches de la reconstruction d’image : l’approche classique et l’approche neuronale.

Développement d'une peau artificielle basée sur la méthode de Tomographie par Impédance Électrique en utilisant des cartes auto-organisatrices

Le sens du toucher est considéré comme une caractéristique essentielle pour les robots afin d'améliorer la qualité de leurs interactions physiques et sociales. Par exemple, les dispositifs tactiles doivent être suffisamment *rapides* pour interagir en temps réel, *robustes* contre le bruit pour traiter l'information sensorielle brute, ainsi qu'*adaptatifs* pour représenter eux-même la structure et la topologie d'un capteur tactile - c'est-à-dire la forme de la surface du capteur et sa résolution dynamique. Dans ce chapitre, nous présentons des expériences avec une carte auto-organisatrice (self-organizing map – SOM) qui adapte sa propre topologie à la structure et à la résolution spatiale de l'entrée du dispositif tactile. Nous montrerons que cette technique permet une plus grande robustesse au bruit que les techniques de reconstruction d'image basées sur la Tomographie par Impédance Électrique (TIE). Les autres avantages de cet algorithme de reconstruction bio-inspiré sont sa formulation mathématique simple et la capacité d'auto-calibrer son organisation topologique sans information a priori sur la dynamique d'entrée. Nos résultats montrent que les motifs spatiaux des points de contact simples et multiples peuvent être acquis et localisés avec une vitesse et une précision suffisante pour les tâches de reconnaissance de motifs pendant le contact physique.

2.1 Introduction

Une fonction importante du cerveau est sa capacité à s'adapter dynamiquement à tout changement structurel observé dans les signaux sensoriels entrants. Par exemple, compte tenu de la perception tactile, le cerveau représente le corps de manière plastique, réajustant constamment l'image corporelle en fonction des informations sensorielles entrantes e.g., en cas de changements abrupts survenus lors d'illusions tactiles ou lorsqu'un membre est coupé ou lorsque le cerveau est lésé, on a observé la réadaptation plus ou moins rapide des neurones somatosensoriels à la nouvelle configuration spatiale du corps (Tabot et al. [2014]; Buonomano and Mer-

zenich [1998]; Kaas and Qi [2004]). Ces résultats montrent l'importance d'un apprentissage continu tout au long de la vie.

Avoir des robots capables de développer de telles capacités tactiles avec la possibilité supplémentaire d'une image corporelle adaptative leur fourniraient des caractéristiques similaires à celles des humains comme l'auto-calibration (par apprentissage des étendues physiques du corps), la robustesse et l'adaptabilité (en cas de changements inattendus dans les tâches ou dans l'environnement). Par exemple, des nombreux chercheurs en robotique utilisent des dispositifs tactiles pour calibrer les limites physiques du corps (Hoshi and Shinoda [2006]; Roncone et al. [2014a]) afin de détecter la zone de contact lors de la saisie et de la manipulation d'objets (Cadoret and Smith [1996]; Flanagan and Wing [1993]; Johansson and Westling [1984]), ou pour estimer la localisation spatiale du robot pour éviter des auto-collisions ou les collisions avec l'environnement, ou pour induire le contrôle de conformité basé sur le retour tactile externe du robot (Duchaine et al. [2009]). Mais dans ces tâches, la perception tactile est adaptée au dispositif robotique et il est difficile de rendre sa structure assez plastique en fonction des changements dans la tâche ou dans le corps. Dans les dispositifs tactiles, l'information est traitée principalement au moyen de modèles paramétriques statiques qui sont configurés une fois lors de la configuration d'initialisation et qui nécessitent le calcul des équations non linéaires pour chaque cycle de temps. Malgré ces problèmes, ils sont souvent plus précis que les algorithmes d'apprentissage automatique (machine learning en anglais), même s'ils sont de plus faibles estimateurs en présence de bruit externe ou de perturbations externes et de changements (par exemple, modification des propriétés du capteur). En comparaison, les algorithmes d'apprentissage automatique sont capables de surmonter le problème des changements dans les entrées sensorielles lorsque le corps évolue dans le temps. Nous devons citer le travail de Bongard et de ses collègues, par exemple, qui utilisent les algorithmes évolutifs pour adapter le contrôle moteur à la nouvelle image corporelle (Bongard et al. [2006]).

Comme nous l'avons indiqué précédemment, il existe trois catégories de dispositifs tactiles : les capteurs à base de taxel avec un champ réceptif étroit qui n'utilisent pas de computation morphologique ; capteurs à base de taxel avec des champs réceptifs plus larges, qui utilisent la computation morphologique combinée avec la disposition en grille (Lepora et al. [2005]) ; et des capteurs tactiles où la détection est due uniquement à la déformation de la surface du capteur.

Malgré les inconvénients des feuilles tactiles par rapport aux unités tactiles individuelles, nous proposons d'utiliser les avantages des techniques d'apprentissage automatique pour résoudre leurs problèmes récurrents. Nous proposons de modéliser la perception tactile des robots, d'une manière similaire aux humains en terme de surface de recouvrement, comme une peau artificielle à partir de laquelle nous construisons un réseau de neurones artificiel (RNA). Les RNA sont capables d'apprendre de manière auto-organisée l'activité électrique sur la surface tactile en temps réel en adaptant (1) leur organisation neuronale à la topologie spatiale des entrées sensorielles et (2) leur activité neuronale à la gamme de précision des capteurs. Bien que certaines de ces propriétés puissent être extraites par des méthodes paramétriques classiques, les RNA sont plus adaptatifs à l'apprentissage de la topologie des dispositifs et peuvent calculer les sorties tactiles plus rapidement et parfois de manière plus précisément. Certains RNA (comme les cartes auto-organisatrices) peuvent même suivre l'organisation topographique des zones sensorielles avec une grande résolution spatiale pour représenter finement certains champs réceptifs (Patel et al. [2014]). Les algorithmes d'apprentissage automatique ont été utilisés dans des dispositifs configurés en grille avec des perceptrons et des machines à vecteurs de support ont été

utilisés dans des dispositifs basés sur la surface tactile (Schmeder and Freed [2010]). Mais à notre connaissance, personne n'avait encore utilisé des réseaux de neurones dans des dispositifs de surface tactile pour apprendre la topographie spatiale. Il y a eu des études utilisant des SOMs avec des capteurs basés sur taxel (Johnsson and Balkenius [2011]; Ratnasingam and McGinnity [2011]), mais seulement pour catégoriser les objets ou les types de contact interactif, et non la topographie spatiale du dispositif sensoriel et l'information sur le poids de l'objet sur celui-ci.

Dans nos expériences, nous comparons la méthode du réseau de neurones avec la méthode de résolution classique paramétrique et nous montrons que les réseaux neuronaux offrent une plus grande robustesse et une plus grande adaptabilité à la localisation spatiale ainsi que des réponses plus rapides pour estimer la distribution de la résistance sur la surface du tissu conducteur. Dans le cas de surfaces de formes différentes – carrées, circulaires ou asymétriques – des cartes auto-organisées peuvent apprendre facilement la topologie spatiale du dispositif tactile. Une fois que la topologie a été apprise, les neurones calculent la relation entre la sensibilité de la pression et la localisation spatiale du point de contact, ce qui permet de détecter une activité "multi-contact" et de discriminer partiellement aussi une forme d'objet sur la surface tactile (un triangle, un carré ou un cercle).

Ce chapitre est organisé de la manière suivante. La deuxième section décrit les propriétés résistives du tissu conducteur, ses caractéristiques fréquentielles et l'influence de la température sur ses propriétés physiques, électriques et mécaniques. La troisième section décrit les caractéristiques du capteurs développé sur la méthode de la TIE – la sensibilité à la pression et la résolution spatiale du capteur. La quatrième section explique notre approche basée sur les réseaux de neurones (cartes auto-organisatrices) afin d'apprendre la distribution de la densité de pression. La section cinq décrit l'installation expérimentale et les résultats (1) de l'apprentissage de différentes formes de surface tactile : un carré, un cercle et (2) de la détection d'objets avec différentes formes géométriques sur la surface : un cube, un cylindre, un prisme et un objet oblong et (3) d'estimation des poids et la quantité d'objets sur la surface : jusqu'à 3 d'objets de 20g à 100g. Nous montrons que les cartes auto-organisatrices sont capables de reproduire les propriétés des méthodes de reconstruction d'imagerie classiques et d'aller au-delà. Enfin, dans la sixième section, nous présentons la conclusion.

2.2 Propriétés du tissu conducteur

2.2.1 Sensibilité résistive

Le matériau utilisé dans nos expériences est le film Velostat (3M). Il est constitué d'un film polymère (polyoléfine) opaque noir imprégné de carbone pour le rendre conducteur. La résistance du tissu conducteur change lors d'une flexion ou d'une pression surfacique locale. Sa résistivité volumique est d'environ $500\Omega\cdot\text{cm}$.

La Figure 2.1 présente une installation expérimentale permettant de mesurer les changements de résistance du tissu conducteur rectangulaire de dimension $80 \times 35\text{mm}$ lors d'une pression localisée. Les 4 électrodes sont fixées sur les bords : une paire est utilisée pour l'injection de courant, tandis qu'une autre est dédiée à la mesure de tension. La force est appliquée au centre du tissu et sa valeur est mesurée par le capteur de force CP154 (Force Sensitive Resistor, i.e. FSR).

Les expériences ont été réalisées avec deux types d'objets : des objets conducteurs et des

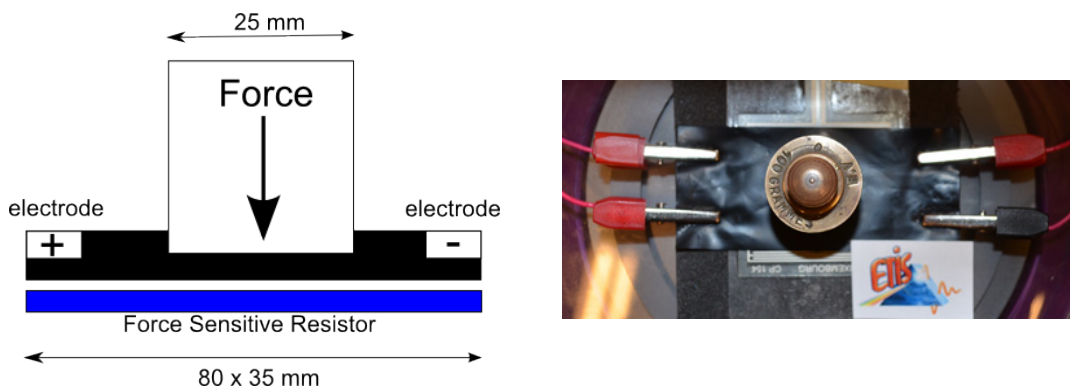


FIGURE 2.1 – Installation expérimentale permettant de mesurer les propriétés du tissu pendant un contact physique avec l'objet

objets non-conducteurs. Les figures 3.4 (a) et (b) montrent respectivement les résultats pour ces deux types d'objet de poids identique (100g). De plus, la surface de la zone de contact est circulaire avec un diamètre de 25mm. Les graphiques supérieurs indiquent l'évolution de la valeur de la pression en Pa au point de contact et la valeur ohmique du matériau résistif. Les graphiques inférieurs représentent la phase de la résistance matérielle en fonction de la pression. Le point de pression de l'objet conducteur ne présente aucune hystérésis par rapport au point de pression de l'objet non-conducteur. Les variations ohmiques révèlent également plus d'amplitude pour le point de pression de l'objet conducteur (plusieurs centaines d'ohms) que l'objet non-conducteur (plusieurs dizaines d'ohms).

Suite à l'acquisition des données pour les différentes valeurs du poids (i.e. 100g, 300g, 500g, 800g), la figure 2.3 montre la relation entre la pression sur la surface du capteur et la variation de résistance. Nous avons établi cette relation pour les deux types d'objets, à savoir conducteurs et non-conducteurs. Le contact avec les objets conducteurs provoque une variation significative de la résistance ΔR_{cond} par rapport à la valeur initiale (i.e. de 1,2k Ω à 4k Ω pour la plage de

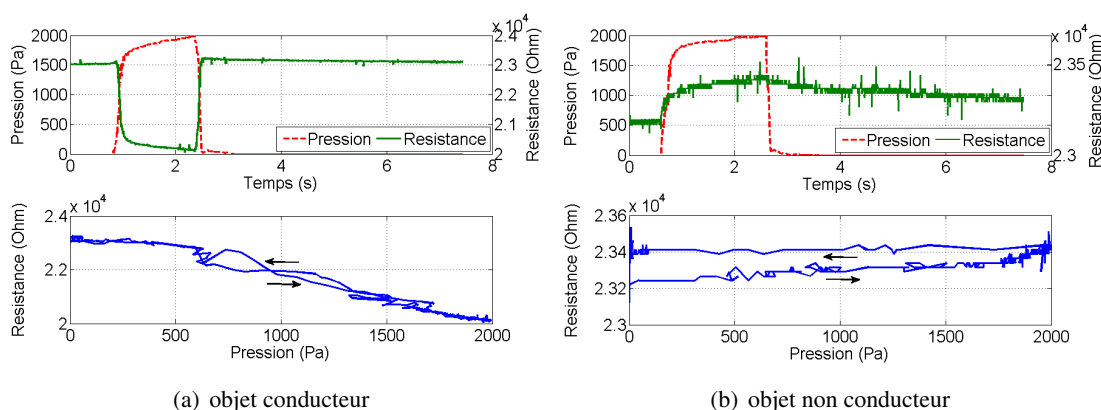


FIGURE 2.2 – Comparaison des propriétés résistives du matériau conducteur avec des objets conducteurs et non-conducteurs ; resp. (a) et (b) pour le même poids de 100g.

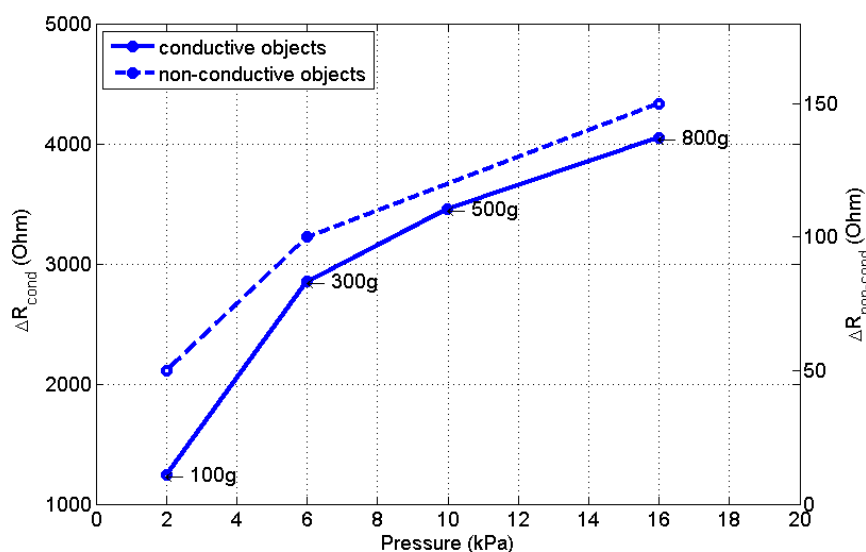


FIGURE 2.3 – Comparaison de la variation de la résistance ΔR du matériau conducteur pour un point de contact pour les objets conducteurs et non-conducteurs pour les poids divers ; resp. les lignes continues et en pointillées. Les résultats sont similaires à ceux de la figure 3.4, de sorte que le tissu est plus sensible aux objets conducteurs mis sur sa surface qu'aux objets non-conducteurs pour lesquels la variation ohmique ΔR est plus petite, mais peut encore être détectée.

pression choisie). Les objets non-conducteurs induisent une variation inférieure de la résistance $\Delta R_{non-cond}$ à la surface du capteur (i.e. de 50Ω à 150Ω pour la plage de pression choisie).

La valeur de résistance du matériau conducteur varie faiblement dans le cas d'objets non-conducteurs, mais le profil de changement de la résistance est le même que lorsque nous appuyons avec les objets conducteurs. La résistance varie légèrement aux différentes valeurs de pression et aucune discrimination claire n'est possible. Par conséquent, on peut supposer que le film Velostat fonctionne dans un régime quasi-linéaire avec la capacité de discriminer la pression appliquée par des objets conducteurs. Dans le cas des objets non-conducteurs, le polymère conducteur présente une hystérésis élevée. Ainsi, il n'est pas adéquat de l'utiliser puisque sa résistance ne retourne pas correctement à sa valeur initiale après avoir subi un contact (Pugach et al. [2013]).

Enfin, on a ajouté une couche conductrice (par exemple un tissu stratifié d'aluminium conducteur) entre un objet non-conducteur et le film Velostat, et on a obtenu le même type de caractéristiques (voir figure 2.3) que pendant l'interaction avec un objet conducteur.

2.2.2 Caractéristique fréquentielle

Dans l'expérience précédente, nous avons étudié la variation de la résistance du tissu conducteur lors d'une pression en injectant un courant continu. A présent, nous allons étudier le comportement du tissu soumis à une variation de fréquences afin de déterminer s'il présente un effet inductif ou capacitif. L'échantillon de Velostat est de la même dimension ($80 \times 35\text{mm}$) que précédemment.

La figure 2.4 présente l'impédance du matériau en fonction de la fréquence du courant alternatif variant de 5Hz à 100kHz. Pour une fréquence inférieure à 7Hz, on observe que l'impédance diminue légèrement avant d'augmenter de façon significative. Ce comportement correspond à un filtre passe-haut qui aura tendance à filtrer les basses fréquences et laisser passer les hautes fréquences. Il met en évidence l'effet capacitif du tissu conducteur. Par conséquent, en cas d'utilisation du courant alternatif ; il est recommandé de se placer à une fréquence supérieure à 10Hz pour que l'impédance équivalente du tissu n'atténue pas fortement le signal de mesure. De plus, cette méthode nécessite des circuits de détection synchrones analogiques et d'autres techniques de traitement numérique qui non seulement compliquent considérablement la conception matérielle (et augmentent le coût), mais aussi consomment plus d'énergie et affectent les performances d'échantillonnage en temps réel (Liu and Dong [2004]).

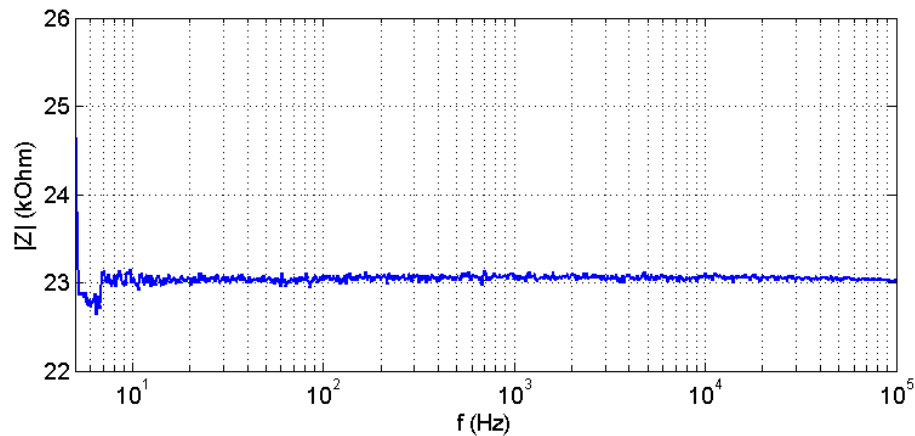


FIGURE 2.4 – Impédance du tissu conducteur en fonction de la fréquence du courant alternatif variant de 5Hz à 100kHz

2.2.3 Dégradation thermique du polymère

Le tissu conducteur est soumis à des variations de température dont l'origine est double. Elle peut être intrinsèque au fonctionnement du robot (phénomènes de friction mécanique, effet Joule des composants électroniques), ou bien elle peut être due à l'environnement externe (température ambiante, proximité d'une source thermique chaude ou froide, rayonnement solaire). Ces variations de température conduisent à une modification des propriétés physiques, électriques et mécaniques du tissu et donc altérer la qualité de l'information tactile mesurée, notamment si le robot évolue dans un environnement où la température est élevée.

L'objet de ce paragraphe est d'étudier la dégradation thermique du polymère employé dans la fabrication du tissu conducteur par un relevé de sa perte de masse en fonction de la température. Ainsi, sous l'effet d'une élévation de température, plusieurs phénomènes interviennent et interagissent entre eux. Il s'agit de phénomènes thermiques, chimiques et mécaniques. Les phénomènes thermiques se traduisent par des transferts de chaleur et de masse. Au niveau de l'interface du tissu avec l'extérieur, des échanges radiatifs et convectifs de surface ont lieu tandis qu'à l'intérieur du tissu, le flux thermique se propage essentiellement par conduction. Le fait

est qu'à partir d'une certaine température, des réactions de dégradation se produisent et tendent à modifier la structure du polymère. Ces réactions constituent les processus chimiques présents lors de la dégradation thermique. Il s'agit principalement des réactions de pyrolyse et de combustion. La pyrolyse est une réaction qui produit des résidus carbonisés et des gaz de décomposition à partir d'un composé organique et sous l'effet d'un flux thermique. La combustion externe est une réaction d'oxydation exothermique qui nécessite pour sa part, un comburant (le dioxygène), un combustible (le polymère) et un activateur (une source de chaleur). Ces deux réactions chimiques expliquent la cause de la perte de masse du tissu conducteur lorsqu'il est soumis à des températures extrêmes. En outre, des sous-réactions se produisent lors de la pyrolyse et en particulier, des scissions des chaînes polymériques et la fusion du polymère. Il est à noter que la fusion de la matière n'altère pas les chaînes polymériques puisque le tissu conducteur est très exactement un copolymère d'éthylène-acétate de vinyle (EVA en anglais) qui appartient à la famille des thermoplastiques. En revanche, les propriétés conductrices du matériau seront perturbées et la fusion du polymère est la principale cause de la perte en tenue mécanique pouvant conduire à une rupture du tissu.

Nous avons soumis un échantillon du tissu Velostat® à une élévation progressive de température soit 10°C chaque minute, sous vide. La figure 2.5 présente le taux de perte de masse en fonction de la température. La plage de température étudiée est 25...700°C et ainsi l'expérience a duré environ 67 minutes. Nous pouvons voir, que jusqu'à 275°C, la masse reste constante malgré la fusion du polymère qui intervient aux alentours de 90°C. A partir de 275°C, une décroissance de la masse s'amorce. Cette température correspond quasiment à la température d'auto-inflammation de l'EVA (259°C) c'est-à-dire, la température à laquelle le matériau poly-

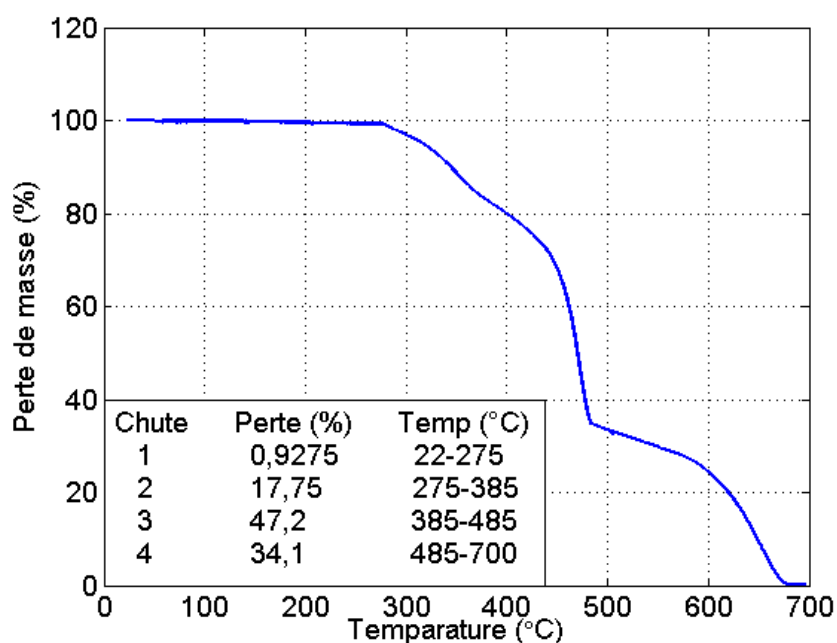


FIGURE 2.5 – Perte de masse du Velostat en fonction de la température

mère prend feu spontanément. A partir de cet instant, la combustion va durer environ 40 minutes jusqu'à la destruction totale du tissu conducteur. Aussi, deux autres paliers sont à remarquer pour des températures respectives de 385°C et 485°C. Ces paliers n'ont pas de significations particulières si ce n'est une combustion non linéaire du tissu. Finalement, à 680°C, le matériau est totalement détruit et il demeure alors moins de 1% de la masse initiale sous forme de cendres.

En cas d'une exposition prolongée au soleil : une température de l'air de 30°C en plein soleil provoque un échauffement à la surface du tissu de l'ordre de 60°C et nous avons observé une altération irréversible des propriétés conductrices du matériau. A partir d'environ 90°C, le polymère constituant le tissu amorce sa fusion et ainsi, une exposition prolongée à une telle température peut conduire à la dégradation du polymère.

2.3 Propriétés du capteur tactile développé

2.3.1 Estimation de la pression en fonction de distance spatiale par rapport aux électrodes

La première expérience a été menée avec un échantillon rectangulaire de tissu conducteur Velostat de dimensions 80 × 35mm pour mesurer la relation entre la variation de la résistance surfacique du tissu conducteur et la pression exercée au point de contact. Le but de l'expérience actuelle est de mesurer la variation de résistance du tissu conducteur par rapport aux positions spatiales du point de contact. Pour cela, nous utilisons le tissu conducteur découpé à la forme d'un disque de diamètre 200mm. Seize électrodes sont placées uniformément à sa périphérie. Un courant continu de 200 μ A est injecté dans les paires d'électrodes successivement et les différences de potentiel sont mesurées pour chaque injection de courant. La stratégie de mesure choisie est la méthode par voisinage de la TIE. Cependant à cause de la grande surface du tissu conducteur, le flux de courant est plus faible dans la région centrale que dans la périphérie.

Pour faciliter la visualisation, plusieurs mesures ont été réalisées pour cinq valeurs de poids (2,3g, 6,3g, 20,3g, 52,3g et 102,3g) qui ont tous la même surface de contact circulaire de diamètre 16,25mm pour ne pas influencer le champ électrique. La variation de la résistance a été mesurée dans 9 positions prises uniformément et espacées de 20mm le long du diamètre du capteur tactile circulaire. De plus, les positions sont repérées par rapport à une origine qui est le centre du disque. Cela permet d'identifier facilement les cercles sur lesquels la variation de la résistance est la même en raison de la symétrie axiale du disque.

La figure 2.6 montre la variation de la résistance en fonction de la position spatiale du contact pour les cinq valeurs de poids. Chaque mesure de variation de résistance ΔR est présentée comme la somme de la variation de résistance mesurée pour 208 valeurs. En effet, pour chaque injection de courant, 13 mesures de potentiel électrique entre les paires d'électrodes sont effectuées, et ce pour un total de 16 injections de courant ($13 \times 16 = 208$ mesures). Les variations de résistance ΔR relevées sont de profil parabolique convexe pour chaque valeur de poids. De plus, la variation de la résistance est plus importante à proximité des électrodes qu'au centre du tissu. Par exemple, pour le poids de 102,3g, l'amplitude de la variation de résistance au bord du tissu est environ sept fois plus grande qu'au centre. Plus on s'éloigne du centre, plus la sensibilité du tissu augmente car le flux du courant injecté est plus élevé en périphérie qu'au centre. La sensibilité au centre peut être améliorée en plaçant une électrode au centre comme cela a été proposé dans les précédents travaux (Heikkinen et al. [2001]; Tarvainen et al. [2001]). Un pro-

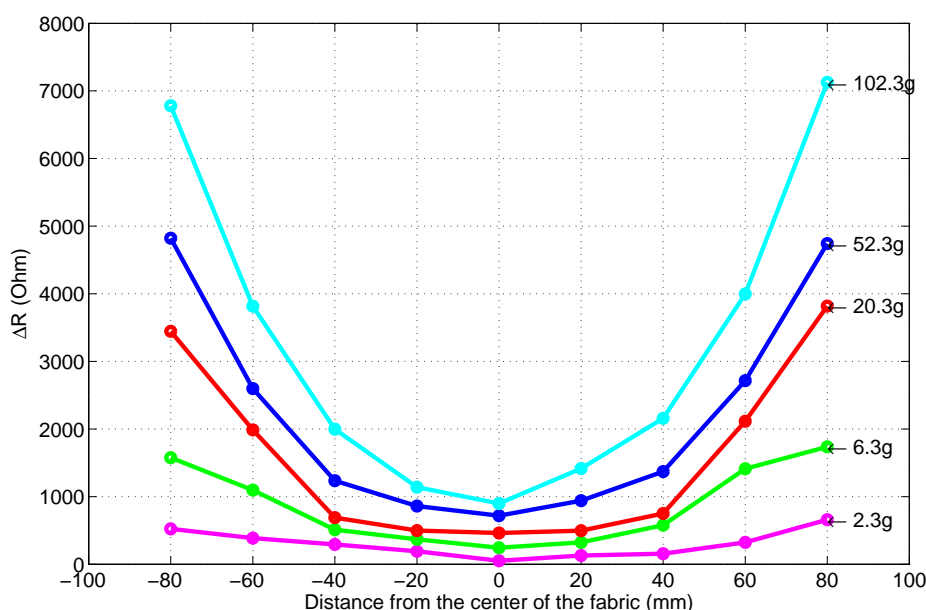


FIGURE 2.6 – Comparaison de la variation de la résistance ΔR du matériau conducteur en fonction de la distance mesurée par rapport au centre pour les objets conducteurs et non-conducteurs de poids divers. Pour une surface tactile dont le rayon est de 10cm, il existe une relation non linéaire en $a.x^2$ entre la position de l'objet sur le capteur tactile, son poids et la variation de la résistance ΔR du matériau conducteur. Déterminer la localisation d'un objet à partir de la seule variation de la résistance peut conduire à une erreur de plusieurs centimètres si le poids de celui-ci n'est pas pris en considération.

blème émerge de ces observations : pour des poids différents, la variation de la résistance peut être la même suivant la position du point de contact. Ainsi, il peut être non trivial de retrouver la valeur d'un poids à partir de la seule mesure de la variation de la résistance ΔR .

2.3.2 Résolution spatiale

Dans l'expérience précédente, nous avons voulu mesurer la sensibilité du capteur tactile pour différentes positions spatiales d'un objet. A présent, nous souhaitons évaluer la résolution spatiale de notre capteur tactile prises dans les mêmes conditions. Le but est de vérifier expérimentalement la possibilité de détecter une variation de la résistance pour un déplacement d'un point de contact de l'ordre du millimètre. Pour cela, un objet de 102,3g est utilisé pour deux sens de déplacements opposés : du bord du tissu conducteur vers le centre et du centre vers le bord. En comparaison avec les résultats obtenus à la Figure 2.6, on voit que la résistance varie en fonction de la position du point de contact. Pour faciliter la visualisation de la variation de la résistance ΔR , l'objet est placé sur le tissu conducteur avant le lancement de l'acquisition des mesures afin de ne pas influencer le changement du champs électrique associé à la pression de l'objet sur le capteur. Ainsi, la première position du poids indique une variation de résistance nulle et celle-ci constitue notre référence. Ensuite, le poids est déplacé de 2.5mm à deux reprises et la variation de la résistance est chaque fois relevée pour plusieurs séries de mesures de potentiel

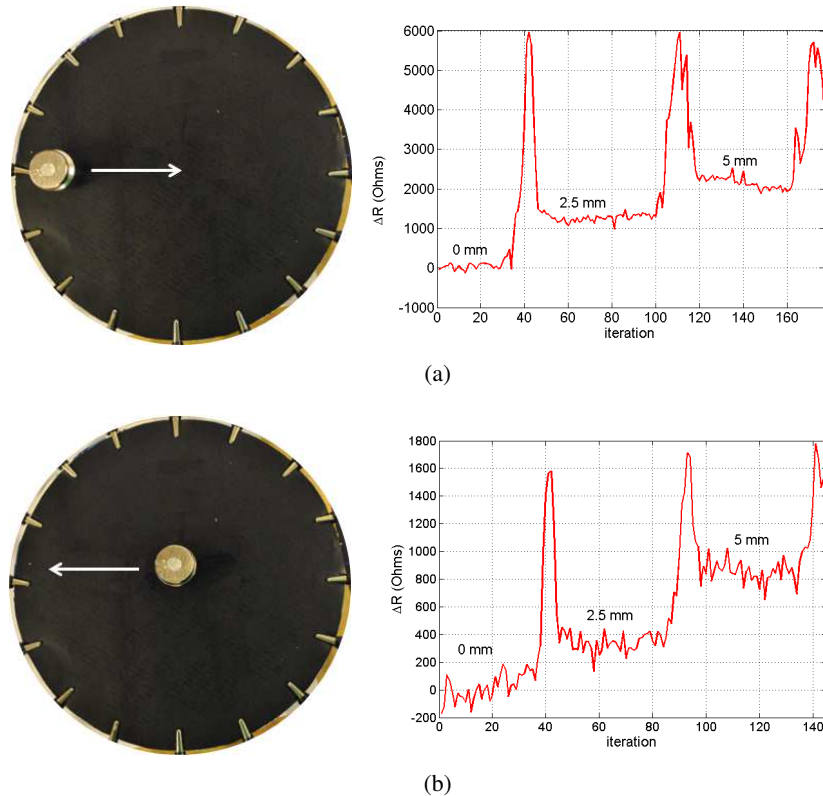


FIGURE 2.7 – Série chronologique de la variation ohmique ΔR du matériau conducteur par rapport au déplacement spatial (en mm) d'un poids de 100g vers le centre et du centre vers le bord ; resp. (a) and (b).

électrique.

Les figures 2.7 (a) and (b) présentent les résultats obtenus pour deux sens de déplacement d'un objet. Des pics de variation ponctuent les phases transitoires d'instabilité dues au déplacement d'objet à la surface du capteur tactile. La figure 2.7 (a) indique les résultats correspondant à un déplacement du bord du capteur vers le centre. La variation de résistance entre deux positions espacées de 2.5mm est de l'ordre de la centaine d'ohms ce qui suffisant pour détecter le déplacement. De même pour un déplacement du centre du tissu tactile circulaire vers le bord de celui-ci, la figure 2.7 (b) indique des variations de la résistance de l'ordre de plusieurs dizaine d'ohms. Les résultats issus de ces expériences indiquent qu'un déplacement de 2.5mm est détectable par le capteur tactile quel que soit la position d'objet de 102.3g et ce n'est pas un effet d'hystérésis.

2.3.3 Résolution en pression

La résolution en pression correspond à la plus petite valeur de poids détectable par le capteur tactile. La figure 2.6 présente la variation de la résistance pour un déplacement de cinq poids le long du capteur tactile. Pour le poids le plus léger (2,3g qui correspond à une pièce de 1 centime d'euro), une variation de résistance non nulle ΔR est observée, en particulier au niveau du centre du capteur tactile ($\Delta R \approx 51,6\Omega$) qui est la zone la moins sensible (repérée par la valeur 0 en

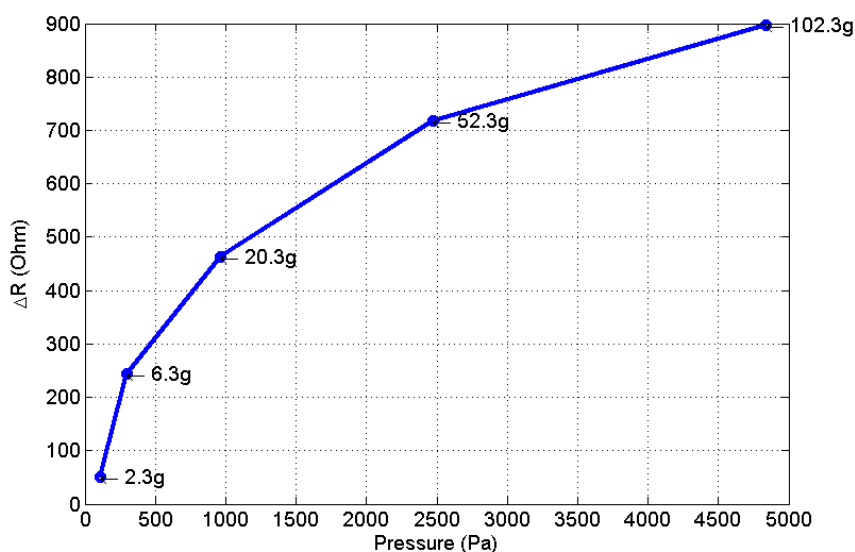


FIGURE 2.8 – La relation de la résistance variationnelle ΔR du matériau conducteur par rapport à la pression (Pa) et au poids des objets (même point de contact).

abscisse sur la figure 2.6). Afin d'étendre ces observations, la figure 2.8 représente les variations de résistance au centre de la peau artificielle pour les cinq valeurs de poids. Le profil de la courbe ainsi obtenue est logarithmique mais toujours linéairement proportionnel par rapport aux poids des objet.

2.4 Méthode proposée basée sur les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels sont des méthodes d'optimisation bien connues, hautement parallèles et distribuées avec un niveau significatif de capacité d'apprentissage. Ils présentent plusieurs avantages par rapport aux méthodes classiques de traitement de signal telles que la régression non linéaire, la capacité d'adaptation rapide de l'espace d'entrée, la tolérance de panne à des entrées bruyantes. Dans des recherches précédentes, différents types de RNA ont été utilisés pour résoudre le problème inverse de la TIE, comme les réseaux de neurones bayésiens (Lampinen et al. [1999]) ou des réseaux utilisant des fonctions à base radiale (RBF) (Minhas and Reddy [2005]; Wang et al. [2004]; Pandey and Clausen [2011]). Adler and Guardo [1994] ont présenté un algorithme de reconstruction en utilisant des techniques de réseaux neuronaux, qui calcule une approximation linéaire du problème inverse directement à partir de simulations d'éléments finis du problème direct. Ce réseau de neurones s'est adapté à la géométrie du milieu et au rapport signal sur bruit (SNR) utilisé lors de l'apprentissage du réseau.

Le tableau 2.1 présente les différentes tâches où des réseaux de neurones ont été utilisés pour la reconstruction d'image à la base de la méthode de la TIE. Toutes les approches présentées dans ce tableau sont basées sur l'utilisation de réseaux de neurones supervisés. Nous présentons par la suite les expériences avec un réseau de neurones auto-organisé (SOM) qui adapte sa propre topologie à la structure et à la résolution spatiale d'entrée du dispositif tactile et qui fait partie

TABLE 2.1 – État de l’art sur l’utilisation les réseaux neurones pour la reconstruction d’image dans TIE

Explorateurs	Technique Électrodes Méthodes	Succès de détection	RN Apprentissage
Pandey and Clausen [2011]	EIT 16 opposite method	1.5% limit errors	RBFNN is constructed and trained by orthogonal least square (OLS) algorithm
Nejatali and Ciric [1997]	EIT 16	2.6% - 14.7%	BPNN (back-propagation) and Forward problem solving module
Stasiaka et al. [2007]	EIT 28	3-8% relative errors	MLP
Wang et al. [2009]	EIT 32	1.64 - 2.94%	RBFNN trained by PSO optimization algorithm
Lampinen et al. [1999]	EIT	6.7% classification errors 8.7% relative errors in void fraction	Multilayer Perceptron (MLP) neural network MLP ESC
		5.9% classification errors 8.1% relative errors in void fraction	Bayesian MLP
		3.4% relative errors in void fraction	Bayesian MLP, direct void fraction
Vehtari and Lampinen [2000]	EIT	4.7% classification errors 16.2% errors in void fraction	MLP ESC (NNTB3 def)
		4.5% classification errors 15.7% error in void fraction	MLP ESC (decent def)
		3.8% classification errors 6.0% error in void fraction	Bayesian MLP
Peng and Mo [2003]	EIT 32 neighboring method	10-4 mean squared error (MSE) of networks	Multilevel BP neural network (MBPNN) (three levels)
Minhas and Reddy [2005]	EIT 16	8% limit error	Four different RBFNNs, corresponding to four different classifiers, was trained by applying OLSA
Adler and Guardo [1994]	EIT 16	0.49-1.38%	ADALINE network (Adaptive Linear Element)
Ghasemazar and Vahdat [2007]	EIT	1.4×10^{-5} - 6.2×10^{-5} MSE of networks	Several Multilayer Perceptron (MLP)
Miller et al. [1992]	EIT	5%	Back-projection network
Ratajewicz-Mikolajczak et al. [1998]	EIT 16	3-8% relative errors	ANN learning using Cascade Correlation Learning Algorithm (CASCOR)
Takeuchi and Kosugi [1994]	EIT 18 opposite method	Error induced by noise appeared about 20%	Fletcher-Reeves conjugate gradient method for BP learning
Teague et al. [2001]	EIT	5.6 - 12% void fraction errors	Single-layer feed-forward NN was trained using gradient descent
		6.15 - 11.2% void fraction errors	Double-layer feed-forward NN was trained using resilient back-propagation
Michalikova et al. [2014]	EIT 32	1,0063% MSE	Radial Basis Function (RBF) neural network
Martin and Choi [2016]	EIT 16 neighboring method	5,5% mean squared error (MSE) of network reconstruction	Artificial Neural Networks and Particle Swarm Optimization (PSO) to improve the training process)

de réseaux de neurones non supervisés. Dans les discussions, nous présenterons les avantages et les inconvénients de ces deux types de RNA.

2.4.1 Cartes auto-organisatrices

Les cartes auto-organisatrices (self organizing maps, SOMs en anglais), en particulier les cartes de Kohonen, sont un puissant mécanisme pour analyser et visualiser des données multidimensionnelles (Kohonen [1982, 2001]). Les SOMs sont une méthode d’apprentissage non supervisée qui est appliquée avec succès à diverses tâches. Dans le traitement d’image, par exemple, les SOMs sont utilisés pour l’extraction de caractéristiques, la segmentation (basée sur les pixels et sur l’extraction de caractéristiques), la reconnaissance d’objets (basée sur les pixels et sur l’extraction de caractéristiques) ainsi que la compréhension de l’image (Egmont-Petersen et al. [2002]). Par rapport aux réseaux de neurones supervisés, les SOMs sont une technique sans mo-

dèle, qui ne nécessitent pas de connaissances sur la structure de l'espace d'entrée (par exemple un modèle d'éléments finis de la surface tactile). Un autre avantage est qu'elles sont également des méthodes bio-inspirées pouvant imiter l'organisation topographique neuronal du cerveau des mammifères pour représenter les signaux sensoriels (Detorakis and Rougier [2012]; Buonomano and Merzenich [1998]). Un inconvénient est qu'elles peuvent produire une erreur de généralisation plus élevée que pour les techniques basées sur l'apprentissage d'un modèle si la base de données d'entrée n'est pas bien définie ou si leur taille est trop faible mais c'est vrai pour toutes les méthodes.

2.4.2 Structure des cartes auto-organisées

Les SOMs sont constituées d'éléments appelés «noeuds» ou de neurones connectés topologiquement (voir figure 2.9). Les données sont projetées de leur espace initial (espace d'entrée) vers la carte (espace de sortie). Chaque noeud $i \in N$, avec N dimension du réseau de neurones, est relié à un vecteur d'entrée $j \in M$, avec M dimension du vecteur d'entrée et au vecteur des poids w_{ij} avec $i, j \in N \times M$ et chaque noeud a une influence locale sur ses voisins directs.

L'apprentissage se réalise d'une manière itérative comme suit. À chaque cycle, la distance d_i entre tous les poids et le vecteur d'entrée est calculée (cf. l'équation 2.1). Le neurone avec la plus petite distance est appelé 'neurone gagnant'. Ses poids et ceux de ses voisins directs sont modifiés pour réduire la distance au vecteur d'entrée; voir l'équation 2.2, et leur sorties sont calculées comme étant l'inverse de la distance (voir l'équation 2.3). La position des neurones sur une grille bidimensionnelle détermine la topologie de la carte de Kohonen. Par ailleurs, il existe des SOMs 2D avec une topologie hexagonale ou des SOMs unidimensionnelles.

2.4.3 L'algorithme d'apprentissage d'un SOM

Au cours de la phase d'apprentissage, une distance d (généralement une distance euclidienne ou L1) entre le vecteur d'entrée x et le poids des neurones w est associée à chaque neurone de sortie y comme dans l'équation 2.3 :

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^M (x_j - w_{ij})^2} \quad (2.1)$$

où x_j est la j -ième composante du vecteur d'entrée x et M est la dimension du vecteur d'entrée x ; d_i est la distance associée à i -ième neurone dans une population de N neurones. d correspond à la sensibilité des neurones et à leurs champs récepteurs à ce vecteur d'entrée.

Le neurone de sortie avec la plus petite distance $d_i^* = \operatorname{argmin}(d_i)$ est écrit i^* et il est alors considéré comme le neurone gagnant. Les poids sont mis à jour suivant l'équation 2.2 ainsi que les neurones dans un certain rayon de voisinage h_{ci^*} (Beale et al. [2012]) :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \varepsilon h_{ci}(x_j(t) - w_{ij}(t)) \quad (2.2)$$

où ε est le taux d'apprentissage, pour un temps d'itération t . La règle de Kohonen modifie les poids du neurone gagnant et de ses voisins (Gallistel [1993]; Lieberman [2000]), qui se rapprochent du vecteur d'entrée et provoquent la diminution de la distance à celui-ci. En conséquence, le réseau de Kohonen apprend à classer des vecteurs topologiquement similaires. La valeur de sortie y_i du neurone i est l'inverse de la distance d_i mesurée dans l'équation 2.1 :

$$y_i = \frac{1}{1 + d_i} \quad (2.3)$$

2.5 Reconstruction d'image avec les réseaux de neurones de Kohonen

2.5.1 Installation expérimentale

La figure 2.9 représente le schéma de l'installation expérimentale globale pour reconstruire la localisation spatiale des points de contact sur le capteur tactile par une carte de Kohonen à partir de la distribution de la densité de la résistance. On injecte un courant continu faible de $200\mu\text{A}$ (la taille du vecteur d'entrée est 16 valeurs), les tensions sont mesurées à l'aide de la méthode de voisinage de la TIE (taille du vecteur de sortie est 16×13 valeurs) et une carte de Kohonen de 32×32 neurones est utilisée pour résoudre le problème inverse de la TIE ; le matériel électronique est détaillé dans le chapitre 1.3.

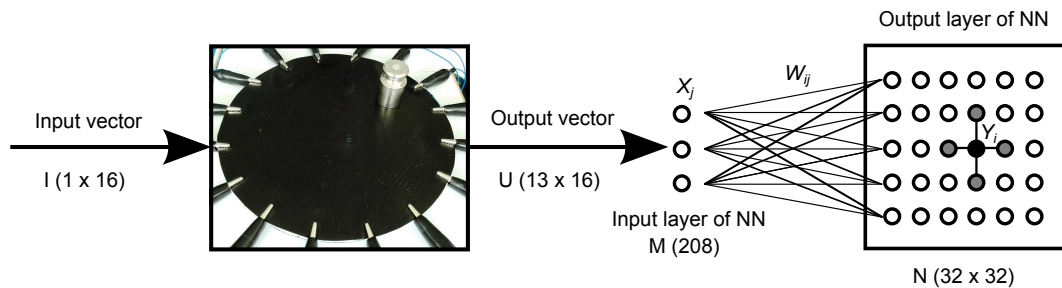


FIGURE 2.9 – Schéma pour estimer la distribution de résistance sur le tissu tactile par une carte de Kohonen basée sur la méthode de la TIE. Le courant d'entrée I est injecté à 16 différents emplacements, ce qui donne la matrice de potentiels électriques U , l'entrée de la carte Kohonen de 32×32 unités.

2.5.2 Apprentissage d'une carte de Kohonen pour la reconstruction de la localisation spatiale des points de contact

Nous allons réaliser l'apprentissage d'une carte de Kohonen de 32×32 neurones de façon hors ligne. Pour cela, une base de données a été acquise de manière suivante : nous déplaçons un poids de 100g sur toute la surface du capteur tactile et nous enregistrons la matrice de 208 valeurs de potentiels électriques aux bords du tissu conducteur. Le nombre d'époques doit être suffisamment grand pour qu'une carte de Kohonen soit bien apprise et dans notre cas il est égale à 8700 matrices enregistrées.

Le réseau de Kohonen fait partie des algorithmes qui nécessitent une période d'exploration/exploitation pour converger. L'apprentissage se fait en deux phases, la phase de commande et la phase de réglage qui contrôlent respectivement la plasticité et la stabilité du réseau. Ceci est appliqué ici en sélectionnant le nombre d'exemples donnés aux neurones et à la population de neurones. D'une part, lors de la phase de commande, l'ensemble de données pour l'apprentissage

est initialisé avec une quantité donnée de l'ensemble de données et le rayon du voisinage commence par un voisinage large et diminue jusqu'à un voisinage unitaire. Dans nos expériences nous commençons par le voisinage qu'il est égale à la dimension du réseau de neurones, e.g. 32 neurones. La phase de commande permet aux poids des neurones de s'auto-organiser dans l'espace d'entrée en cohérence avec leurs positions. D'autre part, pendant la phase de réglage, les échantillons restants de l'ensemble de données sont utilisés pour mettre à jour les poids du neurone gagnant uniquement. Ce mécanisme permet de changer les poids d'une manière relative et uniforme dans l'espace d'entrée et en maintenant la topologie trouvée dans la phase de commande.

Simultanément avec le changement du rayon du voisinage, nous faisons diminuer le taux d'apprentissage ϵ durant la phase d'apprentissage de 0,01 à 0,001. La fonction de voisinage h_{ci} , une fonction gaussienne, va des valeurs élevées pour les poids des voisins (influence locale forte) à de faibles valeurs pour les poids des voisins (influence locale faible). Les valeurs moyennes des poids du réseau de Kohonen durant la phase d'apprentissage et pour différents taux d'apprentissage sont décrites sur la Figure 2.10.

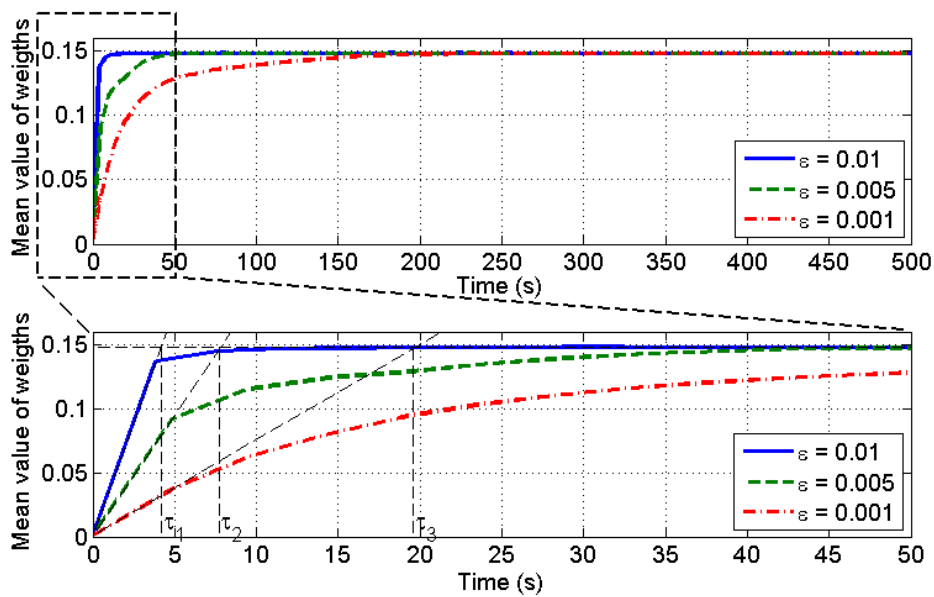


FIGURE 2.10 – Taux de convergence de la carte de Kohonen pendant la phase d'apprentissage en fonction de la valeur moyenne des poids et pour différentes étapes d'apprentissage $\epsilon = 0,01, 0,005$ et $0,001$. Même si le taux de convergence est plus rapide pour le plus grand ϵ , les réseaux qui s'adaptent lentement aux matrices d'entrée sont également mieux finement réglés, comme on peut le voir dans l'évolution de la valeur d'entropie sur les poids, ce qui est également une mesure d'information ou de complexité dans un réseau.

La figure 2.10 (graphique du haut) nous permet de visualiser convenablement l'évolution de la moyenne des poids du réseau de neurones pour trois valeurs de ϵ (0,01, 0,005 et 0,001). En effet, il apparaît que la valeur moyenne des poids tend à se stabiliser à un poids moyen de 0,1479. De plus, aucun dépassement de la valeur finale n'est constaté. Par conséquent, les courbes obtenues peuvent rappeler la réponse indicelle d'un filtre passe-bas du premier ordre. C'est pourquoi

sur la figure 2.10 (graphique du bas) sont tracées les tangentes à l'origine conduisant à construction des constantes de temps τ_1 , τ_2 and τ_3 . Les résultats obtenus pour chaque constante de temps sont les suivants : $\tau_1 = 4,2s$, $\tau_2 = 7,7$ et $\tau_3 = 19,6s$. En fait, la moyenne des poids du réseau se stabilise aux alentours de 5τ .

2.5.3 Résultats expérimentaux

La localisation spatiale de l'objet et la distribution de la densité de résistance ont été reconstruites avec une carte de Kohonen appris dans la section précédente. La figure 2.11 montre les résultats des tests du réseau neuronal avec 32×32 neurones dans la couche de sortie quand un objet de 100g est déplacé en continu sur la surface tactile. La localisation de la plus grande activité neuronale correspond au champ réceptif du cluster où le poids se trouve. Le champ réceptif neuronal est large car il englobe de nombreux neurones dans le champ, le cluster se déplace doucement et linéairement par rapport au déplacement spatial du poids sur le capteur tactile. Le temps de reconstruction est d'environ 20ms à chaque itération.

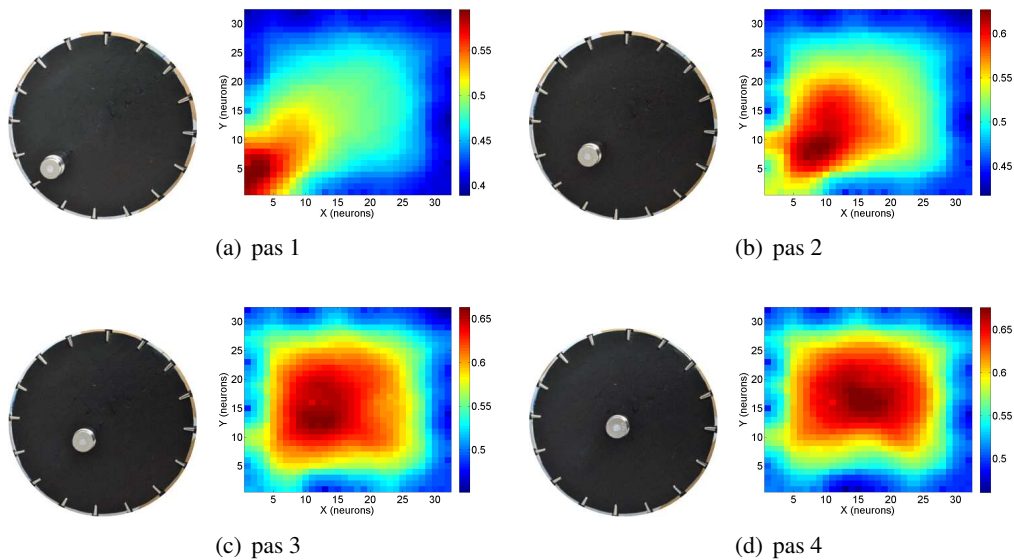


FIGURE 2.11 – Position d'un objet (poids = 100g) sur le capteur tactile et la reconstruction de la localisation spatiale d'un point de contact par la SOM (la taille de la carte de Kohonen est 32×32 neurones)

2.5.4 Expérience 2 – TIE vs réseaux neuronaux

La figure 2.12 représente la localisation spatiale de l'objet (poids de 100g). La distribution de la résistance a été reconstruite avec la boîte à outils EIDORS (Electrical Impedance and Diffused Optical Reconstruction Software) sous MATLAB (Adler and Lionheart [2006]). Ce logiciel implémente trois outils pour la génération des maillages, le problème direct et le problème inverse de la TIE (Vauhkonen et al. [2001]). Le temps de reconstruction avec EIDORS prend 260ms pour compléter chaque matrice de mesure de potentiels électrique, ce qui est dix fois plus longue que pour la méthode en utilisant la SOM (20ms).

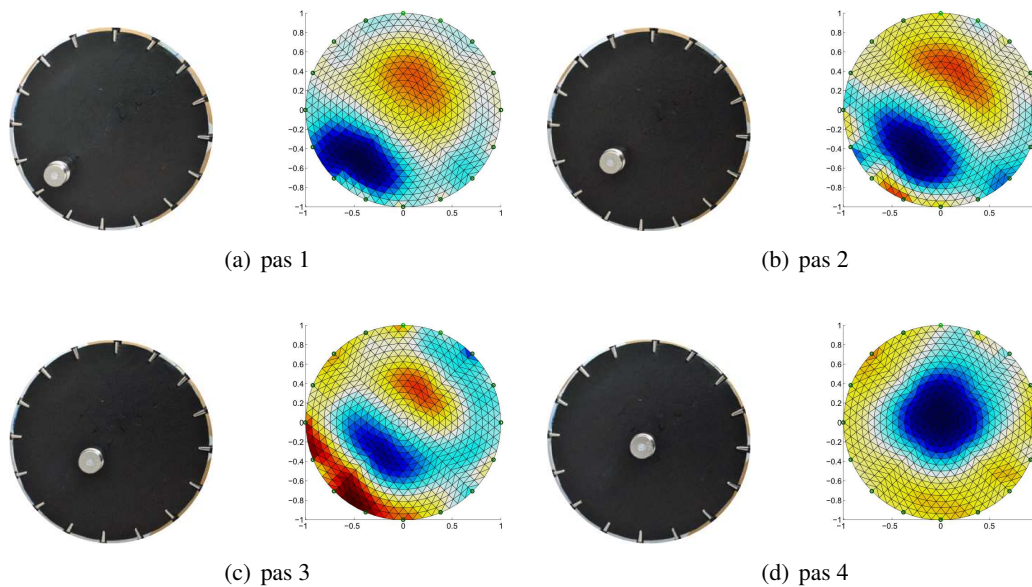


FIGURE 2.12 – Reconstruction d’image bi-dimensionnelle utilisant EIDORS pour un modèle des éléments finis (FEM) avec 1024 éléments. L’hyper paramètre α (poids de régularisation) est fixé à 10^{-3} . Les zones bleues et rouges sont les zones à résistivité supérieure et inférieure respectivement.

Dans un premier temps, nous avons estimé la distribution de résistance du tissu conducteur sans charge et nous l’avons utilisé comme une référence pour calibration. Cette approche permet de mesurer la variation relative de la distribution de résistance par rapport à l’état de référence et elle est connue sous le nom d’imagerie différentielle ou d’imagerie dynamique (Adler and R. [1996]). Elle consiste à estimer les variations temporelles de la résistance entre deux points particuliers (cf. chapitre 1.2.2). Si on suppose que la variation de la résistance est faible, on peut utiliser un algorithme linéarisé pour résoudre le problème en une seule étape, qui sera proche des opérations en temps réel. Ainsi, il n’y a pas de calcul itératif impliqué et une distribution de résistance réelle n’a pas besoin d’être calculée. Ce type de reconstruction d’image dans TIE est considéré comme le plus robuste au bruit et aux erreurs de positionnement d’électrode par rapport à l’imagerie statique.

Nous présentons sur la figure 2.13 (a) et (b) l’erreur relative de position d’un objet (100g) sur le matériau conducteur pour l’approche classique de reconstruction (EIDORS boîte à outils sous Matlab) et pour l’approche neuronale de reconstruction d’image (la carte de Kohonen). D’autres mesures métriques d’analyse des résultats obtenus ont été proposées dans les travaux de Adler et al. [2009].

On peut voir que l’erreur relative ne dépasse pas 1,5% pour ces deux approches et l’erreur la plus importante se produit au centre du matériau conducteur pour les deux. Ceci est dû à la diminution de la sensibilité de la peau artificielle en fonction de la distance par rapport aux électrodes. Le long des bords du tissu conducteur le réseau de Kohonen peut déterminer la position de l’objet avec une plus grande précision par rapport à la méthode classique (dans la zone d’un maximum de 5cm par rapport aux bords, l’erreur est inférieure à 0,5%). Sur les bords,

l'erreur diminue à moins de 1mm. Lorsque nous augmentons la taille de la carte de Kohonen (13×16, 32×32, 64×64), l'erreur relative maximale est réduite. Cependant dans les deux cas, l'erreur maximale de localisation d'objet sur la peau artificielle est inférieure à 1,5% au centre du tissu, ce qui signifie que les logiciels EIDORS et une carte de Kohonen ont une grande précision avec approximativement une erreur de distance de 7mm. L'analyse de la densité de probabilité d'erreur (voir la figure 2.13 (c)) montre que la méthode classique en utilisant EIDORS produit une erreur relative qui est toujours répartie uniformément, alors que la méthode proposée sur la carte de Kohonen produit plus d'erreurs pour des valeurs inférieures à 0,25% et moins d'erreurs dans la plage allant jusqu'à 1,5%.

2.5.5 Expérience 3 avec réseaux de neurones

1) avec des points de contacts multiples

Dans cette expérience, nous étudions la capacité de notre architecture neurale à discriminer la localisation spatiale de points de contact multiples, jusqu'à trois avec les poids différents (voir figure 2.14). Notre capteur tactile circulaire est représenté à nouveau avec un réseau de Kohonen de 1024 neurones (32 par 32 neurones). Nous montrons sur la figure 2.14 (a) l'installation expérimentale pour un poids de 100g ainsi que l'activité neuronale de la carte de Kohonen correspondante où la zone de localisation du contact peut être clairement identifié par le niveau d'activité au-dessus de 0,8. L'activité neuronale de la carte pour deux poids posés sur la surface tactile est représentée sur la figure 2.14 (b). Deux clusters sont trouvés. Le niveau d'activité du deuxième cluster qui correspond au second objet ajouté, est légèrement inférieur à l'activité du premier car c'est le poids est plus petit (50g). L'activité neuronale globale est également réduite car avoir deux objets au lieu d'un diminue la valeur de la tension. Les valeurs d'activité neurale des clusters sont d'environ 0,6 dans les deux zones. Finalement, nous ajoutons un troisième objet de 20g à la surface du capteur et la carte de Kohonen est capable d'identifier sa localisation spatiale avec un troisième cluster d'intensité inférieure par rapport aux autres d'environ 0,48 (voir figure 2.14 (c)). Donc, pour le premier objet avec un poids constant de 100g, sa localisa-

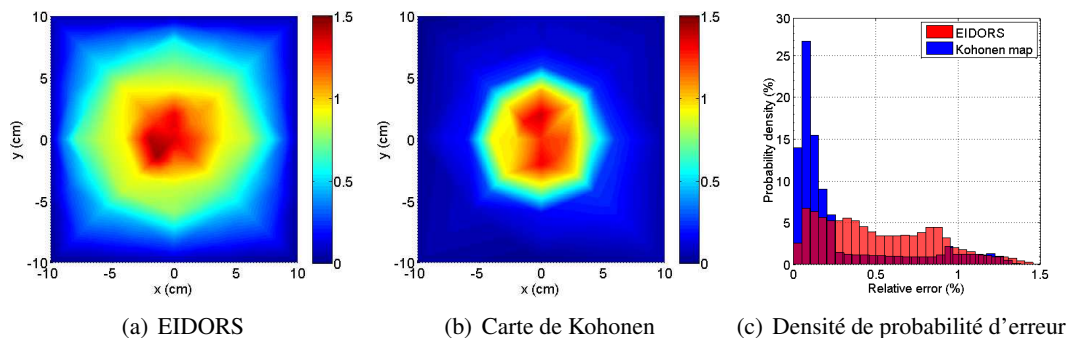
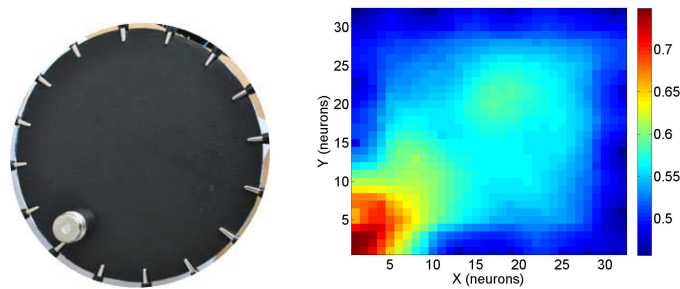
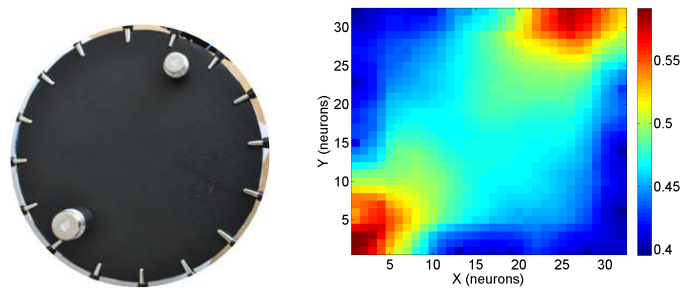


FIGURE 2.13 – Erreur relative (en %) de la détermination de la position de l'objet sur le matériau conducteur : (a) l'approche classique de la reconstruction d'image (boîte à outils EIDORS, Matlab) ; (b) la reconstruction neuronale d'image (carte de Kohonen 32×32 neurones). (c) la densité de probabilité de l'erreur relative sur la surface du capteur tactile.

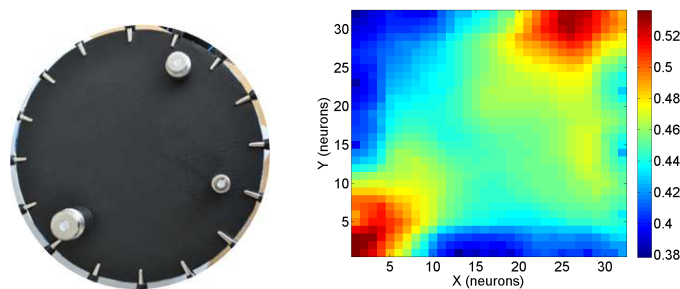
tion est calculée pour une activité neuronale jusqu'à 0,8, puis pour le deuxième objet jusqu'à 0,6 et pour le troisième objet, jusqu'à 0,55. Bien que chaque nouveau objet posé sur la surface du capteur augmente la pression totale sur le capteur et diminue par la suite la résistance du tissu, le réseau de neurones est robuste à ce changement et peut être utilisé en multi-touch après un apprentissage avec un seul objet.



(a) Point de contact unique (poids de 100g).



(b) Deux points de contact (poids de 100g et 50g).



(c) Trois points de contact (poids de 100g, 50g et 20g).

FIGURE 2.14 – Activité neuronale de la carte de Kohonen pour les multiples points de contact : pour un, deux ou trois poids de 100g, 50g et 20g ; resp. (a), (b) et (c). Les neurones sont capables d'estimer correctement et simultanément la localisation différente des objets et les poids.

2) avec différentes formes de surface tactile

Nous avons vérifié dans l'expérience précédente que la carte de Kohonen est auto-organisée d'une manière efficace pour préserver la topologie de la structure d'entrée dans le but de localiser la position spatiale d'objet sur la surface conductrice. Ceci est un autre avantage de la carte de Kohonen par rapport aux méthodes paramétriques, qui peut s'adapter dynamiquement à la topologie de la structure entrante. La localisation spatiale d'un point de contact ne peut pas être déterminée en utilisant les méthodes paramétriques si la forme de la surface tactile est inconnue ou modifiée. Ceci est vrai aussi pour les réseaux de neurones qui ne possèdent pas de topologie comme RBF (Radial Basis Function) ou perceptrons multi-couches.

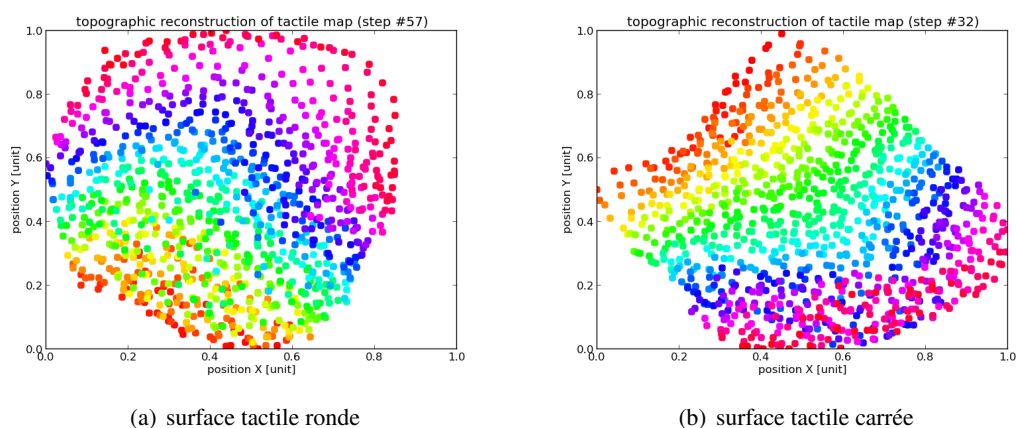


FIGURE 2.15 – Reconstruction topologique à partir des poids synaptiques des neurones de Kohonen en utilisant l'affichage graphique basé sur l'algorithme de Fruchterman-Reingold pour deux types différents de surface tactile, un rond en (a) et un carré en (b).

La figure 2.15 montre la topologie de deux cartes de Kohonen reconstruites en utilisant l'algorithme de disposition de Fruchterman and Reingold [1991] à partir d'une surface tactile ronde et une surface tactile carrée, respectivement (a) et (b). Cet algorithme est une technique de visualisation utilisée dans la théorie des graphes et dans les réseaux de neurones pour analyser la topologie d'un réseau. Bien que très caricatural, l'algorithme de Fruchterman-Reingold a été utilisé pour des simulations de placement moléculaire et peut servir ici pour déterminer la topologie de la carte de Kohonen. Il est basé sur la modélisation physique d'un réseau de ressorts-masses avec des forces répulsives et attractrices. Les forces sont calculées à partir d'une distance entre les poids des neurones, dont les neurones voisins ayant des poids similaires voient leur dynamique serré par des forces d'attraction. Nous utilisons la disposition de couleur *jet* discrétisée à 1024 couleurs associées à chaque neurone de la carte de Kohonen par rapport à leur index.

Comme on peut le voir sur les graphiques, les nœuds tentent de reconstituer la topologie de la surface tactile avec une forme ronde (la figure 2.15 (a)) et une carte avec une forme carrée comme sur la figure 2.15 (b), en respectant les non-linéarités des coins .

3) avec des objets de formes différentes

Une extension de la détection de points de contact multiples sur la surface tactile, est d'identifier des points de contact ordonnés spatialement comme on peut le faire est dans la reconnaissance visuelle de motifs d'objets. Quatre formes archétypales sont utilisées pour tester l'efficacité de la SOM pour percevoir le profil réel stimulée à partir de l'activité neuronale sur la zone active du capteur : un prisme triangulaire (trois angles vifs), un cube (quatre angles droits), une règle (deux extrémités avec les angles droits) et un cylindre. La figure 2.16 montre l'activité des neurones de Kohonen pour quatre formes différentes avec la topologie reconstruite par l'algorithme de disposition de Fruchterman-Reingold présentée sur la figure 2.15 (a), la couleur rouge reflète l'activité des neurones au-dessus d'un certain seuil (le même pour les quatre formes).

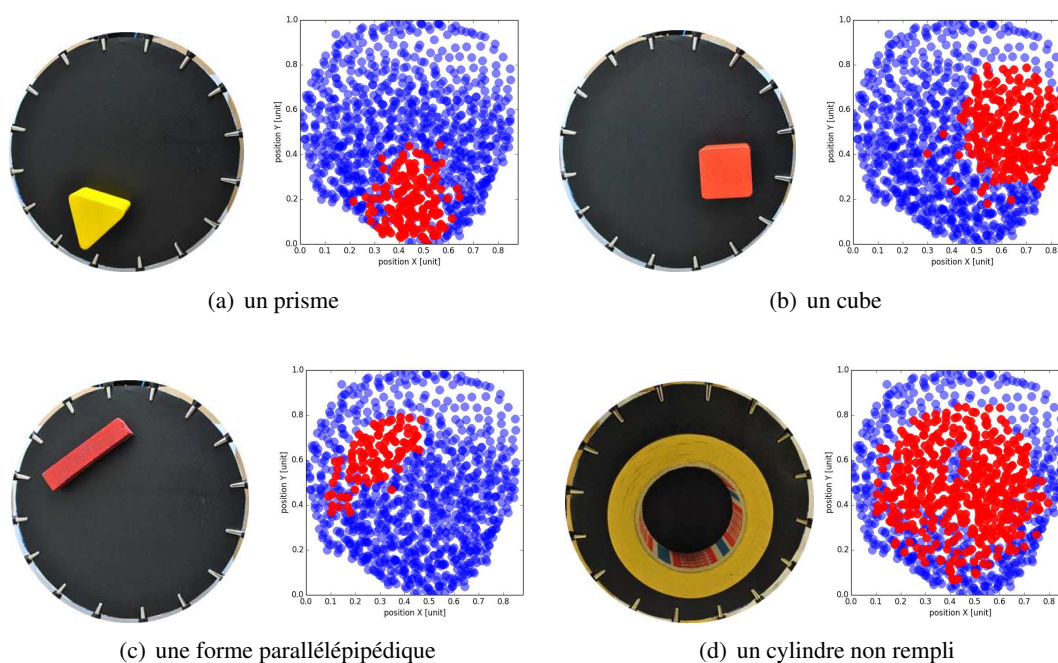


FIGURE 2.16 – Niveau d'activité des neurones de Kohonen en présence de formes diverses et au-dessus d'un certain seuil.

Comme on peut le voir, il est possible de discriminer dans une certaine mesure la forme objet à partir de l'activité neurale, bien que la résolution spatiale n'est pas totalement respectée et la topologie légèrement déformée. Les angles vifs des objets permettent de distinguer plus facilement chaque objet et de trouver leur orientation. Ces propriétés – à discriminer les objets et trouver leur orientation ne sont pas triviales car la carte de Kohonen a appris des points tactiles individuels. Pour l'instant, il n'est pas clair s'il est possible de réduire la forme des objets à une combinaison linéaire de points individuels. On ne sait pas si oui ou non le champ électrique d'un objet de forme complexe peut être facilement réduit au champ électrique de multiples points. Cette méthode montre donc ses limites et la nécessité d'acquérir d'autres types de signaux (visuels, proprioceptifs ou autres mécano-récepteurs) pour mieux discriminer les formes d'objets.

2.6 Discussion

Le sens du toucher est une caractéristique importante à fournir chez les robots afin de représenter leur corps et d’interagir avec l’environnement. Il exige de découvrir la configuration de leurs capteurs et d’apprendre la structure de l’information sensorimotrice. De plus, cette caractéristique doit être adaptative de sorte que les changements puissent être surmontés aussi : *(i)* dans la configuration du capteur, *(ii)* dans le nombre de points de contact, *(iii)* dans la plage de pression ou *(iv)* avec la présence de bruit.

Dans ce chapitre, nous avons présenté une solution bio-inspirée pour reconstruire la topologie d’un capteur tactile et pour détecter les points de contact externes sur celui-ci. Les réseaux de neurones peuvent permettre à l’expérimentateur d’éviter d’identifier par lui-même les propriétés du capteur et de configurer les paramètres importants de la méthode de reconstruction qui peuvent être différents de la fiche de spécification technique ou varier pendant l’utilisation du matériau en cas de détérioration ou de dommages. En comparaison avec les méthodes classiques, les réseaux de neurones peuvent généraliser sur une large gamme d’entrées sensorielles sans information a priori sur la structure du capteur. Notre motivation est de développer à long terme une peau artificielle du corps entier pour des robots humanoïdes avec des caractéristiques émulant la perception tactile humaine comme fournir la localisation spatiale du point de contact physique dans le système de coordonnées d’un robot. À notre connaissance, nous sommes les premiers à avoir utilisé les réseaux de neurones pour la reconstruction d’image d’un dispositif tactile en utilisant la TIE dans le domaine robotique et à utiliser les techniques non supervisées en général pour la reconstruction de l’image de la TIE. Nous n’avons pas comparé notre approche avec d’autres RNA parce que les avantages et les inconvénients de chaque famille de RNA sont déjà bien documentés (Haykin [1994]).

La carte de Kohonen que nous avons utilisé a l’avantage de modéliser l’organisation topographique dans la zone somatotopique dans le cortex proche de ce qui est fait dans les travaux de Detorakis and Rougier [2012]. Son fonctionnement est basé sur une distance métrique entre le vecteur d’entrée et les poids des neurones, ce qui suppose que les entrées sensorielles ont une topologie et qu’un petit déplacement d’un point de contact sur la surface du matériau aura un effet sur l’activité des neurones et sera traduit proportionnellement en terme de distance neuronale au champ réceptif de chaque neurone. Cette caractéristique permet à la carte de Kohonen d’être tolérante au bruit tout en généralisant à des points de contact multiple et les objets de différentes formes. En outre, la carte de Kohonen a montré des avantages par rapport aux méthodes classiques de reconstruction en terme de performance (bonne précision de résolution) avec la possibilité de traiter les entrées tactiles en temps réel (en moyenne 20ms par rapport à 262ms pour EIDORS sur le même PC en utilisant l’imagerie différentielle de TIE). Bien qu’il ait été rapporté que la technique de la reconstruction différentielle d’image de TIE peut être très rapide et peut atteindre 40-50Hz (Silvera-Tawil et al. [2015]). Il a été démontré que le coût de calcul ou la complexité des techniques de reconstruction de la TIE sont un inconvénient lorsque la taille de la matrice augmente (Boyle et al. [2012]). La complexité computationnelle des méthodes de la TIE nécessite d’inverser une matrice de dimension n , avec le coût de calcul d’au moins $O(n^2 \times m)$ où m est le nombre d’éléments d’un modèle des éléments finis, ce qui signifie qu’avec l’augmentation de la matrice –, la taille de la surface tactile et le nombre d’électrodes, – le temps de calcul pour la reconstruction de l’image va augmenter asymptotiquement. Au lieu de cela, le coût de calcul des réseaux de neurones de m neurones ayant une matrice d’entrée de

dimension n est $O(n \times m)$ car la sortie du réseau dépend du calcul de tous les neurones du réseau neuronal. Dans les réseaux de neurones, la dimension m est souvent choisie inférieure à n , dans le but de généralisation, mais pour nos expériences, nous avons choisi $m = 1024$ pour les deux algorithmes afin de les comparer. Cela signifie que le coût computationnel pour l'approximation de sortie augmente linéairement avec la taille du réseau de neurones.

Néanmoins, les SOMs font partie des techniques sans modèle et sans supervision, qui sont connues pour être moins efficaces que les méthodes d'apprentissage supervisées, parce que le modèle de l'état désiré est donné à l'avance et exploité pour minimiser l'erreur. Ainsi, nous nous attendons à ce que les perceptrons multicouches, les réseaux profonds, la fonction de base radiale (RBF) ou les machines à vecteurs de support (SVM), pour n'en citer que quelques-uns, donneront de meilleures performances en termes de taux de convergence et de précision que la carte de Kohonen que nous avons employée. Pour ces raisons, nous croyons que les réseaux de neurones supervisés peuvent fournir dans le futur des solutions intéressantes et efficaces en termes d'approximation de la vitesse et d'erreur pour le problème de reconstruction d'image par la TIE.

Les SOMs ont plutôt comme avantages d'apprendre en ligne la topologie de l'espace d'entrée (la géométrie de la surface tactile) sans aucune connaissance à priori. En outre, ils sont faciles à interpréter et plus plausibles biologiquement. Par exemple, chaque neurone de la SOM modélise un mécanorécepteur (par exemple, le filtre passe-bas d'un type de Merkel) et chaque neurone apprend sa propre position sur la surface tactile ainsi que sa propre résolution spatiale. La précision acquise dépend de la phase d'apprentissage (ou de développement) réalisée, ce qui n'est pas le cas pour les dispositifs tactiles unitaires, qui ont seulement une distribution spatiale statique et uniforme.

De plus, de la même façon que l'expérience réalisée dans la section 2.5.5 avec la carte de Kohonen, nous avons fait le test en aveugle pour reconnaître la forme des objets à la surface de la peau d'un bras et nous n'avons pas pu facilement discriminer les différentes formes simplement en appuyant l'objet sur la peau. Ceci est conforme aux études montrant que les autres sens – vision, proprioception et audition – et la combinaison des mécanorécepteurs contribuent tous à la perception tactile (Gallace and Spence [2007, 2008]).

Par conséquent, l'objectif de notre recherche dans les chapitres suivants sera d'étudier l'intégration des autres sens comme la vision ou la proprioception pour la perception de son propre corps et la modélisation du sens d'appartenance (the sense of ownership) dans un robot humanoïde basée sur le sens tactile (Pitti et al. [2009, 2013]).

Intégration des informations tactiles et motrices. Contrôle du bras robotique par admittance

Dans ce chapitre nous présentons un contrôleur neuronal d'un bras robotique. Grâce à ce contrôleur, le bras robotique peut se déplacer dans quatre directions et il utilise en entrée l'information tactile à partir d'une peau artificielle et en sortie le couple estimé pour la consigne de la boucle de contrôle en admittance. Cette adaptation se fait par un système neuronal qui apprend d'abord la topologie de la carte tactile de manière non-supervisée lors un contact et il associe un vecteur de couple pour déplacer le bras dans la direction correspondante de façon supervisée. La peau artificielle est basée sur un dispositif tactile de grande surface qui modifie ses propriétés électriques lors d'un contact. Nos résultats montrent l'auto-calibration du bras robotique (deux degrés de liberté) contrôlé dans les quatre directions par le contact léger sur toute la surface tactile, même lorsque le couple n'est pas détectable (la force est appliquée près d'un axe de l'articulation). Le contrôleur proposé associe chaque champ récepteur tactile avec une direction et avec une force. Nous montrerons que l'apprentissage des informations tactiles et motrices donne de meilleures expériences interactives avec le bras robotique par rapport au contrôle par admittance. A l'avenir, notre méthode pourrait être utilisée pour permettre des interactions adaptatives avec un partenaire humain.

3.1 Introduction

Selon [AlbuSchäffer \[2015\]](#), les robots dépourvus de sens tactile ne pourront pas égaler la performance des êtres humains. Par exemple, les robots seraient capables d'utiliser leur retour tactile pour auto-calibrer les limites physiques de leur corps ([Mittendorfer and Cheng \[2012\]](#); [Cannata et al. \[2010\]](#); [Roncone et al. \[2014b\]](#)), pour prévenir le risque de dégradation matérielle de leur propre corps à cause d'un obstacle ([Guo et al. \[2015\]](#); [Tsetserukou et al. \[2008\]](#)) et pour éviter de causer des dommages corporels à un opérateur humain notamment en utilisant les informations liées à la sécurité du contact ([Fritzsche et al. \[2011\]](#)). Il est également avantageux que des robots puissent suivre une direction imposée par un opérateur humain via un contact tactile (l'opérateur agit à la façon d'un guide). En outre, la modalité tactile contribue non seulement à des fonctions

robotiques générales (Wösch and Feiten [2005]), mais aussi à des interactions spécifiques et délicates où le robot est le partenaire de jeux d'enfants handicapés, en particulier dans le cadre du traitement de l'autisme (Robins and Dautenhahn [2014]). La modalité tactile permet également d'améliorer la coordination motrice lors de l'interaction avec des humains ainsi que la perception de l'opérateur sur la présence et l'action du robot (Shen et al. [2015]). Cependant, il peut être difficile pour les concepteurs de robot de modéliser correctement le contrôle interactif avec un opérateur puisque la géométrie du robot doit être connue à l'avance ainsi que le type d'interaction physique avec l'opérateur.

Les mesures du couple sont importantes afin de construire les boucles de contrôle pour l'interaction du robot avec un humain. Le couple articulaire est généralement mesuré par un capteur de force incorporé dans l'articulation. Cette valeur mesurée inclut un couple créé par l'actionneur et un couple engendré par l'interaction physique du robot avec l'être humain. L'impossibilité de séparer ces deux couples cause des difficultés dans la conception du système de commande. Il est avantageux d'avoir des informations sur la force appliquée et sa direction sur toute la surface du robot séparément du couple créé par l'actionneur pour mettre en œuvre un contrôle efficace par admittance. À notre connaissance, seulement Calandra et al. [2015a] ont proposé une démonstration de la façon dont les couples articulaires peuvent être appris sur un robot humanoïde iCub équipé de capteurs tactiles et de force / couple en présence d'un contact.

Les techniques de "machine learning" peuvent aider à avoir un contrôle adaptatif des membres du robot par l'estimation de la position spatiale et de l'amplitude de la force appliquée. Ainsi, nous proposons d'utiliser une architecture neuronale pour apprendre la commande en admittance d'un bras robotique recouvert d'une peau tactile afin de l'orienter en toute sécurité. Nous utilisons deux réseaux de neurones artificiels qui apprennent (1) la topologie du dispositif tactile d'une manière non-supervisée et (2) la direction à suivre lorsqu'un contact tactile est détecté. Le premier réseau de neurones est une carte auto-organisatrice de Kohonen (SOM). Ses neurones apprennent la topologie du dispositif tactile non maillé, c'est-à-dire que chaque neurone tactile apprend un champ réceptif spécifique (Pugach et al. [2013]). Le second réseau de neurones est basé sur le modèle du Perceptron (conditionneur classique). A partir de la position du contact tactile et de la pression exercée, le réseau de neurones apprend à estimer le couple nécessaire pour contrôler le bras robotique suivant ses deux degrés de liberté.

Dans ce chapitre, nous présenterons l'intégration de deux informations : tactile et proprioceptive afin de réaliser le contrôle conforme du bras robotique pour que le robot puisse interagir et collaborer avec un humain en toute sécurité. Ce chapitre est organisé de la manière suivante. La section **Matériel** présente la configuration expérimentale avec notre bras robotique et le dispositif tactile utilisé dans nos expériences. La section **Méthodes** présente deux approches pour réaliser le contrôle par admittance : (1) une approche classique en utilisant le couple articulaire mesuré et (2) une approche neuronale pour localiser la force tactile sur le bras et pour estimer la contre-force à appliquer sur celui-ci sans mesurer le couple articulaire. La section **Expériences** se compose de trois expériences. La première étape de notre étude expérimentale consiste à identifier les couples d'articulation lors d'un contact physique avec une articulation du robot. La deuxième expérience sert à apprendre la carte tactile du bras de manière auto-organisée en touchant le robot. La troisième expérience permet d'apprendre la boucle sensori-motrice complète avec un deuxième réseau de neurones qui associe l'information tactile avec l'information proprioceptive correspondante. Les résultats montrent le contrôle dynamique du bras robotique par une personne dans les quatre directions et leurs vecteurs combinatoires, sur toute sa surface,

même avec des touches légères. L'intégration des informations tactiles et proprioceptives est une première étape pour développer une représentation corporelle du robot par l'intégration multi-modale. L'intégration des modalités tactiles, proprioceptives et visuelles sera présentée dans le chapitre suivant.

3.2 Matériel

3.2.1 Le bras robotique

Au cours de nos expérimentations, nous utilisons le bras robotique Jaco© conçu et développé par l'entreprise Kinova. Les sept degrés de liberté (DoF) se réfèrent à six mouvements dans l'espace en trois dimensions (de haut en bas, à gauche et à droite, avant-arrière - 3 DoF), six mouvements du poignet (abduction et adduction, flexion et extension, pronation et supination - 3 DoF) et l'ouverture et la fermeture des trois doigts (1 DoF) (Maheu et al. [2011]). Chaque axe est contrôlé indépendamment par un moteur à courant continu sans balais couplé à un système d'engrenages Harmonic Drive© (cf. la table 3.1). Le micrologiciel embarqué du bras Jaco© offre un contrôle de trajectoire en coordonnées cartésiennes ou polaires qui mesure les positions et qui calcule l'erreur de trajectoire tous les 10ms. Il apporte également une couche de sécurité supplémentaire sur chaque axe et sur chaque doigt.



FIGURE 3.1 – Le bras Jaco© utilisé dans nos expériences.

Dans nos travaux, nous utilisons uniquement les coordonnées polaires pour le contrôle de position. La vitesse de chaque moteur est commandée par un contrôleur de haut niveau du bras, par conséquent, celle-ci ne peut pas être contrôlée directement. Le micrologiciel du robot réalise un contrôle redondant des erreurs dans les articulations et dans le système de contrôle mais aussi l'évitement de singularités. En ce qui concerne les capteurs, chaque actionneur du bras et des doigts est équipé de capteurs de courant à effet Hall, de position absolue et de température.

3.2.2 Le capteur tactile "peau artificielle"

Afin de concevoir la peau artificielle pour notre robot, nous avons présenté un système à faible coût basé sur la méthode de Tomographie d'Impédance Electrique (TIE) pour l'acquisition de

TABLE 3.1 – Système électromécanique du manipulateur Jaco

Articulation	Maxons EC flat brushless DC moteur				Réducteur
	Couple, mNm		Vitesse nominale, rpm	Puissance, W	Réducteur Harmonic Drive
	Nominale	Décrochage			Coefficient de transmission, k
1...3	128	1460	4860	70	136, 160, 136
4...6	55	255	2940	30	110
7...9	24.6	70	2090	15	—

données à partir du tissu conducteur (cf. le chapitre 1.3.2). Les propriétés du tissu conducteur Velostat ont été présentés dans le chapitre 2.2.

Dans ces expériences, nous allons utiliser le tissu conducteur découpé selon une forme rectangulaire de dimensions 250×320 mm. Seize électrodes sont fixées de manière uniforme le long du périmètre du matériau conducteur. Afin d'estimer la distribution de la conductivité et de la permittivité électrique dans un matériau conducteur, nous avons appliqué la méthode par voisinage présentée dans le chapitre 1.3.1. De la même façon que nous l'avons présentée dans les chapitres précédents, nous utilisons un circuit multiplexeur / démultiplexeur pour récupérer le champ électrique de la distribution de résistance à partir des électrodes appariées injectant un courant continu ($200\mu A$) et des électrodes mesurant la tension de sortie du tissu conducteur (cf. la figure 3.3 (a)). Un microcontrôleur contrôle l'injection de courant et la mesure des motifs de tensions de sortie. Il exécute une conversion analogique / numérique de 12 bits. Les motifs spatiaux du contact tactile sont acquis et localisés à la fréquence de 45Hz.

3.2.3 Montage

Afin de mettre la peau artificielle sur le bras robotique, nous avons développé un modèle de la coque du bras qui a été imprimé, par la suite, sur une imprimante 3D. La figure 3.2 présente les étapes du montage incluant l'impression de pièces de la coque, l'assemblage et la connexion des fils électriques (les électrodes). Nous montrons sur la figure 3.3 (b) le bras Jaco dont une articulation est couverte par le capteur tactile développé. Cette articulation (l'avant-bras) a été choisie pour son utilisation pratique lors de l'interaction physique homme-robot. Par la suite, nous prévoyons de recouvrir l'ensemble du bras avec de la peau.

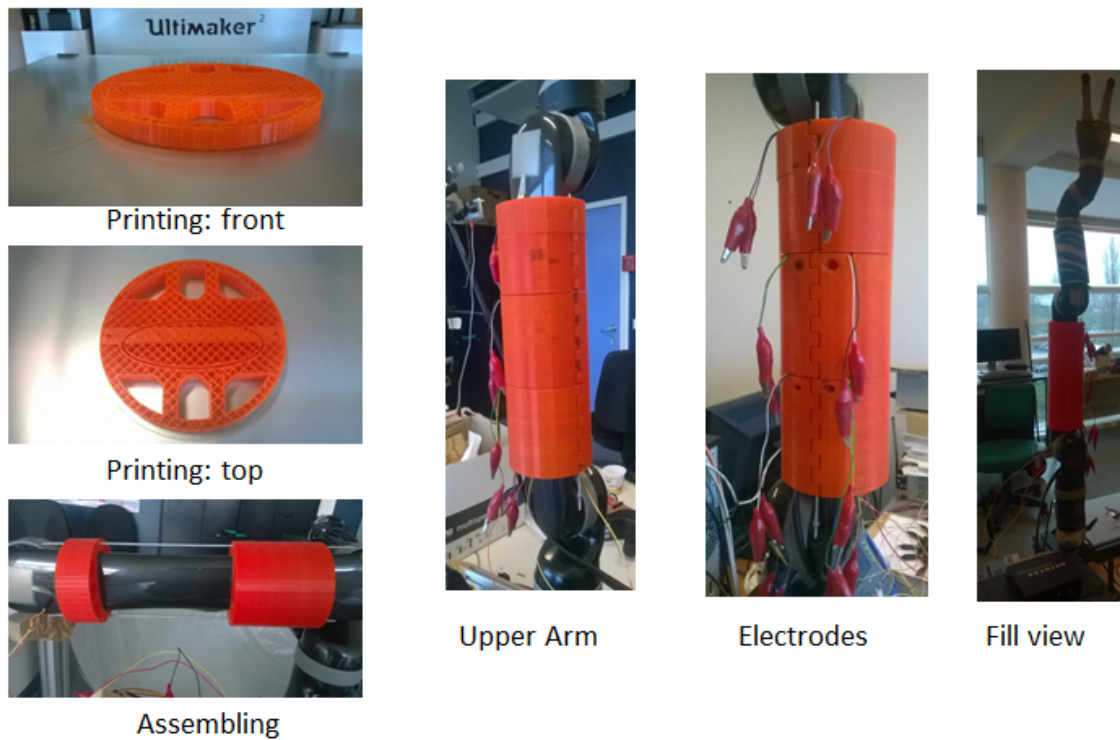


FIGURE 3.2 – Les étapes préparatoires pour le montage de la peau artificielle sur le bras Jaco.

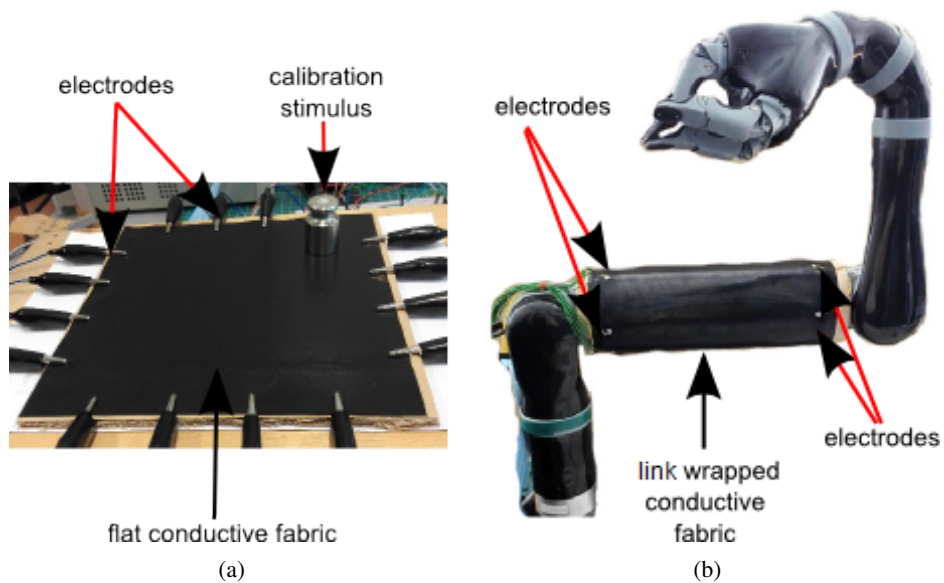


FIGURE 3.3 – Installation expérimentale : (a) – le tissu conducteur à plat avec les électrodes et le stimulus de calibration ; (b) – une articulation du robot recouverte avec le tissu conducteur.

3.3 Méthodes

Dans la théorie du contrôle, le contrôle de l'interaction est une approche générale utilisée pour reproduire le comportement dynamique du robot avec l'environnement (Hogan [1985]), dont les formes les plus courantes sont la commande par impédance et la commande par admittance. D'après Hogan and Buerger [2005], une impédance mécanique au niveau d'un port est un opérateur dynamique qui détermine une force de sortie (couple) à partir d'une vitesse d'entrée (vitesse angulaire) dans le même port. L'admittance mécanique à un port est un opérateur dynamique qui détermine une vitesse de sortie (vitesse angulaire) à partir d'une force (couple) sur le même port. Bien que nous soyons conditionnellement libres d'utiliser tout type de contrôle de l'interaction, il est souvent difficile de faire se déplacer un robot comme un ressort (ou impédance), alors qu'il est généralement plus facile de le faire bouger comme une masse (ou admittance), ce qui est un argument pour la commande par admittance (Newman [1992]).

Du point de vue du système, le contrôleur d'impédance prend en entrée un déplacement et fournit en sortie une force. Les dispositifs commandés par impédance devraient idéalement avoir une faible inertie et une faible force de frottement ainsi qu'aucune imperfection matérielle puisque l'utilisateur va sentir ces forces si elles ne sont pas compensées de manière adéquate (Lecours et al. [2012]). Ceci conduit à privilégier un contrôleur d'admittance qui n'est pas soumis à ces contraintes. En effet, ce type de contrôleur prend en entrée une force et fournit en sortie un déplacement. La commande par admittance peut être combinée avec d'autres techniques pour améliorer le contrôle dans un environnement bruité (Gullapalli et al. [1992]).

Dans cette section, nous présentons deux contrôleurs par admittance : (1) un contrôleur classique utilisant les couples articulaires mesurés et (2) un contrôleur neuronal utilisant un perceptron pour prédire les couples articulaires associés à l'information tactile de la peau artificielle.

3.3.1 Contrôle par admittance en utilisant des couples articulaires mesurés

Comme nous l'avons mentionné avant, le micrologiciel du bras robotique Jaco offre un contrôle de trajectoire angulaire, c'est-à-dire une boucle de contrôle de position (voir la figure 3.4). Le robot se comporte comme une impédance mécanique (Ott et al. [2010]). Pour cette raison, le contrôleur d'interaction est conçu pour être une admittance mécanique.

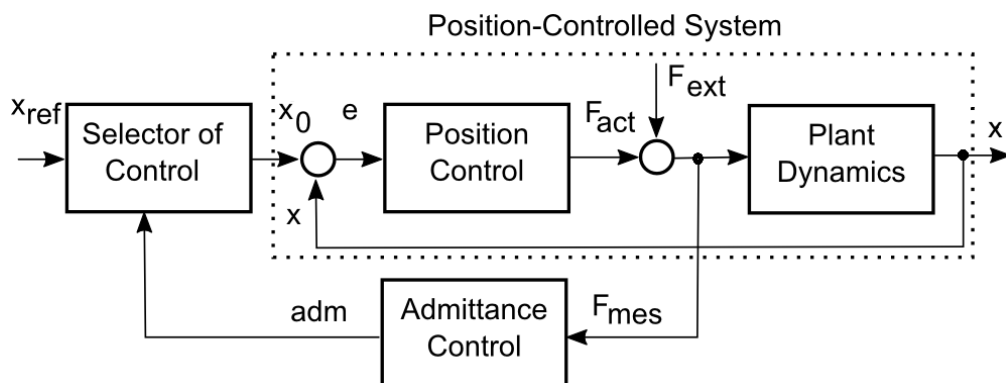


FIGURE 3.4 – Schéma structurel montrant le principe de la commande par admittance pour une articulation robotique (inspiré par Ott et al. [2010])

Considérons un système à un degré de liberté de masse qui interagit avec l'environnement extérieur. Soient m et x respectivement l'inertie généralisée et le déplacement de la masse. Soient F et F_{ext} respectivement la force de commande et la force extérieure que l'environnement exerce sur la masse. L'équation du mouvement de la masse s'écrit comme suit :

$$m\ddot{x} = F + F_{ext} \quad (3.1)$$

Le but du contrôle par admittance consistent à concevoir la force de commande F_{act} qui fournit une relation entre la force extérieure F_{ext} et l'écart $e = (x - x_0)$ sur la base d'une trajectoire d'équilibre désirée x_0 . De manière générale, une équation différentielle linéaire du second ordre traduit cette relation :

$$M_d\ddot{e} + D_d\dot{e} + K_de = F_{ext} \quad (3.2)$$

où les constantes positives M_d , K_d et D_d sont respectivement l'inertie désirée ou virtuelle, la rigidité et l'amortissement. Tandis que le concept général de contrôle d'interactions permet la production de comportements généraux, un modèle linéaire est suffisant pour de nombreuses applications robotiques (Ott et al. [2010]).

3.3.2 Contrôle par admittance en utilisant l'apprentissage neuronal et une peau artificielle

Dans cette sous-section, nous proposons une architecture neuronale pour le contrôle par admittance du bras Kinova (2 DoF) en utilisant une carte auto-organisatrice (SOM) et les neurones du type perceptron (voir la figure 3.5). Nous utilisons la SOM pour reconstituer la localisation spatiale d'un point de contact sur une peau artificielle à partir de la répartition de la densité de résistance. Les signaux de tension provenant du dispositif tactile (208 valeurs) sont utilisés pour l'apprentissage de la carte auto-organisatrice (apprentissage non supervisé, voir le paragraphe 3.3.2).

En plus de la SOM qui code pour les entrées d'information tactile, nous utilisons un algorithme neuronal des moindres carrés (Least Mean Square – LMS), qui est un Perceptron sans filtrage softmax de la sortie. Les neurones LMS prédisent les deux couples articulaires en fonction de la localisation spatiale d'un point de contact fourni par la carte tactile. Pendant la phase d'apprentissage, les couples mesurés (4 valeurs) sont utilisés comme stimulus inconditionnel et la sortie de la SOM comme stimulus conditionnel (apprentissage supervisé, voir le paragraphe 3.3.2). Les valeurs de couple prédites (sortie du LMS) servent pour le contrôle par admittance. La SOM et le réseau de neurones LMS ont respectivement 16×16 neurones et seulement 4 neurones pour les quatre directions.

1) réseau de neurones tactile

La structure et l'algorithme d'apprentissage de la carte de Kohonen a été présenté dans le chapitre 2.4.1. Au cours de la phase d'apprentissage, la distance euclidienne entre le vecteur d'entrée et les poids des neurones est calculée. Le neurone avec la plus petite distance est considéré comme le neurone gagnant et son poids et ceux de ses voisins directs sont modifiés pour réduire sa distance au vecteur d'entrée. La valeur de sortie des neurones est calculée comme étant l'inverse de la distance.

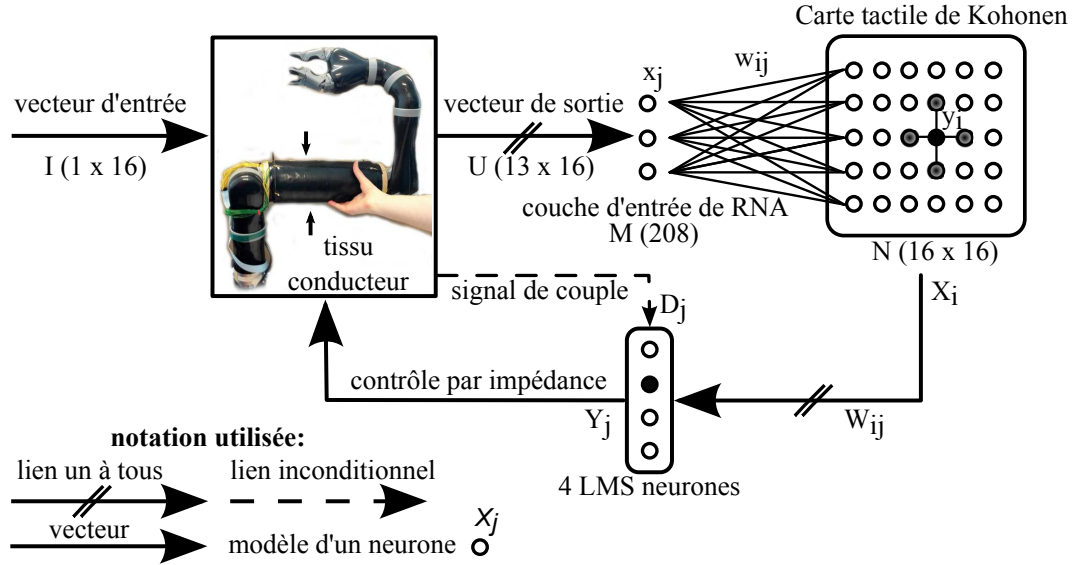


FIGURE 3.5 – Architecture neuronale pour le contrôle par admittance d’un bras robotique via une peau artificielle basée sur une carte de Kohonen pour classer les motifs tactiles dans une topologie spatiale. Cette SOM est ensuite utilisée pour fournir aux neurones LMS la localisation tactile spatiale d’une force appliquée lorsque l’on touche la surface tactile afin de prédire le couple articulaire.

2) architecture neurale tactile-motrice

Le réseau de neurones LMS est utilisé dans les paradigmes d’apprentissage conditionnel. C’est une méthode d’optimisation qui consiste en la modification des poids synaptiques W jusqu’à trouver l’erreur quadratique moyenne minimale entre l’entrée X et la sortie désirée D . Il apprend à prédire une sortie désirée dérivée d’un stimulus inconditionnel et associe cette sortie à un stimulus conditionnel. Le groupe de neurones utilise une règle d’apprentissage proposé par [Widrow and Hoff \[1960\]](#) et décrit par l’équation 3.3.

$$\Delta W_{i,j} = \mu X_i \cdot (D_j - Y_j) \quad (3.3)$$

où D_j est l’activité désirée du neurone j (i.e., le couple), μ est le taux d’apprentissage ($\mu < 1$), $W_{i,j}$ est le poids synaptique qui relie l’entrée X_i à la sortie et Y_j est la sortie prédite.

La sortie de chaque neurone est calculée par l’équation 3.4 :

$$Y_j(t) = \sum W_{i,j} \cdot X_i \quad (3.4)$$

où X_i est un signal d’entrée (i.e., la sortie de la carte de Kohonen – la localisation spatiale du point de contact). Cette architecture est équivalente à un conditionnement pavlovien, qui associe la prédiction d’un couple articulaire à l’activité de la carte tactile.

3.4 Expériences

3.4.1 Expérience 1 - Contrôle d'interaction avec le manipulateur Jaco

L'objectif de cette expérience est de réaliser un contrôle par admittance classique en utilisant le couple mesuré, présenté dans la sous-section 3.3.1. Cette expérience se compose de deux parties.

La première partie a pour but d'estimer la réponse du bras robotique avec le contrôle en position à une série de forces externes inconnues exercée par un humain (dans le plan horizontal) et à revoir la possibilité d'utilisation de l'algorithme (Melnyk et al. [2011]) qui permet de contrôler le robot sans aucune connaissance des mesures de force ou de couple. Les résultats sont présentés sur la figure 3.6. Une force F_{ext} a été appliquée à l'extrémité de l'articulation du robot ($l = 0,41m$) par un humain et sa valeur atteint $40N$. Nous pouvons voir un délai $\Delta t = 1s$ entre les moments d'apparition de la perturbation et de la réponse du système à cette perturbation provoquée par la force externe. Sa valeur atteint $13,8N$ (dans les deux sens) avant que le couple commence à changer. L'articulation contrôlée en position maintient la référence Θ_{ref} et la perturbation d'interaction est rejetée. L'articulation reste rigide, et il y a un déplacement négligeable $\Theta_{mes} = 1deg$. Donc l'algorithme adaptatif proposé par Melnyk et al. [2011] ne peut pas être implémenté pour le bras robotique Jaco en raison de la rigidité significative de l'articulation. C'est la raison pour laquelle nous implémentons la boucle de contrôle par admittance dans notre travail.

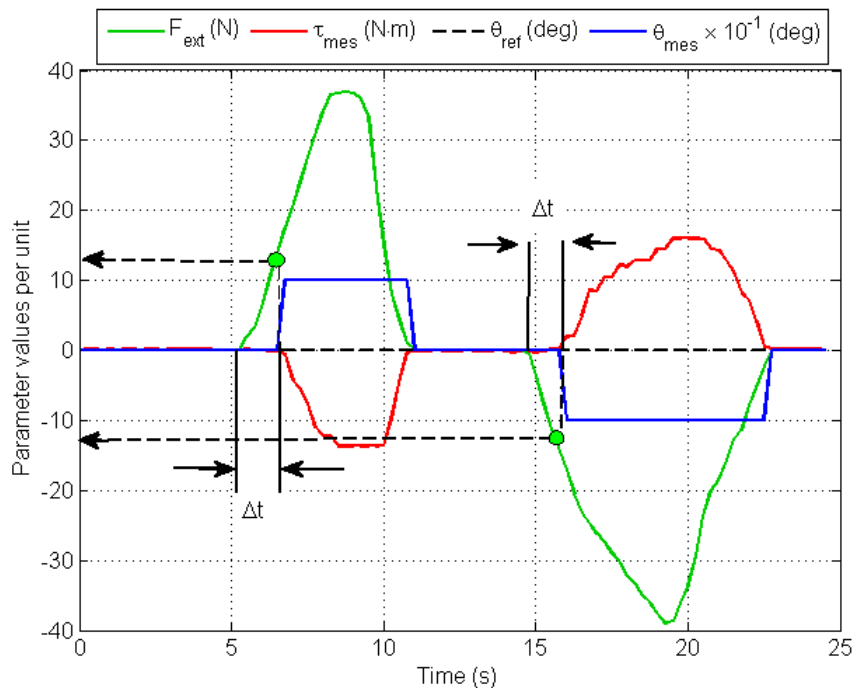


FIGURE 3.6 – Dépendances de la variation de l'angle actuel de l'articulation Θ_{mes} (ligne bleue), de la référence Θ_{ref} (ligne noire) et le couple articulaire τ_{mes} (ligne rouge) durant la perturbation par la force externe F_{ext} (ligne verte) pour le contrôle en position.

La seconde partie de cette expérience vise à mettre en place un contrôle par admittance afin d'ajuster le comportement de l'articulation du manipulateur à une force externe provoquée par

une interaction physique avec un être humain. La figure 3.7 montre les paramètres de l'articulation suite au contrôle par admittance pendant deux phases d'interaction. La position initiale de l'articulation est la position désirée (position référentielle). Sur l'intervalle de temps de $0s$ à $4,1s$, il n'y a pas de couple articulaire causé par une interaction physique. Le système est en état d'équilibre jusqu'à ce qu'un contact physique se produise et qu'un couple induit agisse sur l'articulation du robot. Sur l'intervalle de $4,1s$ à $11,4s$, l'opérateur agit sur le bras robotique avec une force croissante F_{ext} . La valeur moyenne de cette force est de $30N$. Après un délai $\Delta t = 1s$ et quand la force externe dépasse $13,8N$, le contrôleur par admittance fournit une nouvelle référence Θ_{ref} pour le régulateur de position et le bras robotique commence à se déplacer dans la même direction que la force appliquée. Après l'instant $t = 11,1s$, il n'y a plus de mouvement de l'articulation parce que l'interaction physique est terminée. Pendant la deuxième période de $14,3s$ à $22,4s$, l'opérateur agit de nouveau sur le bras robotique dans une autre direction avec une force croissante F_{ext} . Pendant la période de $14,3s$ à $22,4s$, l'opérateur agit de nouveau sur l'articulation robotique dans une autre direction avec une force croissante F_{ext} dont la moyenne est de $34N$. L'articulation ne réagit qu'après un délai $\Delta t = 1s$ au moment où la force externe est de $13,8N$ et elle commence à se déplacer dans la même direction que la force appliquée.

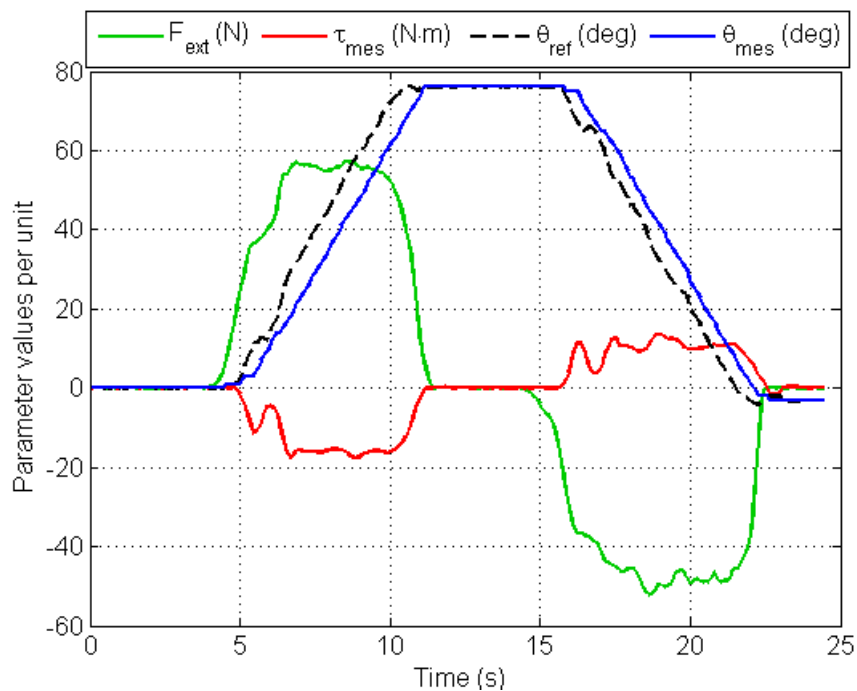


FIGURE 3.7 – Dépendances de la variation de l'angle actuel de l'articulation Θ_{mes} (ligne bleue), de la référence Θ_{ref} (ligne noire) et le couple articulaire τ_{mes} (ligne rouge) durant la perturbation par la force externe F_{ext} (ligne verte) pour le contrôle par admittance.

3.4.2 Expérience 2 - Apprentissage d'une carte auto-organisatrice tactile

Dans le chapitre précédent 2.5, nous avons réalisé des expériences avec une carte auto-organisatrice qui a adapté sa topologie à la structure du dispositif tactile plat de forme ronde. Dans ce chapitre, nous utilisons une carte Kohonen pour apprendre la topologie de la peau artificielle en forme de

carré incurvée sur le bras Kinova (2 DoF). L'un des avantages de la carte de Kohonen est qu'elle peut s'adapter dynamiquement à la topologie de la structure entrante d'une feuille tactile et à la résolution spatiale d'entrée du dispositif tactile. En effet, la localisation spatiale d'un point de contact ne peut pas être déterminée en utilisant les méthodes paramétriques si la forme de la surface tactile est inconnue ou modifiée.

La phase d'apprentissage se fait comme suit. L'opérateur touche la surface tactile sur toute sa surface et on récupère les signaux de tension du dispositif tactile (208 valeurs) pour apprendre la carte auto-organisatrice et reconstruire la localisation spatiale du point de contact. En même temps, nous recueillons la valeur du couple qui sera utilisée comme stimulus conditionnel pour l'apprentissage des neurones LMS (voir figure 3.5).

Pour illustrer les résultats d'une reconstruction de la localisation spatiale d'un point de contact, nous montrons sur la figure 3.8 l'activité de la SOM après l'apprentissage (colonne de droite) et pour cinq emplacements différents autour du bras (colonne de gauche). Comme nous l'avons observé dans les expériences du chapitre précédent 2.5, la carte de Kohonen a appris la topologie de la surface tactile sans que l'on ait besoin de fournir des coordonnées XY. La résolution actuelle est de 16×16 , mais elle peut être augmentée. Quand on passe d'un côté de la carte tactile à l'autre, le neurone gagnant et ses voisins en rouge suivent le mouvement de l'opérateur humain. Une fois que les neurones tactiles ont appris leurs champs réceptifs, le second réseau de neurones LMS peut utiliser cette information pour le contrôle par admittance.

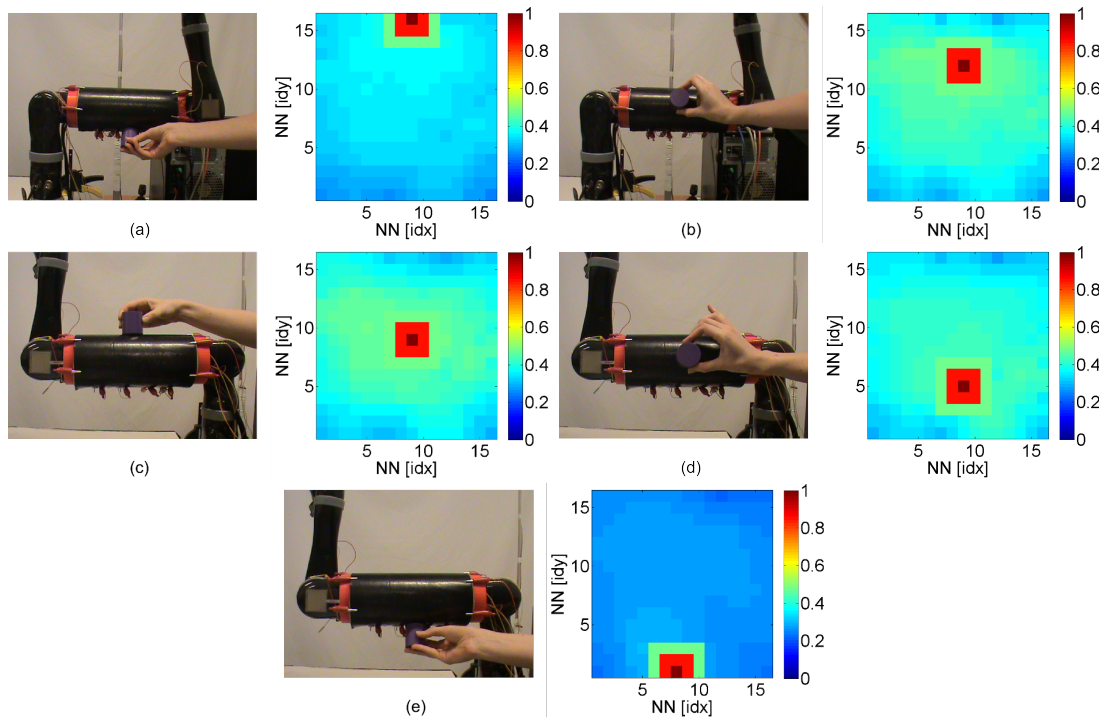


FIGURE 3.8 – Cinq champs réceptifs de la SOM lors d'un contact tactile sur cinq endroits différents ; resp. partie inférieure, moyenne inférieure, au milieu, une partie moyenne supérieure et supérieure. Le neurone gagnant de la SOM suit ainsi chaque champ réceptif sur la surface tactile ; l'intégration se fait en catégorisant le champ électrique pour les différents emplacements. Les figures (a) et (c) correspondent à la détection de la position du contact sur les deux extrémités du tissu les plus éloignées physiquement.

3.4.3 Expérience 3 - Contrôle par admittance en utilisant l'apprentissage neuronal et l'information tactile

Dans cette expérience, nous présentons le contrôle du bras robotique en utilisant un réseau de neurones non-supervisé. Quatre neurones du type LMS apprennent à associer l'information tactile reçue de la carte de Kohonen et le couple mesuré dans l'articulation. En fonction de la position du contact sur le capteur tactile, chaque neurone LMS estime la valeur correspondante et la direction du couple pour les deux axes. Nous traçons sur la figure 3.9 les poids entre la carte tactile et chaque neurone du LMS, ce qui correspond aussi à leurs champs réceptifs respectifs.

Le champ réceptif du LMS 1, correspondant à la commande de couple moteur dans la direction gauche, a un large motif anisotrope sur l'axe Y sur une colonne de droite. Le champ réceptif du neurone du LMS 2 correspond à la commande de couple moteur dans la direction droite, et a un motif plus centré sur le côté gauche. Ceux de LMS 3 et LMS 4, respectivement direction haute et basse, sont plus sensibles à l'activité tactile dans la zone centrale et sur les côtés extérieurs où la feuille tactile est enveloppée. Chaque neurone du LMS a appris une distribution spatiale distincte à partir du couple et de la direction en fonction de l'information tactile venant de la SOM. Les quatre neurones du LMS ont appris une carte du corps robotique qui relie l'orientation avec les signaux tactiles.

Après la phase d'apprentissage, les neurones du LMS sont capables, sans mesures des couples réels (sauf pour l'apprentissage), d'estimer la valeur du couple et la direction du déplacement à partir de l'information tactile afin de mettre en œuvre la boucle de contrôle par admittance. La direction du mouvement du bras robotique est définie par la valeur maximale

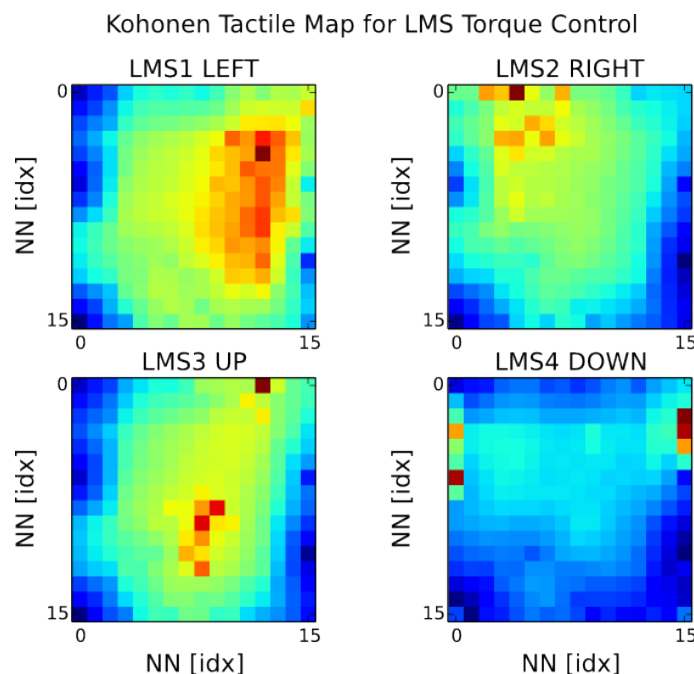


FIGURE 3.9 – Champs réceptifs tactiles des neurones LMS. Projection de l'activité moyenne de la carte tactile lorsque les neurones LMS du couple s'activent. Les neurones ont appris la distribution spatiale de la direction de la force en fonction de l'information tactile sur la SOM.

d'activation des neurones LMS. Nous montrons sur la figure 3.10, la valeur du couple estimé (bleu clair) par les quatre neurones LMS par rapport à la valeur de couple mesurée (ligne rouge en pointillés). Les sous-figures correspondent à quatre directions (droite, gauche, haute et basse) qui illustrent l'activité des neurones LMS.

Sur l'intervalle de $0s$ à $2s$ se produit une variation significative du couple articulaire qui signale un contact physique avec le bras du robot. La force appliquée est non perpendiculaire aux axes du robot et elle est décomposée en deux couples (gauche et vers le bas) en raison des effets de couplage entre les articulations. On peut observer que seul le quatrième neurone est actif (ligne rouge en pointillés), cela signifie que le contact est détecté sur la partie inférieure du capteur tactile. Par conséquent, le bras se déplace vers le haut. Sur la seconde plage de $2s$ à $8s$, le bras du robot se déplace vers la droite (le contact est détecté sur le côté gauche du capteur tactile). A partir de $t = 6s$, le troisième neurone a une faible activité. Cela signifie que la force d'interaction n'est plus perpendiculaire à aucun des deux axes du robot. Cependant, le bras

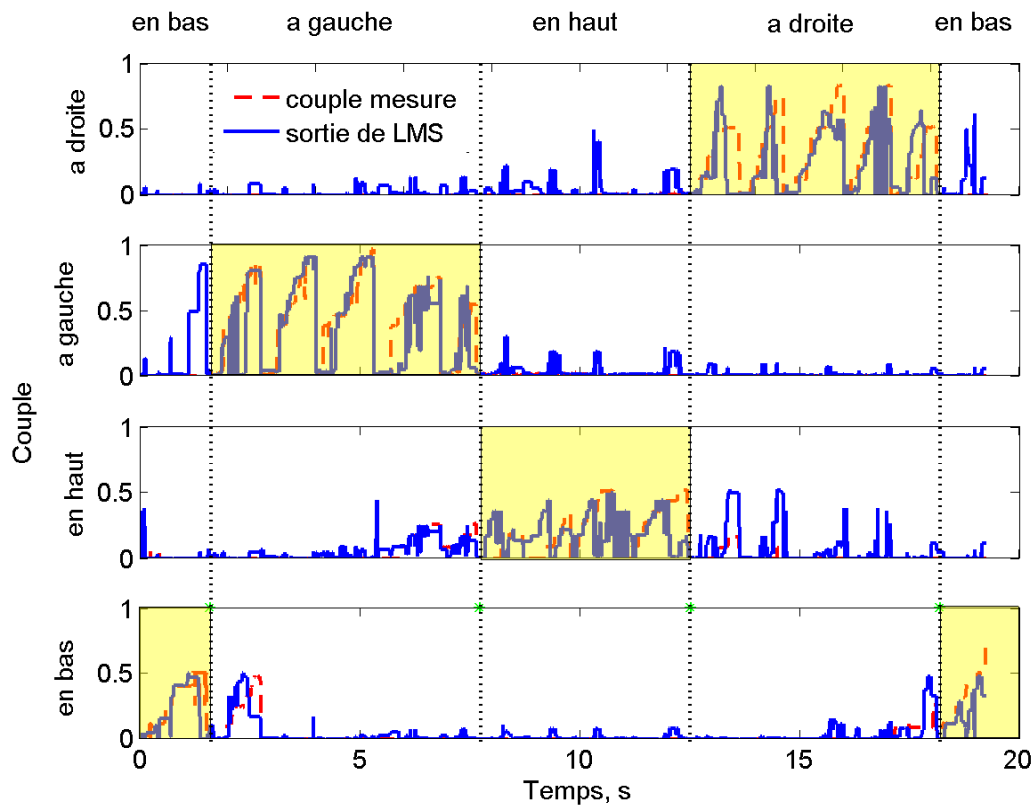


FIGURE 3.10 – Estimation du couple du bras robotique à deux degrés de liberté par les neurones LMS basés sur l'activité tactile de la carte de Kohonen. Chaque sous-figure présente l'activité d'un neurone. Les résultats sont affichés pour tout les points de contact possibles si on se déplace le long du bras et, ensuite, se déplacent progressivement sur toute la surface de la peau artificielle. Les valeurs positives du premier et du deuxième couple d'articulation sont représentés par l'activité dans le premier et le troisième neurone LMS. Les valeurs négatives des couples sont présentées comme positives pour le deuxième et quatrième neurone. En outre, les valeurs de couple sont normalisées entre 0 et 1 avec le facteur d'échelle de $15 N \cdot m$.

robotique continue de se déplacer dans la même direction parce que la valeur du couple prédite par le deuxième neurone est supérieure à la valeur du troisième neurone. Le contrôleur neuronal génère le même comportement du bras de robot pour les autres cas décrits sur la figure 3.10.

La figure 3.11 représente l’histogramme de l’erreur de la valeur du couple estimé par les quatre neurones LMS et l’histogramme de l’erreur de la direction du couple, respectivement (a) et (b). Les histogramme présentent la différence entre la valeur et la direction du couple mesuré en entrée du LMS et le couple estimé en sortie du LMS. Le graphique (a) montre que le LMS fait la plus grande erreur pour de faibles valeurs de couple (inférieures à $1 N \cdot m$). En revanche, il fait moins d’erreur pour estimer les plus importantes valeurs du couple. Cela s’explique en partie par le fait que la résolution et la taille de la SOM. Ainsi, plus la carte tactile devient grande, plus la caractérisation de l’erreur se réduit sur la surface tactile.

A présent, considérons le diagramme de l’erreur de la direction du couple exercé sur le bras robotique et estimée par les neurones LMS (voir figure 3.11 (b)). Le diagramme indique une forte corrélation entre la direction du couple estimé par les quatre neurones et la direction réelle. Les neurones sont robustes 70% du temps. Ces résultats montrent que les neurones LMS retranscrivent mieux la direction du couple que la valeur du couple, et ce, pour des valeurs importantes de couple plutôt que pour de faibles valeurs. Notons que cette erreur est beaucoup plus faible que le couple minimum requis ($13,8 N \cdot m$) pour la mise en œuvre du contrôle classique par admittance (cf. figure 3.7). Par conséquent, l’architecture neuronale est capable de contrôler le comportement du robot en utilisant l’entrée tactile avec une plus grande sensibilité que le contrôle par admittance.

Pour tester le concept de contrôleur neuronal conçu, nous avons créé un scénario expérimental. Ce scénario se concentre sur l’interaction le long de l’axe perpendiculaire à l’articulation sur toute la surface du capteur tactile. Il vise à vérifier la relation entre l’information tactile et de la valeur estimée du couple engendré par interaction physique et sa direction. L’analyse des données expérimentales (cf. figure 3.12) montre que les LMS interprètent correctement les

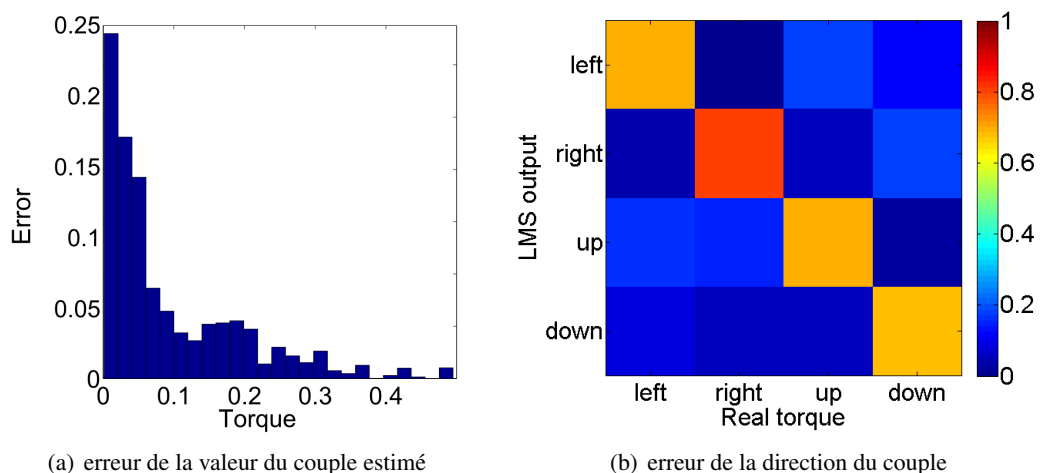


FIGURE 3.11 – Histogrammes d’erreur (a) de la valeur du couple estimé par les neurones LMS et (b) de la direction du couple. Les valeurs de couple sont normalisées entre 0 et 1 avec le facteur d’échelle de $15 N \cdot m$.

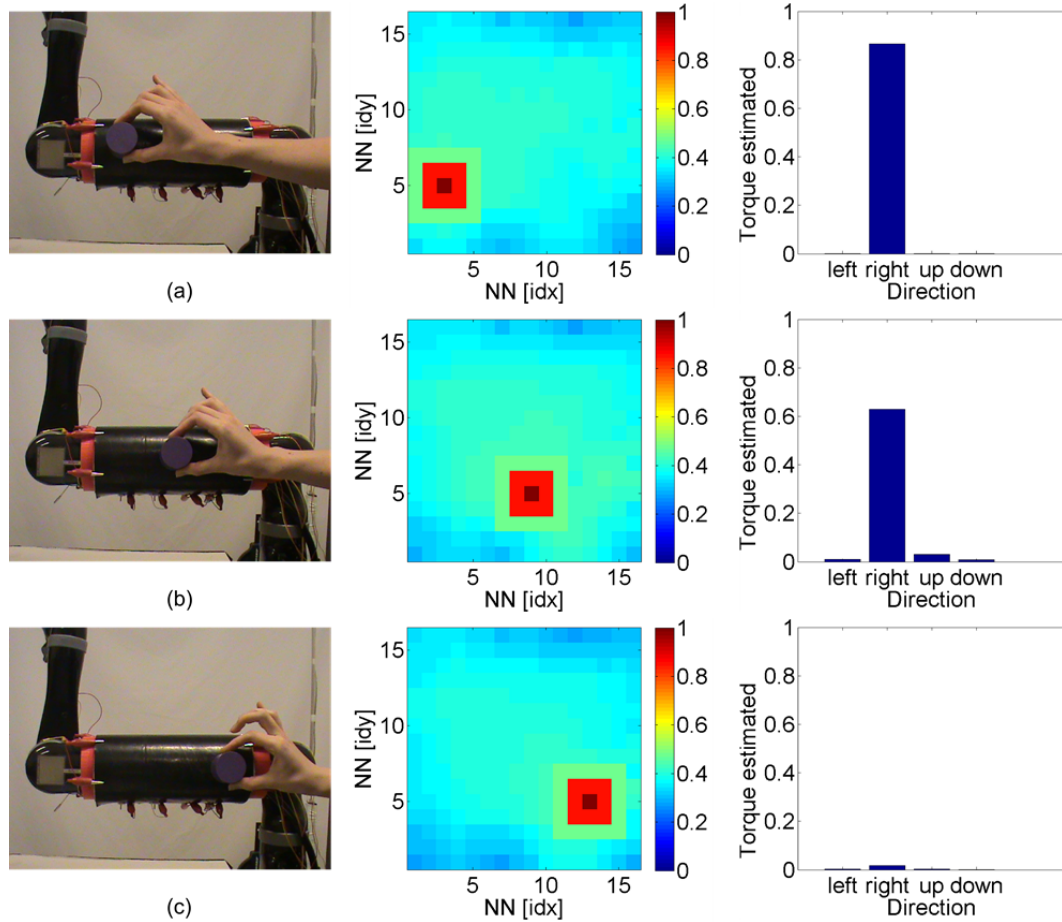


FIGURE 3.12 – Couple estimé par les neurones LMS pour trois localisations spatiales au long de l’articulation robotique : distal, médiane et proximal. La valeur des forces appliquées est égal approximativement pendant ces trois essais. Nous pouvons observer que la valeur du couple diminue à mesure que nous nous approchons vers l’axe d’articulation. Les valeurs de couple sont normalisées entre 0 et 1 avec le facteur d’échelle de $15 N \cdot m$.

informations tactiles provenant de la carte de Kohonen. L’amplitude des variations de couple articulaire selon l’espace de la position du point de contact sur la surface du capteur tactile, à savoir, diminue à mesure qu’elle approche l’axe de l’articulation, ce qui peut être observé sur la figure 3.12. Le comportement observé correspond à des phénomènes physiques.

3.5 Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux architectures pour le contrôle par admittance du bras robotique Jaco : (1) une architecture classique utilisant les couples articulaires mesurés et (2) une architecture neuronale adaptative qui apprend à associer un couple articulaire avec la valeur d’une force appliquée et sa localisation spatiale en utilisant le capteur tactile pour des interactions avec des partenaires humains. Les résultats obtenus lors de la mise en œuvre du contrôle par admittance utilisant les couples articulaires mesurés, montrent qu’il est nécessaire

d'appliquer une force au dessus de $13,8N$ à l'extrémité de l'articulation pour manipuler le robot. Bien évidemment, en se rapprochant vers l'axe de l'articulation, la force appliquée doit être de plus en plus significative. De plus, il est impossible de distinguer un couple créé par l'actionneur et un couple engendré par l'interaction physique du robot avec l'être humain, ce qui cause des difficultés dans la conception du système de commande. Nous avons tiré parti des avantages d'une peau artificielle pour séparer ces deux types de couple et localiser les points où une force est appliquée quand un opérateur touche le bras du robot. Puis, nous avons utilisé un réseau de neurones du LMS pour associer la localisation spatiale d'un point de contact sur la surface tactile avec le couple articulaire correspondant à la force appliquée.

Après la phase d'apprentissage, le contrôleur neuronal proposé est capable d'estimer la valeur du couple à partir de l'information tactile pour implémenter la boucle du contrôle par admittance du bras robotique sans les mesures du couple réel. A notre connaissance, ceci est la première démonstration d'auto calibration et de contrôle d'un bras robotique d'une manière auto-organisée utilisant des réseaux neuronaux pour l'apprentissage de couples engendrés par un contact et de son image corporelle tactile. En ce sens, elle diffère des travaux effectués par [Caldra et al. \[2015b\]](#).

Le modèle est ici utilisé sur un bras manipulateur sur deux degrés de liberté mais il peut très bien être appliqué à tout le corps d'un robot. Dans un premier temps, les signaux de tension sont appris par une carte de Kohonen qui recrée la topologie de la surface tactile [Pugach et al. \[2015\]](#). Ensuite, cette information est utilisée par quatre neurones LMS qui prédisent le couple engendré dans les quatre directions sur un point de contact. Les avantages d'utiliser une peau artificielle sont d'apprendre à contrôler le bras robotique sans l'aide de capteurs de couple montés sur l'articulation, même avec une pression faible ou un effort proche d'un axe de l'articulation, et de filtrer facilement le contrôle par admittance des petites secousses et des interstices au cours du mouvement de l'articulation du robot. Les avantages de l'utilisation des réseaux de neurones sont l'auto-calibration du bras d'une manière non supervisée et sa généralisation. Par exemple, la SOM peut être utilisée pour les contacts multiples sur un ou plusieurs membres et les Perceptrons peuvent combiner différents vecteurs de couple pour prédire la position des points de contact. En faisant cela, le contrôleur neuronal peut apprendre une image corporelle multimodale utile pour les interactions physiques et sociales des robots ([Hoffmann et al. \[2010\]](#)).

Modélisation de l'intégration tactile, visuelle et proprioceptive pour la représentation corporelle

Comme nous l'avons montré précédemment, le sens tactile pourrait offrir au robot une interaction plus robuste et sécurisée avec une personne en adaptant le comportement du robot aux forces externes. L'intégration de modalités telles que la vision, la proprioception et le sens tactile pourrait permettre au robot d'apprendre une représentation interne neuronale de son propre corps (le schéma corporel) ainsi que l'espace autour de son corps (l'espace péripersonnel). Cela permettrait aux robots de collaborer et d'interagir avec des être humains dans un même espace.

Le présent chapitre a pour but de modéliser ces neurones multimodaux afin qu'ils fournissent une représentation du corps, le schéma corporel restant invariable aux divers mouvements. Ceci est réalisé via le bras robotique doté de la peau artificielle que nous avons évoqué plus haut. Afin d'améliorer l'interaction du robot avec son environnement et de prédire les contacts, nous modélisons également son espace péri-personnel. Après une brève présentation des études neuropsychologiques, nous présenterons nos résultats sur la modélisation robotique de ce schéma corporel basé sur des neurones multiplicateurs.

4.1 Introduction

Le schéma corporel est une perception que chaque individu se fait de son corps, de ses différentes parties, de sa position dans l'espace. L'acquisition de ce schéma corporel permet d'établir les frontières du corps et de mieux en situer les limites. Afin de guider le mouvement du corps dans l'espace et de permettre une interaction avec un environnement immédiat, le cerveau doit surveiller en permanence l'emplacement des parties du corps à travers différentes postures et analyser la relation spatiale entre les parties du corps et les objets voisins. Ce processus nécessite l'intégration d'informations proprioceptives, tactiles, visuelles et même auditives. De nombreuses études se sont concentrées sur la façon dont ces diverses modalités sensorielles peuvent être combinées et intégrées pour atteindre la perception de l'emplacement des membres et de la représentation de l'espace immédiatement autour du corps (c-à-d., espace péripersonnel). [Graziano and Botvinick \[2002\]](#) ont présenté dans une étude deux visions de la façon dont le cerveau

représente le corps à travers de la neurophysiologie et la psychologie. L'approche psychologique met l'accent sur la nature multisensorielle de la représentation du corps et a démontré que la vision, le toucher et la proprioception sont combinés et croisés dans un schéma mental sophistiqué du corps. En revanche, la neurophysiologie se focalise sur la proprioception, une composante de la représentation du corps, et se concentre surtout sur l'utilisation de la proprioception dans le contrôle du mouvement.

Dans un environnement dynamique, la caractérisation de l'espace péri-personnel d'un animal complexe est fondamentale pour que sa réaction soit appropriée lorsqu'un objet pénètre dans celui-ci. La réaction naturelle est soit la saisie ou l'approche de l'objet s'il présente un intérêt, soit l'évitement s'il représente un danger. Le cerveau intègre différentes informations venant des systèmes visuels, auditifs ou somatosensoriels afin de garantir une représentation efficace du corps et de l'espace péri-personnel (Holmes and Spence [2004]).

L'espace péripersonnel est défini comme l'espace qui entoure immédiatement notre corps (Rizzolatti et al. [1997]). La représentation neuronale de l'espace péri-personnel se construit à travers un réseau de zones cérébrales corticales et subcorticales. Pour représenter l'espace autour du corps et des parties individuelles du corps qui peuvent être atteintes avec les mains, le cerveau doit en particulier calculer la position des bras dans l'espace. Les études neuroscientifiques suggèrent qu'une telle représentation peut être instanciée dans une variété de référentiels différents, par rapport au référentiel de l'œil, par rapport au référentiel de la main, ou par rapport au référentiel d'un point arbitraire entre ces deux (Chang and Snyder [2010]; Mullette-Gillman et al. [2009]; McGuire and Sabes [2011]; Gross and Graziano [1995]; Galati et al. [2010]). Le terme «référentiel» sert à désigner le centre d'un système de coordonnées pour représenter des objets, y compris le corps lui-même, et les relations entre les objets (Cohen and Andersen [2002]).

Dans l'étude de l'espace péripersonnel, Rizzolatti et al. [1997] ont constaté qu'il existe des neurones bimodaux qui répondent au stimulus tactile sur un membre mais aussi aux stimuli visuels près de cette partie du corps, quelle que soit la localisation du membre dans l'espace et sa posture. De plus, Làdavas [2002] a établi des preuves psychophysiques de la façon dont la perception visuelle de l'espace péripersonnel est modulée par les représentations motrices acquises lors de l'exécution de l'action.

Chez les singes macaques, le cortex pariétal postérieur (PPC) est impliqué dans l'intégration de l'information multimodale pour construire une représentation spatiale du monde extérieur (par rapport au corps du macaque ou à des parties de celui-ci) à la planification et l'exécution des mouvements centrés sur l'objet (Andersen [1997]; Pouget and Sejnowski [1997]). En particulier, les zones du sillon intrapariétal (IPS) servent d'interfaces entre les systèmes perceptifs et moteurs pour contrôler les mouvements des bras et des yeux dans l'espace. Des observations ont montré que l'intégration multimodale dans ces aires était basée sur un mécanisme d'intégration multiplicatif, de modulation de champs ou gain-fields (GF) (Andersen et al. [1985]; Pouget and Sejnowski [1997]). Par exemple Bremner and Andersen [2012] ont proposé que les neurones gain-fields calculent un référentiel centré sur la fixation en soustrayant le vecteur entre l'emplacement du regard et la position de la main pour dériver la position de la main par rapport à la cible dans un référentiel centré sur l'œil.

De plus, Bremner and Andersen [2014] ont présenté les enregistrements des données d'une unité du PPC lorsqu'un macaque réalise une tâche de planification de la saisie. Ils ont constaté que la zone 5d code la position de la main par rapport au regard avant la présentation de la cible à saisir. Juste après la présentation de la cible, ces neurones codent l'emplacement de la cible par

rapport à la position de la main. C'est-à-dire que l'information la plus pertinente pour réussir la tâche est l'emplacement de la cible par rapport à la main dès que la cible est présentée. De plus, cette représentation est dynamique et construite en cours de rapprochement de la main vers la cible.

La figure 4.1(b) présente la réponse de la population neuronale révélant l'évolution des référentiels pendant la tâche de saisie. Dans la figure 4.1 nous reproduisons un extrait des figures 1 et 4 de travaux de [Bremner and Andersen \[2014\]](#) pour une paire des variables (cible-main, T-H). Dans ces travaux, [Bremner and Andersen \[2014\]](#) ont réalisé une analyse de la réponse de la population pour les différentes paires de variables (cible-regard, cible-main, main-regard) à chacune des quatre positions pour la troisième variable (main, regard, cible, respectivement). Le diagramme circulaire en haut à droite indique l'interprétation appropriée de la direction de la flèche pour la paire de variables considérée. La longueur de la flèche indique la concentration circulaire des orientations de gradient. Nous pouvons voir qu'avant la présentation de la cible, la population neuronale code la position de la main par rapport au regard (H sur le diagramme circulaire au sommet). Et ensuite cette population code l'emplacement de la cible par rapport à la main (T-H sur le diagramme circulaire) dès que la cible est présentée.

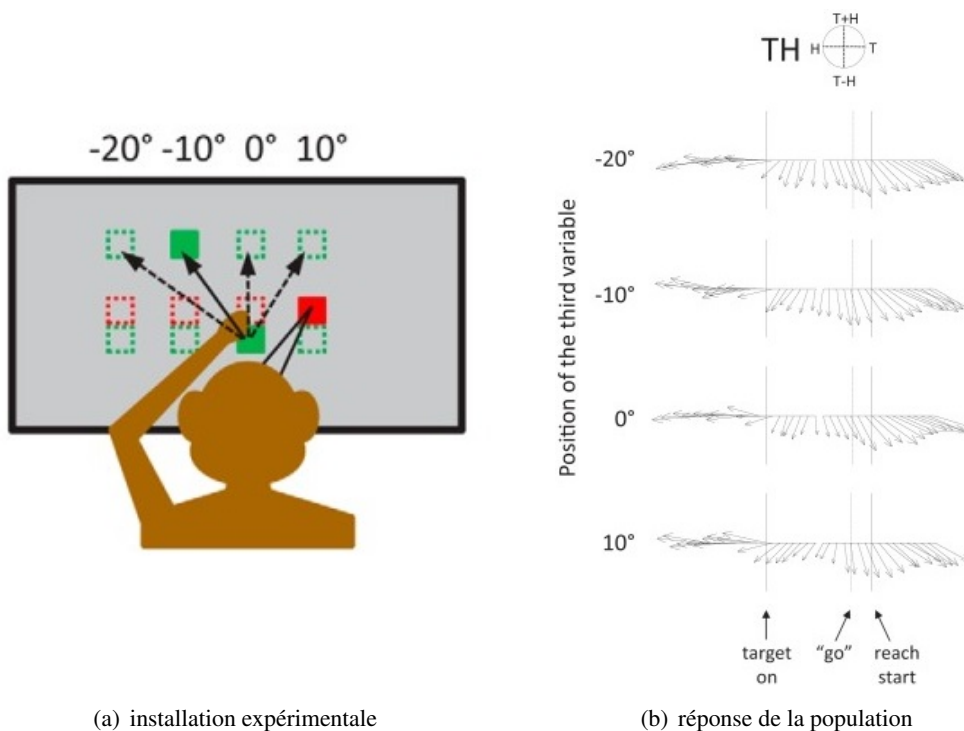


FIGURE 4.1 – Enregistrement des réponses de la population neuronale du PPC chez les macaques. (a) dispositif expérimental pour une tâche de planification de saisie. La fixation du regard (carrés rouges), la position initiale de la main (carrés vert inférieur) et les cibles (carrés verts supérieurs) ont été situés à -20° , -10° , 0° ou 10° horizontalement. (b) réponse de la population neuronale révélant l'évolution des référentiels pendant la tâche. Les figures sont adaptées et reproduites à partir de [Bremner and Andersen \[2014\]](#).

[Hoffmann et al. \[2010\]](#) ont présenté un des rares états de l'art sur le schéma corporel du point

de vue de la robotique. La plupart des travaux sont concentrés sur l'intégration de l'information visuelle et proprioceptive. Par ailleurs, la plupart des expériences robotiques ont été conçues en utilisant la combinaison linéaire de fonctions de bases pour les transformations sensorimotrices (Chinellato et al. [2011]; Halgand et al. [2010]). Il serait judicieux d'utiliser une peau artificielle pour contribuer à la représentation du schéma corporel et son espace autour comme une modalité supplémentaire aux modalités visuelles et proprioceptives.

Hikita et al. [2008] ont proposé un modèle bio-inspiré de la représentation corporelle du robot à travers ces trois modalités. Ils ont utilisé l'information tactile pour déclencher un apprentissage hebbien afin d'associer la position du bras par rapport au point de focalisation de l'attention visuelle lorsque le robot touche la cible avec une main ou avec un outil. Ce modèle permet de rendre compte du comportement des neurones bimodaux pariétaux observés par Iriki et al. [1996]. Les travaux de Roncone et al. [2015] se focalisent également sur la représentation corporelle et l'espace péri-personnel en utilisant une peau artificielle. Ils concèdent toutefois que leur approche s'appuie plutôt sur des solutions existantes d'ingénierie et vise des fonctionnalités pratiques par rapport aux études présentées par Hikita et al. [2008]. Ils ont associé chaque unité tactile avec un champ réceptif spatial s'étendant dans l'espace 3D autour de la surface de la peau. Les stimulations sous forme d'événements moteurs ou visuels sont détectées et enregistrées. L'architecture développée permet d'estimer la probabilité d'un contact avec n'importe quelle partie du corps, c'est-à-dire de prédire le contact tactile et d'adapter par la suite le comportement d'évitement du robot ou de saisie d'un objet (Roncone et al. [2016]).

Dans ce chapitre, nous proposons une architecture neuronale de la représentation corporelle et de l'espace péri-personnel qui s'appuie sur l'intégration de multiples rétroactions du corps du robot (son bras). Le modèle développé permet de reconstruire l'emplacement du bras dans le champ visuel à travers un retour tactile et de coder dynamiquement une représentation de l'emplacement de l'objet par rapport au bras par simple multiplication entre les deux référentiels. Les résultats obtenus sont proches du comportement des neurones pariétaux enregistrés dans la zone 5d du PPC, présentés dans les travaux de Bremner and Andersen [2014].

4.2 Installation expérimentale

Dans nos expériences nous utilisons le bras robotique Jaco couvert avec la peau artificielle présentée dans le chapitre 3.2 et un système de vision artificiel représenté par une caméra firewire statique fixée en hauteur et donnant un vue par dessus du bras (cf. la figure 4.2(a)). La caméra fournit un flux vidéo de 30 images par seconde et une résolution de 160 par 120 pixels. Le bras est situé au centre du champ visuel de la caméra. Dans un but de simplification, nous avons limité le bras à un seul degré de liberté dans le plan visuel de la caméra. L'angle maximal de déplacement articulaire est de 100 degrés (cf. figure 4.2(b)).

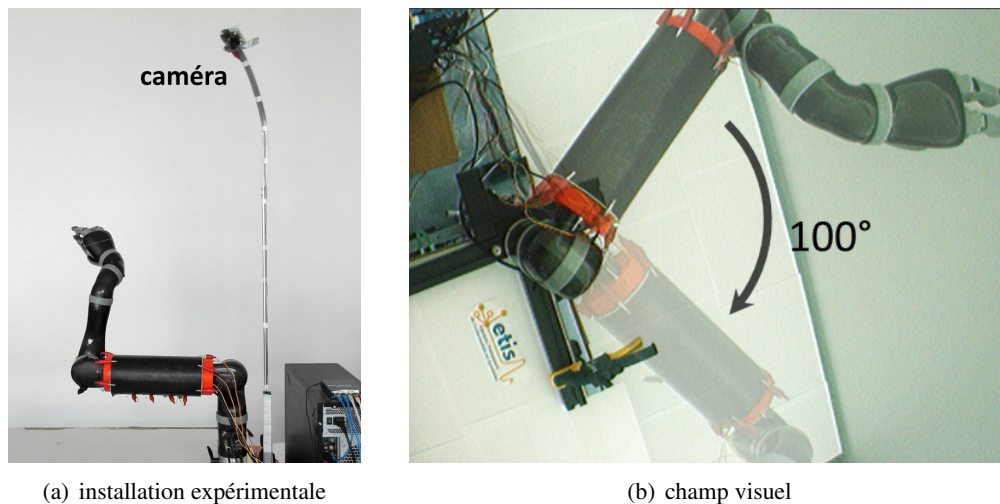


FIGURE 4.2 – Installation expérimentale utilisée dans nos expériences.

4.3 Modèle computationnel

Le principe d'intégration est basé sur le produit des champs d'activité entre plusieurs modalités X et Y , en l'occurrence la représentation du bras robotique dans le champ visuel à partir de l'information tactile et proprioceptive (angle moteur) et la vision (point de focalisation de l'attention), afin de calculer en sortie la variable Z , la représentation l'emplacement de la cible par rapport au bras.

La figure 4.3 présente le modèle computationnel d'intégration multisensorielle pour le bras robotique. Il contient 3 étapes : (1) intégration de l'information visuo-motrice basée sur l'information tactile, (2) localisation de l'objet dans le champ visuel, (3) détection de la position de l'objet par rapport au bras robotique. Nous présentons par la suite ces trois étapes en détail.

4.3.1 Intégration visuo-motrice et tactile pour l'apprentissage du schéma corporel

La première partie du modèle computationnel a pour but d'apprendre la localisation spatiale du bras robotique dans le référentiel visuel à partir du sens tactile afin de construire un référentiel centré sur le bras. Nous utiliserons le retour tactile pour déclencher l'apprentissage d'association entre le champ réceptif du point de focalisation d'attention visuel et la proprioception (l'angle moteur).

Pour simplifier, le système de vision est basé sur la reconnaissance de la couleur. L'image en entrée est au format RGB et de résolution 160×120 . Cette image est d'abord convertie en HSV (Hue Saturation Value ; Teinte Saturation Valeur) afin de pouvoir en récupérer des exemplaires dont nous faisons varier la Teinte (Hue). Ces variations permettent de récupérer la prédominance d'une couleur choisie au sein de l'image. Nous effectuons ensuite une binarisation de l'image, l'image initiale se transforme en une image en noir et blanc où tous les pixels n'ont que deux valeurs 0 et 1. Nous projetons par la suite cette image sur des champs de neurones de même dimension.

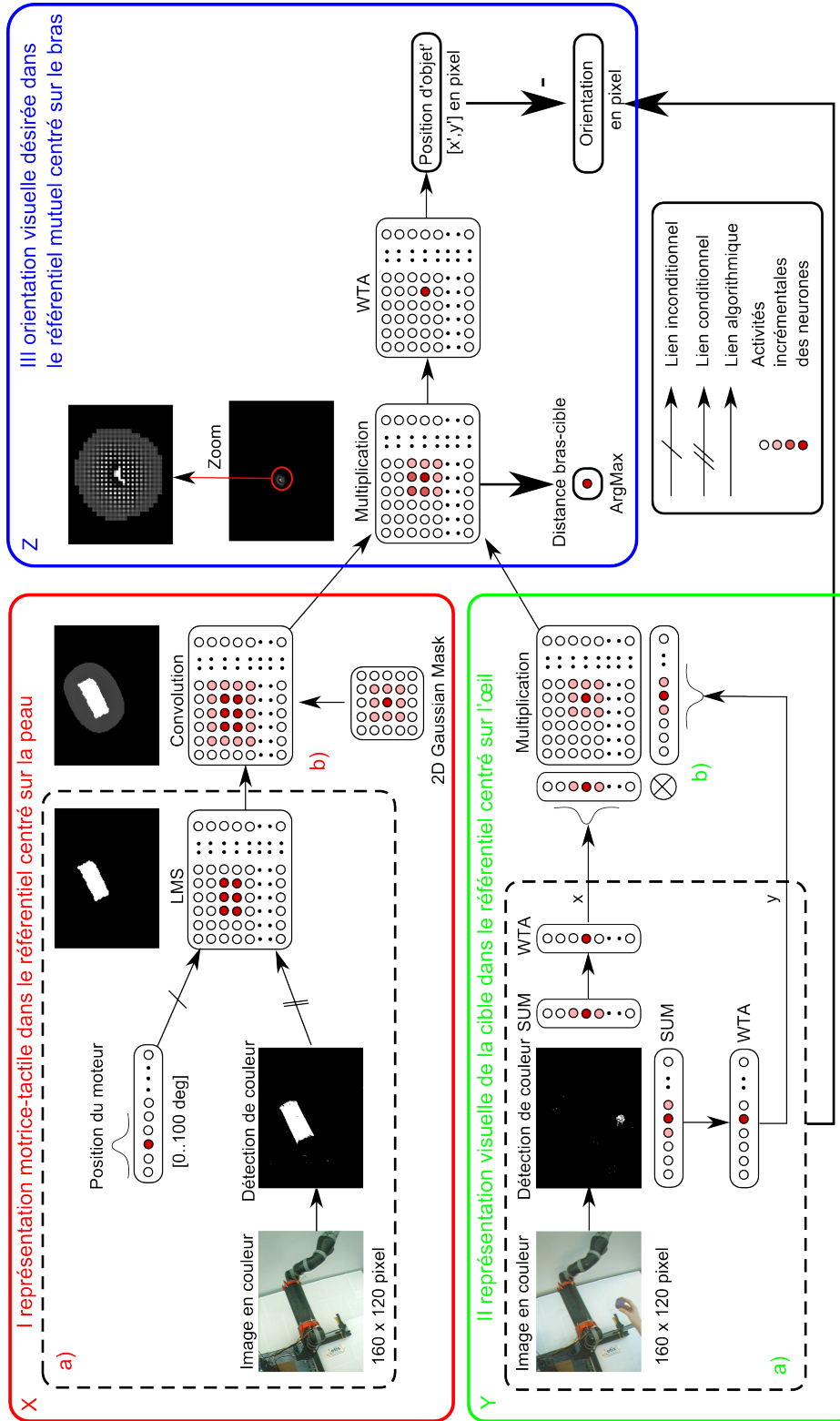


FIGURE 4.3 – Schéma structurel montrant le principe d'intégration des informations tactiles, visuelles et motrices. Le principe d'intégration se base sur les trois étapes successives marquées en rouge (I), vert (II) et bleu (III). Les descriptions de chacune des étapes sont présentées dans les sections 4.3.1 – 4.3.3 respectivement. De plus les étapes I et II contiennent des sous-parties a) et b).

Pour déterminer où se trouve le bras dans le référentiel visuel, nous exploitons l'information tactile comme signal de conditionnement pour combiner l'information proprioceptive et l'information visuelle (cf. la figure 4.3 I a)). Pour associer ces informations nous exploitons les réseaux de neurones du type LMS. Nous fixons le bras dans une position angulaire et touchons la peau artificielle avec un l'objet (point de focalisation de l'attention visuelle). A chaque fois que l'objet touche le bras, le neurone associé au champ réceptif tactile apprend la combinaison de la position visuelle avec la configuration angulaire du bras / articulation. Notons que dans le cas d'un robot bimanuel, nous pourrions réaliser une auto-stimulation tactile et donc fournir l'auto-calibration du corps robotique doté d'une peau artificielle.

Rappelons que l'algorithme d'apprentissage d'un réseau de neurones du LMS consiste à modifier des poids synaptiques W jusqu'à trouver l'erreur quadratique moyenne minimale entre l'entrée X (i.e., l'angle du moteur) et la sortie désirée D (i.e., l'emplacement visuel du bras robotique). Les équations de la règle d'apprentissage et de la sortie de chaque neurone sont présentées dans la section 3.3.2.

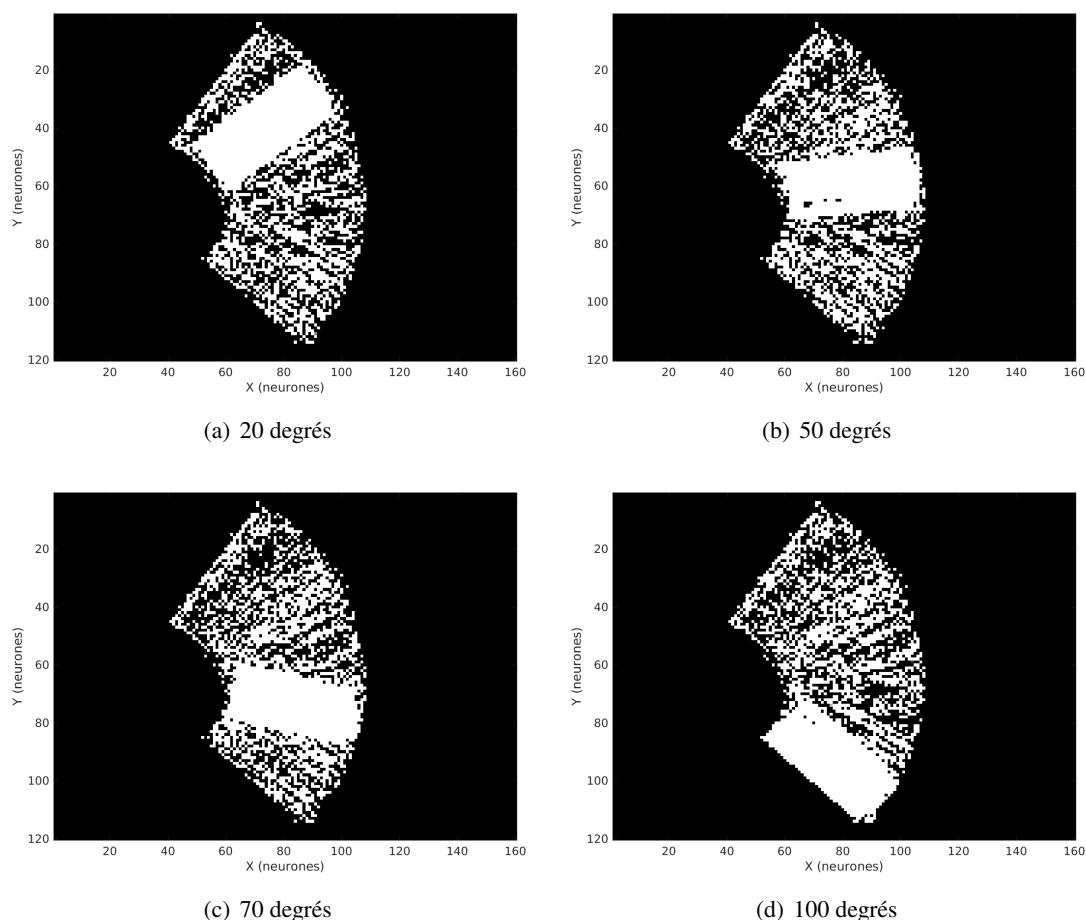


FIGURE 4.4 – Prédiction visuelle de la position du bras par les neurones LMS basée sur la position angulaire du moteur du bras. Les résultats sont présentés pour quatre positions moteurs différentes : 20, 50, 70 et 100 degrés.

La phase d'apprentissage peut prendre du temps car il existe un nombre très grand de combinaisons possibles entre les points de focalisation de l'attention visuelle et la position angulaire du moteur du bras. Pour réduire cette phase, nous utilisons la reconnaissance de couleur de la peau. Cette méthode équivaut à la méthode d'acquisition de données présentée ci-dessus avec un point de focalisation de l'attention visuelle. Nous enregistrons l'activité du réseau des neurones visuel pour tout les angles du moteur. Chaque angle moteur est discrétisé en 100 unités par codage en population avec un noyau gaussien centré sur l'angle moteur actuel.

Après la phase d'apprentissage, les neurones LMS sont capable de prédire la représentation visuelle du bras simplement à partir d'un angle moteur à partir du modèle appris du schéma corporel. Cela nous dispense d'utiliser le système de vision pour déterminer la position du bras dans le champ visuel et calculer la position relative entre le bras et la cible.

Les résultats ont été obtenus après l'application d'un filtre moyenneur puis une binarisation par seuillage des neurones LMS à deux reprises (cf. la figure 4.5).

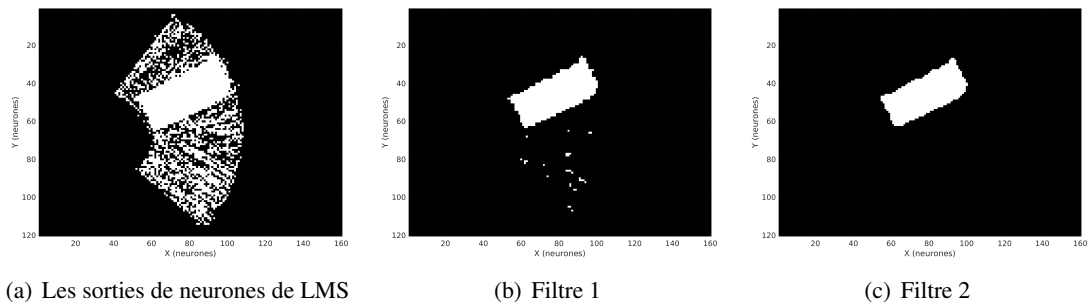


FIGURE 4.5 – Filtrage. Les sorties de neurones du LMS pour l'angle du moteur de 20 degrés. Le seuil du premier filtrage est supérieur par rapport au deuxième.

Pour modéliser l'espace péri-personnel nous calculons à posteriori le produit de convolution entre la sortie du LMS et un masque gaussien 2D (cf. la figure 4.3 I b)). Cette opération mathématique permet de réaliser un contour flou et lissé autour du bras.

4.3.2 Représentation de la cible dans le référentiel visuel centré sur l'œil

Après avoir réaliser l'apprentissage de la représentation du bras robotique dans le champ visuel, nous exploitons par la suite ce système visuel seulement pour représenter la cible dans le référentiel visuel centré sur l'œil. La détermination de la position de l'objet est basée également sur la reconnaissance des couleurs présentée ci-dessus. Une image au format RGB de la même dimension 160×120 est convertie en HSV et est binarisée par la suite en correspondance avec la couleur de l'objet. Par la suite, nous projetons cette image binarisée sur des champs de neurones de même dimension. Puis, nous effectuons le calcul de sommes horizontales et verticales d'activité des neurones. Enfin, nous localisons les coordonnées x et y du centre de l'objet dans le champ visuel grâce à un mécanisme de compétition basé sur des inhibitions latérales entre les neurones voisins (cf. figure 4.3 II a)). Cette compétition est effectué grâce à une règle de WTA (Winner Takes All). De cette manière, le neurone le plus actif inhibe tous les autres (Rumelhart and Zipser [1985]; Carpenter and Grossberg [1988]). Le neurone gagnant génère une sortie à 1, les autres neurones sont mis à 0. La représentation du champ visuel de la cible centrée sur

l'œil est réalisée par les neurones multiplicatifs, la multiplication des vecteurs de WTA avec une courbe gaussienne centrée sur x et y (cf. figure 4.3 II b)).

4.3.3 Orientation visuelle désirée dans le référentiel centré sur le bras

Afin de combiner les activités des populations neuronales de différents référentiels et modéliser les neurones pariétaux, nous utilisons à nouveau un mécanisme d'intégration multiplicatif. Les neurones multiplient unité par unité la valeur de deux populations de neurones entrants ou plus. Son organisation est similaire à la fonction de base radiale (RBF) parce qu'elle transforme les signaux entrants en une représentation des fonctions de bases, un espace fonctionnel, qui pourrait être exploité pour représenter simultanément des stimuli dans différents référentiels (Pouget and Sejnowski [1997]). En calculant le produit, les neurones réalisent un encodage de l'information mutuelle entre les deux modalités, c-à-d entre le référentiel centré sur le bras et le référentiel centré sur la cible.

Pour dériver l'emplacement de la cible par rapport à la main, nous soustrayons les vecteurs entre l'emplacement du regard (position x, y du point de focalisation de l'attention) et un référentiel mutuel (les coordonnées x', y' défini par WTA). La proximité de la cible par rapport au bras est définie par $argmax$ du référentiel mutuel (cf. les figure 4.3 III et 4.6) et est convertie en une valeur entre 0 et 1. Une valeur 0 indique que la cible se trouve loin du bras et n'est pas dans l'espace péri-personnel. La valeur de 1 indique que la cible se trouve au-dessus du bras ou le touche si cela est confirmé par le retour tactile.

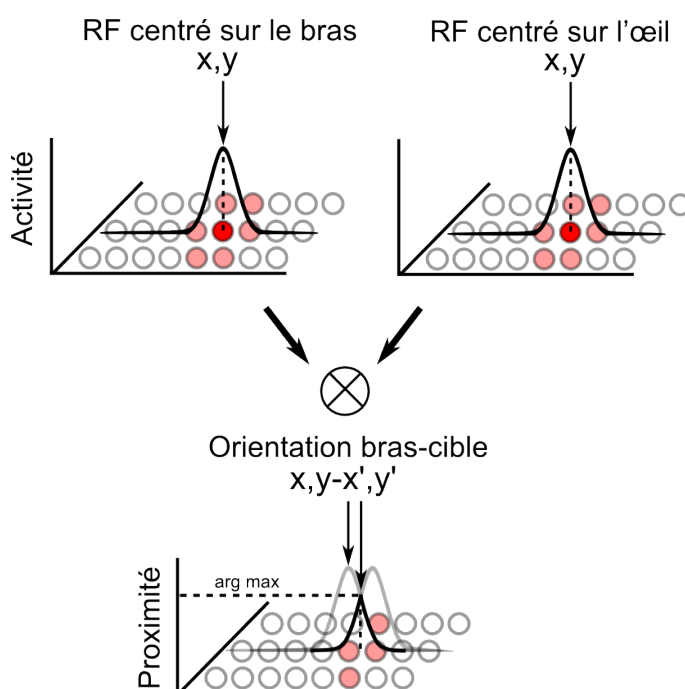


FIGURE 4.6 – Modélisation des neurones pariétaux

4.4 Résultats

Dans cette section nous présentons les résultats de trois expériences en utilisant le modèle proposé de l'intégration tactile, visuelle et proprioceptive pour représenter le schéma corporel et l'espace péri-personnel. Le but de la première expérience est la modélisation de représentation de l'espace autour du corps centrée sur le bras. La deuxième et la troisième expériences ont pour but de modéliser les neurones pariétaux et d'analyser les résultats de la transformation entre les deux référentiels centrés sur le bras et centré sur la cible.

4.4.1 Expérience 1 - Représentation de l'espace autour du corps

La figure 4.7 présente la représentation du schéma corporel et son espace péri-personnel centré sur la peau pour quatre positions différentes du moteur. Nous avons utilisé les neurones LMS appris pour prédire l'emplacement du bras dans le référentiel centré sur la peau à partir de l'angle

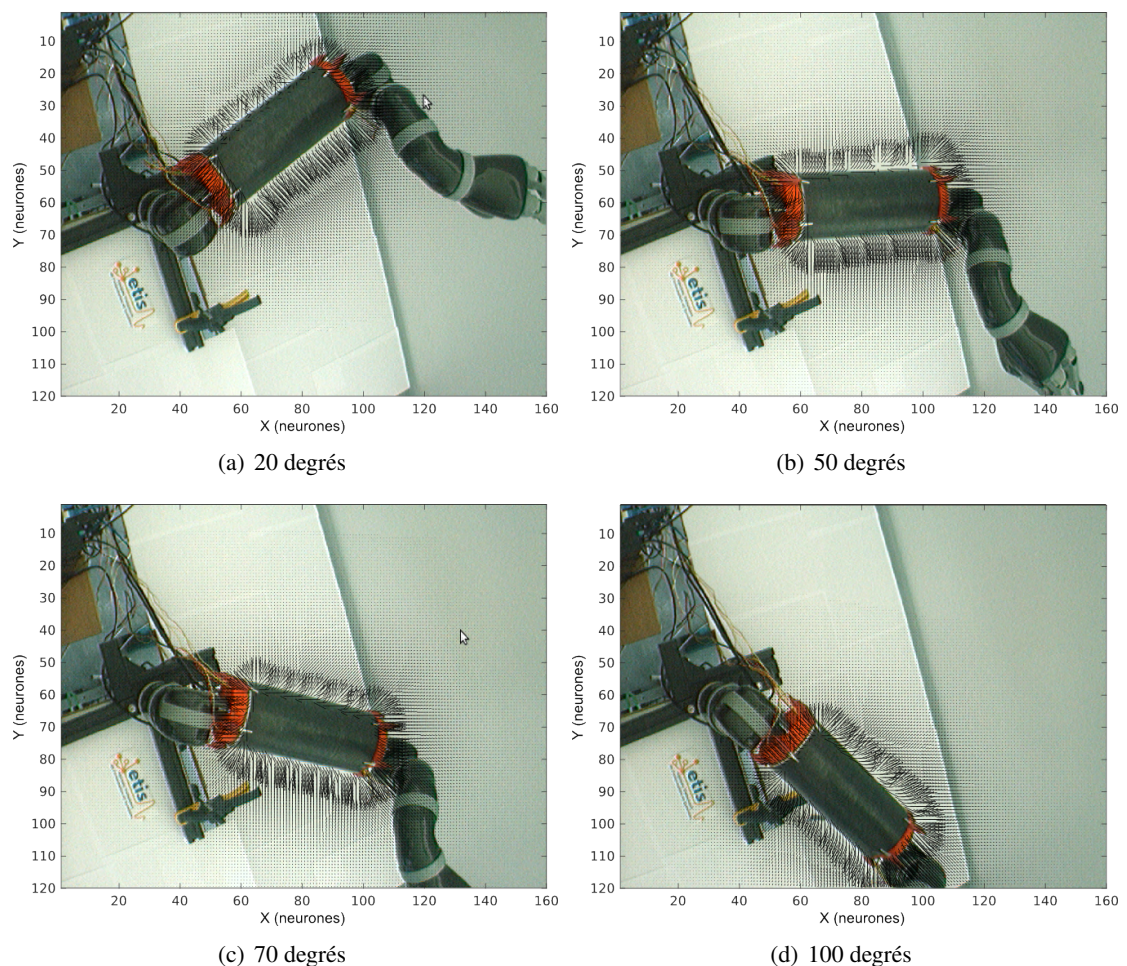


FIGURE 4.7 – Représentation du schéma corporel et de son espace péri-personnel centré sur le bras pour quatre positions différentes du moteur : 20, 50, 70 et 100 degrés respectivement

du moteur à l'entrée du réseaux de neurones. L'espace péri-personnel est présenté par l'ensemble des unités sensibles à la position relative d'un objet par rapport au bras. Chaque vecteur indique l'orientation et sa longueur indique la proximité calculée dans la sous-section 4.3.3.

Nous pouvons voir que la représentation du schéma corporel et de l'espace autour centré sur la peau changent dynamiquement en fonction de l'information proprioceptive (l'orientation du bras). Les zones autour du bras sont des zones de haute activité et montrent la proximité des points de focalisation de l'attention possibles par rapport à la peau. L'activité des cellules sensibles diminue avec une distance relative qui augmente.

4.4.2 Expérience 2 - Estimation de la distance et de l'orientation visuelle lorsque le bras bouge

La deuxième expérience a pour but de reproduire l'observation de [Bremner and Andersen \[2014\]](#) de neurones pariétaux centrés sur la main sensibles à la position relative d'un objet par rapport au bras. Leur niveau d'activité dépend à la fois de la position du bras (proprioception) et l'emplacement de l'objet dans le champ de l'œil.

La figure 4.8 présente la scénario de l'expérience. Nous fixons les quatre positions de la cible et faisons bouger le bras. L'angle maximal de déplacement articulaire est de 100 degrés. Chaque 10 degrés nous enregistrons l'activité de neurones multiplicatifs qui correspond à la distance relative entre le bras et le point de focalisation de l'attention et traçons un vecteur de l'orientation visuelle relative (cf. figure 4.9). Les vecteurs d'orientation sont présentés sous forme d'une séquence et en coordonnées polaires. Les couleurs correspondent aux positions angulaires mo-

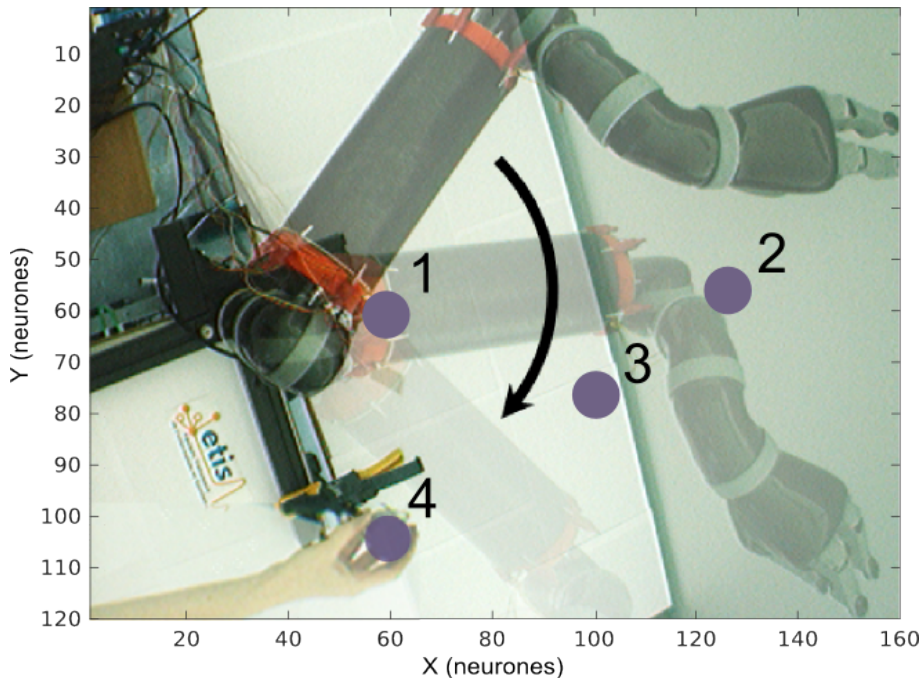


FIGURE 4.8 – Scénario expérimental de l'estimation de la distance et de l'orientation visuelle relative pour quatre points de focalisation d'attention fixes lorsque le bras bouge.

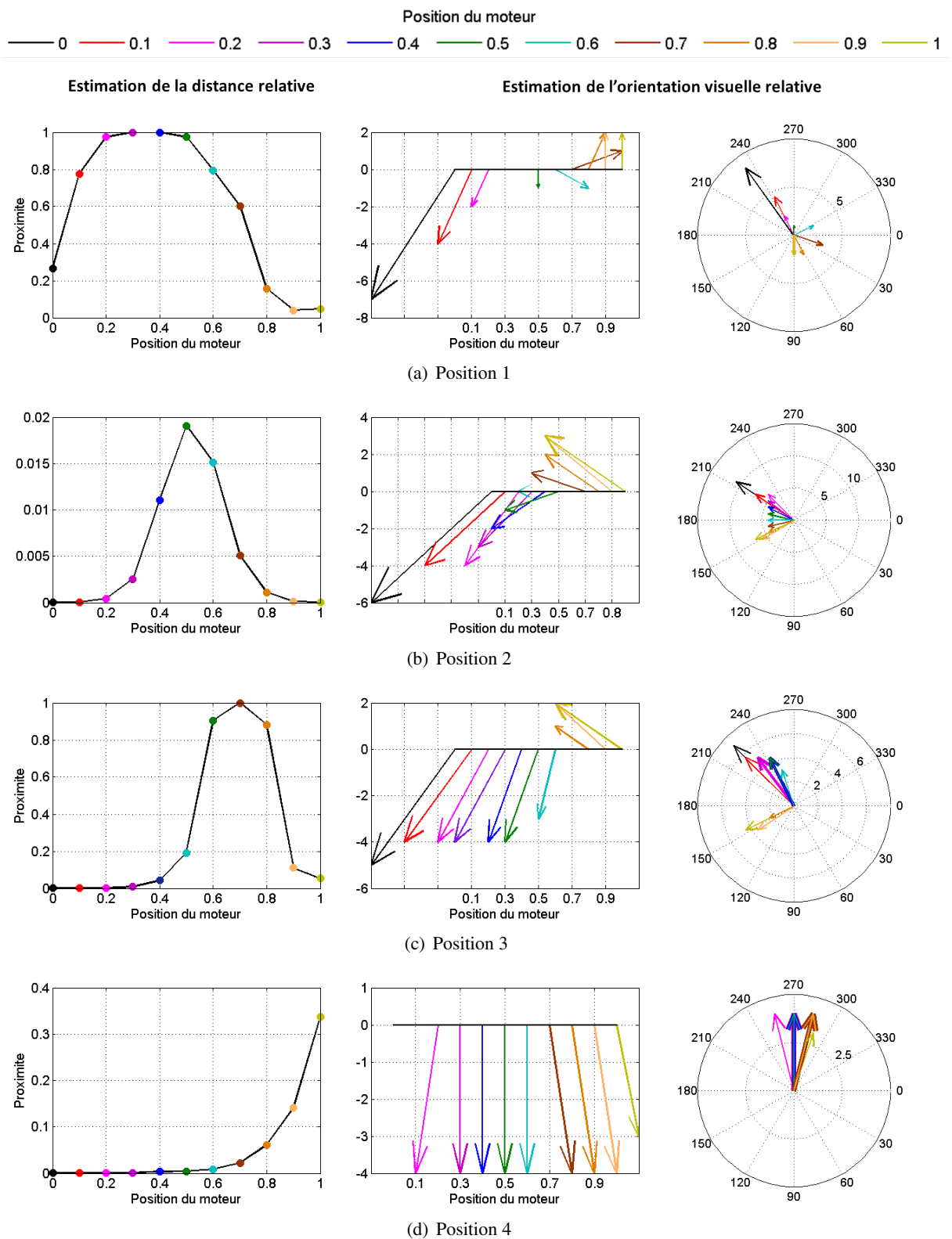


FIGURE 4.9 – Estimation de la proximité relative et de l'orientation visuelle relative d'un objet par rapport au bras robotique pour quatre position différentes ; resp. (a)–(d).

trices. La longueur du vecteur indique la distance relative comme dans l'expérience précédente.

Dans le premier cas, nous observons que l'objet se trouve dans l'espace péri-personnel durant tout le mouvement du bras et la plupart du temps dans une zone de haute activité. L'activité de neurone multiplicatif code l'emplacement de la cible dans le référentiel mutuel et change entre 0,05 et 1 (cf. figure à gauche 4.9(a)). L'activité maximale correspond aux positions du moteur de 30 à 40 degrés. Cela signifie que le point de focalisation d'attention se place au dessus de la peau et ce qui est confirmé sur les graphiques d'orientation (voir la figure à gauche 4.9(a)). L'orientation pour les positions de 30 à 40 degrés est absente. Les neurones n'encodent pas l'orientation pour l'activité maximale parce que les coordonnées de représentation visuelle de la cible référentiel centré sur l'œil sont égales aux coordonnées de la représentation motrice-tactile référentiel centré sur la peau. L'expérience a été organisée de manière à ce que l'objet ne touche pas la peau afin d'avoir une réponse visuelle stable de l'emplacement de la cible.

Dans le deuxième cas, le point de focalisation de l'attention se trouve assez loin par rapport au bras ce qui correspond à une faible activité du neurone. L'activité maximale ne dépasse pas 0,02, mais notre modèle neuronal nous permet quand même d'estimer l'orientation visuelle relative. L'activité neuronale varie dans une plage étroite (entre 150 et 210 degrés) par rapport à l'emplacement précédent de l'objet. Pour la troisième position, nous constatons une faible variation de l'activité de neurone pariétal pour des positions du moteur de 0 à 50 degrés à cause de la grande distance relative. 'Le contact' avec la peau coïncide avec la position du moteur à 70 degrés. Et pour la quatrième position, nous voyons que l'orientation est absente pour la position initiale et à 10 degrés du bras sur la figure centrale 4.9(d). L'activité de neurone est égale à 0. Cela signifie que le point de focalisation de l'attention se trouve hors de l'espace péri-personnel. Mais néanmoins, l'emplacement de l'objet est codé dans le référentiel centré sur l'œil (caméra).

L'analyse des résultats montre que le modèle développé des neurones pariétaux encode correctement l'information de proximité et d'orientation d'un objet dans un référentiel mutuel. Les neurones réagissent indépendamment de l'emplacement du bras et de la cible dans le champ visuel. Les résultats obtenus sont proches des enregistrements faits par [Bremner and Andersen \[2014\]](#) des neurones pariétaux dans la zone 5d.

4.4.3 Expérience 3 - Estimation de la distance et de l'orientation visuelle relative pour les points de focalisation d'attention qui avancent vers le bras fixe

La deuxième expérience a eu pour but de reproduire l'observation de [Bremner and Andersen \[2014\]](#) montrant que le niveau d'activité des neurones pariétaux dépend à la fois de la position du bras (proprioception) et de l'emplacement de l'objet dans le champ visuel. Dans cette expérience, nous souhaitons reproduire ces observations que la représentation de l'emplacement de la cible par rapport à la main est dynamique et construite en cour de rapprochement de la main vers la cible.

Pour cette expérience, nous avons fixé le bras dans une position à 30 degrés. La figure 4.10 indique trois trajets de la cible vers le bras robotique. Les trajets se réalisent dans la zone d'espace péri-personnel et ils ne le dépassent pas. Chaque trajet se termine par le contact avec la peau. Nous traçons l'orientation relative visuelle (le graphique du haut à gauche et le graphique à droite) et l'activité des neurones pariétaux pour estimer la distance relative comme dans l'expérience précédente (cf. la figure 4.11).

Pour les trois trajets, l'orientation relative visuelle ne change pas lorsque l'objet est distant

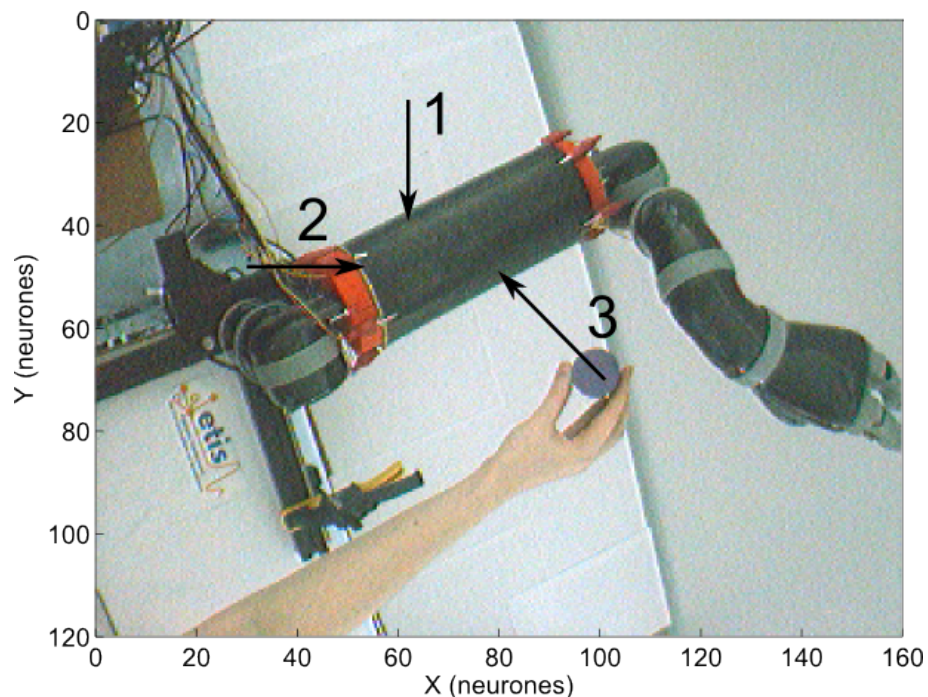


FIGURE 4.10 – Scenario expérimentale de l’estimation de la distance et de l’orientation visuelle relative pour trois trajets différents quand le bras est fixé.

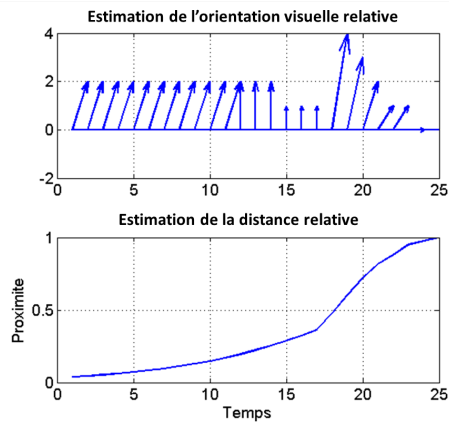
du bras ce qui correspond à une faible activité des neurones (entre 0.01 et 0.4). Mais en se rapprochant plus vers le bras l’orientation se précise. Le calcul d’orientation est réalisé en accord avec la sous-section 4.3.3 et le résultat indique la direction optimale pour atteindre la cible le plus vite possible. L’analyse des résultats obtenus montre que la représentation de l’emplacement de la cible par rapport à la main est dynamique et est construite en cours de rapprochement de la main vers la cible.

4.5 Discussion

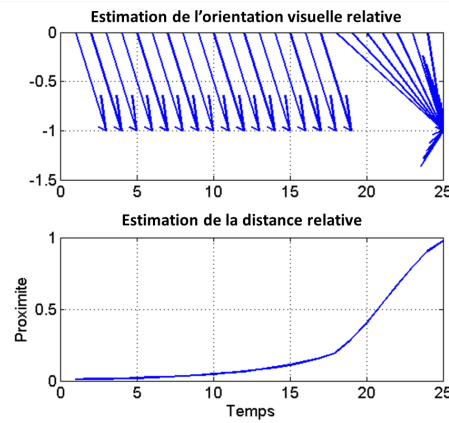
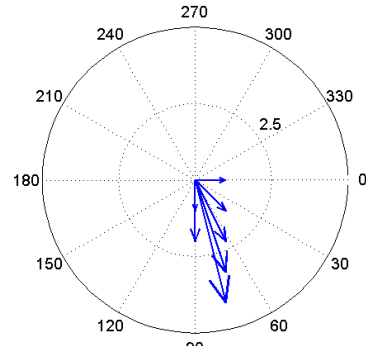
Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle bio-inspiré de neurones multimodaux pour la représentation du corps du robot Jaco (son bras) et de son espace péripersonnel. Le modèle neuronal permet d’encoder l’emplacement du bras, de la cible et la distance relative entre les deux dans trois référentiels différents. Ce modèle est basé sur l’intégration des différentes modalités telles que le toucher, la vision et la proprioception et par le mécanisme multiplicatif.

Avant que la cible entre dans l’espace péripersonnel du robot, le bras et la cible sont codés dans des référentiels séparés : un référentiel centré sur la peau et un référentiel centré sur l’œil respectivement. Dès que la cible rentre dans l’espace péripersonnel, elle est codée dans un autre référentiel (référentiel mutuel) qui permet d’estimer la distance relative et l’orientation visuelle entre le bras et la cible. Ce comportement est similaire au comportement des neurones pariétaux enregistrés par [Bremner and Andersen \[2012, 2014\]](#).

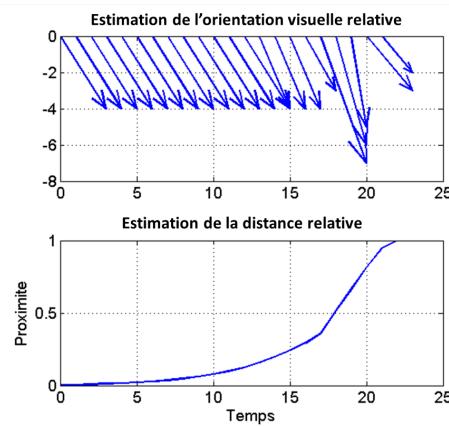
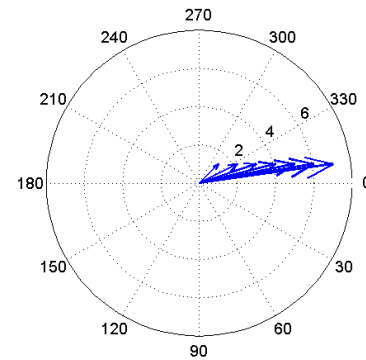
Dans les applications robotiques, un système de marqueurs (target) est souvent utilisé pour



(a) Trajet 1



(b) Trajet 2



(c) Trajet 3

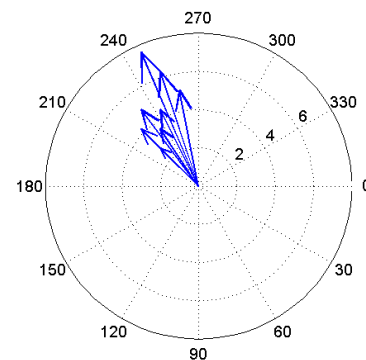


FIGURE 4.11 – Estimation de la proximité et de la direction d'une cible par rapport au bras robotique pour trois différents trajets quand le bras est fixé.

calculer la distance entre la cible et la main. Notre modèle permet au contraire d'avoir un marqueur sur la cible seulement. La position du bras dans le champ visuel est calculée par les réseaux de neurones LMS en intégrant les informations tactiles, visuelles et proprioceptives. Après une phase d'apprentissage, les neurones LMS sont capables de prédire l'emplacement du bras à partir d'un angle moteur seulement dans un référentiel centré sur la peau.

L'analyse des résultats présentés dans cette section montre que les neurones multiplicatifs codent dynamiquement l'emplacement des objets par rapport au bras robotique et que leur niveau d'activité dépend à la fois de la position du bras (proprioception) et de l'emplacement de l'objet dans le champ de l'œil.

En perspective, nous allons utiliser cette information pour réaliser un contrôle du bras dans deux contextes différents, la saisie d'un objet ou l'évitement d'obstacles. Pour le moment, le modèle a été appliqué pour un seul degré de liberté du bras robotique.

Conclusion

Par rapport aux modalités visuelles et auditives, la modalité tactile est désormais considérée comme une caractéristique importante dont les robots doivent être dotés afin de leur permettre d'avoir un comportement intelligent et adaptatif comme saisir un objet ou toucher des personnes (Alami et al. [2006]). Dans ce but, la technologie matérielle actuelle permet de développer de nouveaux dispositifs de peau artificielle (Inaba et al. [1996]; Nagakubo et al. [2007b]; Ohmura et al. [2006]). Combinée au sens visuel et à la proprioception, la peau artificielle permet de donner une perception sensorielle supplémentaire aux robots et de démultiplier leurs capacités d'interaction.

Les travaux de cette thèse sont basés sur deux aspects principaux :

1. aspects d'ingénierie comprenant le développement d'un prototype de peau artificielle conçu pour un robot humanoïde afin de lui conférer une perception tactile.
2. aspects cognitifs qui s'appuient sur l'intégration multimodale des informations tactiles, motrices et proprioceptives dans le but d'avoir un robot qui puisse interagir physiquement avec des personnes.

Résumé

Dans le chapitre 1, nous avons présenté la conception électronique d'un dispositif tactile basé sur la Tomographie par Impédance Électrique (TIE). Son principe est fondé sur la reconstruction du champ électrique à la surface d'un matériau conducteur. Cette technique non-invasive nous a permis de développer une peau artificielle à faible coût capable de couvrir les grandes surfaces du robot. En outre, le prototype proposé possède les caractéristiques suivantes étudiées dans la section 2.3 :

1. bonne résolution spatiale (2,5mm) qui est proche de la résolution de doigts d'un être humain (2mm). De plus, nous avons réussi à avoir une des meilleures résolutions spatiales par rapport aux travaux existants sur le développement des peaux artificielles basées sur la TIE dans l'application robotique (cf. la section 1.1). Dans les travaux de Alirezai et al. [2009], la résolution varie entre 10 et 20mm en fonction de la zone de la surface tactile et dans les travaux de Tawil et al. [2011b] elle est de 15mm. Cela est expliqué par la taille des parties carrées conductrices dans une des multiples couches de tissus conducteurs qui ont été utilisées. Contrairement à leur approche nous utilisons seulement une seule couche de tissu conducteur.

2. bonne résolution en pression qui correspond à la plus petite valeur de poids détectable par le capteur tactile. En dépit du fait que notre capteur a une réponse non linéaire, nous pouvons détecter un poids de 2,3g (typiquement une pièce de 1 centime d'euro) au centre du capteur où la valeur de la résistance est moins importante qu'à la proximité des électrodes. Malheureusement, il est difficile de faire la comparaison avec d'autres travaux présentés dans la section 1.1 car dans ceux-ci, les caractéristiques en pression n'ont pas été étudiées. Cela dit le poids minimal utilisé dans leurs travaux était de 50g.
3. faible hystérésis de la mesure permettant une fréquence de fonctionnement élevée en comparaison des travaux de [Kato et al. \[2007\]](#).

Par la suite, nous avons implémenté des techniques d'apprentissage par réseau de neurones artificiels afin de reconstruire l'information sans utiliser les techniques analytiques d'inversion de matrice coûteuses en temps de calcul. De plus, les réseaux de neurones permettent à l'expérimentateur d'éviter d'identifier par lui-même les propriétés du capteur et de configurer les paramètres importants de la méthode de la reconstruction classique qui peuvent être différents de la fiche de spécification technique ou varier durant les tests pour cause de détérioration du matériau. Nos résultats ont pu montrer un gain de précision (1.5% de gain), une plus grande rapidité (10 fois plus rapide) et une plus grande facilité d'utilisation (pas de paramétrisation de la matrice) par rapport aux résultats obtenus par la méthode classique de la reconstruction (cf. la section 2.5). A notre connaissance, nous sommes les premiers à utiliser les réseaux de neurones pour la reconstruction d'image d'un dispositif tactile en utilisant la TIE dans le domaine robotique et de manière générale à utiliser des techniques non supervisées de reconstruction d'image de la TIE. Nous avons montré également que la carte auto-organisatrice peut s'adapter à la topologie du capteur tactile (aux formes différentes de surface tactile) et peut être utilisée en multi-contacts et pour la reconnaissance de la forme des objets même après un apprentissage avec un seul objet. De plus, l'utilisation de réseaux de neurones artificiels permet d'avoir un système beaucoup plus biomimétique, indispensable pour comprendre la perception du toucher. Pour conclure la partie de la conception de la peau artificielle, le prototype du dispositif tactile proposé en combinaison avec les réseaux de neurones nous a permis d'équilibrer le compromis difficile entre surface/ précision/ coût/ vitesse par rapport aux dispositifs unitaire.

Le cadre des travaux de thèse ne se limite toutefois pas à la conception d'un dispositif tactile. Dans le chapitre 3, nous avons montré comment la peau peut être utilisée pour auto-calibrer et contrôler le bras robotique. Dans le but d'avoir un robot qui puisse adapter sa compliance en utilisant des entrées tactiles et la réaction de force de son corps pendant une interaction physique avec les humains, nous avons recouvert un bras manipulateur avec la peau artificielle. Nous avons utilisé des cartes d'auto-organisation pour apprendre à catégoriser les informations tactiles et un réseau de neurones supervisé pour associer cette information tactile avec l'information de force qui apparaît lors des interactions physiques avec une personne. Après la phase d'apprentissage, le réseau de neurones est capable d'estimer la valeur du couple et la direction du déplacement du bras à partir de l'information tactile simplement et sans les mesures des couples réels (sauf pour l'apprentissage). Nous avons réalisé également un contrôleur en admittance en utilisant les couples mesurés dans une articulation afin de comparer ces deux méthodes et de montrer l'utilité de la peau artificielle lors de la réalisation d'un contrôle du bras robotique. L'utilisation d'une peau artificielle a permis de distinguer le couple créé par l'actionneur et le couple engendré par l'interaction physique du robot avec un être humain, ce qui cause en général des difficultés dans

la conception du système de commande. Les résultats montrent que l'apprentissage des informations tactiles et motrices en utilisant les réseaux de neurones donne de meilleures expériences interactives avec le bras robotique par rapport au contrôle par admittance en utilisant des couples articulaires mesurés.

Enfin, dans le chapitre 4, nous nous sommes intéressés à la problématique de la représentation du corps au niveau neuronal, comment les êtres humains perçoivent leur propre corps à travers tous les sens (visuel, tactile et proprioceptif). Après une brève présentation des études neuropsychologiques, nous avons présenté un modèle bio-inspiré de neurones multimodaux au niveau du cortex pariétal dans le but de réaliser une représentation interne du corps du robot et de son espace péri-personnel. Notre modèle est basé sur le produit des champs d'activité neuro-naux entre plusieurs modalités. Ce modèle permet d'encoder dynamiquement l'emplacement de la cible par rapport au bras robotique dès que celle-ci est présentée dans l'espace péri-personnel. De plus, ce comportement est similaire au comportement des neurones pariétaux présenté dans les études neurobiologiques ([Bremner and Andersen \[2012, 2014\]](#)).

Perspectives

En ce qui concerne la conception du prototype de la peau artificielle et malgré tous les avantages présentés ci-dessus, nous souhaitons aller plus loin en améliorant nos résultats actuels et développer de nouvelles techniques d'acquisition de données pour augmenter la résolution spatiale et dynamique de notre peau artificielle. Nous proposons donc une nouvelle technique nommée "delta TIE" basée sur la mesure et l'amplification des signaux hautes fréquences récupérés de deux matrices de tension à deux temps distincts, et au niveau du matériel électronique (cf. figure 4.12). Elle correspond dans le domaine de l'imagerie à faire la différence entre une image et sa copie à basse résolution pour en filtrer les basses fréquences et n'en conserver que les hautes. Elle permettrait d'augmenter la résolution spatial, sans ajouter de couches conductives supplémentaires qui complexifieraient un peu plus le prototype. Nous pensons que cette méthode est une avancée majeure pour le développement de cette technique, non encore publiée, dans le champ de la robotique tactile. Les tests préliminaires actuels sont encourageant.

Autre point de rupture, nous souhaitons améliorer les capacités de détection et modéliser par des réseaux neuronaux les différents mécano-récepteurs pour la détection des textures, des champs réceptifs de pression et de mouvement (cf. figure 4.13). Les mécano-récepteurs se distinguent par la rapidité d'adaptation au stimulus ([Gardner \[2001\]](#)). Les récepteurs adaptatifs rapides sont les capteurs de vitesse du stimulus appliqué. Parmi ceux-ci se trouvent les corpuscules de Meissner (RA1) qui sont capables de détecter de faibles pressions (fréquence de réponse entre 30 et 40 Hz) et les corpuscules de Pacinian (RA2) qui sont capable de détecter la pression vibratoire rapide. Les récepteurs adaptatifs lents sont des récepteurs d'intensité du stimulus appliqué. Par exemple, les disques de Merkel (SA1) détectent la pression statique et répondent aux stimuli avec une fréquence de 15 Hz. La fusion des informations statiques, dynamiques et fréquentielles de ces différents mécano-récepteurs par des réseaux de neurones multimodaux vont servir à améliorer l'estimation spatiale et de pression d'un objet, sa catégorisation dynamique de sa texture, et aider à l'interaction sociale tactile avec un partenaire (type de pression de la main, double/triple contact des doigts comme avec les pads et les smartphones).

En ce qui concerne les aspects cognitifs, notre motivation à long terme est de développer une architecture cognitive dans un robot humanoïde capable de représenter son propre corps et

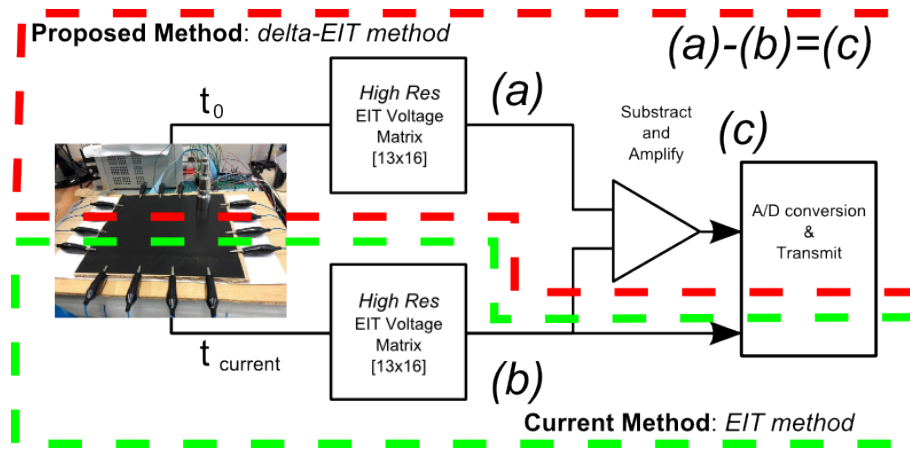


FIGURE 4.12 – Nouvelle architecture proposée "delta TIE" pour augmenter la résolution de notre système actuel. En rouge la nouveauté par rapport à la méthode courante (en vert)

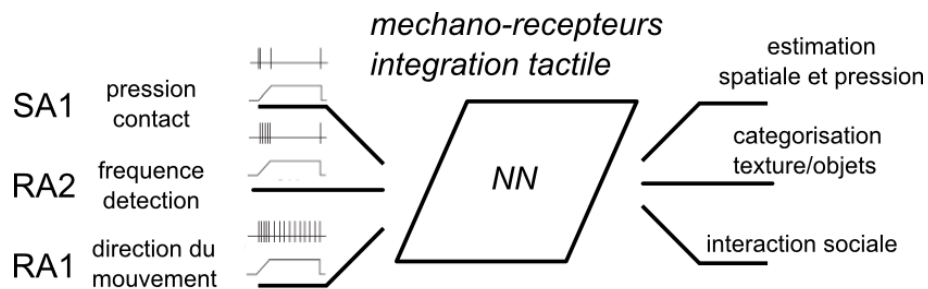


FIGURE 4.13 – Proposition pour la modélisation des différents mécano-récepteurs au niveau hardware et de leur fusion au niveau software par une architecture neuronale.

d'intégrer une information riche, multimodale, en se basant sur la perception tactile pour agir physiquement et interagir socialement. Celle-ci permettra de créer une perception spatiale plus riche et un répertoire d'actions plus intéressant en se représentant l'espace proche atteignable pour apprendre et sélectionner un répertoire d'actions physiques (toucher et prendre des objet) et sociales (être touché et engager une interaction avec une personne). Pour l'instant les modèles du contrôle et de la représentation du schéma corporel et de l'espace péri-personnel proposés dans les chapitres 3 et 4 ont été réalisés sur le bras robotique Jaco. Dans un premier temps, nous souhaitons reproduire ces expériences sur un robot bimanuel et hydraulique TINO (développé dans le cadre de Robotex, de l'ANR Interact et dans Sesame IdF). Pour y parvenir, nous souhaitons couvrir complètement le corps du robot par notre peau artificielle. Dans un deuxième temps, nous souhaitons améliorer nos algorithmes d'apprentissage pour avoir un robot qui pourra détecter des auto-collisions bras/corps pour une plus grande sécurité mais aussi pour réaliser la différenciation entre soi et autrui : lorsque le robot touchera son propre corps, il pourra détecter des double contacts et il pourra aussi reconnaître qu'il touche un autre objet ou une autre personne en détectant des contacts «simples».

Bibliographie

- Abrossimoff, J., Pitti, A., **Pugach G.**, and Gaussier, P. (2017). Visuo-tactile learning for reaching and self-perception with gain-field networks. In *2017 IEEE RAS International Conference on Humanoid Robots*, page submitted.
- Adler, A., Arnold, J., Bayford, R., Borsic, A., B., B., Dixon, P., Faes, T., Frerichs, I., Gagnon, H., Garber, Y., Grychtol, B., Hahn, G., Lionheart, W., Malik, A., Patterson, R., Stocks, J., Tizzard, A., Weiler, N., and Wolf, G. (2009). Greit : a unified approach to 2d linear eit reconstruction of lung images. *Physiol. Meas.*, 30 :S35–S55. 24, 49
- Adler, A. and Guardo, R. (1994). A neural network image reconstruction technique for electrical impedance tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 13(4) :594–600. 43, 44
- Adler, A. and Lionheart, W. (2006). Uses and abuses of eiders : an extensible software base for eit. *Physiological Measurement*, 27(5) :25 – 42. 27, 48
- Adler, A. and R., G. (1996). Electrical impedance tomography : Regularized imaging and contrast detection. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(2) :170–179. 49
- Alami, R., Albu-Schaeffer, A., Bicchi, A., Bischoff, R., Chatila, R., Luca, A. D., Santis, A. D., Giralt, G., Guiochet, J., Hirzinger, G., Ingrand, F., Lippiello, V., Mattone, R., Powell, D., Sen, S., Siciliano, B., Tonietti, G., and Villani, L. (2006). Safe and dependable physical human-robot interaction in anthropic domains : State of the art and challenges. In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 1–16. 89
- AlbuSchäffer, A. (2015). Synergy of tactile and force sensing for grasping and safe human robot interaction. 57
- Alirezaei, H., Nagakubo, A., and Kuniyoshi, Y. (2007). A highly stretchable tactile distribution sensor for smooth surfaced humanoids. *7th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, pages 167–173. 19, 21, 22
- Alirezaei, H., Nagakubo, A., and Kuniyoshi, Y. (2009). A tactile distribution sensor which enables stable measurement under high and dynamic stretch. *IEEE Symposium on 3D User Interfaces (3DUI)*, pages 87 – 93. 19, 22, 23, 89
- Andersen, R. A. (1997). Multimodal integration for the representation of space in the posterior parietal cortex. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 352(1360) :1421–1428. 74

- Andersen, R. A., Essick, G. K., and Siegel, R. M. (1985). Encoding of spatial location by posterior parietal neurons. *Science*, 230(4724) :456–458. 74
- Argall, B. D. and Billard, A. G. (2010). A survey of tactile human–robot interactions. *Robotics and Autonomous Systems*, 58(10) :1159 – 1176. 15
- Barber, D. C. and Brown, B. H. (1986). Recent developments in applied potential tomography-APT. In *Information Processing in Medical Imaging*, pages 106–121. Springer Netherlands. 25
- Beale, M., Hagan, M., and Demuth, H. (2012). *Neural Network Toolbox 7.0.3 : User’s Guide*. The MathWorks, Inc., Natick, USA. 45
- Bogdanov, G., Ludwig, R., Wiggins, J., and Bertagnolli, K. (2009). Non-destructive testing of polycrystalline diamond cutters using dc electrical conductivity imaging. *Measurement Science and Technology*, 20(9) :095707. 24
- Bohare, M. D., Cheeran, A. N., and Sarode, V. G. (2011). Article : Analysis of breast mri images using wavelets for detection of cancer. *IJCA Special Issue on Electronics, Information and Communication Engineering*, ICEICE(4) :1–3. Full text available. 20
- Bongard, J., Zykov, V., and Lipson, H. (2006). Resilient machines through continuous self-modeling. *Science*, 314(5802) :1118–1121. 34
- Boyle, A., Borsic, A., and Adler, A. (2012). Addressing the computational cost of large eit solutions. *Physiol. Meas.*, 33(5) :787–800. 54
- Bremner, L. R. and Andersen, R. A. (2012). Coding of the reach vector in parietal area 5d. *Neuron*, 75(2) :342–351. 74, 86, 91
- Bremner, L. R. and Andersen, R. A. (2014). Temporal analysis of reference frames in parietal cortex area 5d during reach planning. *Journal of Neuroscience*, 34(15) :5273–5284. 74, 75, 76, 83, 85, 86, 91
- Brown, B. and Seagar, A. (1987). The sheffield data collection system. *Clinical Physics and Physiological Measurement*, 8A :91–97. 28
- Buonomano, D. and Merzenich, M. (1998). Cortical plasticity : from synapses to maps. *Annual Review of Neuroscience*, 21 :149–186. 33, 45
- Cadoret, G. and Smith, A. (1996). Friction, not texture, dictates grip forces during object manipulation. *Journal of Neurophysiology*, 75(5) :1963–1969. 34
- Calandra, R., Ivaldi, S., Deisenroth, M. P., and Peters, J. (2015a). Learning torque control in presence of contacts using tactile sensing from robot skin. In *Humanoid Robots (Humanoids), 2015 IEEE-RAS 15th Int. Conf. on*, pages 690–695. 58
- Calandra, R., Ivaldi, S., Deisenroth, M. P., Rueckert, E., and Peters, J. (2015b). Learning Inverse Dynamics Models with Contacts. In *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA)*, Seattle, WA, United States. 72

- Cannata, G., Denei, S., and Mastrogiovanni, F. (2010). Towards automated self-calibration of robot skin. In *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE Int. Conf. on*, pages 4849–4854. IEEE. 57
- Cannata, G., Maggiali, M., Metta, G., and Sandini, G. (2008a). An embedded artificial skin for humanoid robots. *IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, MFI*, pages 434–438. 16
- Cannata, G., Maggiali, M., Metta, G., and Sandini, G. (2008b). An embedded artificial skin for humanoid robots. In *2008 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pages 434–438. 19
- Carpenter, G. A. and Grossberg, S. (1988). The art of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network. *Computer*, 21(3) :77–88. 80
- Chang, S. W. C. and Snyder, L. H. (2010). Idiosyncratic and systematic aspects of spatial representations in the macaque parietal cortex. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(17) :7951–7956. 74
- Cheng, M.-Y., Chang, W.-Y., Tsao, L.-C., Yang, S.-A., Yang, Y.-J., Shih, W.-P., Chang, F.-Y., Chang, S.-H., and Fan, K.-C. (2007). Design and fabrication of an artificial skin using pi-copper films. *IEEE 20th International Conference on Micro Electro Mechanical Systems, MEMS*, pages 389 – 392. 17
- Chinellato, E., Antonelli, M., Grzyb, B. J., and del Pobil, A. P. (2011). Implicit sensorimotor mapping of the peripersonal space by gazing and reaching. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 3(1) :43–53. 76
- Choi, B., Lee, S., Choi, H. R., and Kang, S. (2006). Development of anthropomorphic robot hand with tactile sensor : Skku hand ii. In *2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 3779–3784. 14
- Cohen, Y. E. and Andersen, R. A. (2002). A common reference frame for movement plans in the posterior parietal cortex. *Nature Reviews Neuroscience*, 3(7) :553–562. 74
- Conway, J., Hawley, M., Mangnall, Y., Amasha, H., and van Rhoon, G. C. (1992). Experimental assessment of electrical impedance imaging for hyperthermia monitoring. *Clin Phys Physiol Meas*, 13 Suppl A :185–189. 24
- Dahiya, R., Metta, G., Valle, M., and Sandini, G. (2010). Tactile sensing—from humans to humanoids. *IEEE Transactions on Robotics*, 26(1) :1–20. 15
- Detorakis, G. and Rougier, N. (2012). A neural field model of the somatosensory cortex : Formation, maintenance and reorganization of ordered topographic maps. *PLoS ONE, Public Library of Science*, 7(7) :e40257. 45, 54
- Diftler, M. A., Mehling, J. S., Abdallah, M. E., Radford, N. A., Bridgwater, L. B., Sanders, A. M., Askew, R. S., Linn, D. M., Yamokoski, J. D., Permenter, F. A., Hargrave, B. K., Platt, R., Savely, R. T., and Ambrose, R. O. (2011). Robonaut 2 - the first humanoid robot in space. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 2178–2183. 15

- Duchaine, V., Lauzier, N., Baril, M., Lacasse, M., and Gosselin, C. (2009). A flexible robot skin for safe physical human robot interaction. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, pages 3676–3681. 34
- Egmont-Petersen, M., Ridder, D., and Handels, H. (2002). Image processing with neural networks – a review. *Pattern Recognition*, 35(10) :2279–2301. 44
- Flanagan, J. and Wing, A. (1993). Modulation of grip force with load force during point-to-point arm movements. *Experimental Brain Research*, 95(1) :131–143. 34
- Fritzsche, M., Elkmann, N., and Schulenburg, E. (2011). Tactile sensing : A key technology for safe physical human robot interaction. In *Human-Robot Interaction, 2011 IEEE Int. Conf. on*, pages 139–140. 57
- Fruchterman, T. and Reingold, E. (1991). Graph drawing by force-directed placement. *Software : Practice and Experience*, 21 :1129–1164. 52
- Galati, G., Pelle, G., Berthoz, A., and Committeri, G. (2010). Multiple reference frames used by the human brain for spatial perception and memory. *Experimental Brain Research*, 206(2) :109–120. 74
- Gallace, A. and Spence, C. (2007). Touch and the body : The role of the somatosensory cortex in tactile awareness. *Psyche*, 16(1) :31–67. 55
- Gallace, A. and Spence, C. (2008). The cognitive and neural correlates of 'tactile consciousness' : A multisensory perspective. *Consciousness and Cognition*, 17 :370–407. 55
- Gallistel, C. (1993). *The Organization of Learning*. MIT Press, Cambridge, MA. 45
- Gardner, E. P. (2001). *Touch*. John Wiley and Sons, Ltd. 13, 91
- Ghasemazar, M. and Vahdat, B. (2007). Error study of eit inverse problem solution using neural networks. *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, pages 894 – 899. 44
- Gisser, D. G., Isaacson, D., and Newell, J. C. (1987). Current topics in impedance imaging. *Clinical Physics and Physiological Measurement*, 8(4A) :39–46. 28
- Graziano, M. S. A. and Botvinick, M. M. (2002). How the brain represents the body : insights from neurophysiology and psychology. *Common Mechanisms in Perception and Action : Attention and Performance*, 19 :136–157. 73
- Gross, C. G. and Graziano, M. S. (1995). Review : Multiple representations of space in the brain. *The Neuroscientist*, 1(1) :43–50. 74
- Gullapalli, V., Grupen, R., and Barto, A. (1992). Learning reactive admittance control. In *Robotics and Automation, 1992. Proceedings., 1992 IEEE International Conference on*, pages 1475–1480 vol.2. 62

- Guo, Z., Hsu, C.-T., Starek, J., Pointner, W., Kumar, Y., Roy, S., Roy, T., Wang, Y., Yam, J., Zhuang, Y., Li, Y.-H., Pavone, M., and Chang, F.-K. (2015). An artificial intelligent skin for autonomous robotic control. *57*
- Halgand, C., Souères, P., Trotter, Y., Celebrini, S., and Jouffrais, C. (2010). A robotics approach for interpreting the gaze-related modulation of the activity of premotor neurons during reaching. In *2010 3rd IEEE RAS EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, pages 728–733. *76*
- Haykin, S. (1994). *Neural Networks : A Comprehensive Foundation*. Macmillan, New York. *54*
- Hebert, P., Hudson, N., Ma, J., and Burdick, J. (2011). Fusion of stereo vision, force-torque, and joint sensors for estimation of in-hand object location. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 5935–5941. *14*
- Heikkinen, L., Vauhkonen, M., Savolainen, T., and Kaipio, J. (2001). Modelling of internal structures and electrodes in electrical process tomography. *Measurement Science and Technology*, 12(8) :1012 – 1019. *40*
- Heikkinen, L. M., Kourunen, J., Savolainen, T., Vauhkonen, P. J., Kaipio, J. P., and Vauhkonen, M. (2006). Real time three-dimensional electrical impedance tomography applied in multi-phase flow imaging. *Measurement Science and Technology*, 17(8) :2083. *24*
- Hikita, M., Fuke, S., Ogino, M., Minato, T., and Asada, M. (2008). Visual attention by saliency leads cross-modal body representation. In *2008 7th IEEE International Conference on Development and Learning*, pages 157–162. *76*
- Hoffmann, M., Marques, H., Arieta, A., Sumioka, H., Lungarella, M., and Pfeifer, R. (2010). Body schema in robotics : A review. *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 2(4) :304–324. *72, 75*
- Hogan, N. (1985). Impedance control : An approach to manipulation. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 107(1) :1–24. *62*
- Hogan, N. and Buerger, S. P. (2005). *Impedance and Interaction Control*. T.R.Kurfess, (ed.) CRC Press. *62*
- Holder, D., editor (2005). *Electrical Impedance Tomography : Methods, History and Applications*,. Institute of Physics Publishing, UK. *26*
- Holmes, N. P. and Spence, C. (2004). The body schema and multisensory representation(s) of peripersonal space. *Cognitive Processing*, 5(2) :94–105. *74*
- Hoshi, T. and Shinoda, H. (2006). Robot skin based on touch-area-sensitive tactile element. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, pages 3463–3468. *14, 34*
- Hua, P., Woo, E. J., Webster, J. G., and Tompkins, W. J. (1991). Iterative reconstruction methods using regularization and optimal current patterns in electrical impedance tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 10(4) :621–628. *28*

- Inaba, M., Hoshino, Y., Nagasaka, K., Ninomiya, T., Kagami, S., and Inoue, H. (1996). A full-body tactile sensor suit using electrically conductive fabric and strings. In *Intelligent Robots and Systems '96, IROS 96, Proceedings of the 1996 IEEE/RSJ International Conference on*, volume 2, pages 450–457 vol.2. 89
- Johansson, R. and Westling, G. (1984). Roles of glabrous skin receptors and sensorimotor memory in automatic control of precision grip when lifting rougher or more slippery objects. *Experimental Brain Research*, 56(3) :550–564. 34
- Johansson, M. and Balkenius, C. (2011). Sense of touch in robots with self-organizing maps. *IEEE Transactions on Robotics*, 27(3) :498–507. 35
- Kaas, J. and Qi, H. (2004). The reorganization of the motor system in primates after the loss of a limb. *Restorative neurology and neuroscience*, 22(3–5) :145–152. 34
- Kanda, T., Hirano, T., Eaton, D., and Ishiguro, H. (2004). Interactive robots as social partners and peer tutors for children : A field trial. *Hum.-Comput. Interact.*, 19(1) :61–84. 15
- Kato, Y., Mukai, T., Hayakawa, T., and Shibata, T. (2007). Tactile sensor without wire and sensing element in the tactile region based on eit method. *IEEE Sensors*, pages 792—795. 19, 20, 90
- Kauppinen, P., Hyttinen, J., and Malmivuo, J. (2006). Sensitivity distribution visualizations of impedance tomography measurement strategiesp. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 8(1) :VII/1–VII/9. 29
- Khambete, N. D., Brown, B. H., and Smallwood, R. H. (2000). Movement artefact rejection in impedance pneumography using six strategically placed electrodes. *Physiol Meas*, 21(1) :79–88. 24
- Klatzky, R. L. and Lederman, S. J. (2003). Touch. *Handbook of psychology*. 13
- Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43 :59–69. 44
- Kohonen, T. (2001). *Self-Organizing Maps*, volume 30 of *Springer Series in Information Sciences*. Springer, New York, third extended edition edition. 44
- Làdavias, E. (2002). Functional and dynamic properties of visual peripersonal space. *Trends in Cognitive Sciences*, 6(1) :17–22. 74
- Lampinen, J., Vehtari, A., and Leinonen, K. (1999). Application of bayesian neural network in electrical impedance tomography. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '99)*, 6 :3942–3947. 43, 44
- Lamy, X., Colledani, F., Geffard, F., Measson, Y., and Morel, G. (2009). Robotic skin structure and performances for industrial robot comanipulation. In *2009 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, pages 427–432. 19

- Lecours, A., Mayer-St-Onge, B., and Gosselin, C. (2012). Variable admittance control of a four-degree-of-freedom intelligent assist device. In *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE Int. Conf. on*, pages 3903–3908. IEEE. 62
- Lederman, S. J. (1991). Skin and touch. *Encyclopedia of human biology*, 7 :51–63. 13
- Lee, H.-K., Chang, S.-I., and Yoon, E. (2006). A flexible polymer tactile sensor : fabrication and modular expandability for large area deployment. *Journal of Microelectromechanical Systems*, 15(6) :1681–1686. 16, 19
- Lee, M. and Nicholls, H. (1999a). Review article tactile sensing for mechatronics—a state of the art survey. *Mechatronics*, 9(1) :1 – 31. 15
- Lee, M. and Nicholls, H. (1999b). Tactile sensing for mechatronics—a state of the art survey. *Mechatronics*, 9(1) :1–31. 15
- Lepora, N., Martinez-Hernandez, U., Evans, M., Natale, L., Metta, G., and Prescott, T. (2005). Tactile superresolution and biomimetic hyperacuity. *IEEE Robotics and Automation Society*, 31(3) :605–618. 17, 34
- Lewitt, R. M. and Matej, S. (2003). Overview of methods for image reconstruction from projections in emission computed tomography. *Proceedings of the IEEE*, 91(10) :1588–1611. 20
- Lieberman, D. (2000). *Learning : Behavior and Cognition*. Psychology Series. Wadsworth. 45
- Liu, J.-W. and Dong, F. (2004). Electrical resistance tomography based on the single drive electrode method. In *Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (IEEE Cat. No.04EX826)*, volume 1, pages 632–637 vol.1. 38
- Iriki, A., Tanaka, M., and Iwamura, Y. (1996). Coding of modified body schema during tool use by macaque postcentral neurones. *NeuroReport*, 7(14) :2325–2330. 76
- Maheu, V., Archambault, P. S., Frappier, J., and Routhier, F. (2011). Evaluation of the jaco robotic arm : Clinico-economic study for powered wheelchair users with upper-extremity disabilities. In *Proc. IEEE Int. Conf. on Rehabilitation Robotics*, pages 1–5. 59
- Martin, S. and Choi, C. T. M. (2016). Nonlinear electrical impedance tomography reconstruction using artificial neural networks and particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Magnetics*, 52(3) :1–4. 44
- McGuire, L. M. M. and Sabes, P. N. (2011). Heterogeneous representations in the superior parietal lobule are common across reaches to visual and proprioceptive targets. *The Journal of Neuroscience*, 31(18) :6661–6673. 74
- Meister, E., Zilberman, I., and Levi, P. (2012). Fuzzy logic based sensor skin for robotic applications. *International Conference on Artificial Intelligence, ICAI*, 2 :3–9. 16, 19

- Melnyk, A. A., Henaff, P., Razakarivony, S., Borisenko, V. P., and Gaussier, P. (2011). Adaptive behavior of an electromechanical arm robot in a case of physical interaction with a human being. In *2011 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, pages 689–694. 65
- Michalikova, M., Abed, R., Prauzek, M., and Koziorek, J. (2014). Image reconstruction in electrical impedance tomography using neural network. In *2014 Cairo International Biomedical Engineering Conference (CIBEC)*, pages 39–42. 44
- Miller, A., Blott, B., and Hames, T. (1992). Neural networks for electrical impedance tomography image characterisation. *Clinical Physics and Physiological Measurement*, 13(Supplement A) :119 – 23. 44
- Minhas, A. S. and Reddy, M. R. (2005). Neural network based approach for anomaly detection in the lungs region by electrical impedance tomography. *Physiological measurement*, 26(4) :489–502. 43, 44
- Mittendorfer, P. and Cheng, G. (2012). Open-loop self-calibration of articulated robots with artificial skins. In *Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE Int. Conf. on*, pages 4539–4545. IEEE. 57
- Miyashita, T., Tajika, T., Ishiguro, H., Kogure, K., and Hagita, N. (2007). *Haptic Communication Between Humans and Robots*, pages 525–536. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg. 19
- Mullette-Gillman, O. A., Cohen, Y. E., and Groh, J. M. (2009). Motor-related signals in the intraparietal cortex encode locations in a hybrid, rather than eye-centered reference frame. *Cerebral Cortex*, 19(8) :1761–1775. 74
- Nagakubo, A., Alirezaei, H., and Kuniyoshi, Y. (2007a). A deformable and deformation sensitive tactile distribution sensor. *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, ROBOT*, pages 1301—1308. 19, 21, 22
- Nagakubo, A., Alirezaei, H., and Kuniyoshi, Y. (2007b). A tactile distribution sensor based on inverse problem theory. *Journal of the Robotics Society of Japan*, 25(6) :960–969. 89
- Nejatali, A. and Ciric, I. (1997). Impedance image reconstruction using neural networks. *IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium - APSURSI*, 3 :1726 – 1729. 44
- Newman, W. S. (1992). Stability and performance limits of interaction controllers. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 114(4) :563–570. 62
- Noda, T., Ishiguro, H., Miyashita, T., and Hagita, N. (2007). Map acquisition and classification of haptic interaction using cross correlation between distributed tactile sensors on the whole body surface. In *2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 1099–1105. 15
- Ohmura, Y., Kuniyoshi, Y., and Nagakubo, A. (2006). Conformable and scalable tactile sensor skin for curved surfaces. In *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006. ICRA 2006.*, pages 1348–1353. 89

- Okamura, A. M., Smaby, N., and Cutkosky, M. R. (2000). An overview of dexterous manipulation. In *Proceedings 2000 ICRA. Millennium Conference. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Symposia Proceedings (Cat. No.00CH37065)*, volume 1, pages 255–262 vol.1. 14
- Okazaki, K., Tangoku, A., Morimoto, T., Hattori, K., Kotani, R., Yasuno, E., Akutagawa, M., and Kinouchi, Y. (2009). Basic study of a new diagnostic modality by non-invasive measurement of the electrical impedance tomography (eit) on localized tissues. In *2009 International Conference on Biomedical and Pharmaceutical Engineering*, pages 1–5. 20
- Ollinger, J. M. and Fessler, J. A. (1997). Positron-emission tomography. *IEEE Signal Processing Magazine*, 14(1) :43–55. 20
- Ott, C., Mukherjee, R., and Nakamura, Y. (2010). Unified impedance and admittance control. In *Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on*, pages 554–561. IEEE. 62, 63
- Pandey, V. and Clausen, B. (2011). Intelligent systems based anomaly detection in thoracic region by electrical impedance tomography technique. *Ganpat University Journal of Engineering and Technology*, 1(1) :1–3. 43, 44
- Patel, G., Kaplan, D., and Snyder, L. (2014). Topographic organization in the brain : searching for general principles. *Trends in Cognitive Sciences*, 18(7) :351–363. 34
- Peng, Y. and Mo, Y.-L. (2003). Locating impedance change in electrical impedance tomography based on multilevel bp neural network. *Journal of Shanghai University (English Edition)*, 7(3) :251 – 255. 44
- Pennywitt, K. E. (1986). Robotic tactile sensing. *Byte*, 11(1) :177–200. 14
- Pfeifer, R., Iida, F., and Lungarella, M. (2007). Self-organization, embodiment, and biologically inspired robotics. *Science*, 318(5853) :1088–1093. 17
- Pitti, A., Alirezaei, H., and Kuniyoshi, Y. (2009). Cross-modal and scale-free action representations through enaction. *Neural Networks*, 22 :144–154. 55
- Pitti, A., Kuniyoshi, Y., Quoy, M., and Gaussier, P. (2013). Modeling the minimal newborn’s intersubjective mind : The visuotopic-somatotopic alignment hypothesis in the superior colliculus. *PLoS ONE*, 8(7) :e69474. 55
- Pitti, A., **Pugach G.**, Gaussier, P., and Shimada, S. (2017). Spatio-temporal tolerance of visuo-tactile illusions in artificial skin by recurrent neural network with spike-timing-dependent plasticity. *Scientific Reports*, 7 :41056.
- Pouget, A. and Sejnowski, T. J. (1997). Spatial transformations in the parietal cortex using basis functions. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 9(2) :222–237. 74, 81
- Pugach, G., Khomenko, V., Melnyk, A., Pitti, A., Henaff, P., and Gaussier, P. (2013). Electronic hardware design of a low cost tactile sensor device for physical human-robot interactions. *IEEE XXXIII International Scientific Conference Electronics and Nanotechnology, ELNANO*, pages 445–449. 37, 58

- Pugach, G., Pitti, A., and Gaussier, P. (2015). Neural learning of the topographic tactile sensory information of an artificial skin through a self-organizing map. *Advanced Robotics*, 29(21) :1393–1409. 72
- Ratajewicz-Mikolajczak, Shirkoohi, G., and Sikora, J. (1998). Two ann reconstruction methods for electrical impedance tomography. *IEEE Transactions on Magnetics*, 34(5) :2964 – 2967. 44
- Ratnasingam, S. and McGinnity, T. (2011). Object recognition based on tactile form perception. *IEEE Workshop on Robotic Intelligence In Informationally Structured Space (RiiSS)*, pages 26–31. 35
- Rizzolatti, G., Fadiga, L., Fogassi, L., and Gallese, V. (1997). The space around us. *Science*, 277(5323) :190–191. 74
- Robins, B. and Dautenhahn, K. (2014). Tactile interactions with a humanoid robot : Novel play scenario implementations with children with autism. 6(3) :397–415. 58
- Robles-De-La-Torre, G. (2006). The importance of the sense of touch in virtual and real environments. *IEEE MultiMedia*, 13(3) :24–30. 13
- Roncone, A., Hoffmann, M., Pattacini, U., Fadiga, L., and Metta, G. (2016). Peripersonal space and margin of safety around the body : Learning visuo-tactile associations in a humanoid robot with artificial skin. *PLOS ONE*, 11(10) :e0163713. 76
- Roncone, A., Hoffmann, M., Pattacini, U., and Metta, G. (2014a). Automatic kinematic chain calibration using artificial skin : self-touch in the icub humanoid robot. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA*, pages 2305–2312. 34
- Roncone, A., Hoffmann, M., Pattacini, U., and Metta, G. (2014b). Automatic kinematic chain calibration using artificial skin : Self-touch in the iCub humanoid robot. In *Robotics and Automation (ICRA), 2014 IEEE Int. Conf. on*, pages 2305–2312. 57
- Roncone, A., Hoffmann, M., Pattacini, U., and Metta, G. (2015). Learning peripersonal space representation through artificial skin for avoidance and reaching with whole body surface. In *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 3366–3373. 14, 76
- Rumelhart, D. E. and Zipser, D. (1985). Feature discovery by competitive learning*. *Cognitive Science*, 9(1) :75–112. 80
- Schmeder, A. and Freed, A. (2010). Support vector machine learning for gesture signal estimation with a piezo resistive fabric touch surface. In Beilharz, K., Bongers, B., Johnston, A., and Ferguson, S., editors, *Proceedings of the International Conference on New Interfaces for Musical Expression*, pages 244–249, Sydney, Australia. 35
- Shen, Q., Dautenhahn, K., Saunders, J., and Kose, H. (2015). Can real-time, adaptive human-robot motor coordination improve humans overall perception of a robot ? *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development*, 7(1) :52–64. 58

- Shibata, T. (2004). An overview of human interactive robots for psychological enrichment. *Proceedings of the IEEE*, 92(11) :1749–1758. 15
- Silvera-Tawil, D., Rye, D., Soleimani, M., and Velonaki, M. (2015). Electrical impedance tomography for artificial sensitive robotic skin : A review. *IEEE Sensors Journal*, 15(4) :1129–1164. 23, 54
- Stasiaka, M., Sikorab, J., Filipowicz, S., and Nitab, K. (2007). Principal component analysis and artificial neural network approach to electrical impedance tomography problems approximated by multi-region boundary element method. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 31(8) :713 – 739. 44
- Tabot, G., Kim, S., Winberry, J., and Bensmaia, S. (2014). Restoring tactile and proprioceptive sensation through a brain interface. *Neurobiol. Dis.* 33
- Takamuku, S., Gomez, G., Hosoda, K., and Pfeifer, R. (2007). Haptic discrimination of material properties by a robotic hand. In *2007 IEEE 6th International Conference on Development and Learning*, pages 1–6. 14
- Takeuchi, J. and Kosugi, Y. (1994). Neural network representation of finite element method. *Neural Networks*, 7(2) :389 – 395. 44
- Tarvainen, M., Vauhkonen, M., Savolainen, T., , and Kaipio, J. (2001). Boundary element method and internal electrodes in electrical impedance tomography. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 50(4) :809– 824. 40
- Tawil, D., Rye, D., and Velonaki, M. (2011a). Improved image reconstruction for an eit-based sensitive skin with multiple internal electrodes. *IEEE Transactions on Robotics*, 27(3) :425 – 435. 19, 23
- Tawil, D. S., Rye, D., and Velonaki, M. (2011b). Touch modality interpretation for an eit-based sensitive skin. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3770–3776. 15, 22, 23, 89
- Teague, G., Tapson, J., and Smit, Q. (2001). Neural network reconstruction for tomography of a gravel-air-seawater mixture. *Measurement Science and Technology*, 12(8) :1102 – 1108. 24, 44
- Tegin, J. and Wikander, J. (2005). Tactile sensing in intelligent robotic manipulation – a review. *Industrial Robot : An International Journal*, 32(1) :64–70. 14
- Tiwana, M., Redmond, S., and Lovell, N. (2012). A review of tactile sensing technologies with applications in biomedical engineering. *Sensors and Actuators A : Physical*, 179 :17–31. 15
- Tsetserukou, D., Kawakami, N., and Tachi, S. (2008). Obstacle avoidance control of humanoid robot arm through tactile interaction. In *Humanoids 2008. 8th IEEE-RAS Int. Conf. on*, pages 379–384. IEEE. 57
- Utlchin, Y., Nachaliel, U., and Ori, A. (2002). Indirect calculation of breast tissue impedance values. *Physiol Meas*, 23(1) :177–182. 24

- Pugach, G.**, Khomenko, V., Melnyk, A., Pitti, A., Henaff, P., and Gaussier, P. (2013). Electronic hardware design of a low cost tactile sensor device for physical human-robot interactions. *IEEE XXXIII International Scientific Conference Electronics and Nanotechnology, ELNANO*, pages 445–449.
- Pugach G.**, Melnyk, A., Tolochko, O., Pitti, A., and Gaussier, P. (2016). Touch-based admittance control of a robotic arm using neural learning of an artificial skin. In *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 3374–3380.
- Pugach G.**, Pitti, A., and Gaussier, P. (2015). Neural learning of the topographic tactile sensory information of an artificial skin through a self-organizing map. *Advanced Robotics*, 29(21) :1393–1409.
- Pugach G.**, Pitti, A., Melnyk, A., Henaff, P., and Gaussier, P. (2014). Learning spatial touch in an artificial skin with neural network. In *Eurohaptics 2014*, pages 458–460. Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2014.
- Vaisman, N., WEINTROB, N., BLUMENTAL, A., YOSEFSBERG, Z., and VARDI, P. (1999). Gastric emptying in patients with type i diabetes mellitus. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 873(1) :506–511. 24
- Vauhkonen, M., Lionheart, W., Heikkinen, L., Vauhkonen, P., and Kaipio, J. P. (2001). A matlab package for the eidors project to reconstruct two-dimensional eit images. *Physiological Measurement*, 22(1) :107 – 111. 48
- Vauhkonen, M., Vadasz, D., Karjalainen, P.A. amd Somersalo, E., , and Kaipio, J. (1998). Tikhonov regularization and prior information in electrical impedance tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 17(42) :285– 293. 27
- Vehtari, A. and Lampinen, J. (2000). Bayesian mlp neural networks for image analysis. *11th Scandinavian Conference on Image*, 21(13-14) :1183 – 1191. 44
- Wang, C., Lang, J., and Wang, H.-X. (2004). Rbf neural network image reconstruction for electrical impedance tomography’. *IEEE Proceedings of 2004 International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 4 :2549–2552. 43
- Wang, P., Xie, L., and Sun, Y. (2009). Application of pso algorithm and rbf neural network in electrical impedance tomography. *IEEE 9th International Conference on Electronic Measurement and Instruments, ICEMI*, pages 2–517 – 2–521. 44
- Webster, J. (2007). *Medical Instrumentation Application and Design*. Wiley, New York, third edition edition. 24
- Westling, G. and Johansson, R. S. (1984). Factors influencing the force control during precision grip. *Exp Brain Res*, 53(2) :277–284. 13
- Widrow, B. and Hoff, M.E., J. (1960). Adaptive switching circuits. In *IRE WESCON Convention Record*, volume 4, pages 96–104. 64

- Woo, E. J., Hua, P., Webster, J. G., and Tompkins, W. J. (1993). A robust image reconstruction algorithm and its parallel implementation in electrical impedance tomography. *IEEE Trans Med Imaging*, 12(2) :137–146. 26
- Wösch, T. and Feiten, W. (2005). Tactile interaction between human and robot. In Prassler, E., Lawitzky, G., Stopp, A., Grunwald, G., Hägele, M., Dillmann, R., and Iossifidis, I., editors, *Advances in Human-Robot Interaction*, volume 14 of *Springer Tracts in Advanced Robotics*, pages 23–34. Springer Berlin Heidelberg. 58
- Yao, A. and Soleimani, M. (2012). A pressure mapping imaging device based on electrical impedance tomography of conductive fabrics. *Sensor Review*, 32(4) :310– 317. 19, 20, 21
- Yao, A., Yang, C. L., Seo, J. K., and Soleimani, M. (2013). EIT-based fabric pressure sensing. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013 :1–9. 20, 21
- Yorkey, T. J., Webster, J. G., and Tompkins, W. J. (1987). Comparing reconstruction algorithms for electrical impedance tomography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-34(11) :843–852. 25
- Zimmermann, E., Kemna, A., Berwix, J., Glaas, W., and Vereecken, H. (2008). Eit measurement system with high phase accuracy for the imaging of spectral induced polarization properties of soils and sediments. *Measurement Science and Technology*, 19(9) :094010. 24

Matériel d'échantillonnage

Cette annexe décrit certains détails de la conception du dispositif d'acquisition de données utilisé pour les mesures de TIE de cette thèse.

A.1 Schéma électronique de TIE

Suite à la méthode voisine de la TIE, nous avons développé un prototype électronique (cf. figure A.2) communicant avec le tissu conducteur qui comprend 4 multiplexeurs (deux démultiplexeurs pour assurer l'injection du courant et deux multiplexeurs pour assurer la mesure des tensions sur les bords du tissu) et un amplificateur. Nous utilisons le microcontrôleur Arduino Due basé sur le processeur ARM Cortex-M3 SAM3X8E proposé par Atmel pour piloter les multiplexeurs, échantillonner les données à l'aide d'un convertisseur analogique-numérique (CAN) qui est intégré dans la carte Arduino et les transmettre par le port série en format numérique. C'est un microcontrôleur ARM 32 bits. La résolution un CAN est de 12 bits. La tension de référence est 3,3V. Par conséquent, le CAN permet de mesurer un changement de tension de 0,8mV.

Après les premiers essais du tissu conducteur Velostat, nous avons obtenu des tensions variables entre 5 et 250 mV correspondant au courant de $200\mu A$. Afin d'utiliser plus efficacement la résolution du CAN, nous avons amplifié le signal avant la conversion. La figure A.2(a) présente le schéma d'amplificateur (TLC274CN), qui amplifie le signal de 10 fois. Les résultats présentés sur la figure A.2(b) ont été obtenus par la simulation dans un logiciel de CAO (SIMetrix). Nous pouvons voir que cette configuration électronique permet d'amplifier correctement un signal. Un inconvénient de cette architecture est un gain d'amplification limité. Ceci est dû au fait que le gain est défini par le rapport entre la valeur ohmique de résistance (100 kOhms) dans la boucle de soustraction et la valeur ohmique des résistances dans les boucles suiveurs (10 kOhms).

Ensuite, nous avons amélioré celui-ci en remplaçant un circuit basé sur un amplificateur opérationnel TLC274 par un amplificateur instrumental INA114 intégrant ce même circuit. Afin de réaliser l'amplification du signal, l'amplificateur INA114 a besoin d'un minimum de composants externes. Les caractéristiques principales de cet amplificateur sont : une faible dérive de température, la suppression des perturbations co-phasiques et un grand gain d'amplification K (1 à 10 000).

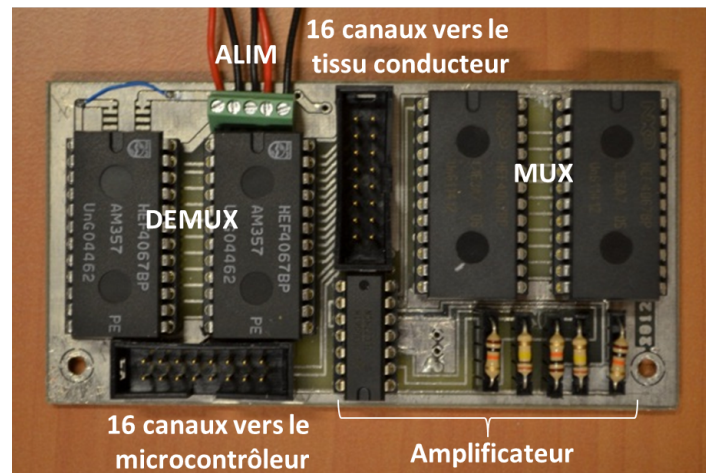
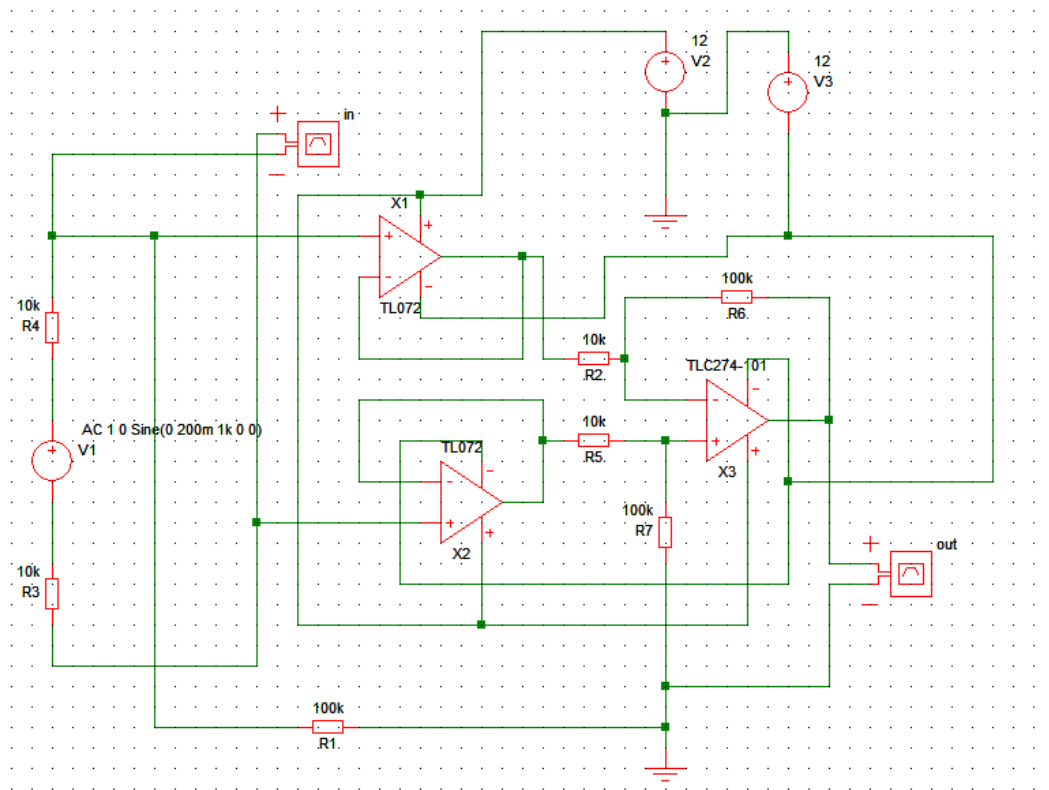
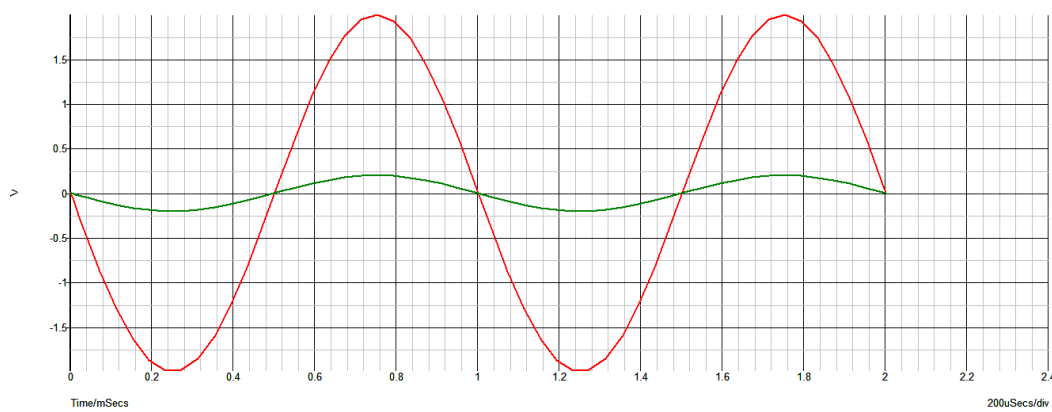


FIGURE A.1 – Circuit imprimé avec 16 canaux pour l'acquisition des données.



(a) schéma de l'amplificateur



(b) ajustement de l'étage de l'amplification

FIGURE A.2 – Schéma de l'amplificateur à base de TLC274CN modélisé dans un logiciel de CAO (SIMetrix) et les résultats de test d'amplification.

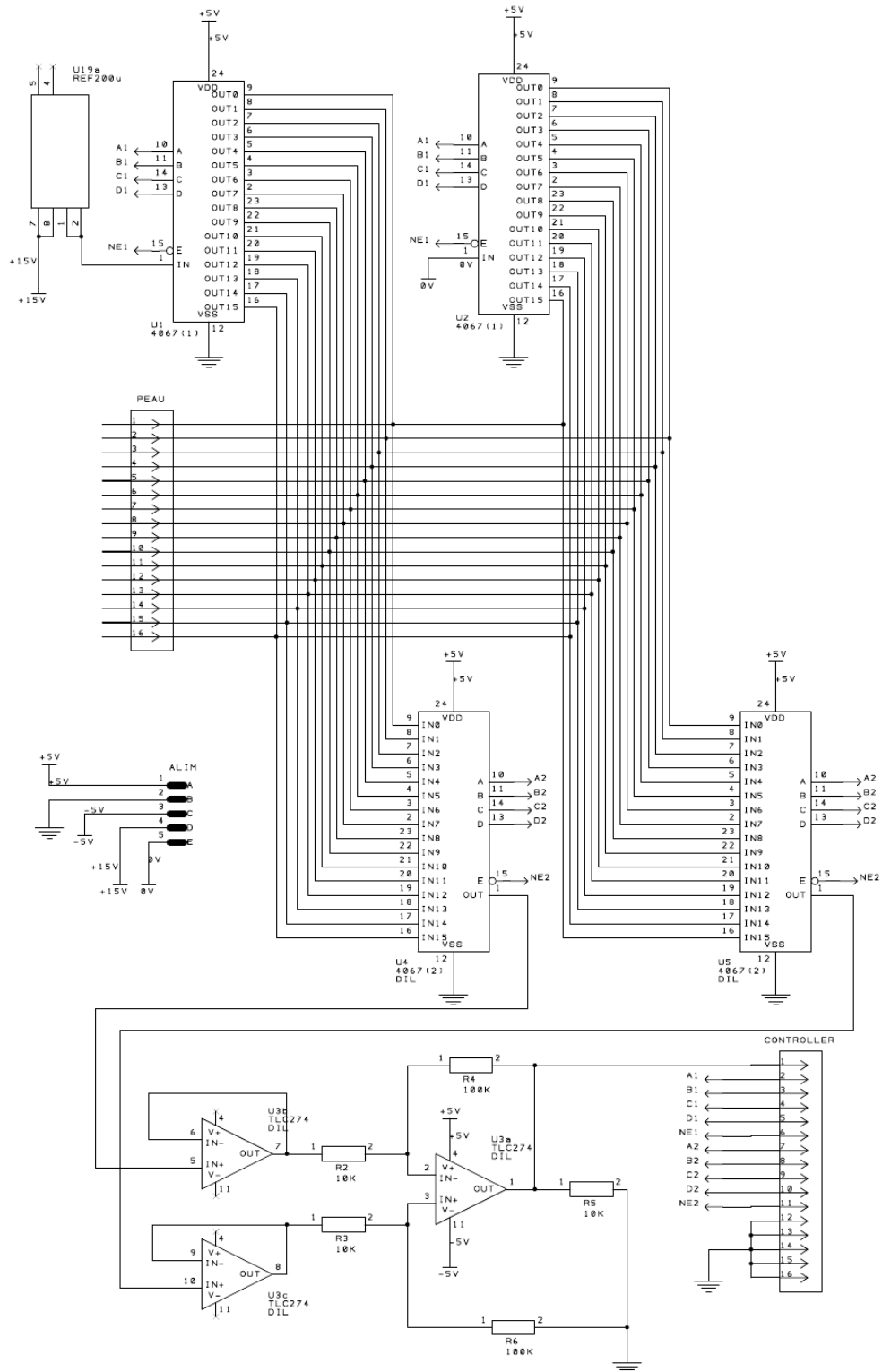


FIGURE A.3 – Schéma d'un dispositif d'acquisition de données avec 16 canaux pour l'acquisition des données. Le schéma contient deux sources d'alimentation $\pm 5V$ et $15V$.