



HAL
open science

Contribution à la conception et la fabrication de robots souples pneumatiques

Loïc Mosser

► **To cite this version:**

Loïc Mosser. Contribution à la conception et la fabrication de robots souples pneumatiques. Autre. Université de Strasbourg, 2024. Français. NNT : 2024STRAD009 . tel-04683682

HAL Id: tel-04683682

<https://theses.hal.science/tel-04683682>

Submitted on 2 Sep 2024

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.

ÉCOLE DOCTORALE MSII

Laboratoire ICube

THÈSE présentée par :

Loïc Mosser

soutenance tenue le 24 juin 2024

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'université de Strasbourg**

Discipline/ Spécialité : Robotique

**Contribution à la conception et la
fabrication de robots souples
pneumatiques**

THÈSE dirigée par **Pierre Renaud**
et encadrée par **Laurent Barbé** et **Lennart Rubbert**

RAPPORTEURS :

M. Kanty RABENOROSOA
M. Yassine HADDAB

Professeur des universités, Université de Franche-Comté, Laboratoire FEMTO-ST
Professeur des universités, Université de Montpellier, Laboratoire LIRMM

AUTRES MEMBRES DU JURY :

M. Christian DURIEZ
M. Pierre RENAUD
M. Lennart RUBBERT
M. Laurent BARBÉ

Directeur de recherche INRIA, Laboratoire CRISTAL
Professeur des universités, INSA de Strasbourg, Laboratoire ICube
Maître de conférences, INSA de Strasbourg, Laboratoire ICube
Ingénieur de recherche, Université de Strasbourg, Laboratoire ICube

Remerciements

"Celui qui veut pénétrer au cœur du problème qui l'occupe doit faire preuve de souplesse, s'adapter, entrer par la petite porte, se laisser façonner par la situation" - **Sagesse Yi-King**.

Cette citation m'a été proposée par ma mère alors que je lui expliquais mon sujet de thèse. Je fus surpris de la pertinence de cette proposition qui, en plus de contenir un double sens, s'adapte bien à la robotique souple et à la notion d'*E-Kagen* mise en avant par le professeur Koichi Suzumori lorsqu'il parle des propriétés des robots souples dans "[The Science of Soft Robots, Koichi Suzumori, Kenjiro Fukuda, Ryuma Niiyama, Kohei Nakajima](#)". Cette notion désigne alors la capacité des robots souples à subir des actions extérieures de manière à remplir une tâche donnée en respectant des contraintes associées à la sûreté pour l'environnement extérieur. J'ai donc pu constater que les bâillements observés lors de mes explications étaient bien associés à un manque de sommeil et non à un manque d'intérêt pour l'objet de mon travail. Cette anecdote illustre bien la proximité et le soutien que mes parents m'ont donnée au cours de ce projet de thèse. J'aimerais, par la même occasion, remercier plus généralement ma famille et plus particulièrement mon père, ma sœur Juliette et ma tante Geneviève.

Le plus gros du travail aura été réalisé en étroite collaboration avec mes trois encadrants de thèse qui, tout au long du projet, ont suivi et guidé ma progression. Chacun à leur manière, ils auront eu un impact très positif sur ce travail de thèse. Je souhaite donc remercier Pierre Renaud, Laurent Barbé et Lennart Rubbert pour leur implication et le soutien sans faille. Si ce projet de thèse a autant été apprécié par les membres du jury, c'est notamment grâce au travail de relecture et d'intégration qui aura été fait ensemble lors de la rédaction. Je les remercie donc pour tout ce travail réalisé ensemble.

Je remercie les professeurs Rabenorosoa et Haddab d'avoir accepté de relire mon travail pour en donner une appréciation lors de la soutenance de thèse. Je remercie, de plus, le président du jury Christian Duriez qui a pris le temps de lire ce manuscrit de thèse pour en donner, lui aussi, une appréciation lors de la soutenance de thèse. Les échanges menés avec les membres du jury auront été particulièrement intéressants et illustrent l'ensemble des pistes de recherche que ce manuscrit de thèse ouvre.

Lors de la réalisation de tout ce travail, j'ai eu la chance d'avoir un environnement de travail particulièrement agréable avec des collègues d'open-space particulièrement sympathiques avec (par ordre dans l'open-space, ne soyez pas jaloux) Fernando (Guappo), Guillaume (Guigui), Fadi (bouloches), Aude (Ana Hmar), Thimothée (Phorhtha), Chloé (La thèse), Guillaume (Le rôti), Jérémy (Le déconnecteur), Anne (Thermomètre le plus cher), Ounay (La plus sympa), Mahdi (Ana Hmar 2) et Dylan (Batdoctor (soon)), Thomas (La meilleure cerne), Benoît (Les billets de Décibulles sont dispo!).

Cet environnement a aussi été peuplé de personnes avec lesquelles j'ai eu la chance de partager du temps. Ces personnes précieuses avec qui chaque instant était un plaisir : Maciej, Thibault, John,

Gaëlle, Karine. Merci à ces personnes !

Mon travail a été réalisé avec une mission d'enseignement qui m'a donné accès aux moyens techniques de l'INSA de Strasbourg. Pour les utiliser, je pouvais compter sur des personnes formidables qui m'auront beaucoup aidée. Nous pourrions ainsi citer Olivier (l'usineur fou), Cédric (L'électronicien le plus balèze) et Vincent (L'imprimeur biosourcé). J'ai aussi eu la chance de côtoyer Baptiste (gneu-gneu le silicone ça se moule) et Cléa (le BTP à l'échelle humaine).

Enfin, j'aimerais remercier ma compagne Aude Loumeaud qui aura été un soutien lors de tout ce projet lors de cours de musique et de soirées pizza drôlement animées. Elle m'aura notamment fait découvrir qu'à défaut d'une carrière dans la recherche scientifique, je peux me reconvertir en pizzaïolo.

Table des matières

Introduction	9
Robotique souple	9
Conception de robots souples pneumatiques	11
Fabrication de robots souples	12
Positionnement du travail de thèse	13
1 Exploitation de réseaux de neurones convolutionnels pour la modélisation	15
1.1 Introduction	15
1.2 État de l’art	18
1.2.1 Modèles pour un chargement variable et une géométrie fixe	18
1.2.2 Modèles pour un chargement fixe et une géométrie variable	19
1.3 Proposition de modèle de robot souple	20
1.3.1 Approche utilisée	20
1.3.2 Représentation du robot souple	21
1.3.3 Architecture du réseau	21
1.3.4 Implémentation du modèle	23
1.4 Étude d’un cas simplifié en 2D	25
1.4.1 Problème 2D et apprentissage mené	26
1.4.2 Étude du domaine de validité du modèle	28
1.4.3 Correction du modèle par transfert d’apprentissage	32
1.5 Cas d’un problème 3D	34
1.5.1 Positionnement du problème	34
1.5.2 Modèle dans le cas d’un seul point de mesure	36
1.5.3 Modèle dans le cas de plusieurs points de mesure	38
1.6 Synthèse	40
2 Méthode de conception	43
2.1 Introduction	43
2.2 Constitution d’une représentation	44
2.2.1 État de l’art	44
2.2.2 Proposition de description	47
2.2.3 Généralisation	54
2.3 Méthode de conception	57

2.3.1	Description d'un algorithme génétique	57
2.3.2	Définition du génotype et du phénotype d'un individu	58
2.3.3	Définition des opérations de croisement et de mutation	58
2.3.4	Évaluation des performances et sélection des parents	61
2.3.5	Contrôle de la précision de l'évaluation	61
2.3.6	Choix des paramètres	63
2.4	Résultats de conception	64
2.4.1	Création d'un mouvement de flexion	64
2.4.2	Création d'un mouvement de rotation	68
2.4.3	Validation expérimentale	71
2.5	Synthèse	75
3	Fabrication additive de silicone instrumentée	77
3.1	Introduction	77
3.2	État de l'art	79
3.2.1	Les silicones et leurs mécanismes de polymérisation	79
3.2.2	Méthodes de fabrication additive	80
3.2.3	Fabrication par extrusion et risques d'échecs	83
3.2.4	Imprimabilité de l'extrusion sans matière support	88
3.2.5	Supervision de la fabrication	90
3.3	Mise en place d'une plateforme instrumentée de fabrication additive de silicone	93
3.3.1	Présentation de l'architecture	93
3.3.2	Intégration d'une pompe à cavité progressive	97
3.3.3	Implémentation pour le contrôle de l'architecture	98
3.3.4	Paramétrage de la chaîne d'impression	99
3.4	Supervision de la fabrication	100
3.4.1	Mesure optique de la hauteur le long d'une ligne	100
3.4.2	Acquisition d'un scan de la surface du plateau	103
3.4.3	Caractérisation des limites de la mesure	106
3.5	Conclusion	108
4	Supervision pour la fabrication additive de silicone	109
4.1	Introduction	109
4.1.1	Objectif	109
4.1.2	État des méthodologies de supervision de fabrication	110
4.1.3	Démarche	114
4.2	Prétraitement des données	114
4.2.1	Recalage des données de scan	116
4.2.2	Identification de la position de la pièce	118
4.2.3	Quantification des perturbations de mesure	119
4.2.4	Synthèse	121
4.3	Segmentation par masques	121
4.3.1	Définition des masques de segmentation	122
4.3.2	Bilan	124
4.4	Indicateurs pour la supervision	126

4.4.1	Indicateurs obtenus à partir du nuage de points	126
4.4.2	Évaluation des indicateurs	127
4.4.3	Résultats expérimentaux	129
4.4.4	Bilan	137
4.5	Conclusion	137
Conclusion		139
Bilan		139
Modélisation		139
Conception		140
Fabrication		140
Perspectives		141
Modélisation		141
Conception		142
Fabrication		143
Conception de robots souples fabricables		143
Annexes		145
Annexe 1 : Nomenclature sur la représentation de robots souples		145
Annexe 2 : Hyperparamètres de notre algorithme génétique		150
Annexe 3 : Caractérisation de matériaux		151
Annexe 4 : Essais rhéologiques sur le silicone Wurth A8 pro		153
Annexe 5 : Nomenclature sur le traitement de nuages de points		155
Annexe 6 : Liste détaillée des paramètres d'impression disponibles dans CuraEngine		157
Annexe 7 : Caractéristiques de la plateforme		159

Introduction

Robotique souple

Dans l'inconscient collectif, on n'imagine certainement pas un robot souple lorsque le terme "robot" est employé. Un individu pris au hasard dans la population aura plutôt à l'esprit un système constitué de segments rigides et d'articulations qui, mis ensemble, permettent la mise en mouvement d'un effecteur et la réalisation de tâches diverses. On imagine alors un robot avec un nombre discret de segments rigides et d'articulations, majoritairement constitués de matériaux comme l'acier ou des alliages d'aluminium. Imaginer des robots sans articulations, capables de déformer tout leur corps de manière continue et constitués de matières souples n'est pas naturel. Les robots souples sont pourtant des robots aux applications de plus en plus diverses et dont l'impact sur le monde est grandissant.

Comme le précise Stano et al. [Stano and Percoco, 2021], la robotique souple est particulièrement intéressante lorsqu'il s'agit d'évoluer dans des environnements complexes ou peu structurés, dans des environnements extrêmes notamment où l'interaction avec l'environnement peut être destructrice. Les robots souples sont également particulièrement bien adaptés aux interactions physiques. L'intérêt de ces robots réside dans quatre volets essentiellement : la grande résistance à l'impact, la déformation continue de leurs corps, les formes complexes qu'ils peuvent prendre et leur compliance passive. Cette dernière caractéristique se définit comme la capacité de ces robots à s'adapter de manière passive, donc sans actionnement, à leurs environnements et à leurs tâches. Elle est directement associée à la composition en matière souple du robot. Celui-ci, sous l'action de forces extérieures, va se déformer et ainsi limiter les efforts appliqués à son environnement. Ils ont été largement envisagés dans des applications nécessitant une interaction sûre avec l'environnement comme la manipulation d'objets [Deimel and Brock, 2014, Martinez et al., 2013], l'aide à la rééducation [Polygerinos et al., 2015], l'assistance aux personnes âgées [Ansari et al., 2017], l'exploration endoscopique [Cianchetti et al., 2014] ou encore le support de la fonction cardiaque [Roche et al., 2017].

Dans ces applications, les auteurs exploitent les robots souples pour remplir des fonctions diverses. On pourra citer les travaux de Ansari et al. [Ansari et al., 2017], où un bras souple est équipé d'une éponge en bout de bras permettant d'automatiser une tâche d'hygiène pour la santé de personnes âgées. Cette tâche se décrit comme le pilotage de la position en bout de bras autour d'une cible fixe. La notion traditionnelle d'effecteur est alors applicable et, ici, l'effecteur est l'éponge en bout du bras. Pour autant, cette notion n'est pas si simple à définir pour d'autres applications. Pour réaliser le support à la fonction cardiaque [Roche et al., 2017], le robot souple vient entourer le cœur du patient et son actionnement vient déformer les ventricules en respectant la séquence musculaire du cœur. On peut alors considérer que le corps entier du robot agit comme un effecteur. Cela ouvre de nouvelles

perspectives de recherches et d'applications comme la saisie d'objets aux formes diverses [Martinez et al., 2013] ou encore l'exploration d'environnements accidentés [Greer et al., 2018].

Comme décrit plus haut, un robot souple est pertinent à notre sens lorsque forme et déplacement répondent à un besoin donné. La conception de robots souples ne se pose pas seulement en termes d'espace de travail parcouru par un effecteur, mais aussi potentiellement de forme prise par le robot ce qui peut être vu comme la recherche de déplacements en plusieurs points du corps du robot. Comme le souligne [Maloisel et al., 2021] dans son étude, la recherche d'une architecture lors de la conception d'un robot souple peut échouer si le type d'actionnement n'est pas adapté. Dans leur cas, les auteurs utilisent les actionneurs pneumatiques linéaires que sont les muscles artificiels de McKibben [Tondu, 2012] pour déformer le corps du robot souple suivant une forme désirée. Ils définissent alors le besoin sur la forme que doit prendre le corps déformé et font ensuite le constat que la méthode d'optimisation trouve des solutions qui ne répondent pas au besoin dans son intégralité. Il faut donc trouver un actionnement générique et être capable de proposer une large gamme de cinématiques.

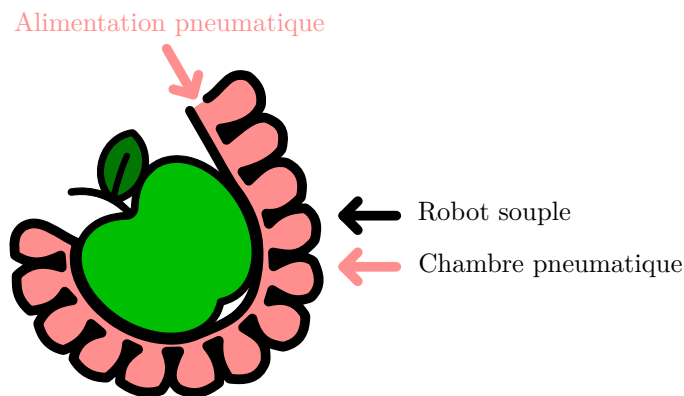


FIGURE 1 – Illustration de la saisie d'une pomme par un robot souple couramment retrouvé dans la littérature, le pneunet [Jiang et al., 2021].

Dans [Rus and Tolley, 2015], les auteurs donnent les principaux modes d'actionnement pour un robot souple : les tendons réalisés en câbles ou en alliage à mémoire de forme et l'actionnement fluide, qu'il soit pneumatique ou hydraulique. Pour ce deuxième mode, une cavité est créée dans le corps du robot au sein de laquelle une pression est appliquée. Le nombre de robots souples pouvant ainsi être défini est d'autant plus important que la cavité a une géométrie très libre. La littérature qui recense ces approches [Chen and Wang, 2020, Lee et al., 2017] montre que la communauté a déjà envisagé des cavités aux formes très diversifiées. L'actionnement pneumatique nous semble particulièrement intéressant : la compressibilité de l'air apporte une compliance au robot. Le principe est alors de mettre sous pression des cavités désignées comme des chambres pneumatiques dans la suite.

Les robots souples ainsi considérés consistent en un corps en matière souple dans lequel une chambre pneumatique de forme libre en trois dimensions permet la déformation du corps. L'exemple Figure 1 est une structure courante en robotique souple désignée comme un "pneunet" [Jiang et al., 2021]. Ce robot souple permet un mouvement de flexion sous pression par l'intermédiaire de cavités pneumatiques distribuées le long d'une canalisation. La création de ces robots souples pneumatiques pose à notre sens des difficultés de deux ordres : la conception de la géométrie interne et externe du robot souple et sa fabrication.

Conception de robots souples pneumatiques

La conception d'un robot souple pneumatique doit respecter différentes contraintes, dont celles liées à son alimentation pneumatique. Sa chambre pneumatique doit pouvoir être alimentée à partir d'un point fixe sur le corps du robot et ses chambres doivent pouvoir y être connectées.

La capacité à concevoir des robots souples dédiés à une tâche nous paraît essentielle. Ainsi, nous pouvons évoquer la création de manipulateurs souples qui doivent pouvoir être dédiés à la saisie d'un objet spécifique ou, dans le domaine médical, les robots souples doivent pouvoir être adaptés à la morphologie d'un patient particulier pour augmenter la sûreté de l'interaction entre les deux. La conception de robots souples est alors à réaliser à chaque changement de tâche.

Il existe de nombreuses approches pour conduire cette conception. Deux nous semblent particulièrement intéressantes : l'optimisation de géométries paramétrées [Drotman et al., 2019, Su et al., 2022] (Figure 2-a) et les méthodes génératives, comme les algorithmes génétiques ou d'optimisation topologique par exemple, manipulant directement la distribution de matière au sein du volume de matière souple pour constituer la forme externe ou la chambre pneumatique [Pinskier and Howard, 2022, Smith et al., 2022] (Figure 2-b à e).

Les approches paramétriques nécessitent une connaissance initiale sur la forme paramétrée de la géométrie à optimiser. Cela implique qu'un utilisateur doit, en fonction de son besoin, prendre des formes déjà paramétrées de la littérature ou avoir l'expertise nécessaire pour paramétrer sa propre géométrie. Cette représentation avec des paramètres prédéfinis limite la diversité de robots souples pouvant être décrits. Néanmoins, par sa simplicité, cette approche est largement utilisée pour des robots souples dont le mouvement reste limité à un mouvement de flexion [Su et al., 2022, Raeisinezhad et al., 2021], d'extension [Drotman et al., 2019] ou de rotation [Chen et al., 2021, Jiang et al., 2021].

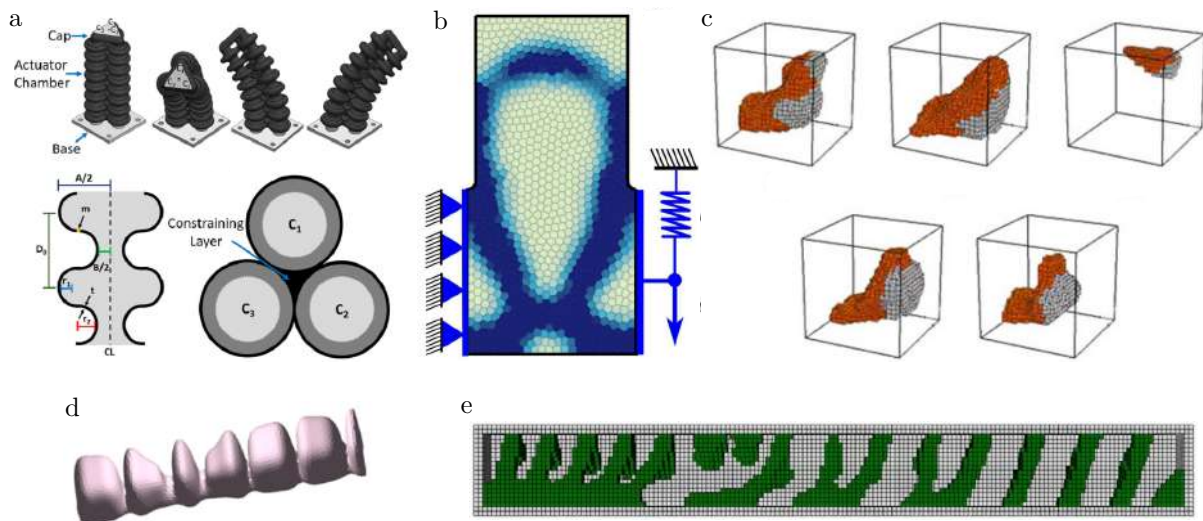


FIGURE 2 – Illustration de démarches de conceptions de robots souples reposant sur (a) l'optimisation paramétrique [Drotman et al., 2019], (b) et (e) l'optimisation topologique [Caasenbrood et al., 2020, Chen et al., 2019] et (c-d) des algorithmes évolutionnaires [Hiller and Lipson, 2012, Smith et al., 2022].

Afin de permettre aux chambres pneumatiques des robots souples de prendre effectivement une grande diversité de formes, il a été envisagé des méthodes génératives qui s'appuient sur l'utilisation d'algorithmes d'optimisation topologique [Chen et al., 2019, Caasenbrood et al., 2020] ou d'algorithmes évolutionnaires [Smith et al., 2022, Hiller and Lipson, 2012]. Ces approches manipulent la distribution de matière pour permettre la génération de robots souples aux géométries très larges et sont donc

privilégées pour la recherche de solutions lorsque le besoin est défini sur la forme actionnée du robot souple.

L’usage de ces méthodes n’est pas sans coût. Le nombre de géométries à tester pour trouver une solution au problème devient vite problématique à mesure que le domaine de recherche à explorer grandit. Or, la simulation par la méthode des éléments finis, généralement utilisée pour évaluer une solution, est très coûteuse en temps de calcul. Cela s’explique par les grandes déformations rencontrées et par les modèles de matériaux hyperélastiques utilisés par la simulation de ces robots. Cette problématique a d’ailleurs motivé des initiatives comme les plateformes de simulation SOFA [Coevoet et al., 2017] et VOXCAD [Methenitis et al., 2015] ou encore l’utilisation de modèles d’intelligence artificielle pour estimer la réponse d’un corps souple à une sollicitation extérieure [Mendizabal et al., 2019, Deshpande et al., 2021].

La problématique de conception de robots souples pneumatiques nous semble pouvoir être abordée de manière intéressante avec une méthode générative. Cependant, un travail sur deux aspects est alors requis : 1) il est nécessaire de trouver un moyen de réduire le temps de calcul pour rendre viable la recherche de solutions en utilisant une méthode de conception générative, 2) il faut trouver un moyen de concevoir la géométrie d’un robot souple en tenant compte des contraintes spécifiques à l’actionnement pneumatique.

Fabrication de robots souples

Les robots souples sont constitués de matières souples et, parmi les matières souples disponibles, les élastomères ont largement été utilisés pour les constituer. Ainsi, la mise en forme de robots souples suppose la mise en forme d’élastomères qui sont largement disponibles sous forme fluide et qui peuvent être rendus solides et souples par l’intermédiaire d’une réaction chimique. Ainsi, la matière souple majoritairement considérée dans la bibliographie sur les robots souples pneumatiques est le silicone [Lee et al., 2017, Walker et al., 2020]. Cette dénomination fait référence à un assemblage de chaînes de polymères avec un squelette de motifs silicium-oxygène. Cette définition très large regroupe un grand nombre de matériaux divers aux propriétés et aux compatibilités diverses. Il existe ainsi des silicones répondant aux normes du domaine médical (Silbione™, Elkem) ou capables de supporter de fortes températures (SikaSeal™, Sika). De plus, les silicones peuvent subir de grandes déformations. Ils ont ainsi été largement adoptés dans la fabrication de robots souples.

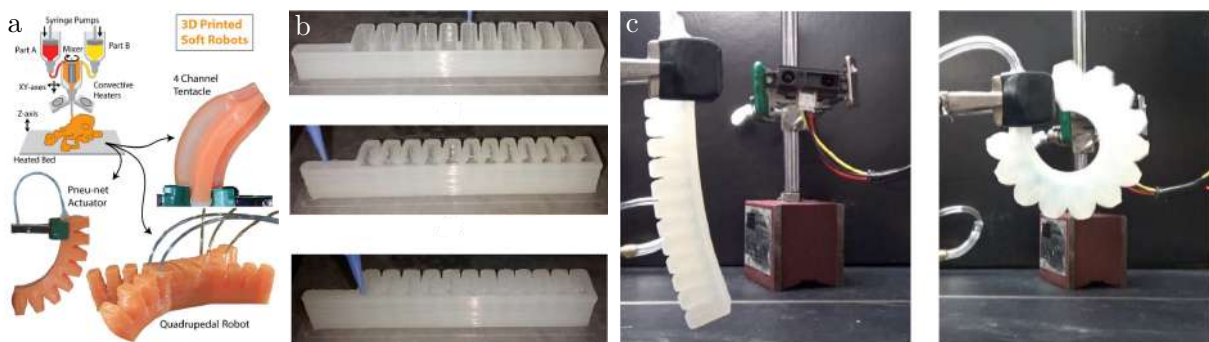


FIGURE 3 – Illustration de la fabrication additive de silicone exploitée pour la fabrication de robots souples à l’aide (a) d’un silicone RTV [Yirmibesoglu et al., 2018] et (b) d’un silicone moisture-cure [Plott and Shih, 2017]. (c) montre le robot souple imprimé en (b) en fonctionnement.

Dans la littérature, actuellement, la première intention pour fabriquer un robot souple à base de

silicone est de procéder par moulage ou surmoulage. Le moulage ou le surmoulage est la mise en forme par l'intermédiaire d'un moule qui se compose d'une empreinte dans laquelle la matière est déposée liquide et qui durcit ensuite. Le moulage est peu adapté à la fabrication de pièces uniques dans la mesure où il nécessite une étape de conception pour le moule et, potentiellement, plusieurs étapes de fabrications. Une méthode pour alléger le processus de moulage est de réaliser le moule par fabrication additive [Liravi and Toyserkani, 2018]. Le procédé est alors qualifié de fabrication additive indirecte. Dans ce cas, [Yirmibesoglu et al., 2018] montrent que la pièce produite subit les imprécisions dimensionnelles de fabrication associées au moulage et à la fabrication du moule. Depuis quelques années, d'autres voies de fabrication ont vu le jour notamment avec la montée en puissance de l'impression 3D de silicone.

En effet, la fabrication additive est plus adaptée à la production de pièces uniques et des approches de la littérature montrent la capacité d'un procédé de fabrication additive de silicone à produire des robots souples en une seule étape de fabrication [Plott and Shih, 2017, Yirmibesoglu et al., 2018] (Fig. 3). La fabrication additive silicone est d'autant plus intéressante qu'elle permet d'envisager une grande liberté de forme. Cependant, le procédé en est à ses débuts. Il reste sensible aux conditions de fabrication utilisées, et peut souvent être mis en échec. Le robot souple produit est alors inutilisable ou non fonctionnel si la chambre pneumatique est obstruée ou ouverte sur l'extérieure.

Il est intéressant de constater que cette problématique est présente dans d'autres techniques de fabrication additive, notamment pour les thermoplastiques. En effet, des approches de la littérature autour de la fabrication additive de thermoplastiques proposent d'intégrer au procédé de fabrication des outils pour la supervision de la fabrication. La problématique est de choisir un outil de mesure intégré au procédé et une stratégie de supervision de la fabrication. C'est le travail que nous engageons par ailleurs dans cette thèse, avec une supervision qui doit alors tenir compte des contraintes fonctionnelles associées aux robots souples pneumatiques.

Positionnement du travail de thèse

Notre approche dans ce travail de thèse est donc d'apporter une contribution sur la conception de robots souples et sur la fabrication additive supervisée de silicone.

Notre contribution sur la conception de robot souple est triple. Premièrement, nous montrons en chapitre 1 notre capacité à construire un modèle d'apprentissage profond de comportement de robot souple en phase de conception pour limiter le coût en temps de calcul de la modélisation du comportement de ces robots. Nous faisons alors le choix de concentrer nos efforts sur la modélisation des déplacements induits par la géométrie de la chambre pneumatique. En d'autres termes, nous nous concentrons dans cette thèse sur la conception de la structure interne du robot avec la recherche de formes de chambres pneumatiques. Notre ambition est de gérer, à terme au-delà de cette thèse, à la fois la recherche de la forme extérieure du robot et aussi de possibles inclusions.

Dans un second temps en chapitre 2, nous proposons un algorithme génétique intégrant le modèle précédemment construit. Dans un troisième temps, nous y proposons une représentation de robots souples à actionnement pneumatique permettant la création de réseaux pneumatiques complexes, tout en gérant explicitement les contraintes d'usage que sont l'alimentation et l'intégrité des chambres pneumatiques. Nous décrivons comment cette représentation permet d'ores et déjà de manipuler les géométries internes et externes du robot souple. Nous validons alors l'algorithme de conception sur des problèmes de conception de géométries internes, conformément aux choix réalisés en chapitre 1.

Notre contribution sur la fabrication additive de silicone repose sur l'intégration en chapitre 3 d'une mesure au sein du processus de fabrication additive de silicone en construisant une plateforme instrumentée d'impression aussi bien sur le plan matériel que logiciel. En chapitre 4, l'élaboration de stratégies de supervision est alors engagée. Nous proposons des indicateurs qui, par l'intermédiaire de scans couche par couche, permettent de suivre l'évolution de la fabrication et l'impact des conditions de fabrication sur la géométrie et la fonction de la pièce réalisée. Plusieurs indicateurs sont mis en place et évalués pour des pièces de test représentatives à notre sens de la production de robots souples pneumatiques.

Chapitre 1

Exploitation de réseaux de neurones convolutionnels pour la modélisation

1.1 Introduction

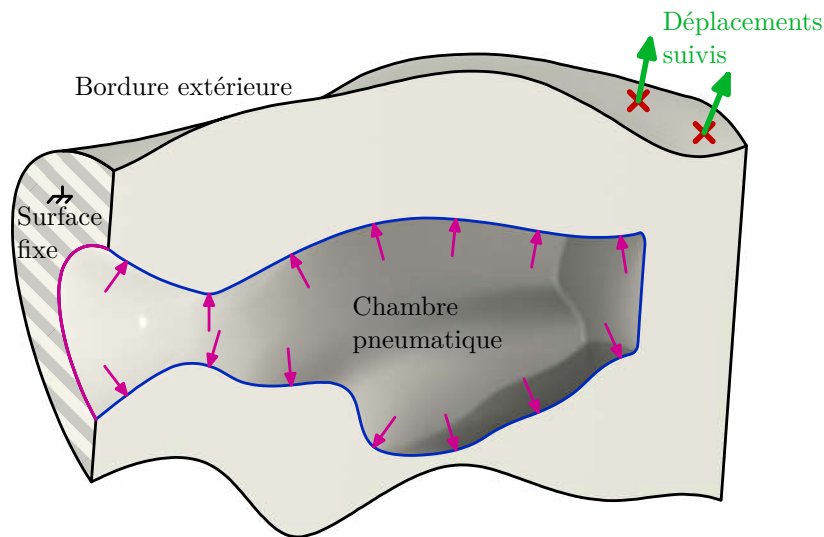


FIGURE 1.1 – Représentation en coupe d'un robot souple que nous souhaitons concevoir. La figure met en avant la surface fixe du robot souple, la chambre pneumatique dans le volume, la bordure extérieure et les déplacements souhaités.

Dans ce chapitre nous nous intéressons à la modélisation de robots souples pneumatiques, notre objectif étant de pouvoir estimer leur comportement sous pression. Comme représenté en Figure 1.1, le robot souple que nous considérons dans la suite est constitué, sans perte de généralité, d'une bordure extérieure et d'une cavité que nous pouvons désigner comme une chambre pneumatique dans laquelle une pression est appliquée. Nous considérons que, durant la conception, notre problème se définit comme la recherche de déplacements souhaités situés en un ou plusieurs points sur la bordure extérieure lorsqu'une pression est appliquée dans la chambre pneumatique. Le suivi en un point est une manière simple de suivre le déplacement en bout de robot souple. Pour autant, les concepteurs peuvent vouloir suivre des mouvements comme, par exemple, des rotations globales du corps du robot souple [Chen et al., 2021] ou des déformations précises du corps du robot souple suivant sa longueur [Runge et al., 2017] ou en certaines parties du corps [Schaffner et al., 2018], ce qui nécessite un ensemble de points

de mesure pour suivre de tels mouvements. On aura généralement (Figure 1.1) une surface du robot considérée fixe rattachée au bâti où les déplacements sont nuls.

La modélisation largement adoptée pour simuler le comportement mécanique de robots souples est la modélisation par la méthode des éléments finis (MEF) [Pagoli, 2021]. Cette méthode de simulation discrétise la structure avec un maillage et, à partir de conditions aux limites et de l'application de forces mécaniques, permet de résoudre de manière approchée les équations de la mécanique pour trouver le champ de déplacements [Coevoet et al., 2017]. Or, dans le cas des robots souples pneumatiques, le chargement et les conditions aux limites seront déjà connus.

Afin d'obtenir un certain déplacement sous pression, un concepteur de robots souples peut faire varier la géométrie de la chambre pneumatique ou sur la pression dans celle-ci. Cette première option est privilégiée. En effet, la pression au sein de la chambre pneumatique est généralement fixée à une valeur prédéfinie. Ce choix peut s'expliquer par le fait que la pression de l'actionnement pneumatique est connue avant de concevoir un robot souple. En effet, le dispositif de pressurisation peut être déjà connu ou une limite associée à la sûreté peut déjà être déterminée. C'est le cas pour de nombreuses approches de conception comme pour l'optimisation topologique de la forme du robot souple dans [Chen et al., 2019, Zhang et al., 2017], la conception de robot souple à l'aide d'un algorithme génétique dans [Smith et al., 2021], la conception de ballons de forme complexe dans [Skouras et al., 2012], la conception de modules pneumatiques dans [Raesinezhad et al., 2021], la conception paramétrique de robots souples pneumatiques dans [Demir et al., 2020] et l'optimisation de la rigidité hors plan d'un préhenseur souple dans [Su et al., 2022].

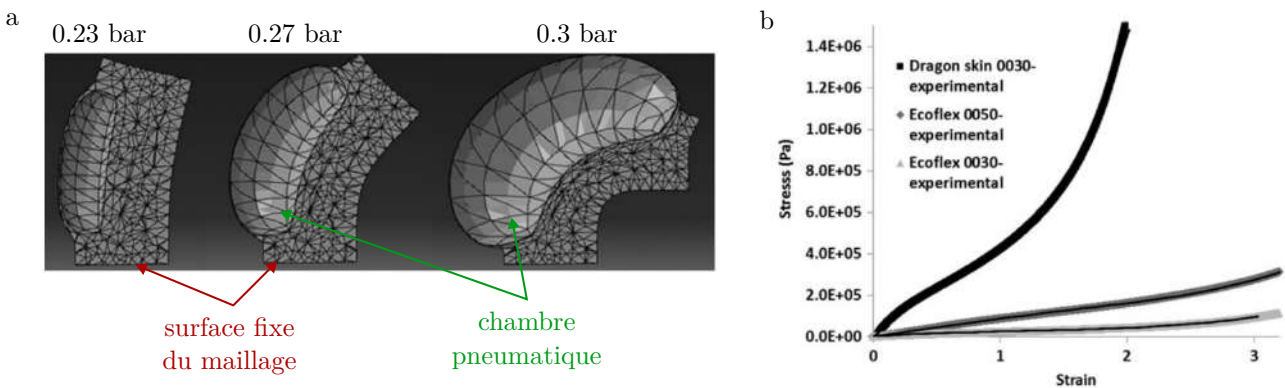


FIGURE 1.2 – Illustration de la modélisation par la méthode des éléments finis sur un robot souple en silicone [Elsayed et al., 2014] avec en (a) les résultats de simulations pour trois pressions croissantes où sont mis en avant les surfaces fixes du maillage et les chambres pneumatiques où sont appliquées la pression et en (b) les courbes de caractérisations expérimentales de silicones utilisés pour fabriquer ces robots souples.

Une difficulté dans la simulation des déformations d'un robot souple est liée aux déformations importantes des parois fines comme l'illustre l'exemple de [Elsayed et al., 2014] en Figure 1.2-a. Lorsque l'on parle de matières souples comme les silicones ou d'autres matières utilisées pour la fabrication additive de robots souples [Wallin et al., 2018], les déformations constatées dépassent les 200 % d'élongation comme sur la Figure 1.2-b. L'hypothèse des petites déformations ne peut pas être formulée pour simplifier ces simulations, car les déformations rencontrées sont bien trop importantes. Cette hypothèse simplificatrice permet pourtant la simulation de structures mécaniques pour un coût en temps de calcul moindre.

Une deuxième difficulté concerne les modèles de comportement utilisés pour ces matériaux. Ils

peuvent être linéaires et simple d'utilisation, [Hu et al., 2018, Demir et al., 2020, Wang and Hirai, 2018], mais aussi non linéaires de types hyperélastiques [He et al., 2021, Maloisel et al., 2021]. Ainsi, en Figure 1.2-b, les différents silicones testés expérimentalement présentent un comportement non linéaire caractéristique des matériaux hyperélastiques. Dans ce dernier cas, le modèle de comportement gagne en complexité ce qui accroît d'autant plus le temps de calcul de la simulation.

Approcher la conception de robots souples par une méthode générative, comme nous souhaitons le faire, suppose d'évaluer en grand nombre des géométries de chambres. Alors, une simulation MEF coûteuse en temps de calcul viendrait directement impacter le temps de calcul global de la méthode de conception, voire sa faisabilité. Il s'agit en effet d'évaluer des dizaines voir centaines de milliers de solutions. De nouvelles méthodes basées sur des méthodes d'apprentissage profond permettent la création de modèles de comportement pour différentes applications comme la mécanique des fluides [Brunton et al., 2019] ou la mécanique des milieux continus [Oishi and Yagawa, 2017]. L'apprentissage profond permet la création de modèles par une étape d'apprentissage sur un ensemble de données. Des modèles sont alors construits par des algorithmes d'apprentissage profond et ils peuvent être déployés sur des processeurs spécifiques pour en accélérer l'apprentissage et l'exécution [Buber and Diri, 2018]. Ils peuvent ainsi proposer une estimation de la réponse d'une simulation pour un moindre coût, majoritairement déporté à l'entraînement du modèle et à la création des données d'entraînement.

Toutefois, les performances des modèles obtenus par apprentissage dépendent des données d'apprentissage. La précision de l'estimation obtenue par ces modèles peut drastiquement diminuer sur des données différentes des données utilisées pour l'apprentissage [Goodfellow et al., 2016]. Or, la formulation de notre problème est volontairement très large pour permettre la conception de robots souples aux comportements très divers (Figure 1.1). Afin de répondre à notre besoin défini de manière très large, nous proposons de représenter de manière très libre la cavité au sein du volume de conception. Ce dernier choix implique que le modèle de robot souple que nous cherchons à construire doit être expert sur un nombre colossal de robots souples. Ce type de problème devient alors impossible à représenter de manière exhaustive dans un jeu de données d'entraînement de taille limitée. Nous anticipons donc des difficultés de modélisation associées à la taille du problème traité avec une précision très inégale de l'estimation donnée par de tels modèles sur l'ensemble des solutions. Ainsi, pour formuler notre objectif, dans ce chapitre, nous souhaitons employer des modèles construits par apprentissage pour décrire le comportement d'un robot souple, étudier les limites de ces modèles et proposer des outils de correction de l'apprentissage.

Dans ce chapitre, nous considérons donc l'usage de modèles construits par apprentissage sur un ensemble de résultats de simulations pour se substituer à la simulation en elle-même. Ce choix résulte des résultats prometteurs constatés en mécanique comme décrits ci-dessus et aussi en robotique souple, ce que nous allons développer en 1.2. Nous chercherons ainsi en section 1.3 à construire un modèle de comportement de robot souple pneumatique basé sur un algorithme d'apprentissage. Le modèle permettra de relier la géométrie du robot souple avec sa forme extérieure et sa chambre pneumatique aux déplacements en grandes déformations suivis en différents points sur le corps du robot souple (Figure 1.1). Pour cela, nous commençons par identifier les modèles pouvant être utilisés et leurs limites pour réaliser cette modélisation dans l'état de l'art. Ensuite, nous définissons le modèle exploité et étudions ses limites sur un problème de conception réduit en section 1.4. Enfin nous proposons notre modèle construit par apprentissage profond sur une géométrie de robot souple proche de nos besoins en phase de conception. Nous mettons ainsi en avant la capacité de notre modèle à estimer les déplacements obtenus à pression fixe en un point ou un ensemble de plusieurs points en section 1.5.

1.2 État de l'art

L'usage de modèles d'apprentissage a été considéré pour la modélisation de structures souples et de robots souples. Nous nous intéressons à la modélisation de ces deux problèmes qui traitent de la déformation de structures souples auxquelles sont appliquées un chargement mécanique. Nous distinguons deux contextes d'utilisation des algorithmes d'apprentissage profond pour la modélisation de structures souples dans la littérature. Les auteurs peuvent faire le choix de modéliser une structure souple fixe soumise à un chargement mécanique variable. Ces approches sont intéressantes bien qu'elles soient différentes de notre approche où nous cherchons à modéliser des structures variables pour une pression d'actionnement fixe. Enfin, les auteurs peuvent aussi faire le choix de fixer le chargement mécanique tout en faisant varier la géométrie à modéliser.

1.2.1 Modèles pour un chargement variable et une géométrie fixe

Nous identifions un usage double des modèles d'apprentissage profond pour la modélisation de géométries fixes. Ces modèles permettent, en premier lieu, la modélisation de structures hyperélastiques à moindre coût en temps de calcul lors de leurs utilisations. Ils ont ainsi été utilisés pour permettre la modélisation en temps réel de corps souples [Deshpande et al., 2021, Mendizabal et al., 2019, Odot et al., 2021]. Ils permettent aussi la modélisation de relations complexes entre les grandeurs d'actionnement d'un robot souple et ses mouvements [Zhang et al., 2022, Morimoto et al., 2021]. Alors le modèle construit par apprentissage permet la création d'un modèle, apparenté à une boîte noire dont les détails du modèle sont inconnus, et qui, avec une certaine précision, permet d'estimer le déplacement à partir des grandeurs d'actionnement.

Dans [Deshpande et al., 2021, Mendizabal et al., 2019, Odot et al., 2021], les auteurs utilisent différents algorithmes d'apprentissage profond pour construire les modèles de structures souples. Comme introduit plus haut, le modèle est alors dédié à l'estimation du champ de déplacement évalué en chaque point d'un maillage avec, en entrée, le champ de force appliqué à ce même maillage. Les modèles utilisés diffèrent entre les différentes approches. [Mendizabal et al., 2019] et [Deshpande et al., 2021] utilisent une architecture U-Net. Cette architecture a initialement été proposée pour la segmentation d'images médicales [Ronneberger et al., 2015] (Figure 1.3-a et Figure 1.3-b). Dans [Odot et al., 2021], un réseau de neurones profond de quatre couches est utilisé pour modéliser une structure souple (Figure 1.3-c).

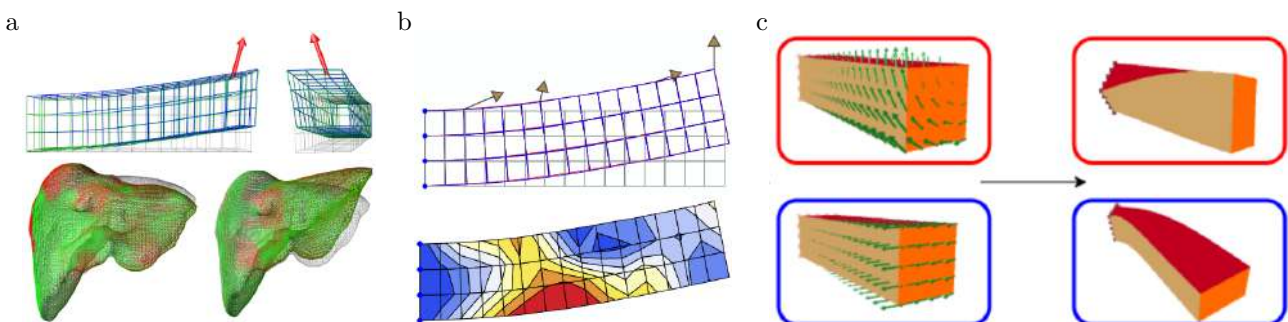


FIGURE 1.3 – Illustrations associées aux structures modélisées dans (a) [Mendizabal et al., 2019], (b) [Deshpande et al., 2021] et (c) [Odot et al., 2021]

Le point commun de ces trois approches réside dans le contexte de simulation qui implique des temps de calcul très importants avec des structures hyperélastiques modélisées pour de grandes déformations. Ces modèles permettent de déporter la majorité du temps de calcul à l'entraînement et la

création des données initiales d'entraînement. Les auteurs exploitent cet avantage pour permettre la modélisation de structures souples lors d'applications en temps réel. Ces applications nécessitent que la modélisation propose une réponse dans un temps très réduit, de l'ordre de la milliseconde, ce qui est rendu possible par l'utilisation de ces modèles construits par apprentissage. Les auteurs divisent ainsi le temps pour obtenir les déplacements de la structure souple par 250 [Mendizabal et al., 2019], 345 [Deshpande et al., 2021] et 1250 [Odot et al., 2021]. Ces modèles peuvent alors être utilisés dans des applications en temps réel, car ils ne nécessitent que 3 ms [Mendizabal et al., 2019], 9 ms [Deshpande et al., 2021] et 0.4 ms [Odot et al., 2021] pour donner une estimation du déplacement de la structure.

Dans [Zhang et al., 2022, Morimoto et al., 2021], les auteurs utilisent des modèles d'apprentissage profond pour estimer le déplacement le long d'un robot souple [Zhang et al., 2022] ou en bout d'un bras robot souple [Morimoto et al., 2021]. Il s'agit alors d'évaluer leurs réponses à leur actionnement ou sous l'effet de forces extérieures. L'apprentissage s'appuie sur des données issues de simulation par MEF ou sur des données réelles issues d'acquisitions sur le robot. Alors les auteurs modélisent le comportement d'un robot souple avec un faible temps de calcul. Ces outils sont ainsi envisagés pour commander ces robots souples en basant le modèle de comportement sur ces modèles construits par apprentissage. C'est d'autant plus pertinent que de tels robots n'ont pas nécessairement de modèles de comportement existant et que le modèle d'apprentissage profond peut "saisir" le comportement réel de robots souples.

Ces approches sont très intéressantes de notre point de vue dans la mesure où elles montrent la capacité de ces algorithmes d'apprentissage profond à construire un modèle décrivant le comportement de structures conçues avec des matériaux hyperélastiques.

1.2.2 Modèles pour un chargement fixe et une géométrie variable

Les approches de conception de robots souples pneumatiques faisant intervenir des algorithmes d'apprentissages sont peu nombreuses. L'approche proposée par Gu et al. est particulièrement intéressante [Demir et al., 2020]. L'optimisation paramétrique d'un doigt pneumatique y est conduite. Le comportement de ces doigts est modélisé par un algorithme d'apprentissage automatique. L'espace de conception est alors exploré par l'intermédiaire d'un modèle moins coûteux en temps de calcul qu'une simulation par MEF. Les auteurs proposent aussi d'étudier l'espace de conception modélisé par le modèle d'apprentissage automatique.

Les travaux de Gu et al. ont également porté sur un contexte proche, celui de la conception de matériaux digitaux. Dans plusieurs de ces approches [Chen and Gu, 2020, Kim et al., 2021, Gu et al., 2018, Zhang and Gu, 2020], le problème de conception revient à distribuer deux matériaux, un souple et un rigide, pour proposer un matériau digital dont les propriétés mécaniques répondent à un besoin en termes de résistance, de raideur ou de ténacité.

Plus particulièrement, il est alors proposé d'utiliser un algorithme d'apprentissage profond au sein d'une méthode de conception générative pour diminuer le temps de recherche de solutions [Kim et al., 2021]. Dans cette approche, les auteurs utilisent des réseaux de neurones [He et al., 2015], de type Resnet, pour prédire la raideur, la résistance et la ténacité d'une structure définie comme un agencement de voxels souples ou rigides de matière sur une matrice 11×11 (Figure 1.4-a).

Cette dernière approche traite du problème de la distribution de matière optimale du point de vue de critères construits sur les caractéristiques mécaniques de cette même distribution comme la raideur (Figure 1.4-b) ou la résistance (Figure 1.4-c).

Nous identifions certains points communs entre le problème traité dans cette approche et notre

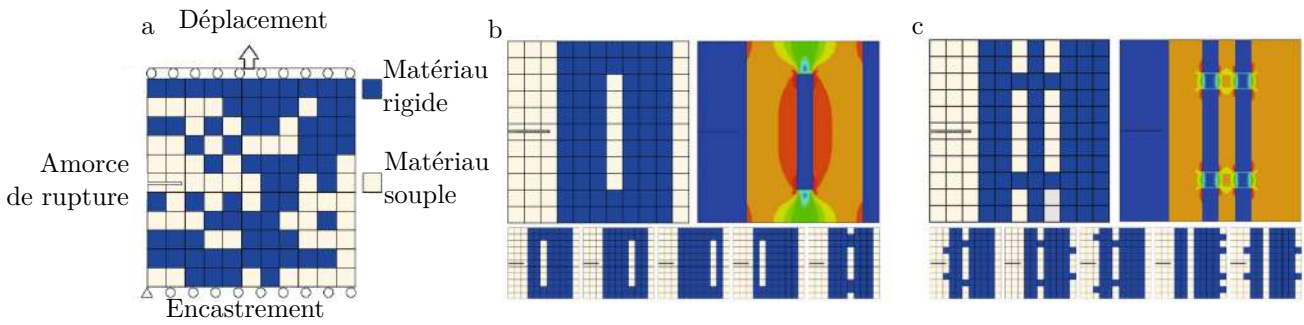


FIGURE 1.4 – Problème défini dans [Kim et al., 2021] avec la définition des conditions de simulation en (a) et les six meilleures distributions de matière qui maximisent la raideur (b) et la résistance (c). Le matériau souple ($E = 21$ MPa, $\nu = 0.3$) est 100 fois plus souple que le matériau rigide ($E = 2100$ MPa, $\nu = 0.3$)

problème. Les critères de recherche que nous souhaitons obtenir peuvent aussi se définir sur un certain nombre de caractéristiques observables, i.e. les coordonnées des déplacements aux différents points où le déplacement est suivi pour atteindre une valeur souhaitée. De plus, pour satisfaire au mieux ces critères, nous cherchons aussi à manipuler la distribution de matière de nos robots souples. La proximité avec notre problème de conception nous fait considérer cette approche comme point de départ de notre réflexion sur la modélisation de robots souples.

En résumé, nous avons identifié que les modèles d'apprentissage profond peuvent être utilisés pour modéliser le comportement mécanique de structures hyperélastiques aux grands déplacements. Ces approches ont, cependant, été appliquées pour modéliser le comportement de structures prédéfinies. La modélisation de structures dont la distribution de matière varie est un problème peu traité dans le cas des robots souples. Les modèles d'apprentissage profond appliqués à des structures variables souples ont, toutefois, été envisagés pour la conception de matériaux digitaux. Ce dernier contexte, proche de notre problème de conception, est le point de départ de notre proposition.

1.3 Proposition de modèle de robot souple

1.3.1 Approche utilisée

Comme précisé en introduction générale, nous faisons le choix de nous focaliser sur la mise en place de modèles liant forme de structure interne mise sous pression et déplacement engendrés. Nous considérons donc le robot souple constitué de matière souple avec une forme externe prédéfinie. Pour cette étude, nous utilisons une enveloppe de forme parallélépipédique. Cette géométrie est souvent retenue [Hiller and Lipson, 2012, Chen et al., 2019, Zhang et al., 2017] pour la simplicité de sa représentation sous forme de voxel (Figure 1.5). La démarche que nous suivons pour mettre en place notre modèle de robot souple pneumatique est inspirée de celle présentée dans [Kim et al., 2021]. Dans cette étude, nous considérons qu'un voxel du volume du robot peut avoir deux états : rempli de matière ou vide. Cela permet de décrire géométriquement une chambre pneumatique dans un volume de matière comme en Figure 1.5. Nous faisons le choix de représenter numériquement un voxel plein par la valeur 0 et un voxel vide par la valeur 1.

La différence majeure avec l'approche de Gu et al. [Kim et al., 2021] réside dans l'échelle du problème. Les auteurs signalent que le problème posé sur une distribution de matière en deux dimensions avec 121 pixels¹ a "un nombre astronomique de configurations possibles". Ainsi, un problème en trois

1. Dans la suite, nous désignons un élément de la discrétisation par le terme "pixel" en deux dimensions et "voxel" en

dimensions peut atteindre plusieurs dizaines de milliers de voxels. Alors, notre problème représente un changement majeur d'échelle par rapport au problème posé dans [Kim et al., 2021] où seuls 121 voxels impliquaient déjà un nombre très important de structures souples possibles.

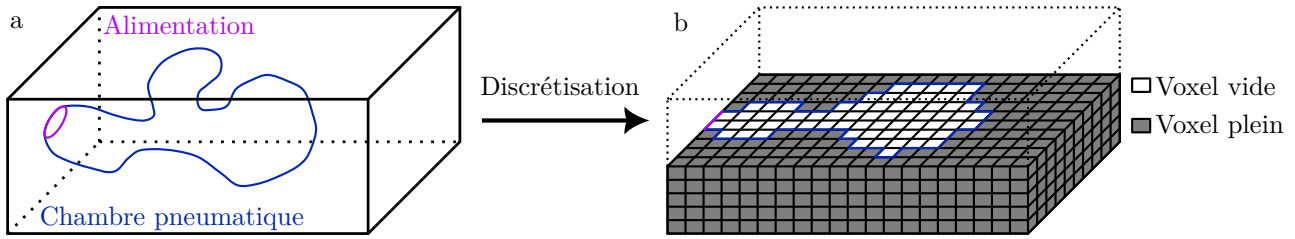


FIGURE 1.5 – Illustration de la discrétisation en voxels sur une vue en coupe du volume avec les bordures de la chambre pneumatique en bleu, le volume vide en blanc et l'alimentation pneumatique en magenta.

1.3.2 Représentation du robot souple

Le volume prédéfini de conception est discrétisé à l'aide de voxels comme en Figure 1.5. Nous choisissons des voxels cubiques de côté H_v . Le volume du robot souple que nous souhaitons modéliser est alors un parallélépipède de N_x par N_y par N_z voxels que nous désignons comme la représentation directe d'un robot souple : La représentation directe est donc une matrice en trois dimensions de taille $N_x \times N_y \times N_z$ que nous désignons comme la matrice de distribution de matière. Pour éviter la situation où une chambre pneumatique est ouverte sur l'atmosphère extérieure, nous limitons le volume de définition de la chambre pneumatique au volume distant d'un nombre fixe de voxels de la limite du volume. Le matériau utilisé pour remplir nos voxels est considéré comme élastique linéaire isotrope.

1.3.3 Architecture du réseau

Comme nous l'avons présenté dans la section précédente, la représentation directe d'un robot souple peut être faite avec une matrice en trois dimensions, ce qui est particulièrement bien adapté à une approche utilisant des réseaux de neurones. L'architecture de réseau de neurones que nous considérons est une architecture Resnet [He et al., 2015] et est donnée en Figure 1.6. L'entrée est représentée par la matrice de distribution de matière en trois dimensions avec des voxels pouvant être pleins (blanc) ou vides (gris). La couche de neurones en sortie contient autant de neurones que de coordonnées de déplacements à estimer. Nous cherchons à prédire le déplacement en trois dimensions en n points. Ainsi, il faudra $3 \cdot n$ neurones de sortie pour prédire les déplacements souhaités.

Le réglage de l'architecture du réseau de neurones, i.e. le choix des éléments le constituant, est une tâche coûteuse en temps qui peut nécessiter l'exploration de dizaines de paramètres. Nous avons pris le parti ici de nous appuyer sur [Kim et al., 2021, He et al., 2015]. À la différence de l'architecture utilisée dans [Kim et al., 2021] dont le problème est défini en deux dimensions, nous utilisons des opérateurs de convolutions en trois dimensions pour les couches de convolutions et les couches de convolution avec résidu (CCR) visibles en Figure 1.6. Nos essais préliminaires ont montré qu'il est nécessaire d'intégrer une couche de moyenne par bloc (Figure 1.6), introduite initialement dans [He et al., 2015]. À notre sens, l'introduction de cette couche dans notre architecture est rendue nécessaire par la taille de notre

trois dimensions.

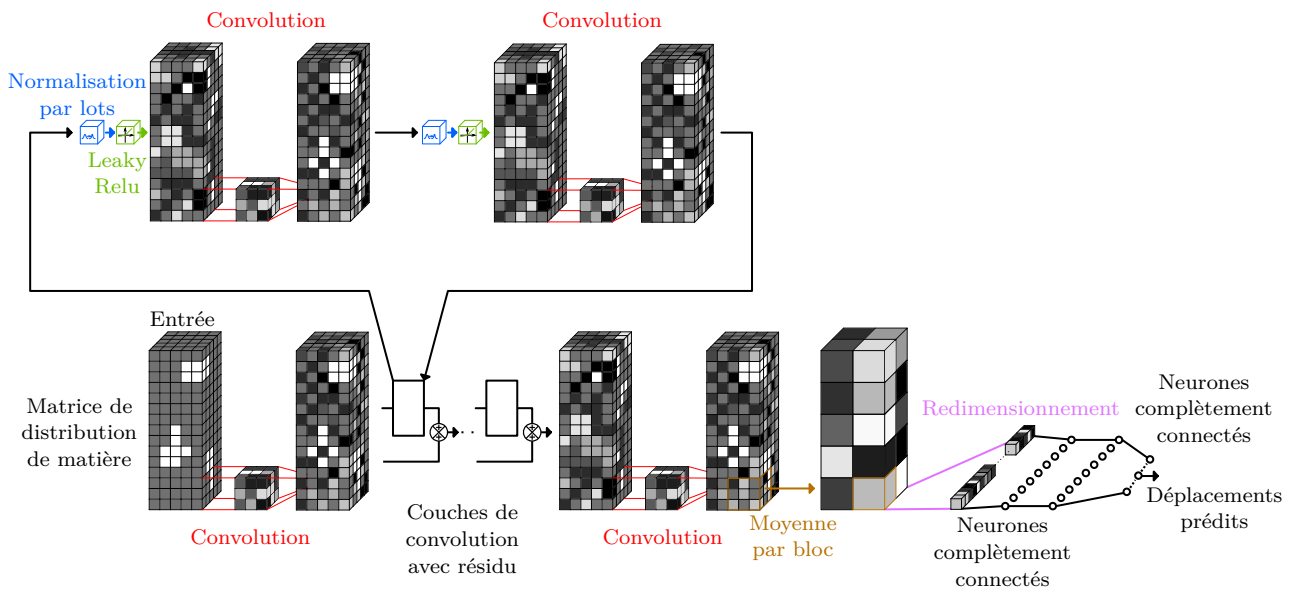


FIGURE 1.6 – Représentation de l’architecture Resnet implémentée. Ici, nous mettons en avant les éléments constitutifs de l’architecture.

problème. En effet, le nombre d’entrées de la première couche de neurones est trop important pour être instancié numériquement.

Nos premières implémentations ont montré que la profondeur du réseau est l’un des paramètres critiques. La profondeur d’un Resnet est directement reliée au nombre de couches successives le définissant. Son augmentation doit permettre la création de modèles plus performants [Szegedy et al., 2015, Simonyan and Zisserman, 2014]. Cependant, de manière contre-intuitive, l’augmentation de la profondeur peut être associée à une perte importante de performances [Srivastava et al., 2015, He and Sun, 2015]. Il existe un compromis entre la profondeur du réseau de neurones et les performances de ce dernier. Afin de le définir, il est nécessaire de discuter de ses différents hyperparamètres.

L’instanciation d’une telle architecture passe aussi par le choix de certains hyperparamètres associés aux différentes couches et à leurs nombres. Ces hyperparamètres peuvent être fixés grâce à la littérature, choisis en fonction de la nature du problème, ou obtenus par une démarche essai/erreur pour chaque cas. Nous listons ici les hyperparamètres essentiels et l’approche que nous avons suivie.

1. Paramètres de l’opérateur de convolution

- La taille des noyaux de convolution : cette taille est commune à tous les opérateurs de convolution. Comme ce qui a été utilisé par [He et al., 2015] et [Kim et al., 2021], nous choisissons de prendre des noyaux de convolution de taille $3 \times 3 \times 3$.
- Le nombre de noyaux de convolution que chaque couche utilise : il est fixé à 64 comme dans [He et al., 2015].

2. Paramètres des couches de convolution avec résidu (CCR)

- Le nombre de CCR est choisi pour définir la profondeur de notre réseau de neurones : son nombre peut varier en fonction du problème. Il sera précisé pour chaque cas, car obtenu par essai/erreur.

3. Paramètres des couches de neurones

- Le nombre de couches de neurones avant la dernière couche : il est choisi identique à celui utilisé dans [Kim et al., 2021], i.e. deux couches de neurones comme en Figure 1.6.
- Le nombre de neurones par couche : il est fixé à 128 neurones, comme la valeur fixée dans [Kim et al., 2021].

4. Paramètres de la moyenne par bloc

- L'étape de moyenne par bloc permet de réduire le nombre d'entrées à présenter aux couches de neurones. Dans notre cas, la moyenne par bloc prend un cube de voxels et en calcul la valeur moyenne. Nous choisirons les dimensions de ce cube en accord avec les dimensions N_x , N_y et N_z .

1.3.4 Implémentation du modèle

1.3.4.1 Simulation du jeu de données initial

Le réseau de neurones est entraîné sur un jeu de données initial contenant un ensemble de géométries de robots souples discrétisées et les déplacements sous pression associés. Nous nous plaçons dans la phase préliminaire de conception. Aussi, ce jeu de données initial est obtenu par simulation par MEF, i.e. ce jeu de données est synthétique.

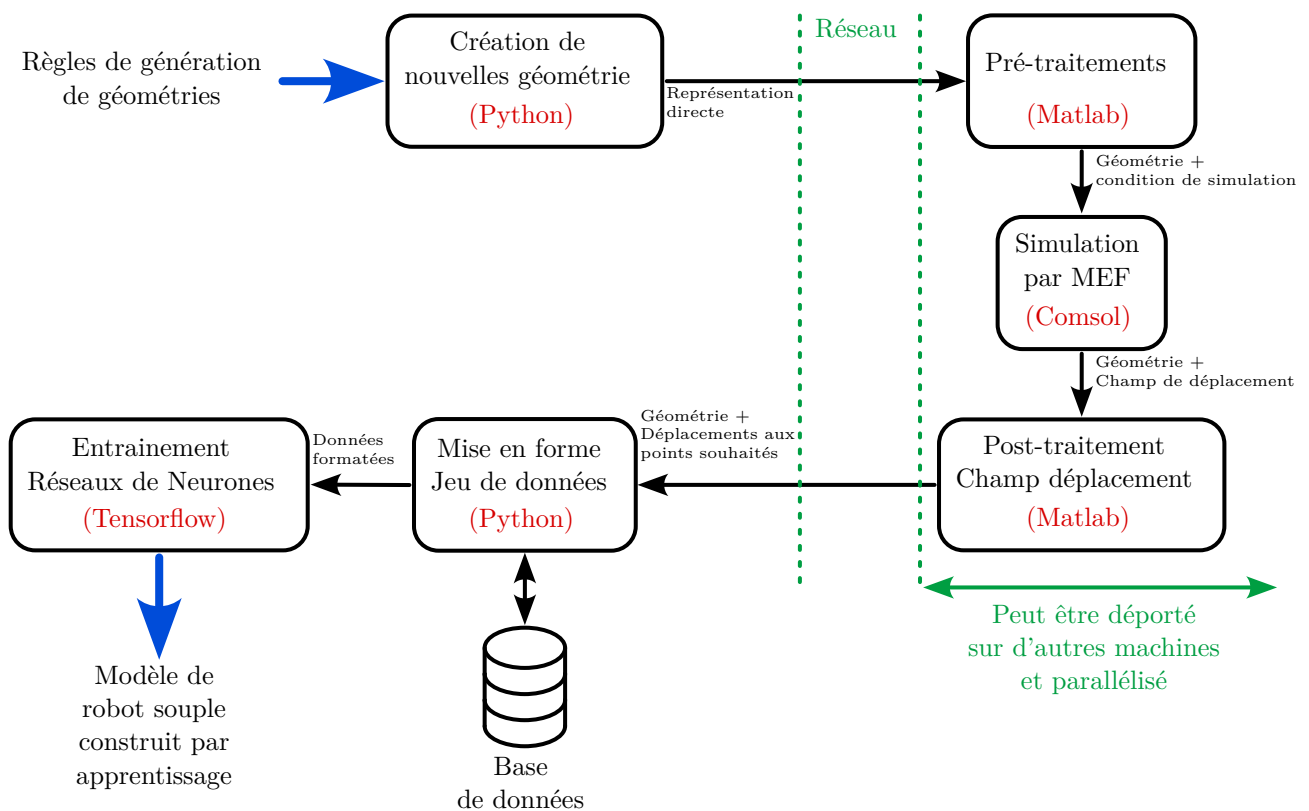


FIGURE 1.7 – Illustration de notre implémentation permettant la génération de robots souples et l'entraînement d'un réseau de neurones.

Il existe différents environnements de simulation, tous capables de gérer de manière automatisée la simulation de géométries variables, comme Comsol™, Ansys™ ou Abaqus™. Nous exploitons ici Comsol en le pilotant depuis un programme Python faisant aussi appel à un programme Matlab™. En Figure 1.7 sont décrites les interactions entre les différents outils que nous avons développés. L'ensemble permet la génération automatique de la géométrie à simuler, l'application automatique des conditions aux limites que sont la liaison encastrement à la base du robot souple et la pression p au sein de la chambre pneumatique. La géométrie est ensuite maillée et simulée pour trouver le champ de déplacement. Le solveur utilisé est le solveur itératif suggéré dans Comsol™, GMRES, avec ses réglages par défaut. Nos deux outils forment un environnement capable de conduire la simulation de toutes les géométries incluses dans le jeu de données initial. Il peut être exécuté sur une ou plusieurs

machines. Dans ce cas, des éléments transitent entre les machines via la connexion réseau en vert en Figure 1.7.

1.3.4.2 Entraînement du réseau de neurones

Le jeu de données initial est divisé en trois, car l'entraînement d'un réseau de neurones nécessite trois jeux de données distincts [Goodfellow et al., 2016] : le jeu de données d'entraînement, de validation et de test. Le jeu de données d'entraînement permet de mettre à jour les poids du réseau². Le jeu de données de validation est utilisé pour quantifier les performances du réseau de neurones durant l'apprentissage. Le jeu de données de test permet de rendre compte des performances réelles du réseau sur un ensemble de données jamais vues par le réseau de neurones lors de son apprentissage. La performance est définie par la racine carrée d'une erreur quadratique moyenne (Root Mean Squared Error, RMSE). La RMSE est la fonction de coût minimisée lors de l'entraînement.

La RMSE est une mesure standard de la performance dans le domaine des réseaux de neurones [Goodfellow et al., 2016]. Son expression est estimée sur un certain jeu de données comme celui de test, de validation ou d'entraînement. Son expression est alors définie pour chaque robot souple du jeu de données mais c'est sa valeur moyenne sur le jeu de données qui permet d'estimer la performance moyenne du réseau de neurones à prédire, dans notre cas, les déplacements aux points de mesures. Pour le i -ème robot souple r_i d'un jeu de données, son expression est calculée à partir des déplacements estimés par le réseau et des déplacements obtenus par simulation. Il est ainsi possible de calculer la différence composante par composante entre ces déplacements simulés et estimés. Cette différence est alors stockée dans un vecteur e_i à $3 \cdot n$ composantes. La RMSE est donc exprimée comme :

$$RMSE(r_i) = \sqrt{\frac{\|e_i\|^2}{3 \cdot n}}$$

Ainsi, lorsque la valeur de la RMSE est évaluée sur le jeu de données de test, la valeur donnée est une valeur moyenne de la RMSE calculée sur l'ensemble des robots souples du jeu de données. Si ce jeu de données est constitué de M robots, la performance calculée sur ce jeu de données est donnée par l'expression :

$$\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M RMSE(r_i)$$

L'implémentation des réseaux de neurones est réalisée grâce à la librairie TensorFlow en Python (Figure 1.7). L'environnement est implémenté et lancé sur un ordinateur Alienware Aurora R11 avec un processeur Intel i9-10900KF 3.7 GHz et un GPU NVIDIA GeForce RTX 3090. Un second ordinateur avec un processeur Intel I7-9700K et un GPU NVIDIA RTX 2080 Ti est utilisé pour paralléliser la simulation du jeu de données initial.

L'entraînement s'effectue sur un certain nombre d'"epochs", ce qui correspond au nombre de fois où le jeu de données d'entraînement a été parcouru pour mettre à jour les poids du réseau de neurones [Goodfellow et al., 2016], à la fin desquels les performances du réseau sont évaluées sur le jeu de données de test. Comme souligné dans [Goodfellow et al., 2016], le nombre d'epochs influence directement la qualité de l'apprentissage. Un trop petit nombre d'epochs correspond à un sous-apprentissage. Un trop grand nombre d'epochs entraînera un sur-apprentissage. Le sur-apprentissage est le moment

². Un réseau de neurones se définit par l'intermédiaire de coefficients appelés "poids" qui sont manipulés lors de l'apprentissage pour créer le modèle

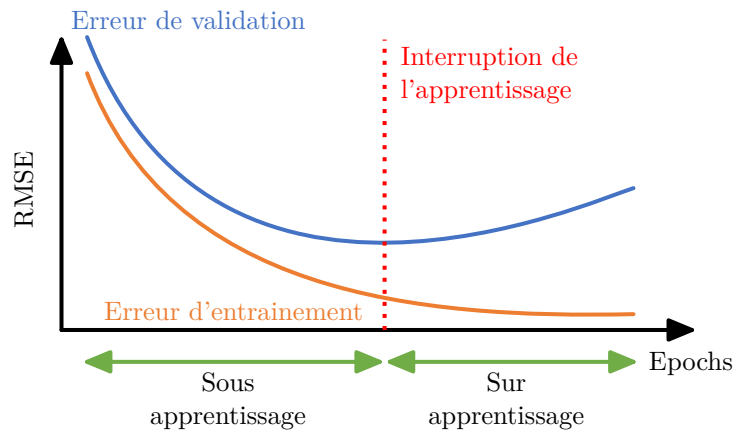


FIGURE 1.8 – Illustration des phénomènes de sur-apprentissage et de sous-apprentissage.

où le réseau de neurones devient expert du jeu de données d'entraînement et non plus du problème que celles-ci représentent. Ces deux situations sont illustrées sur la Figure 1.8. Le phénomène de sur-apprentissage peut être évité en mettant en place un outil de sauvegarde du modèle qui intervient en se basant sur les performances mesurées sur le jeu de données de validation. Afin d'obtenir le réseau qui présente les meilleures capacités de généralisation, il est choisi de sauvegarder le réseau, i.e. l'architecture et les poids associés, lors du minimum d'erreur mesuré sur les données de validation sur tout l'entraînement.

Par simplification, les jeux de données d'entraînement et de validation sont souvent spécifiés par la taille de l'ensemble qu'ils forment et c'est la proportion de chaque jeu de données dans l'ensemble qui est précisé [Goodfellow et al., 2016]. En effet, les deux jeux de données sont utilisés pour l'entraînement du réseau de neurones. Le dernier jeu de données existant est destiné à tester les performances de l'estimation. Ainsi, les entraînements dans la suite seront décrits sur le nombre global de robots souples dédiés à l'entraînement et à la validation avec les proportions associées.

1.4 Étude d'un cas simplifié en 2D

L'objectif est ici d'analyser la possibilité d'exploiter le réseau introduit. Pour cela, nous nous basons sur un cas pour lequel nous sommes capables d'évaluer l'ensemble du domaine des solutions (Figure 1.11). Nous pourrions alors étudier les résultats d'apprentissage lorsque le jeu de données d'entraînement n'est pas représentatif de toutes les géométries possibles ou de tous les déplacements possibles.

Nous cherchons donc à répondre à 3 questions dans cette section :

- Q1 :** Un réseau comme le Resnet, proposé en section 1.3, est-il capable de décrire le comportement d'un robot souple pneumatique pour une pression donnée ?
- Q2 :** Un apprentissage conduit en exploitant seulement une partie de l'espace des solutions peut-il rester précis ?
- Q3 :** Si non, est-il possible de corriger l'apprentissage ?

1.4.1 Problème 2D et apprentissage mené

Afin d'évaluer la pertinence du choix du Resnet pour la modélisation de robots souples et identifier ses limites, nous proposons de mener une étude préliminaire de notre approche. Dans un premier temps pour traiter de **Q1** sur ce problème réduit, nous construisons un modèle d'apprentissage sur l'ensemble du domaine des solutions schématisé en Figure 1.11 et l'évaluons.

1.4.1.1 Définition du problème 2D

Pour faciliter l'étude et l'analyse de notre approche, nous avons fait le choix de réduire le nombre de pixels de la représentation directe avec ($N_x = 7$, $N_y = 7$) avec un seul point de mesure ($n = 1$) comme le montre la Figure 1.9-a. Nous nous intéressons au déplacement vertical au point de mesure en Figure 1.9-a.

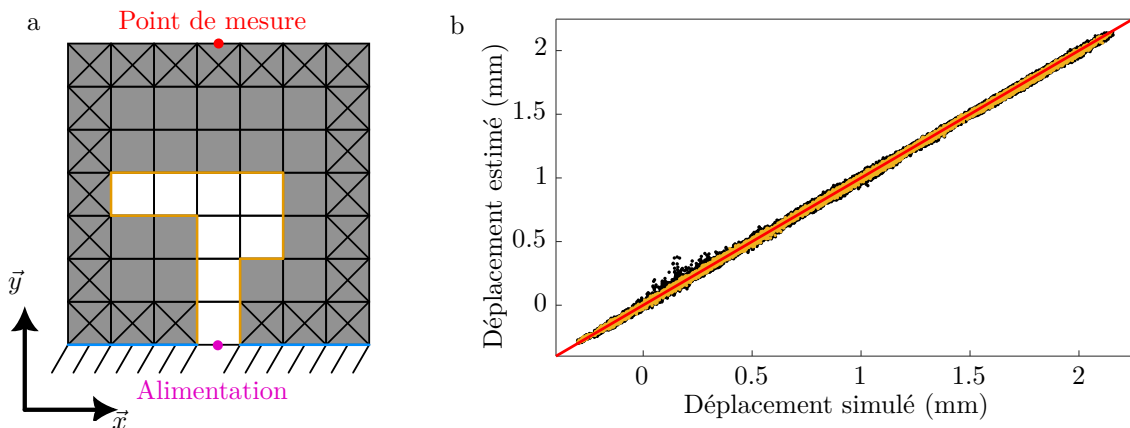


FIGURE 1.9 – Représentation du problème réduit (a) défini sur un volume de conception en deux dimensions et présentation des données dans le graphique opposant le déplacement simulé et le déplacement estimé par le réseau de neurones (b) pour les données d'entraînement (jaune) et les données de test (noir)

La Figure 1.9-a montre aussi la surface considérée encadrée (bleue) et la chambre pneumatique où est appliquée une pression fixée à $p = 100$ kPa, soit 1 bar. Cette figure met aussi en avant une bande de 1 pixel non modifiable rempli de matière sur la périphérie pour assurer l'étanchéité de la chambre pneumatique. Ainsi, seul un domaine de 5×5 pixels peut être modifié. La matière remplissant les pixels de matière est modélisée comme un matériau élastique ($E = 2$ MPa, $\nu = 0.3$).

Nous désignons ce problème par le qualificatif "réduit", car la chambre pneumatique n'est définie que sur une matrice de 5×5 pixels. En supposant que tous les pixels vides doivent pouvoir être reliés à l'alimentation pneumatique comme en Figure 1.9, nous sommes en mesure de construire l'ensemble des solutions possibles, soit un ensemble de 1,338,341 géométries. Cet ensemble de solutions a été obtenu par l'exploration de l'arbre de toutes les chambres possibles. Pour ce faire, nous commençons par décrire toutes les chambres pneumatiques à 1 pixel (une seule solution existante). De cette chambre pneumatique, nous décrivons toutes les chambres pneumatiques ayant deux pixels vides connectés. Nous recommençons ce processus jusqu'à décrire la chambre pneumatique à 25 pixels vides. Alors, la même distribution de pixels vides existe en plusieurs exemplaires dans la liste de chambres que nous avons réussi à obtenir. Nous supprimons les doublons de cette liste pour obtenir les 1,338,341 géométries possibles de chambres pneumatiques.

Une démarche essai/erreur a permis, après un nombre réduit d'essais, d'obtenir des résultats d'apprentissages satisfaisants en utilisant un réseau de neurones avec 11 CCR. Sur un problème à deux

dimensions de cette taille, le nombre de poids à instancier en entrées des couches de neurones reste faible. Aussi, nous faisons le choix de retirer la couche de moyenne par bloc pour cette étude de cas. Le réseau a ici un neurone de sortie, car une coordonnée du point de mesure est suivie.

1.4.1.2 Apprentissage sur l'ensemble du domaine des solutions

La fonction de coût à minimiser par l'algorithme d'optimisation des poids du réseau est la RMSE évaluée à chaque epoch sur les données d'entraînement. L'algorithme d'optimisation que nous utilisons pour mettre à jour les poids du réseau est RMSprop [Tieleman and Hinton, 2012]. Il diffère de l'algorithme d'optimisation couramment utilisé dans la communauté, Adam, un algorithme d'optimisation stochastique [Kingma and Ba, 2014]. Ce changement se justifie par la difficulté que rencontre Adam, à l'inverse de RMSProp, à faire converger la fonction de coût (Figure 1.10). La Figure 1.10 montre l'évolution au cours des epoch de la fonction de coût évaluée sur les données de validation pour des apprentissages menés par Adam (bleu) et RMSProp (orange). Alors, l'algorithme RMSProp a permis d'obtenir une convergence plus rapide et vers une RMSE plus faible que celle obtenue avec Adam. RMSprop est le seul algorithme d'optimisation autre que Adam que nous ayons testé comme il s'est avéré suffisamment performant.

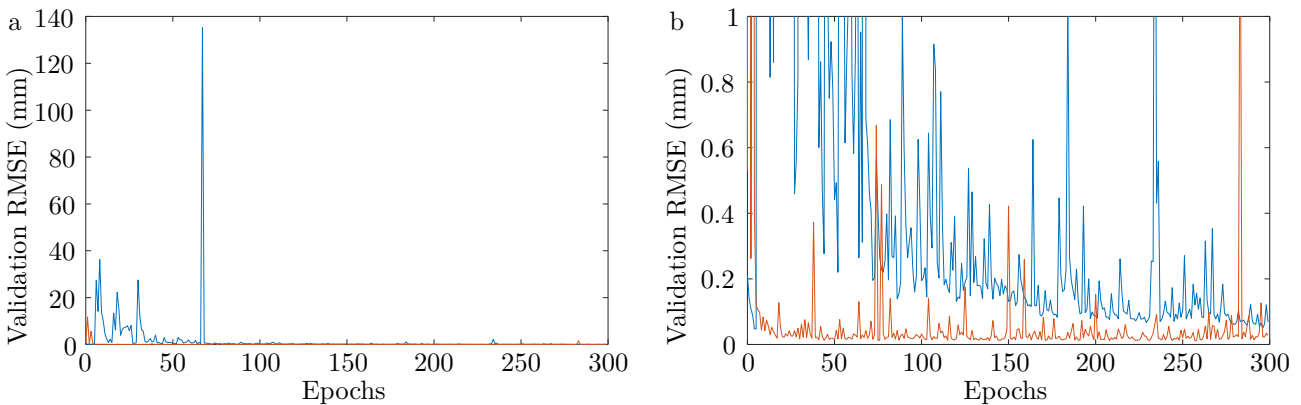


FIGURE 1.10 – Évolution de la RMSE au cours de l'apprentissage sur 300 epochs menés avec Adam (bleu) et RMSProp (orange) avec un focus entre 0 et 1 (b) de la courbe présentée en (a).

L'entraînement est réalisé sur 300 epochs avec un taux d'apprentissage de 10^{-3} sur un jeu de données de 100 000 robots souples avec une répartition à 90 % pour l'entraînement et 10 % pour la validation. Les résultats d'apprentissage sont présentés en Figure 1.9. Le reste des données est utilisé comme données de test, ce qui représente un peu plus de 1,200,000 robots souples.

1.4.1.3 Résultats d'apprentissage

Le déplacement suivi pour chaque robot souple est alors simulé par simulation MEF et estimé à l'aide du modèle construit par apprentissage. Si ces deux valeurs étaient égales et que le modèle n'avait pas d'erreur, la Figure 1.9-b se résumerait à des points distribués selon la droite affine passant par 0 et de pente 1 (Figure 1.9-b, rouge). Cette représentation permet de constater visuellement l'écart entre le déplacement estimé et simulé. Elle s'accompagne de deux métriques évaluées sur les jeux de données d'entraînement et de test, la RMSE et le coefficient de détermination (R^2). La RMSE a déjà été introduite et le coefficient de détermination R^2 traduit la qualité du modèle de régression obtenu par apprentissage. Il est commun de considérer que la régression est acceptable si ce coefficient est supérieur à 0.95. Le coefficient R^2 est de 0,99 pour les jeux de données d'entraînement et de test. La

RMSE vaut alors 0.008 mm pour les données d'entraînement et 0.009 mm pour les données de test (moins de 1% d'erreur). Avec un coefficient R^2 supérieur à 0.95 et une RMSE inférieure à 10^{-2} mm, nous considérons que le modèle est performant pour décrire tous les robots souples de ce problème réduit, répondant ainsi à la question **Q1**.

1.4.2 Étude du domaine de validité du modèle

Nous proposons de réaliser des entraînements dans des conditions identiques à la section précédente en termes de quantité de données, de paramètres d'apprentissage et d'architecture du réseau de neurones, mais en considérant différents sous-domaines du jeu de données complet (Figure 1.11). Si les performances de ces apprentissages diffèrent des performances obtenues sur le jeu de données complet, nous aurons constaté la criticité de ce problème pouvant être rencontré à plus grande échelle.

Le domaine des solutions est segmenté en deux parties basées sur une sélection pour former les sous-domaines d'apprentissages, avec 3 modes de décomposition distincts. Nous considérons ainsi 3 cas d'études. Les sous-domaines formés peuvent être des sous-domaines des données en entrée du réseau si la sélection pour les créer est faite sur la géométrie du robot souple. C'est le cas pour les **cas 1 et 3** ci-dessous. Le sous-domaine peut aussi être un sous-domaine des données en sortie du réseau si la sélection est faite sur les déplacements sous pression. Cela correspond au **cas 2**.

Cas 1 : Un sous-domaine constitué des robots souples avec un nombre maximum de pixels vides.

Cas 2 : Un sous-domaine constitué des robots souples avec un déplacement n'excédant pas une valeur prédéfinie.

Cas 3 : Un sous-domaine constitué de robots souples dont un ensemble de pixels est non modifiable.

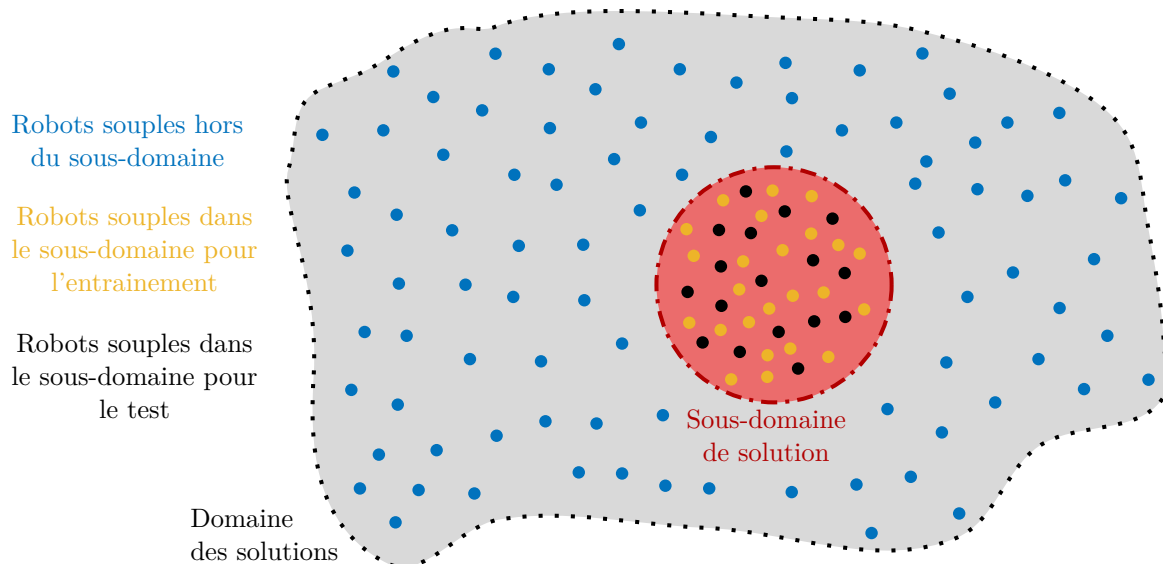


FIGURE 1.11 – Illustration du domaine des solutions (gris) avec un sous-domaine en son sein (rouge). Un robot souple est représenté par un point. Le code couleur des points est conservé avec les figures suivantes. Nous retrouvons ainsi les données en dehors du sous-domaine (bleu), les données d'entraînement (jaune) et de test (noir) dans le sous-domaine.

Les données du sous-domaine sont réparties pour l'entraînement du réseau de neurones (Figure 1.11, jaune) et le reste des données servira de test pour la mesure des performances du réseau dans le sous-domaine (Figure 1.11, noir). Le reste des données hors du sous-domaine forment un autre jeu de

données de test des performances du réseau (Figure 1.11, bleu). Ce dernier jeu de données est désigné comme le jeu de données hors domaine.

1.4.2.1 Cas 1 : Sélection sur le nombre de pixels vides

Le premier sous-domaine étudié contient les robots souples avec un nombre maximum de pixels vides. Nous considérons cette sélection, car cette restriction exclut les robots souples avec de "grosses" chambres pneumatiques qui représentent plus de la moitié des chambres pneumatiques possibles comme le montre la distribution de la taille des chambres pneumatiques précisée en Figure 1.12-a, sur laquelle nous avons représenté une distribution du nombre de solutions en fonction du nombre de pixels formant la chambre pneumatique. Le choix est fait de sélectionner les robots souples ayant une chambre pneumatique de 15 pixels vides ou moins. De cette manière, le domaine des solutions est segmenté en deux parties de tailles comparables. Le jeu de données d'entraînement est fixé à une taille de 100,000 robots souples tirés aléatoirement dans les données du sous-domaine. Les jeux de données de test et hors domaine restent volumineux pour assurer une estimation pertinente des performances.

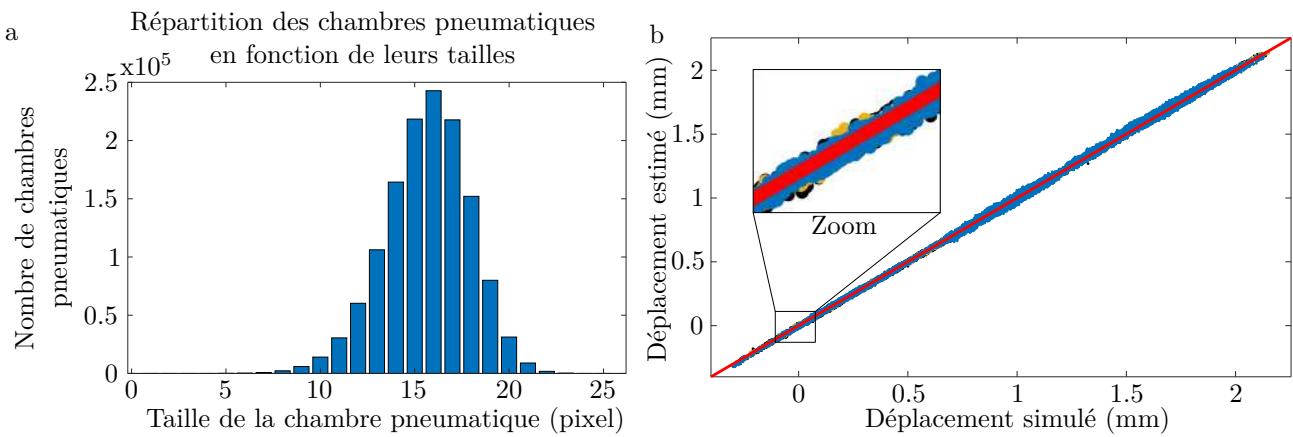


FIGURE 1.12 – Résultats d'apprentissage (b) avec les données d'entraînement (jaune), les données de test (noir) et les données hors domaine (bleu) pour un domaine basé sur la taille en pixels de la chambre pneumatique dont la distribution sur le jeu de données est donnée en (a).

Sélection	RMSE entraînement	R^2 entraînement	RMSE Test	R^2 Test	RMSE HD	R^2 HD
15 pixels max	0.009 mm	0.999	0.009 mm	0.999	0.015 mm	0.999

TABLE 1.1 – Présentation des résultats d'entraînement pour une sélection basée sur la taille des chambres pneumatiques des robots souples.

Les paramètres d'entraînement et le réseau de neurones restent identiques à la section précédente pour permettre la comparaison des performances. Les résultats d'apprentissage sont présentés en Figure 1.12 et en Table 1.1. Dans la Table 1.1, nous présentons les résultats pour les 3 jeux de données d'entraînement, de test et de test hors du sous-domaine sélectionné (HD). Nous constatons une légère augmentation de la RMSE en dehors du sous-domaine d'apprentissage, ce qui traduit une légère perte de performances. Pour autant, elle conserve le même ordre de grandeur et le coefficient R^2 reste le même. Nous en concluons que le réseau de neurones a pu généraliser le comportement observé sur des chambres pneumatiques avec un nombre réduit de pixels vides à des chambres de plus grandes tailles. De cette manière, nous constatons les capacités de généralisation de notre réseau de neurones et le caractère non critique de cette méthode de sélection.

1.4.2.2 Cas 2 : Entraînement sur des robots souples avec un déplacement limité

Le second cas est construit en sélectionnant des robots souples avec un déplacement n'excédant pas une valeur prédéfinie. Nous utiliserons successivement les robots souples avec les 20 %, 40 %, 60 % et 80 % plus faibles déplacements de l'ensemble des données disponibles pour réaliser la sélection. Les tailles des différents jeux de données sont spécifiées en Table 1.2. Comme précédemment, l'apprentissage est réalisé sur 100,000 robots souples.

Sélection	Entraînement	Test	Hors du sous-domaine
80 %	100,000	970,672	267,669
60 %	100,000	703,004	535,337
40 %	100,000	435,336	803,005
20 %	100,000	167,668	1,070,673

TABLE 1.2 – Présentation des tailles des jeux de données d'entraînement, de test et hors domaine

Les résultats d'apprentissage et d'évaluation des performances sont présentés en Figure 1.13 et en Table 1.3. Dans le domaine couvert par la sélection, nous constatons peu de différences sur les performances évaluées sur le jeu de données de test. Le réseau de neurones conserve des performances comparables aux performances obtenues dans la section précédente.

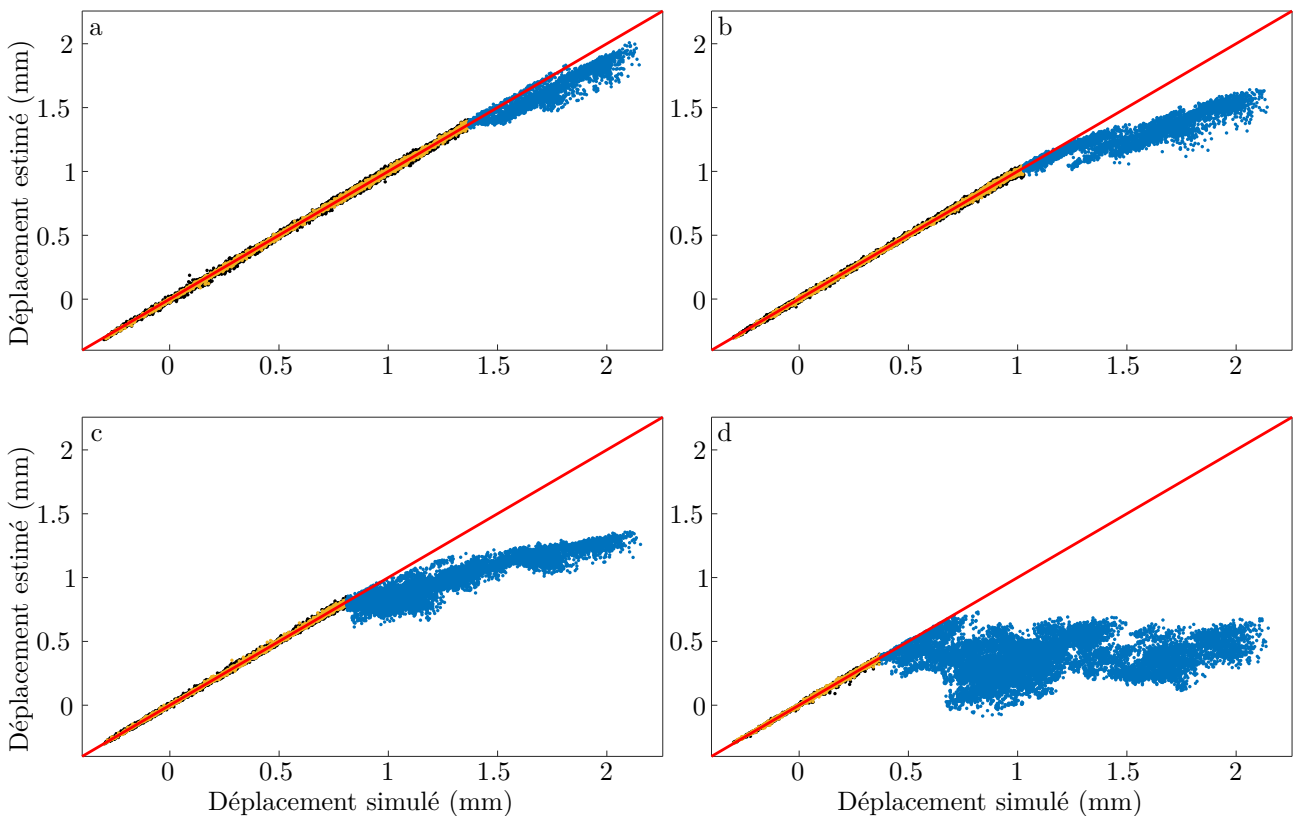


FIGURE 1.13 – Résultats d'apprentissage avec les données d'entraînement en jaune, les données de test en noir et les données hors domaine ni pour le test ni pour l'entraînement du réseau de neurones pour les sélections des 80 % (a), 60 % (b), 40 % (c) et 20 % (d) plus faibles déplacements.

Dans le domaine de déplacement non couvert par les données d'entraînement, nous constatons une dégradation des performances qui s'amplifie avec la diminution du domaine couvert par les données d'entraînement. Les pires performances étant obtenues lorsque le réseau de neurones est entraîné avec les 20 % de données à plus faible déplacement. Globalement, nous constatons qu'un réseau construit

Sélection	RMSE entraînement (mm)	R^2 entraînement	RMSE Test (mm)	R^2 Test	RMSE HD (mm)	R^2 HD
80 %	0.009	0.999	0.009	0.999	0.114	0.350
60 %	0.008	0.999	0.008	0.999	0.254	-1.745
40 %	0.007	0.999	0.007	0.999	0.354	-3.687
20 %	0.006	0.998	0.006	0.998	0.843	-38.752

TABLE 1.3 – Présentation des résultats d’entraînement sur 100 000 données prises sur un ensemble de chambres avec un déplacement associé aux 80, 60, 40 et 20 premiers pour cent des données du jeu de données.

avec des solutions offrant de faibles déplacements sous-estime les déplacements permis par d’autres solutions (Figure 1.13). Dans ce dernier cas, le réseau estime que le déplacement des robots souples avec le plus de déplacement est 4 fois plus faible que leurs déplacements simulés.

1.4.2.3 Cas 3 : Entraînement sur des robots souples avec un volume de conception limité

Le troisième cas est construit en rendant non modifiable un pixel du volume de conception. Ce pixel est représenté en Figure 1.14-a. Ce pixel est volontairement choisi proche du point de mesure pour avoir un fort impact sur la représentation. Nous sélectionnons donc tous les robots souples dont la chambre pneumatique n’atteint pas un certain pixel du volume de conception (Figure 1.14-b, bleu). Les données sélectionnées représentent un ensemble de 724,203 robots souples et les données hors domaine représentent un ensemble de 614,138 robots souples, ce qui assure une évaluation pertinente des performances du réseau de neurones sur les différents jeux de données.

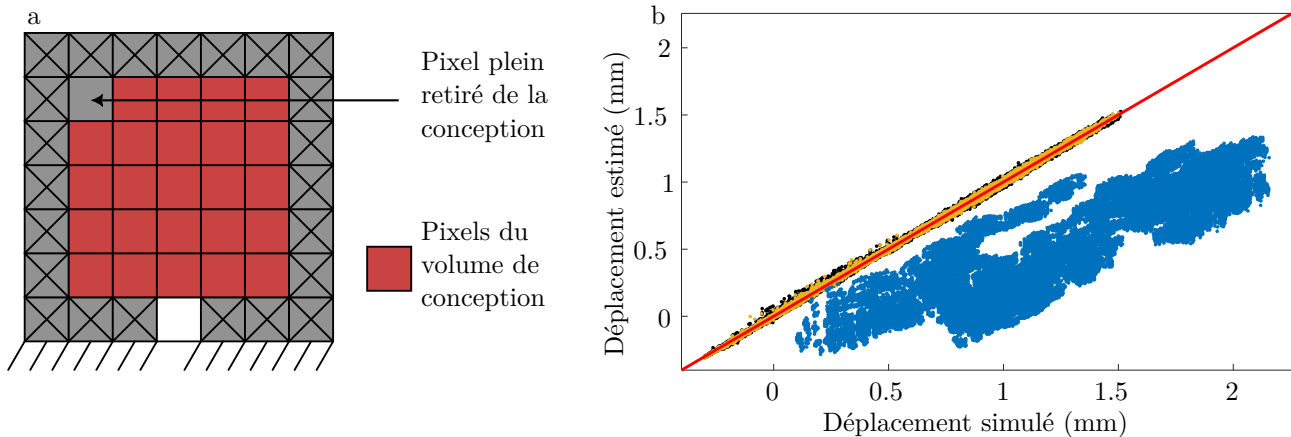


FIGURE 1.14 – Résultats d’apprentissage (b) avec les données d’entraînement (jaune), les données de test (noir) et le reste des données hors domaine (bleu) pour des données sélectionnées dans un volume de conception exclue du volume défini en (a)

Sélection	RMSE entraînement (mm)	R^2 entraînement	RMSE Test (mm)	R^2 Test	RMSE HD (mm)	R^2 HD
1 pixel	0.008	0.999	0.009	0.999	0.8	-2.93

TABLE 1.4 – Résultats d’apprentissage pour un entraînement mené sur des données sélectionnées dans un volume de conception réduit.

Les résultats de l’apprentissage présentés en Figure 1.14 et en Table 1.4 montrent une perte importante de précision sur le jeu de données en dehors de la sélection. Les performances sur les jeux de

données d'entraînement et de test restent similaires par rapport à l'apprentissage initial sur toutes les données sans sélection des données. Alors, nous en concluons que la représentativité des données en entrée du réseau de neurones importe aussi pour assurer ses performances sur l'ensemble des robots souples possibles.

Nous pouvons ainsi répondre à la question **Q2** : que ce soit pour les données en entrée (**cas 3**) ou en sortie (**cas 2**) du réseau de neurones, nous avons constaté une baisse de performance du modèle sur l'ensemble du domaine des solutions. Dans ces deux cas, la performance de l'estimation des déplacements est inégale sur le domaine des solutions. Cette performance est similaire à celle obtenue en début de cette section sur le sous-domaine d'entraînement. Cependant, celle-ci baisse sur les données en dehors du sous-domaine d'entraînement. Cette perte de performance est critique, car elle est très significative. Aussi, nous cherchons, dans la suite, à améliorer les performances du réseau de neurones sur ces données en dehors du sous-domaine d'entraînement.

1.4.3 Correction du modèle par transfert d'apprentissage

La correction de réseaux de neurones permet une grande flexibilité des modèles d'apprentissage et a grandement été étudiée [Goodfellow et al., 2016]. Cette correction passe par une étape d'apprentissage supplémentaire pour mettre à jour les poids du réseau de neurones. Ce processus est désigné comme transfert d'apprentissage. L'objectif est d'utiliser le réseau de neurones actuel comme point de départ de l'apprentissage. Les données sont alors utilisées pour un apprentissage sur un petit nombre d'époques et avec un taux d'apprentissage réduit par rapport à l'apprentissage initial. Nous cherchons ainsi à corriger les poids du réseau sans perdre les performances sur les données utilisées dans l'apprentissage initial.

Pour réaliser le transfert d'apprentissage, dans [Kim et al., 2021], les auteurs partent du principe que les nouvelles données disponibles doivent être en nombre très réduit par rapport aux quantités précédemment utilisées. Ceci fait sens pour limiter le recours à des simulations additionnelles. Ainsi, ils utilisent 30 nouvelles données et 1500 données issues de l'apprentissage initial pour réaliser le transfert d'apprentissage. Ces 30 nouvelles données sont dupliquées 50 fois pour qu'il y ait autant de nouvelles et d'anciennes données dans le jeu de données final ainsi constitué de 3,000 robots souples.

Pour vérifier la capacité de notre réseau de neurones à se mettre à jour, nous utilisons le modèle précédemment obtenu pour un apprentissage sur les robots souples avec les 20 % plus faibles déplacements du **cas 2**. En Figure 1.15, plusieurs essais sont réalisés. Nous y montrons les résultats d'apprentissages pour plusieurs variations des grandeurs que sont :

- La quantité de données nouvelles utilisée par l'apprentissage ici choisie à 30 pour les Figures 1.15-b,c et d. Les Figures 1.15-e et f montrent des variations de cette quantité de respectivement, 100 et 2000.
- Le taux d'apprentissage de l'entraînement mené avec une valeur de 10^{-3} pour la Figure 1.15-a,e et f et une valeur de 10^{-4} pour la Figure 1.15-c.
- le nombre d'époques est fixé à 10 pour les Figures 1.15-b,c,e et f et 20 pour la Figure 1.15-d.

La Figure 1.15-a montre le point de départ, avant apprentissage, des performances du réseau de neurones. La Figure 1.15-b montre les performances du transfert d'apprentissage avec les paramètres utilisés dans [Kim et al., 2021]. Ensuite, nous faisons varier ces paramètres en diminuant le taux d'apprentissage en Figure 1.15-c, en augmentant le nombre d'époques en Figure 1.15-d et en augmentant le nombre de nouvelles données utilisées en Figures 1.15-e et f.

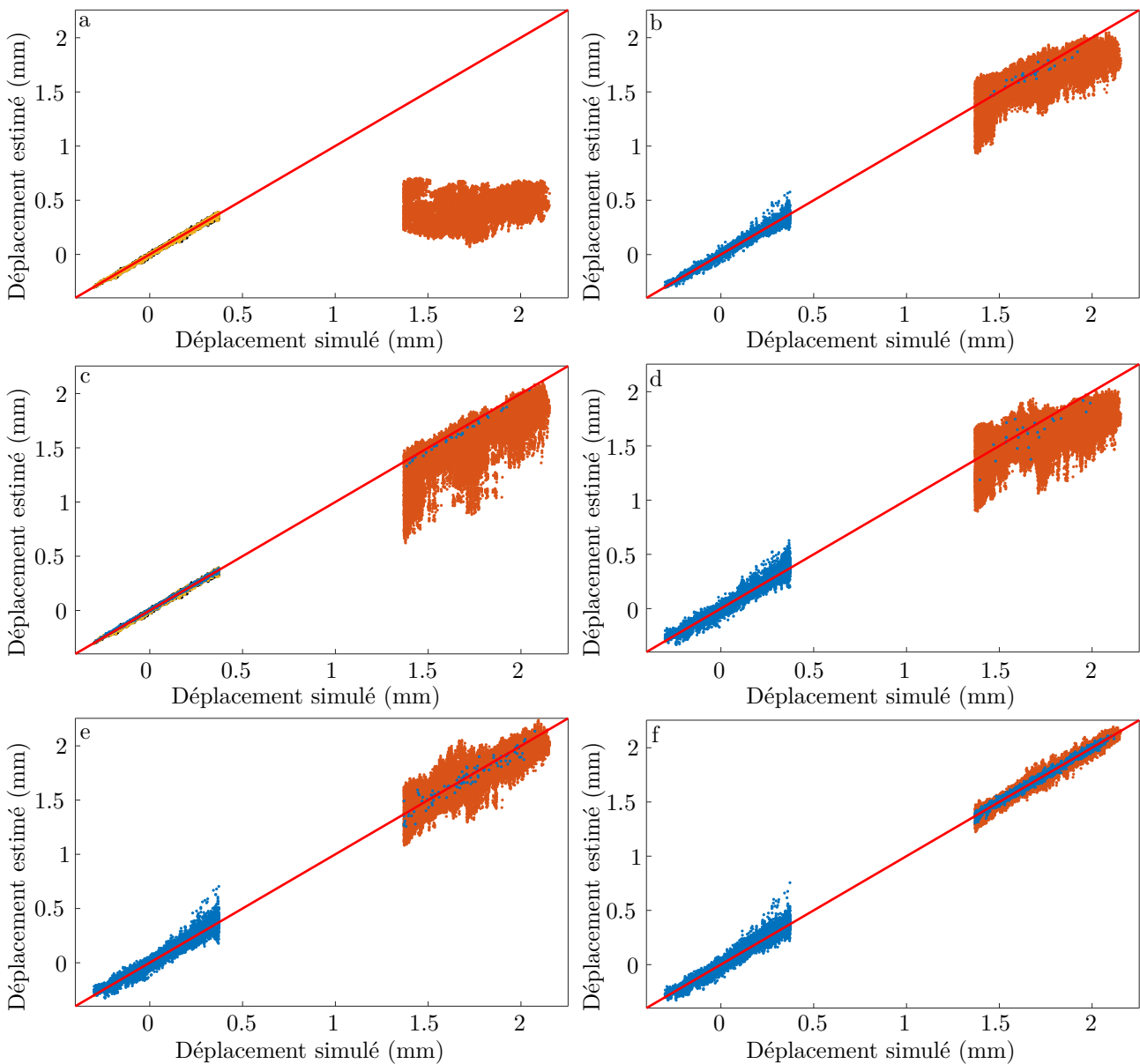


FIGURE 1.15 – Affichage des résultats d’apprentissages pour différentes variations de transfert d’apprentissage avec les données d’apprentissage initiale en noir, les données de test initial en jaune et les données d’entraînement et de test pour le transfert en bleu et orange.

Tous les essais ont permis de corriger l’estimation du réseau de neurones en y associant une erreur d’estimation qui diminue avec le nombre de nouvelles données. En effet, nous constatons que le nombre de nouvelles données impacte directement les performances du réseau de neurones sur le domaine de ces nouvelles données. Ensuite, tous les transferts d’apprentissage mis à part l’essai avec un taux d’apprentissage réduit induisent une perte de performances dans le domaine initial couvert par les données du jeu de données d’entraînement initial. Vis-à-vis de la question **Q3**, nous pouvons ainsi identifier que, suivant nos choix pour la mise en place du transfert d’apprentissage, il est possible de dégrader les performances du réseau sur les données du domaine initial tout en augmentant considérablement ses performances sur les nouvelles données et, visiblement, plus le nombre de nouvelles données dédiées au transfert d’apprentissage est grand, plus celui-ci est performant, ce qui semble intuitif.

Nous avons montré, à travers cette étude simplifiée, la capacité d’un réseau de neurones à modéliser le comportement d’un robot souple sur une géométrie en deux dimensions. Nous avons alors identifié que la performance du modèle peut dépendre de manière significative des données d’apprentissages et

qu'un mécanisme de correction de cet apprentissage doit être mis en place. Enfin, nous avons montré que le transfert d'apprentissage est un mécanisme performant pour corriger le modèle. Ainsi, nous cherchons maintenant à évaluer la pertinence de l'emploi du réseau proposé pour une situation proche de celles qui seront rencontrées durant la conception.

1.5 Cas d'un problème 3D

Nous proposons, dans cette section, de mettre en œuvre un réseau de neurones pour la modélisation de robots souples en trois dimensions avec un nombre de voxels réaliste par rapport aux situations de conception envisagées. Ceux-ci sont actionnés à une pression fixe et nous considérons la recherche de déplacements en un ou plusieurs points, comme décrits en section 1.1.

1.5.1 Positionnement du problème

1.5.1.1 Géométrie modélisée

Le robot souple que nous proposons de modéliser est parallélépipédique de côtés 10 mm \times 10 mm \times 30 mm. Sa discrétisation est réalisée avec des voxels de $H_v = 0.4$ mm de côté. La matrice qui permet alors de le représenter est définie par un ensemble de $25 \times 25 \times 75$ voxels pouvant être vides ou pleins ($N_x = 25$, $N_y = 25$, $N_z = 75$). L'espace à explorer est d'environ $10^{14096} \approx 2^{46875}$ géométries possibles, un espace évidemment impossible à connaître entièrement.

La surface inférieure où se trouve l'alimentation pneumatique est encastrée et elle ne peut pas subir de déformations (Figure 1.18-a). Le point de départ de toutes les chambres pneumatiques est donc l'alimentation pneumatique, elle-même, fixe sur cette surface inférieure. Nous simulons cet ensemble de géométries comme défini précédemment pour un matériau linéaire isotrope ($E = 2$ MPa et $\nu = 0.3$) et avec une pression p au sein de la chambre pneumatique de 100 kPa.

Pour la génération du jeu de données initial, deux règles sont utilisées :

- Chaque voxel vide de matière qui constitue la chambre pneumatique du robot souple doit être relié à l'alimentation pneumatique qui se situe au centre de la surface inférieure de la géométrie du robot souple.
- Pour garantir l'étanchéité de la structure, nous conservons une bordure de deux voxels d'épaisseur sur l'enveloppe externe du volume de conception.

Nous générons 100,000 robots souples pour l'apprentissage et l'évaluation des performances de notre modèle. La génération de solutions est faite en s'appuyant sur une description spécifique de la structure interne. Cette description est développée au chapitre 2. Il est ici important de constater deux choses : i) Comme visible en Figure 1.16, il est possible de générer des formes d'apparences assez distinctes. ii) Cependant, comme illustré Figure 1.17, il est difficile de considérer que l'on explore de manière uniforme l'espace des solutions possibles². La distribution présentée en Figure 1.17 montre que la majorité des chambres pneumatiques utilisent des voxels du centre du volume. De nombreux voxels proches des parois et des coins du volume de conception ne sont, en revanche, jamais utilisés pour former une chambre pneumatique. Le jeu de données initial ne représente a priori qu'une petite partie du domaine complet.

La simulation de l'ensemble des robots souples prend alors quatre jours répartis sur les deux ordinateurs précisés en section 1.3.4 avec deux instances de simulation par MEF par ordinateur amenant

2. Plus d'informations sont données en chapitre 2.

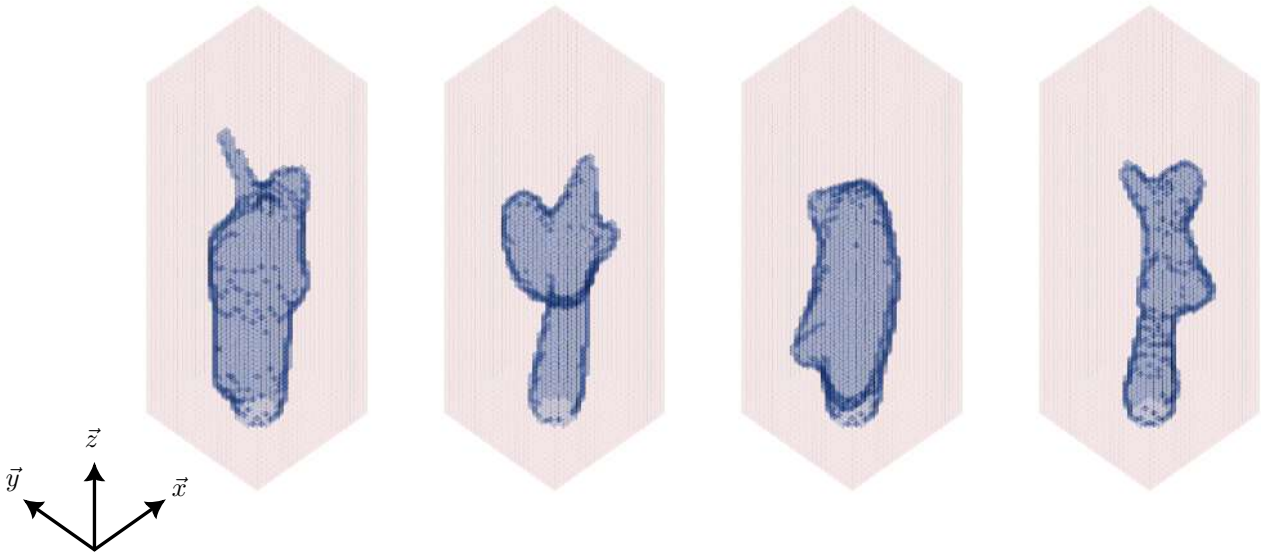


FIGURE 1.16 – Illustration en vue isométrique de quatre robots souples tirés au hasard dans les robots souples générés aléatoirement.

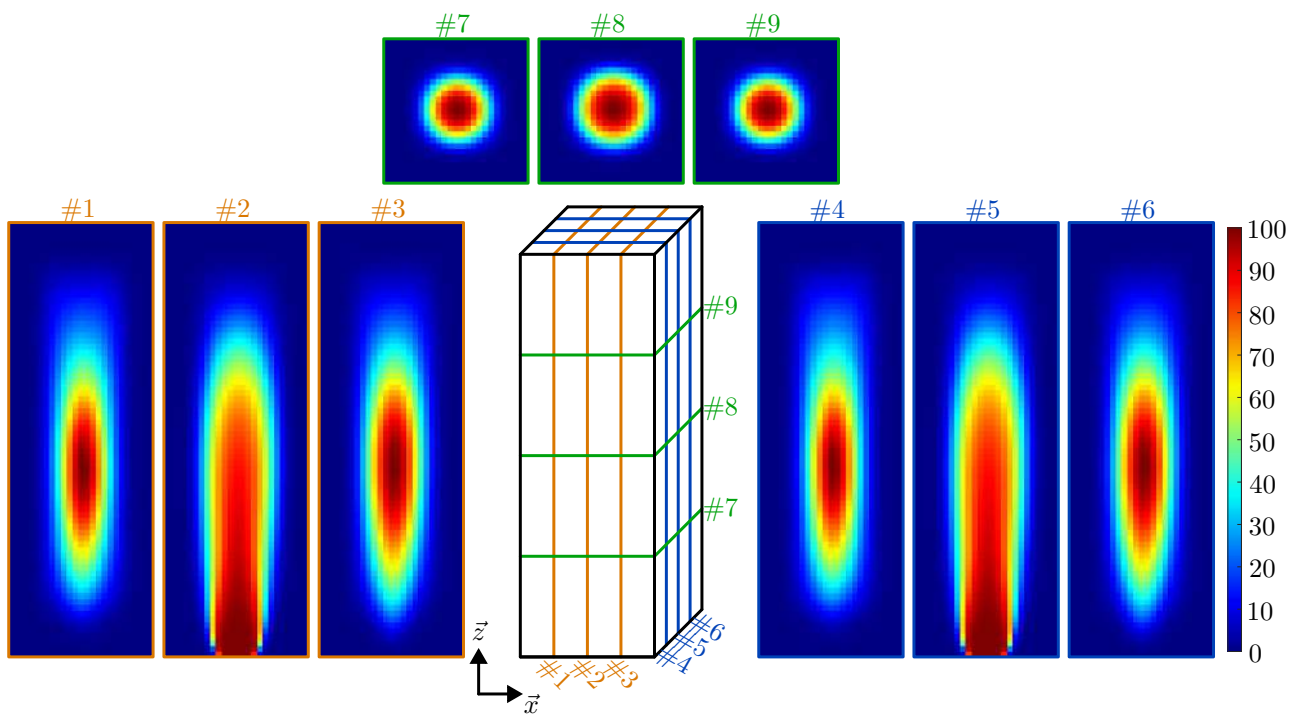


FIGURE 1.17 – Distributions des voxels vides au sein du volume pour les 100,000 robots souples générés aléatoirement avec les plans médians de coupe du volume #2, #5 et #8 suivant les directions \vec{x} , \vec{y} et \vec{z} . Un voxel indiqué à 100% signifie que tous les robots souples ont ce voxel vide. Des plans de coupes supplémentaires sont ajoutés pour donner la distribution de voxels vides en dehors des plans médians.

ainsi la simulation à une parallélisation sur quatre processus. Cela nous donne un temps moyen de simulation de 15 secondes par robot souple. Chaque robot souple est stocké avec sa représentation directe et le champ de déplacement en chaque point du maillage utilisé pour la simulation par MEF (Figure 1.18-b) afin de faciliter l'extraction des déplacements suivis en un (Figure 1.18-a) ou plusieurs points pour réaliser les différents apprentissages.

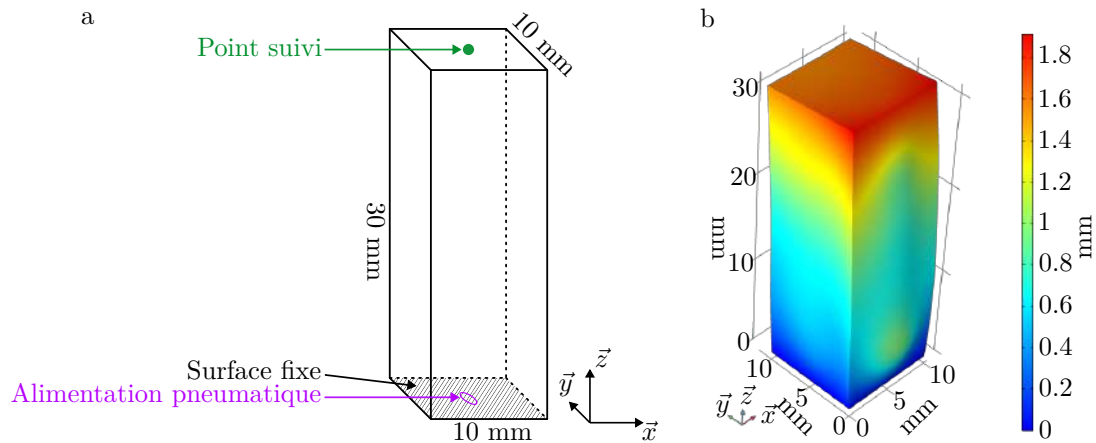


FIGURE 1.18 – Représentation du volume de conception (a) avec la position du point dont le déplacement est suivi sur la surface extérieure du volume (vert), la position de l'alimentation pneumatique (violet) et la surface fixe du volume de conception (noir). Affichage de la norme du déplacement sur le maillage déformé d'une simulation menée avec Comsol

1.5.2 Modèle dans le cas d'un seul point de mesure

1.5.2.1 Caractéristiques de la population initiale

Le point de mesure est situé au centre de la surface supérieure du robot souple, comme illustré sur la Figure 1.18-a ($n = 1$). Après la génération du jeu de données initial avec ses 100,00 robots souples, la simulation du déplacement du point de mesure a permis d'obtenir une cartographie des déplacements mis en avant dans les trois plans cartésiens en Figure 1.19. Nous remarquons que ce déplacement n'atteint pas certaines zones à faible déplacement dans les coins inférieurs de droite et de gauche en Figures 1.19-b et c. Nous remarquons aussi que les distributions affichées sur les côtés des Figures 1.19-b et c indiquent que la majorité des déplacements sont faibles vis-à-vis des bornes de ce jeu de données. Nous utilisons ce jeu de données pour entraîner le réseau de neurones et évaluer ses performances.

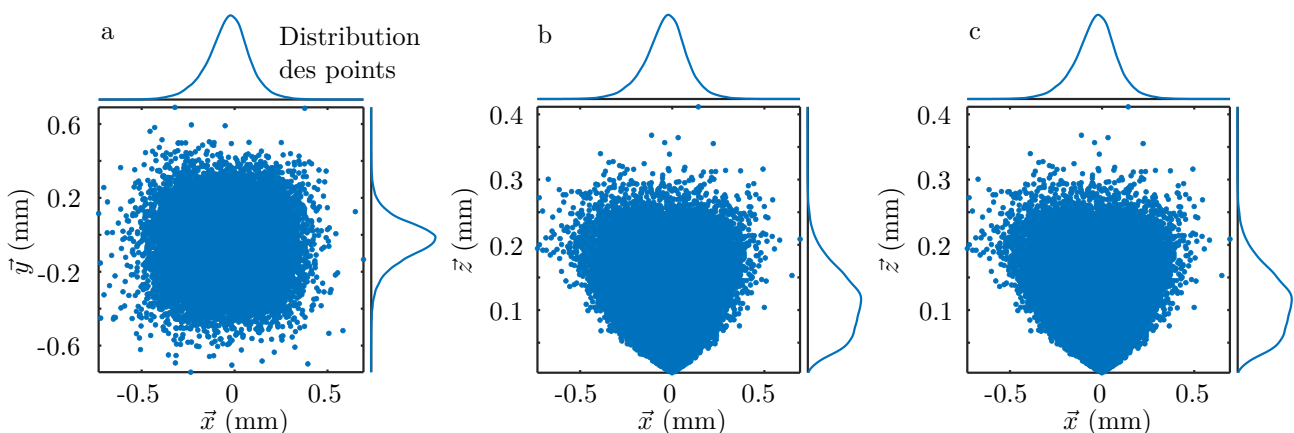


FIGURE 1.19 – Représentation, dans les trois plans principaux de visualisation ($\vec{x}\vec{y}$ (a), $\vec{x}\vec{z}$ (b) et $\vec{y}\vec{z}$ (c)), de l'ensemble des déplacements suivis utilisés pour la mise en place initiale du modèle avec son apprentissage et le test de ses performances.

1.5.2.2 Paramétrage du Resnet

L'architecture Resnet utilisée prend en entrée une matrice $25 \times 25 \times 75$ qui passe ensuite par différentes étapes :

- Une première couche de convolution.
- Un ensemble de 16 CCR a été choisi par essai/erreur. Ce réseau de neurones est plus profond que celui utilisé pour le problème réduit.
- Une dernière couche de convolution est appliquée au résultat des couches successives de convolution.
- La couche de moyenne par bloc calcule la moyenne de blocs de $5 \times 5 \times 5$. En sortie de cette étape de moyenne par blocs, une matrice $25 \times 25 \times 75$ devient alors une matrice $5 \times 5 \times 15$. Nous limitons ainsi l'augmentation du nombre de poids à définir en première couche de neurones.
- Enfin, trois couches de neurones se succèdent. La dernière couche a trois neurones en sortie.

La performance du réseau de neurones visée est de l'ordre de 10^{-2} mm pour la RMSE et un coefficient R^2 supérieur à 0.95. Ainsi, la profondeur a été amenée à varier pour obtenir ces performances.

Nous faisons le choix d'avoir un taux d'apprentissage de 10^{-4} que nous pourrions ensuite diminuer pour réaliser des étapes de transfert d'apprentissage. Le jeu de données initial est divisé en un jeu de données de 60,000 chambres dédié à l'entraînement et en 40,000 chambres pour le test des performances finales du réseau de neurones. Le nombre d'époches mené est fixé à 20. Chaque epoch prend alors un peu plus d'une heure pour être réalisé.

Le premier apprentissage prend alors un peu plus de 20 heures. À l'issue de cet apprentissage, le réseau de neurones est capable de donner une estimation du déplacement suivant trois coordonnées avec une RMSE de $7.7 \cdot 10^{-3}$ mm et un coefficient de détermination R^2 de 0.99. Nous considérons donc avoir trouvé une architecture de réseau de neurones et des conditions d'entraînement permettant la modélisation de robots souples en trois dimensions pour le suivi des déplacements en un point de mesure.

1.5.2.3 Transfert d'apprentissage

Ce réseau de neurones a été développé conjointement à la méthode de conception de robots souples présentée en chapitre 2. Nous utilisons des robots souples obtenus par l'intermédiaire de cette même méthode de conception pour quantifier les performances du transfert d'apprentissage dans notre contexte. Ces robots souples ont été sélectionnés, car leurs déplacements sont en dehors du domaine de déplacement couvert par le jeu de données initial comme représenté en Figure 1.20. Ainsi, nous avons accès à un ensemble de 830 chambres. Nous nous retrouvons dans une situation comparable au problème réduit dont l'entraînement est réalisé sur des données à faibles déplacements (**cas 2**). Sur ces 830 nouvelles chambres, le réseau de neurones permet la prédiction des déplacements avec une précision de $1.4 \cdot 10^{-1}$ mm avec un coefficient R^2 de 0.90. Ces performances sont dégradées par rapport aux performances obtenues par l'apprentissage mené sur les données initiales.

Nous mettons alors en place une étape de transfert d'apprentissage. Ainsi, nous divisons les données hors du jeu de données initial en deux groupes de 30 et 800 robots souples. Le premier est utilisé pour faire le transfert d'apprentissage dans les mêmes conditions qu'en section 1.4.3 et le second est utilisé pour évaluer les performances du réseau de neurones après l'étape de transfert d'apprentissage. Les données d'apprentissage ainsi sélectionnées sont dupliquées 50 fois et associées à 1500 robots souples

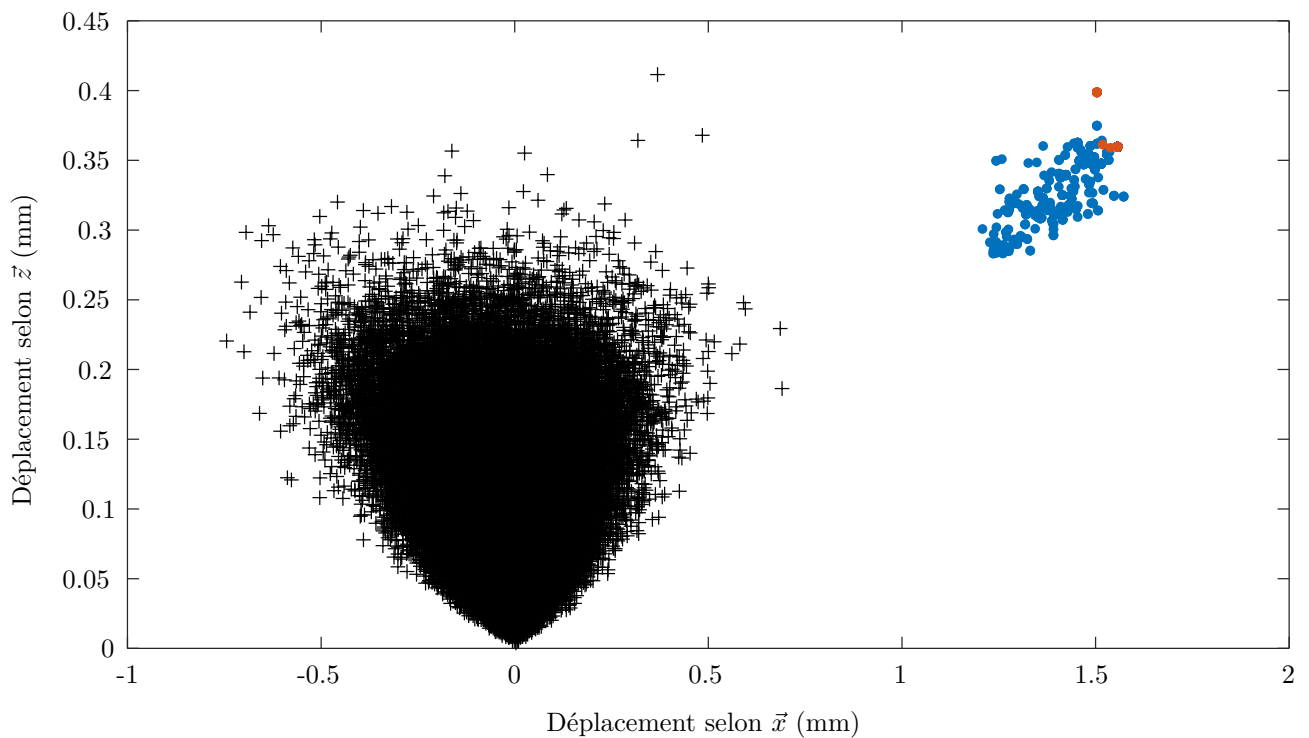


FIGURE 1.20 – Représentation dans le plan $\bar{x}\bar{z}$ des données utilisées pour l'apprentissage initial (noir) et des données utilisées pour entraîner (orange) et pour tester (bleu) les réseaux de neurones pendant le transfert d'apprentissage.

issus du jeu de données initial pour former un jeu de données d'entraînement de 3000 robots souples. Ces conditions de transfert d'apprentissage correspondent à l'essai présenté en Figure 1.15-b lors de l'étude sur le problème en deux dimensions. L'entraînement est réalisé avec un taux d'apprentissage de 10^{-5} sur 10 epochs. On utilise 10 % du jeu de données d'entraînement en tant que jeu de données de validation.

À l'issue de cette étape d'apprentissage, nous évaluons à nouveau les performances du réseau de neurones. Il est alors capable de prédire les déplacements de robots souples dont le suivi est réalisé en 1 point avec une RMSE de $1.6 \cdot 10^{-2}$ mm, ce qui la divise par 10, et un coefficient R^2 de 0.96. Le transfert d'apprentissage nécessite 20 minutes. Sur ces nouvelles données aux déplacements plus élevés que les déplacements observés sur le jeu de données initial, la simulation prend environ 30 secondes pour être réalisée ce qui est plus important en moyenne que pour les données du jeu de données initial. L'estimation du déplacement ne prend qu'une milliseconde avec l'architecture Resnet proposée et ne dépend pas des déplacements rencontrés. Nous en concluons que le transfert d'apprentissage est possible pour couvrir un domaine de solutions plus large en partant d'un domaine réduit. Le bilan complet sur les temps de calcul nécessite de définir l'usage du modèle d'apprentissage profond dans la méthode de conception. Un bilan plus complet sera donc proposé au chapitre 2 en considérant l'exploitation du réseau dans la méthode de conception.

1.5.3 Modèle dans le cas de plusieurs points de mesure

1.5.3.1 Suivis de la forme extérieure de robots souples

Nous évaluons par ailleurs trois autres modèles adaptés du réseau proposé en section précédente et entraînés sur le même jeu de données initial. Nous conservons les mêmes conditions de pression et de paramètres de matériaux et le même nombre de données utilisées pour les phases d'apprentissages.

Les nouveaux modèles sont construits pour l'estimation de :

- **Déplacements en quatre points** ($n = 4$, Figure 1.21-a) : Les quatre points sont répartis aux quatre coins de la surface plane supérieure du robot souple. En suivant ces points, il est possible de suivre la déformation de la surface supérieure du robot souple ainsi que d'autres composantes du mouvement comme sa rotation ou son inclinaison dans l'espace.
- **Déplacements en douze points** ($n = 12$, Figure 1.21-b) : Les douze points sont sur l'enveloppe extérieure du robot permettant de suivre son gonflement, comme l'illustre la Figure 1.18-b. Cela permet par exemple de gérer ce gonflement lors du processus de conception.
- **Déplacements en vingt points** ($n = 20$, Figure 1.21-c) : Cette distribution se rapproche de ce qui avait été réalisé dans [Runge et al., 2017] où le corps du robot souple est assimilé à une ligne de courbure constante et où les points de mesure répartis le long du corps du robot permettent de reconstruire cette ligne courbée. Un tel modèle peut être exploité pour une conception en considérant la déformation le long du corps du robot souple.

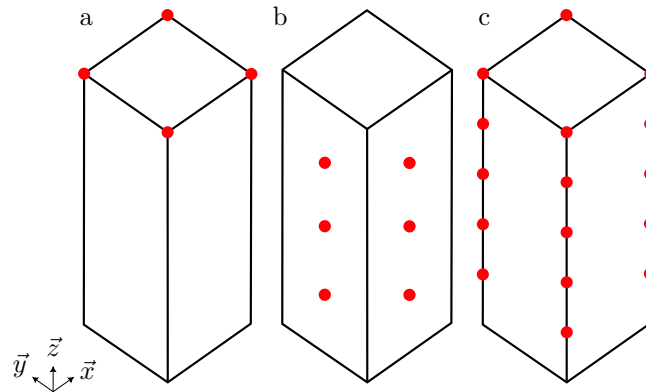


FIGURE 1.21 – Représentation des distributions de points de mesure pour les différents cas où le déplacement en 4 (a), 12 (b) et 20 (c) points est suivi.

Le seul changement apporté à l'architecture Resnet pour permettre l'estimation des déplacements en quatre, douze et vingt points est le changement du nombre de neurones en sortie du réseau. Nous souhaitons avoir une estimation de déplacements en trois dimensions de ces points, ce qui nous conduit à avoir trois réseaux de neurones avec 12, 36 et 60 sorties scalaires. Les paramètres d'apprentissage restent identiques aux paramètres associés au modèle présenté précédemment.

1.5.3.2 Résultats d'apprentissages et transfert d'apprentissage

Nous réalisons deux apprentissages selon la même méthode que pour le problème d'estimation du déplacement en un point de mesure. Un premier apprentissage initial est mené sur 100,000 données dont 60,000 de ces données sont réparties à 90% pour l'entraînement et 10% pour la validation des performances et dont 40,000 sont dédiées pour le test des performances. Ensuite, le transfert d'apprentissage et le test de ses performances sont réalisés sur les mêmes 830 robots souples que précédemment (Figure 1.20).

Les performances mesurées, après la phase d'apprentissage initiale, sur le jeu de données de test sont présentées en Table 1.5. Pour les trois entraînements sur les données initiales, les performances du réseau de neurones sont alors similaires aux performances précédemment obtenues et montrent la capacité du réseau de neurones à estimer avec précision les déplacements en plusieurs points sur le corps du robot souple. Cependant, comme le montre la mesure des performances du réseau de neurones

sur le jeu de données du transfert d'apprentissage, i.e. les 830 robots souples en Figure 1.20, avant que celui-ci ne soit mené en Table 1.5, les performances se dégradent fortement sur ces robots souples. Nous retrouvons alors la situation rencontrée précédemment où une étape de transfert d'apprentissage est nécessaire pour corriger le modèle.

Le transfert d'apprentissage est mené avec les mêmes paramètres et sur la même quantité de données pour les trois modèles avec $n = 4$, $n = 12$ et $n = 20$. Les performances sont présentées en Table 1.5. L'utilisation d'une étape de transfert d'apprentissage permet de diviser la RMSE par 10 pour les situations où $n = 4$ et $n = 12$ et par 6 pour $n = 20$. Nous remarquons que les performances sont, cependant, en dehors des performances cibles que nous avons fixées précédemment pour l'apprentissage initial. Dans le contexte de la conception de robots souple par une méthode générative, nous pouvons envisager le recours à plusieurs étapes de transfert d'apprentissage. Une seule étape ayant permis un gain de performances permettant, dans le pire des cas ($n = 4$), d'estimer le déplacement du robot souple avec une précision théorique de 18 μm , soit 1% du déplacement à estimer.

Nombre de points de mesure	Mesures Mesures	Performances de l'apprentissage initial	Performances avant le transfert d'apprentissage	Performances après le transfert d'apprentissage
$n = 4$	R^2	0.99	0.92	0.94
	RMSE (mm)	$9.0 \cdot 10^{-3}$	$1.8 \cdot 10^{-1}$	$1.8 \cdot 10^{-2}$
$n = 12$	R^2	0.99	0.69	0.92
	RMSE (mm)	$6.8 \cdot 10^{-3}$	$1.3 \cdot 10^{-1}$	$1.3 \cdot 10^{-2}$
$n = 20$	R^2	0.98	0.81	0.89
	RMSE (mm)	$7.3 \cdot 10^{-3}$	$6.5 \cdot 10^{-2}$	$1.1 \cdot 10^{-2}$

TABLE 1.5 – Performances de l'apprentissage mené en suivant 4, 12 et 20 points sur la bordure extérieure du robot souple. Les performances sont données sur le jeu de données initial et sur les nouvelles données avant et après transfert d'apprentissage.

1.6 Synthèse

Nous avons dans ce chapitre évalué l'intérêt d'un modèle issu d'un apprentissage profond dans le contexte de l'estimation des déplacements en plusieurs points de mesure d'un robot souple. Nous avons pu constater les capacités intéressantes d'estimation d'un modèle d'apprentissage profond pour la modélisation de déplacements en vue de remplacer la simulation gourmande en temps de calcul. Ceci aussi bien pour le suivi d'un ou de plusieurs points. Nous avons proposé une étude des limites d'une telle modélisation sur un problème réduit de modélisation de robots souples qui nous a permis d'identifier des limites du jeu de données d'entraînement initial. Nous avons alors pour hypothèse qu'un jeu de données de taille réduite, par rapport au nombre de robots souple pouvant être représenté, n'aurait pas la capacité de représenter l'ensemble des robots souples possibles. Cette hypothèse s'est vérifiée sur un problème de modélisation plus large et pour tous les modèles construits. Nous avons constaté la dégradation des performances du modèle sur des robots souples dont les déplacements suivis étaient éloignés des déplacements présents dans le jeu de données initial. Nous avons alors proposé une étape de mise à jour du modèle à travers un transfert d'apprentissage. Les nouvelles données sur lesquelles le réseau de neurones n'est pas performant sont utilisées pour mener un apprentissage en un nombre réduit d'epochs. Nous constatons alors le gain en performances sur la nouvelle estimation proposé par le réseau de neurones dans toutes les situations précédentes.

Enfin, nous avons évoqué le coût en temps de calcul d'une telle méthode de modélisation. Il nous aura fallu quatre jours pour générer les données synthétiques de l'entraînement initial et 20 heures d'entraînement par modèle pour enfin pouvoir proposer une estimation du déplacement en un ou plusieurs points du corps du robot souple en moins d'une milliseconde. La simulation par MEF nécessite 15 secondes en moyenne pour être menée et peut prendre 30 secondes pour des robots souples aux grands déplacements. Nous en déduisons que des méthodes explorant un grand nombre de géométries de robots souples pourraient tirer avantage de ce gain en temps de calcul si l'on substitue la simulation par MEF par notre modèle de robot souple. Nous reviendrons sur ce dernier point dans le chapitre suivant qui porte sur la méthode de conception de robots souples.

Chapitre 2

Méthode de conception

2.1 Introduction

En introduction de ce travail de thèse, nous avons identifié les approches génératives comme d'intérêt pour concevoir des robots souples pneumatiques. Dans ces approches, il s'agit alors de manipuler un grand nombre de solutions candidates pour finalement répondre au problème posé. Dans le chapitre précédent, nous avons identifié qu'un algorithme génétique, présent dans [Kim et al., 2021], est capable de mener la recherche de solutions sur un problème de conception proche, et ceci sans à priori sur la solution. Un modèle d'apprentissage profond, comme considéré en chapitre 1, est, à notre sens, une condition nécessaire pour exploiter l'approche dans notre contexte. Une autre condition nécessaire est de disposer d'une représentation de robot souple pouvant être manipulé par un algorithme génétique, i.e. qui soit exprimable sous la forme d'un génotype pouvant faire l'objet de croisements et de mutations.

Le problème que nous considérons a été posé, dans le chapitre précédent, comme la recherche de forme de la chambre pneumatique composant le robot souple. C'est, en effet, un défi important au sein de la communauté traité par peu de méthodes de conception [Chen et al., 2019, Maloisel et al., 2021]. L'objectif est alors de respecter des valeurs souhaitées de déplacements en un ou plusieurs points de mesure du robot.

Un problème majeur mis en avant dans [Maloisel et al., 2021] est l'absence même de certitude quant à l'existence d'une solution. En effet, si le problème est trop contraint, il est possible qu'aucune solution n'existe. Pour répondre à cette problématique, il est préférable de pouvoir définir une grande diversité de formes géométriques de chambres pneumatiques. À notre sens, cela se traduit par deux impératifs en termes de représentation. Tout d'abord, il faut considérer des chambres présentant différentes topologies, avec une ou plusieurs ramifications. Par ailleurs, il est nécessaire que ces ramifications soient de sections et de formes variables. Dans le même temps, il est indispensable de tenir compte de contraintes d'usage, dont en particulier, l'alimentation pneumatique réalisée via un point fixe sur le volume (Figure 2.1, violet).

La Figure 2.1 illustre une géométrie vue en coupe d'une chambre pneumatique reliée à une alimentation pneumatique. Cette chambre pneumatique présente des cavités de formes très libres en Figure 2.1-A. Une réduction de section, visible en Figure 2.1-B, permet alors de relier pneumatiquement les différentes ramifications en Figure 2.1-C. Nous illustrons aussi sur cette figure des points situés sur la bordure extérieure pour lesquels nous souhaitons atteindre un déplacement désiré. Il est possible de voir dans [Caasenbrood et al., 2020, Gorissen et al., 2017] (Figure 2.1) que la conception

de robots souples peut aussi passer par l'utilisation d'inclusions et d'une forme extérieure modifiable. Nous représentons aussi ces éléments dans notre contexte en Figure 2.1.

Ainsi, nous proposons, dans ce chapitre, une représentation de robot souple devant pouvoir décrire : **exigence 1)** un réseau pneumatique avec plusieurs ramifications de sections variables, **exigence 2)** une forme extérieure pouvant être modifiée et **exigence 3)** des inclusions non alimentées pneumatiquement. Nous commençons par identifier un moyen de décrire le réseau pneumatique, en sections 2.2.1 et 2.2.2. Nous proposons ensuite une généralisation permettant de répondre aux **exigences 2 et 3** en section 2.2.3. Ensuite, en section 2.3, nous présentons notre proposition pour une méthode de conception s'appuyant sur un algorithme génétique tirant profit de représentation proposée et intégrant un modèle d'apprentissage profond pour accélérer la recherche de solution. Enfin, en section 2.4, plusieurs cas d'étude sont alors considérés ainsi qu'une validation expérimentale pour discuter des capacités de la méthode en section 2.5.

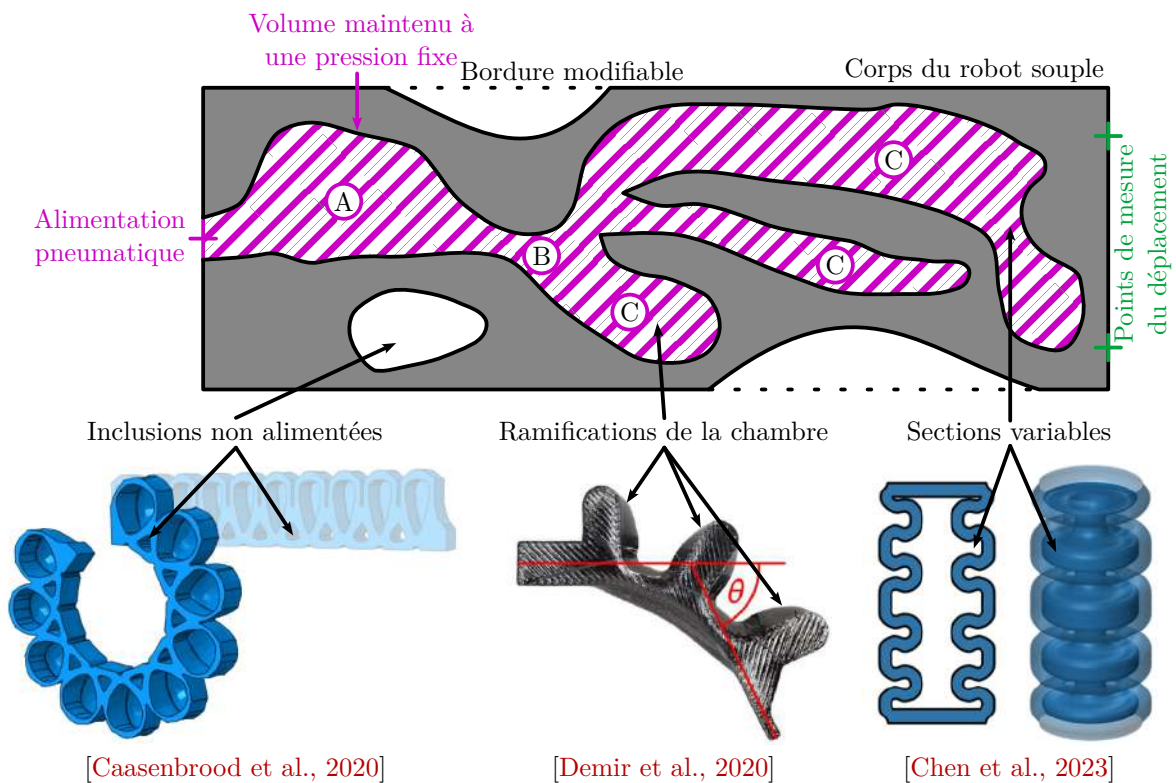


FIGURE 2.1 – Illustration dans le plan des exigences que doit remplir notre représentation de robot souple. Les points verts indiquent des exemples de positions où un déplacement est souhaité.

2.2 Constitution d'une représentation

2.2.1 État de l'art

Notre choix de représentation doit répondre à deux objectifs : i) nous devons pouvoir décrire un grand nombre de solutions par l'intermédiaire d'un algorithme évolutionnaire ii) les représentations doivent pouvoir être combinées pour réaliser le processus de croisement exploité dans un algorithme génétique.

2.2.1.1 Représentation directe

La représentation directe d'un robot passe par la discrétisation du volume du robot en sous-éléments volumiques comme des voxels ou des éléments tétraédriques. Dans le cas des voxels, une structure de données peut alors stocker la présence, ou non, de matière voxel par voxel. Ainsi, dans le chapitre précédent, la structure de données utilisée était une simple matrice en trois dimensions. Cette représentation a été utilisée dans [Chen et al., 2019, Zhang et al., 2017, Caasenbrood et al., 2020] pour la conception de robots souples. Comme dans notre application, les travaux réalisés dans [Chen et al., 2019] se concentrent sur la forme intérieure du robot souple en fixant le volume extérieur (Figure 2.2-a). À l'inverse, le focus est réalisé sur la forme extérieure dans [Zhang et al., 2017] (Figure 2.2-b). Les formes intérieures et extérieures sont conçues ensemble dans [Caasenbrood et al., 2020] (Figure 2.1). Ces trois approches manipulent directement les éléments volumiques à l'aide d'algorithmes d'optimisation topologique.

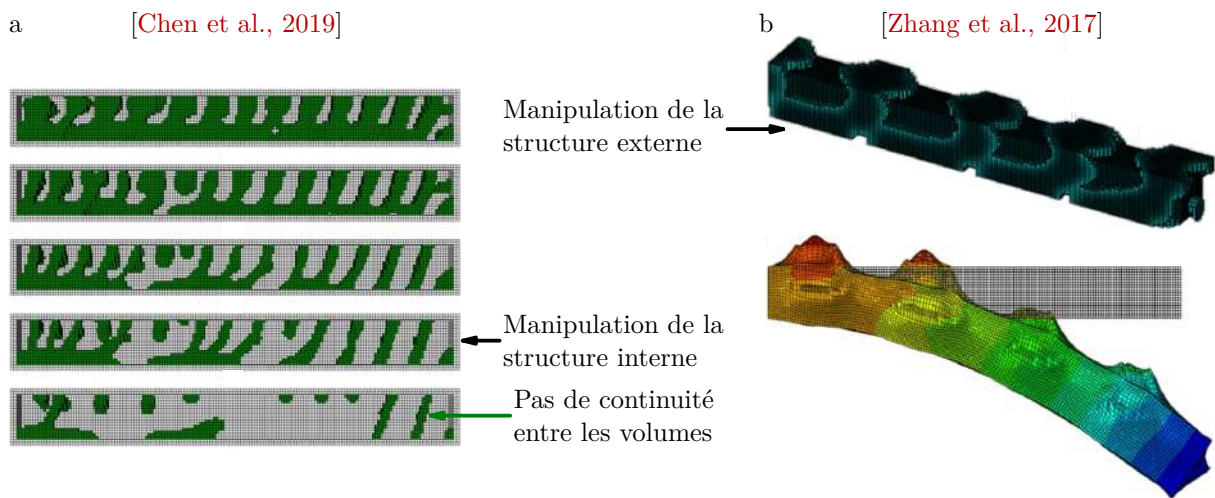


FIGURE 2.2 – Extraits de [Chen et al., 2019, Zhang et al., 2017] montrant la manipulation de représentations voxelisées de la structure externe pour [Zhang et al., 2017] ou interne [Chen et al., 2019].

Un point spécifique dans notre cas est la présence de l'alimentation pneumatique du volume. Dans [Chen et al., 2019, Caasenbrood et al., 2020], celle-ci n'est pas explicitement assurée ni dans la méthode ni dans la représentation. Les auteurs font le choix de ne pas maîtriser l'alimentation des différents volumes vides ainsi définis. Il revient alors au concepteur de faire les adaptations nécessaires pour que tout le volume de la chambre pneumatique soit alimenté en énergie pneumatique. Ce dernier point va à l'encontre du cadre souhaité pour toute notre méthode limitant au maximum l'intervention de l'utilisateur pour ne pas en exiger une expertise. De plus, le passage d'une alimentation pneumatique peut, à notre sens, modifier la géométrie de la chambre pneumatique et ainsi le résultat obtenu par cette méthode.

La représentation directe nous semble donc inadaptée à la création de chambres pneumatiques alimentables et manipulables par un algorithme génétique.

2.2.1.2 Représentations alternatives

Nous remarquons que la littérature propose des représentations de robots souples adaptées à la manipulation par un algorithme génétique dans [Smith et al., 2021, Smith et al., 2022, Hiller and Lipson, 2012]. Ces représentations sont basées sur l'utilisation de fonctions qui, dans l'espace, définissent une distribution de matière qui est ensuite seuillée pour obtenir la forme intérieure et extérieure du robot

souple.

Dans [Smith et al., 2022], les auteurs utilisent un algorithme génétique manipulant des réseaux de production de motifs de composition (Composition Pattern Producing Networks, CPPN) pour produire des distributions de matière. Le processus de construction de robots souples à partir de cette représentation est présenté en Figure 2.3-a. La valeur associée à la distribution de matière peut être calculée en chaque point de l'espace. Pour faire ce calcul, les auteurs utilisent un réseau de neurones. Chaque neurone est associé à une fonction pour calculer sa sortie. Par exemple en Figure 2.3-a, les fonctions utilisées peuvent être un cosinus, une fonction linéaire ou une parabole. Ensuite, la distribution de matière ainsi calculée est passée par une fonction de seuil pour déterminer la forme du robot souple. Une épaisseur est, enfin, ajoutée pour former le robot souple. Sa forme actionnée peut être visualisée en Figure 2.3 ainsi que trois exemples de robots souples obtenus par d'autres réseaux.

Cette représentation est prévue pour la représentation de robots souples aux parois d'épaisseur fixe. Cependant, nous pourrions l'utiliser pour représenter la structure interne dans notre cas. Le principal défaut de cette représentation est qu'elle autorise la génération de chambres pneumatiques non alimentables (Figure 2.3-b, exemple du bas). Or, il est complexe d'anticiper l'ajout d'un neurone dans le réseau sur la distribution. Ainsi la contrainte imposée par la position de l'alimentation dans le volume est complexe à intégrer dans une telle approche. De plus, l'utilisation de fonctions périodiques, comme la fonction cosinus, dans la construction de ces robots souples, se retrouve dans les formes des robots souples montrés en Figure 2.3-a. En effet, le réseau représenté en Figure 2.3 est le réseau utilisé dans [Smith et al., 2021] et celui-ci contient des fonctions quadratiques, cosinus et linéaires. Ces choix limitent beaucoup le nombre de robots souples pouvant être représentés.

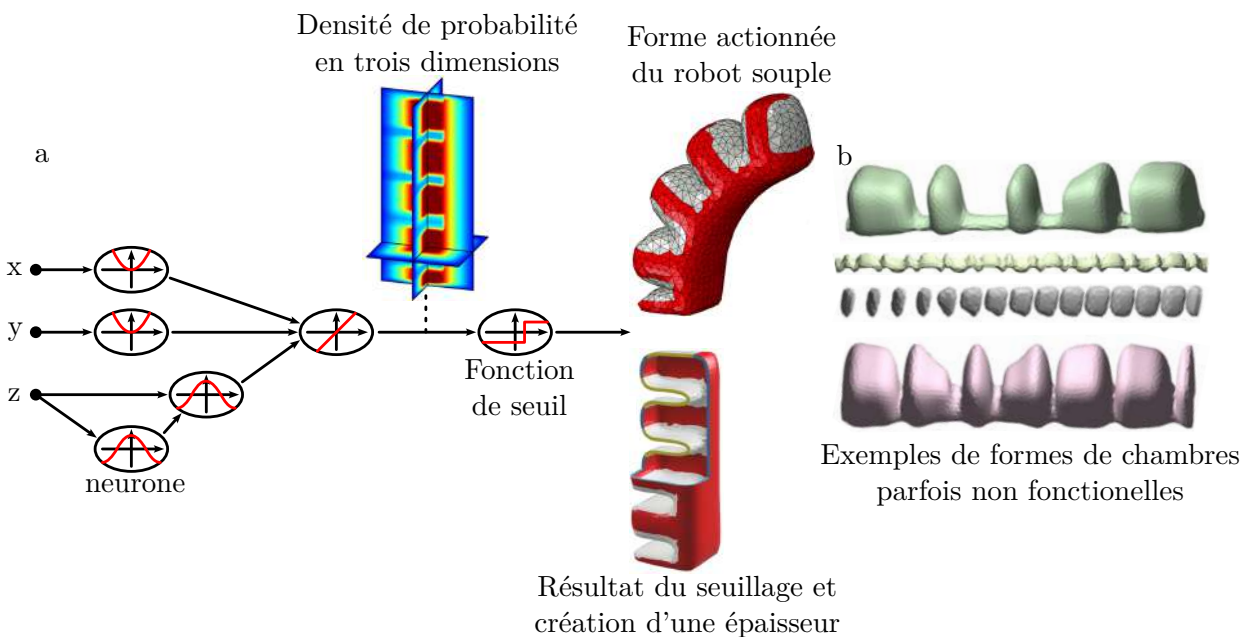


FIGURE 2.3 – Illustrations de l'utilisation de distribution de matière pour la représentation de robots souples dans [Smith et al., 2021] (a) et [Smith et al., 2022] (b). Le processus de création d'un robot souple est illustré en (a) et plusieurs exemples construits à partir de cette représentation sont présentés en (b).

Une seconde approche est proposée dans [Hiller and Lipson, 2012]. Elle passe aussi par la génération d'une distribution de matière ensuite seuillée pour définir des formes (Figure 2.4). La distribution de matière est définie dans l'espace par un ensemble de points, nommés points de mélange gaussiens (Gaussian Mixture Points, GMP). Chaque point participe à la distribution de matière. Cette partici-

pation est maximale à la position du point dans l'espace et décroît ensuite, dans toutes les directions, suivant une fonction gaussienne. Cette participation est illustrée en Figure 2.4 pour un cas simple que nous avons généré spécifiquement. La participation d'un point est régie par son activation qui permet d'étendre sa participation comme l'illustrent les différents cas présents sur la Figure 2.4. La distribution de matière peut alors être seuillée pour définir la présence ou l'absence de matière dans l'espace. Ainsi, de manière intuitive, un seul GMP permet de "creuser" une sphère en Figure 2.4 car la participation décroît de la même manière dans toutes les directions. Les auteurs s'en servent alors pour définir des robots souples constitués de 3 matières dans un volume fixe. Un algorithme génétique utilise cette représentation pour trouver une distribution de matière capable de former un robot souple mobile le plus rapide possible. Cette représentation n'est pas adaptée à la conception de robots souples pneumatiques et n'intègre pas la contrainte d'alimentation pneumatique. Cependant, elle permet la définition de distributions de matière aux formes très libres. Cette représentation de robot souple est, à notre sens, la plus prometteuse pour représenter un robot souple pneumatique à condition de l'adapter. Elle a, de plus, été intégrée à un algorithme génétique et les auteurs proposent un mécanisme de croisement pour cette représentation. Ce dernier point est encourageant.

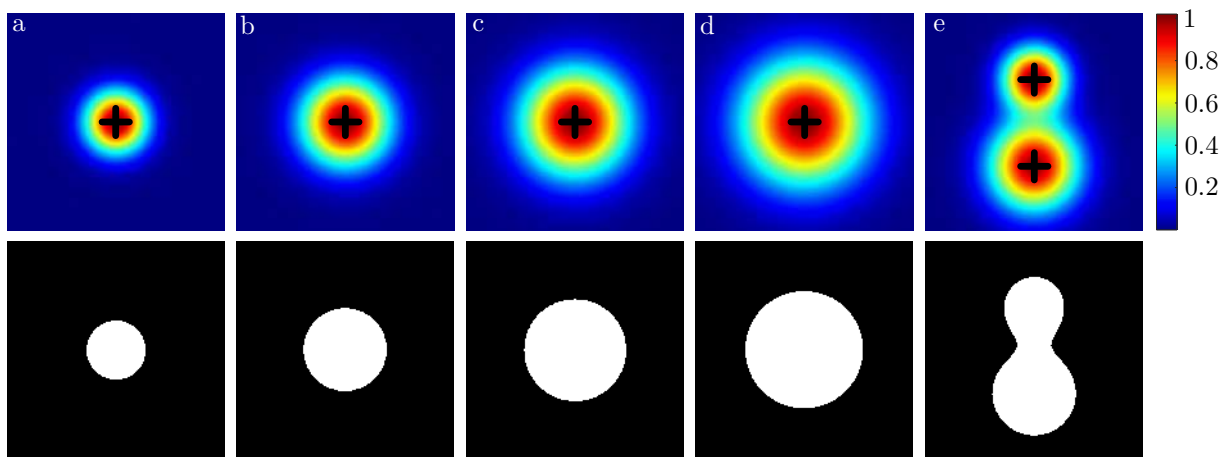


FIGURE 2.4 – Illustration de la participation (haut) à la distribution de matière (bas) pour des GMP d'activation croissante (a-d) et pour deux GMP, d'activation différente, proche l'un de l'autre (e).

En résumé, nous remarquons qu'aucune des représentations de robot souple identifiées dans la littérature ne permet une représentation de chambres pneumatiques aussi variées que nous le souhaitons et en rendant possible la prise en compte explicite de l'alimentation pneumatique. Nous identifions cependant une représentation basée sur l'utilisation de GMPs et manipulable par un algorithme génétique. Dans la suite du travail, nous proposons de construire une représentation de robot souple faisant intervenir des GMPs.

2.2.2 Proposition de description

2.2.2.1 Notre approche

La représentation est construite en s'appuyant sur les travaux dans [Hiller and Lipson, 2012]. Des GMPs répartis dans un volume de manière aléatoire ne permettent pas de définir à coup sûr un évidement continu de matière comme nous le souhaitons. L'exemple généré en Figure 2.5-a le montre bien. Pour autant, si ceux-ci sont suffisamment proches les uns des autres, il est possible de parvenir à construire un volume continu avec une section variable, comme illustré en Figure 2.5-b. C'est l'approche que nous proposons.

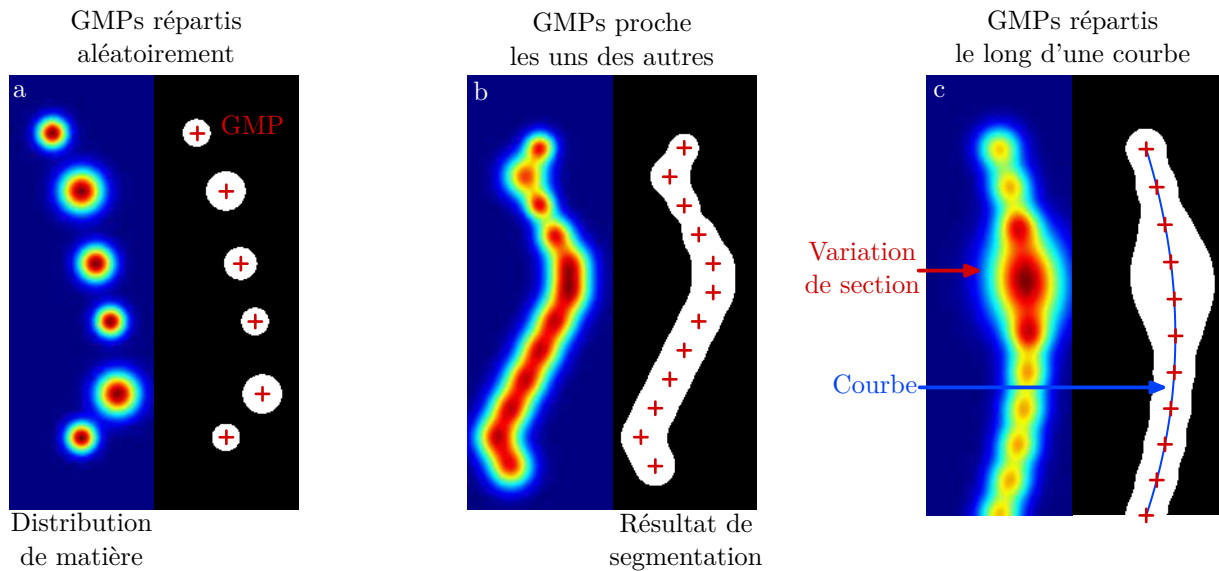


FIGURE 2.5 – Illustration de la distribution de matière et de la segmentation obtenue pour plusieurs situations avec des GMPs répartis aléatoirement dans le volume (a), des GMPs formant un unique volume (b) et des GMPs distribués le long d'une courbe de Bézier (c).

Notre proposition est donc de décrire la chambre pneumatique d'un robot souple par un ensemble de courbes au long desquelles sont placées les GMPs. Les courbes vont permettre de contrôler la forme du réseau de cavités. Les GMPs distribués le long des courbes vont permettre de constituer l'enlèvement de matière. Ainsi, nous pourrions faire varier la section de la chambre le long de la courbe grâce aux GMPs comme en Figure 2.5-c. Nous proposons en particulier d'utiliser les courbes de Bézier, car nous pouvons alors exploiter plusieurs de leurs propriétés à notre avantage. En premier lieu, une courbe de Bézier est définie par un nombre limité de points de l'espace, les points de contrôle (nous présentons un exemple avec trois points de contrôle en Figure 2.6). Elles peuvent donc être définies avec un nombre limité de paramètres scalaires ce qui facilite l'obtention d'une présentation compacte, i.e. avec peu de paramètres pour limiter la complexité de la manipulation des solutions candidates dans l'algorithme génétique.

Ensuite, une courbe de Bézier est contenue dans l'enveloppe convexe de ses points de contrôle (Figure 2.6). Ainsi, en choisissant convenablement ces points de contrôle dans le volume de conception, cette courbe de Bézier restera dans le volume de conception. Nous pouvons donc assurer facilement que toute structure interne ainsi créée ne vient pas "percer" le contour externe, ce qui rendrait inexploitable la solution.

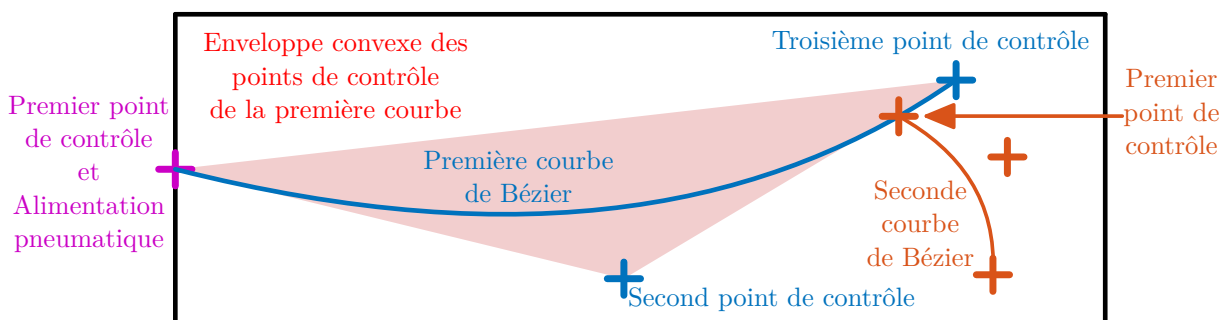


FIGURE 2.6 – Illustration dans le plan des propriétés des courbes de Bézier utilisées pour définir une chambre pneumatique avec des ramifications et un point d'alimentation fixe dans un volume de conception (noir).

Enfin, une courbe de Bézier passe nécessairement par son premier et son dernier point de contrôle, ce qui nous permet de fixer l'alimentation pneumatique. Cette propriété est illustrée en Figure 2.6 pour deux courbes de Bézier. La première prend son alimentation au point fixe d'alimentation du volume comme en Figure 2.1. La seconde courbe s'alimente sur cette première courbe qui, de fait, est déjà alimentée.

Afin de définir plus précisément le contenu de notre contribution dans la suite, nous commençons par définir les courbes de Bézier utilisées avec le paramétrage associé. Ensuite, nous définissons la manière dont les GMPs sont distribués et définis le long de la courbe. Enfin, nous illustrerons notre représentation sur plusieurs géométries. Une nomenclature de toutes les notations introduites par la suite est disponible en annexe 4.5.

2.2.2.2 Définition des courbes de Bézier

La représentation proposée doit pouvoir inclure un certain nombre d'éléments géométriques comme des sections variables et des ramifications pour répondre à l'exigence 1 (Figure 2.1). Ainsi, nous proposons de représenter la chambre pneumatique d'un robot souple par un ensemble de N_c courbes de Bézier Γ_k , $k \in \llbracket 0, N_c - 1 \rrbracket$. De cette manière, elle peut avoir un maximum de $N_c - 1$ ramifications, partant d'une branche principale.

Soit une courbe Γ_k définie par $N_k + 1$ points de contrôle, notés $\mathbf{C}_{c,k}$ ($c \in \llbracket 0, N_k \rrbracket$). Ces points permettent de définir la position dans l'espace de la courbe. L'expression d'un point $\mathbf{M}_k(t)$ selon l'abscisse curviligne $t \in [0, 1]$ de la courbe Γ_k est donnée par l'expression :

$$\mathbf{M}_k(t) = \sum_{c=0}^{N_k} \binom{N_k}{c} t^c (1-t)^{N_k-c} \mathbf{C}_{c,k} \quad (2.1)$$

L'alimentation pneumatique est assurée par l'intermédiaire de contraintes que nous appliquons à nos courbes de Bézier. Dans un premier temps, la courbe Γ_0 est reliée à l'alimentation pneumatique du volume de conception en y fixant le point de contrôle $\mathbf{C}_{0,0}$ comme c'est le cas dans les Figures 2.6 et 2.7. Les courbes Γ_k ($k > 0$) sont reliées à Γ_0 directement ou à une ramification elle-même reliée à Γ_0 . Ainsi, une courbe Γ_k doit être reliée à une courbe de l'ensemble $\{\Gamma_i, i \in [0, k-1]\}$. Cela impose que le premier point de cette courbe Γ_k , $\mathbf{C}_{0,k}$, appartienne à une courbe de l'ensemble $\{\Gamma_i, i \in [0, k-1]\}$ (Figure 2.7-a). Nous proposons donc $n_k \in \llbracket 0, k-1 \rrbracket$ l'indice de la courbe à laquelle appartient $\mathbf{C}_{0,k}$ et $t_k \in [0, 1]$, le nombre tel que $\mathbf{C}_{0,k} = \mathbf{M}_{n_k}(t_k)$. Nous imposons par cette définition que l'alimentation d'une nouvelle ramification appartienne à une courbe déjà alimentée, car le point $\mathbf{C}_{0,k}$ appartient à la courbe Γ_k et à la courbe Γ_{n_k} . Le couple de scalaires (n_k, t_k) définit le point $\mathbf{C}_{0,k}$ de raccordement de la courbe Γ_k à la courbe Γ_{n_k} .

2.2.2.3 Définition d'un GMP le long d'une courbe de Bézier

Un GMP est défini par quatre paramètres scalaires. Trois correspondent aux coordonnées de son centre et un quatrième paramètre permet de définir la contribution à la distribution de matière. Ce terme est désigné comme l'activation du GMP. Ainsi, nous introduisons ici le paramètre d'activation $\Sigma_{c,k}$ associé à chaque point de contrôle $\mathbf{C}_{c,k}$ de la courbe de Bézier Γ_k permettant la définition des GMPs $(\mathbf{C}_{c,k}, \Sigma_{c,k})$. Ce paramètre d'activation $\Sigma_{c,k}$ associé à chaque point $\mathbf{C}_{c,k}$ permet la définition de GMPs le long de la courbe de Bézier définie par l'équation :

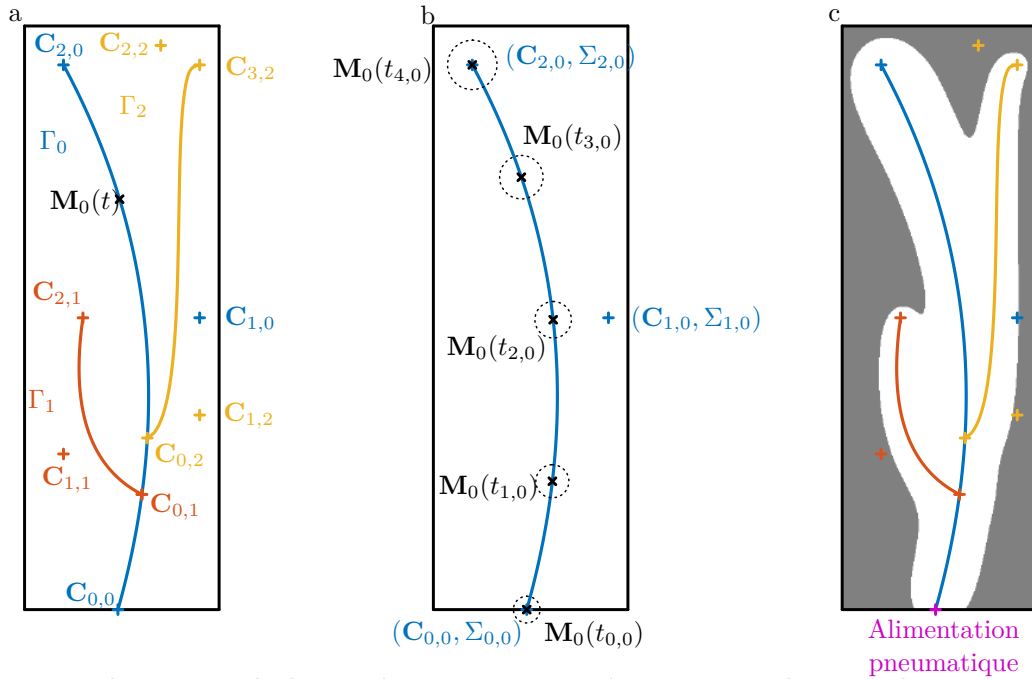


FIGURE 2.7 – Présentation de la représentation proposée pour un robot souple avec une chambre pneumatique (a) créée avec trois courbes de Bézier ($N_1 = 3$, $N_2 = 3$, $N_3 = 4$), la discrétisation de Γ_1 (b) et la distribution obtenue (c).

$$(\mathbf{M}_k(t), m_k(t)) = \sum_{c=0}^{N_k} \binom{N_k}{c} t^c (1-t)^{N_k-c} (\mathbf{C}_{c,k}, \Sigma_{c,k}) \quad (2.2)$$

Ainsi, nous assurons les mêmes propriétés du parcours de $m_k(t)$ le long de la courbe que pour le parcours de l'espace avec les points $\mathbf{M}_k(t)$ (equation 2.1). Cela signifie que $m_k(0) = \Sigma_{0,k}$ et que $m_k(1) = \Sigma_{N_k,k}$. En choisissant $\Sigma_{0,k}$ assez grand, il est possible d'avoir un diamètre minimum de l'orifice d'alimentation, assurant ainsi la taille du point d'alimentation.

2.2.2.4 Discrétisation des courbes de Bézier pour le positionnement des GMPs

Les GMPs intervenant dans le calcul de la distribution de matière sont les GMPs répartis par discrétisation des courbes de Bézier (Figure 2.5-c) et calculés à partir des points de contrôles des courbes Γ_k et de l'équation 2.2. Pour discrétiser une courbe de Bézier, deux choix sont possibles. Nous pourrions distribuer des GMPs avec un intervalle fixe de la valeur de t entre chaque GMP ou les distribuer à distance fixe le long de la courbe. Dans le premier cas, il est possible que tous les GMPs se concentrent dans un volume restreint sur une petite portion de la courbe. Pour éviter cette situation, nous cherchons à calculer une distribution de GMPs le long des courbes de Bézier avec une distance fixe entre ceux-ci. Nous considérons que cela va favoriser l'obtention d'un réseau continu comme celui de Figure 2.5-c.

Les GMPs issus de la discrétisation seront notés $(\mathbf{D}_{d,k}, \sigma_{d,k})$. Cela signifie que $\mathbf{D}_{d,k}$ est la position du $d^{\text{ème}}$ GMP de la discrétisation de la courbe Γ_k . De la même manière, $\sigma_{d,k}$ est l'activation du $d^{\text{ème}}$ GMP de la discrétisation de la courbe Γ_k .

La distribution régulière des points $\mathbf{D}_{d,k}$ le long de la courbe Γ_k impose de pouvoir calculer la longueur de la courbe. La longueur de la courbe entre deux points $\mathbf{M}_k(t_1)$ et $\mathbf{M}_k(t_2)$ d'une courbe Γ_k se définit par :

$$\int_{t_1}^{t_2} \left\| \frac{d\mathbf{M}_k(t)}{dt} \right\| dt$$

Nous proposons de construire une approximation numérique de cette équation, car son expression analytique n'est pas connue [Gravesen, 1995]. Pour cela, nous définissons la fonction $L_k(t)$, la fonction longueur de courbe depuis le premier point de contrôle de la courbe Γ_k jusqu'au point $\mathbf{M}_k(t)$ par :

$$L_k(t) = \int_0^t \left\| \frac{d\mathbf{M}_k(x)}{dx} \right\| dx \quad (2.3)$$

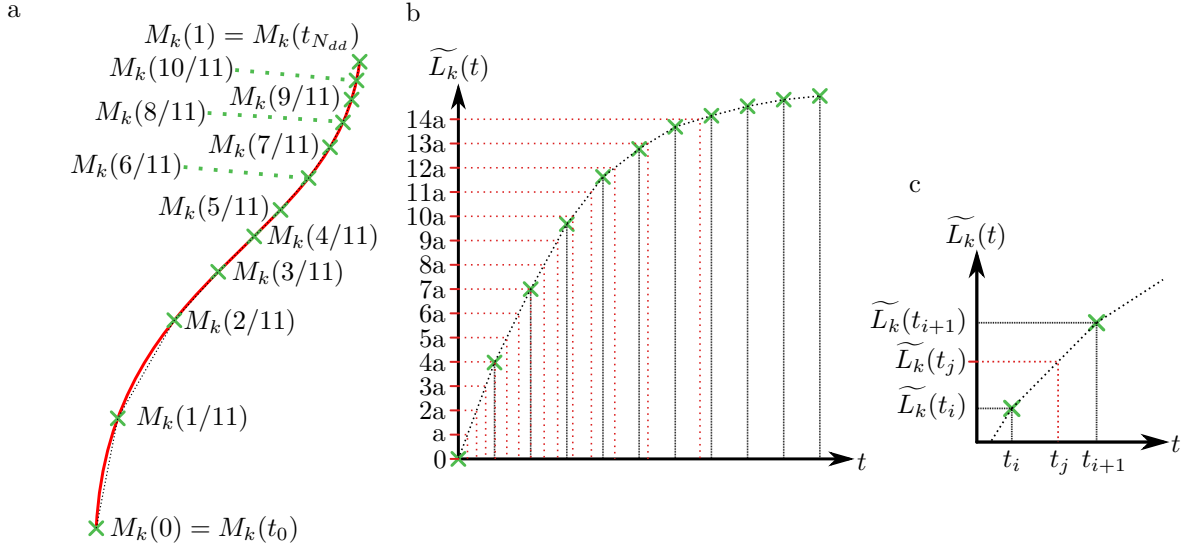


FIGURE 2.8 – Présentation de la méthode de discrétisation avec la courbe échantillonnée en douze points (a), la reconstruction de la fonction $L_k(t)$ à partir de cet échantillonnage (b) et l'illustration de la méthode d'interpolation pour la discrétisation à une distance fixe entre chaque point $\mathbf{D}_{d,k}$ de la courbe (c).

Pour approximer numériquement cette fonction, nous définissons $t_i = i/N_{dd}, i \in \llbracket 0, N_{dd} \rrbracket$ de telle sorte que $t_i \in [0, 1]$ et $t_0 = 0$. $N_{dd} + 1$ est le nombre de points qui seront distribués le long de chaque courbe de Bézier pour en approximer la longueur (Exemple en Figure 2.8-a). Ce nombre doit être suffisamment grand pour limiter l'impact de l'approximation faite par la suite. Nous approximations $L_k(t_i)$, équation 2.3, par la fonction $\widetilde{L}_k(t_i)$:

$$\widetilde{L}_k(t_i) = \sum_{j=1}^i \left\| \overrightarrow{\mathbf{M}_k(t_{j-1})\mathbf{M}_k(t_j)} \right\|$$

Cette approximation permet d'estimer la longueur de la courbe $L_k(t)$ en un point $\mathbf{M}_k(t)$ (Figure 2.8-c). Nous cherchons alors les valeurs de t pour distribuer des points le long de la courbe avec une distance fixe entre les points.

Nous posons a la distance devant séparer deux points de la discrétisation. Il existe un $t_j, j \in \mathbb{N}$ tel que $\widetilde{L}_k(t_j) = j \cdot a$ (Figure 2.8-b). Or, $\widetilde{L}_k(t_j)$ appartient à un intervalle $[\widetilde{L}_k(t_i), \widetilde{L}_k(t_{i+1})]$ calculé précédemment (Figure 2.8-c). L'interpolation se résume alors à approximer t_j par :

$$t_j = t_i + (t_{i+1} - t_i) \frac{\widetilde{L}_k(t_j) - \widetilde{L}_k(t_i)}{\widetilde{L}_k(t_{i+1}) - \widetilde{L}_k(t_i)} \quad (2.4)$$

Ainsi, nous distribuons les GMPs $(\mathbf{D}_{d,k}, \sigma_{d,k})$ le long de la courbe avec une distance fixe a les uns des autres. Chaque position $\mathbf{D}_{d,k}$ est souhaitée être à $d \cdot a$ de l'origine de la courbe Γ_k . Alors, nous sommes en mesure de calculer les paramètres associés aux GMPs $(\mathbf{D}_{d,k}, \sigma_{d,k}) = (\mathbf{M}_k(t_j), m_k(t_j))$ car les paramètres t_j ont été calculés par l'intermédiaire de l'équation 2.4. La répartition de matière peut alors être calculée à l'aide de tous ces GMPs.

2.2.2.5 Calcul de la distribution de matière

Nous posons g la fonction qui permet de calculer la participation d'un GMP en un point $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^3$ de l'espace de conception. La fonction g pour un GMP $(\mathbf{D}_{d,k}, \sigma_{d,k})$ s'exprime par :

$$g(\mathbf{P}, \mathbf{D}_{d,k}, \sigma_{d,k}) = e^{-\frac{\|\mathbf{P}\mathbf{D}_{d,k}\|^2}{2\sigma_{d,k}}} \quad (2.5)$$

Cette fonction a été utilisée pour produire les exemples en Figure 2.4. Sa particularité est de valoir 1 lorsque $\mathbf{P} = \mathbf{D}_{d,k}$ selon l'équation 2.5. Cela signifie que le seuil est, à priori, à choisir entre 0 et 1, la fonction g restant entre 1 et 0, quand \mathbf{P} est à l'infini par rapport à $\mathbf{D}_{d,k}$. De cette manière, un GMP éloigné de \mathbf{P} a peu de conséquences sur la répartition de matière du voxel évalué.

Pour calculer la distribution globale de matière au sein du volume, nous réalisons la somme, en équation 2.6, de la participation de tous les GMP obtenus par discrétisation des courbes de Bézier. De cette manière, nous pouvons calculer, grâce à une fonction de seuil présentée en équation 2.7, la présence ou non de matière dans le volume.

$$f(\mathbf{P}) = \sum_{k=0}^{N_c-1} \sum_{d=0}^{N_d} g(\mathbf{P}, \mathbf{D}_{d,k}, \sigma_{d,k}) \quad (2.6)$$

$$R(\mathbf{P}) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(\mathbf{P}) > \text{seuil} \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.7)$$

Le volume de conception est alors finalement discrétisé en voxels pour être utilisé en entrée d'un réseau de neurones tel que décrit en chapitre 1. Nous conservons la même discrétisation spatiale et ainsi, évaluons, voxel par voxel, la présence ou non de matière par l'intermédiaire des équations 2.6 et 2.7. La position \mathbf{P} alors considérée pour évaluer ces équations est, pour chaque voxel, son centre (Figure 2.9).

Afin de permettre la création d'un réseau pneumatique continu, nous faisons deux choix : i) les GMPs distribués le long de chaque courbe de Bézier sont écartés de la même distance que la taille d'un voxel. ii) Nous choisissons le seuil de la fonction $R(\mathbf{P})$ de telle sorte qu'un GMP avec une activation de 1 retire une sphère d'un voxel de rayon. C'est ce que nous illustrons en Figure 2.9 dans un cas plan. Dans cette figure, un GMP avec une activation de 1 est placé au centre d'un voxel où f est évaluée pour déterminer si un voxel est vide ou plein. Il est alors possible de voir le cercle marquant le domaine où $R(\mathbf{P})$ vaut 0. Celui-ci peut ainsi atteindre les voxels adjacents au voxel où est placé le GMP. Ainsi nous donnons à l'utilisateur de notre méthode un moyen de définir des réseaux continus avec notre représentation.

2.2.2.6 Illustrations

Afin d'illustrer les capacités de notre représentation vis-à-vis de l'exigence 1, nous proposons plusieurs exemples de géométries de chambres en Figure 2.10. Les courbes de Bézier y ont été définies

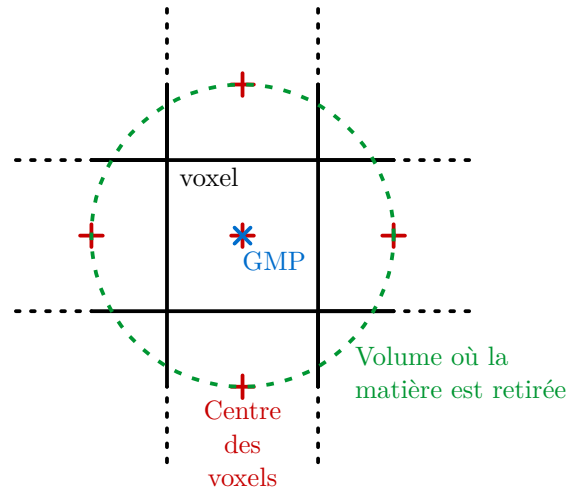


FIGURE 2.9 – Exemple d’un voxel représenté dans le plan avec un GMP défini en son centre. L’activation du GMP est de 1 et la fonction de seuil $R(\mathbf{P})$ vaut 0 à l’intérieur du cercle vert. Cela inclut les voxels adjacents au voxel central. Le cercle fait exactement un voxel de rayon.

dans un plan médian du volume pour faciliter la visualisation des courbes. Sur cette figure, seuls les points de contrôles des courbes de Bézier et les courbes de Bézier ont été représentés. Les exemples proposés correspondent à des formes ramifiées (Figure 2.10-a), à section variable (Figure 2.10-b) et quelconque (Figure 2.10-c).

En Figure 2.10-a, nous proposons une représentation avec des ramifications. Nous avons fait le choix de ne pas faire varier les activations des points de contrôle des courbes de Bézier et observons, de fait, une section homogène des ramifications. Cela met en avant le fait qu’un GMP a peu d’influence sur un voxel éloigné de sa position. Nous observons, de plus, sur la vue en coupe, un épaississement à la base de chacune des ramifications. Cela est dû à la contribution des GMPs des deux courbes de Bézier qui y contribuent significativement au retrait de la matière. Ce phénomène peut être observé pour chacune des deux courbes orange et jaune en Figure 2.10-a.

En Figure 2.10-b, nous proposons une représentation avec une unique courbe de Bézier dont les activations des points de contrôles varient. Nous mettons ainsi en avant les changements possibles de sections le long d’une ramification. Afin d’obtenir de fortes variations de sections, nous remarquons que la plupart des activations des points de contrôles de la courbe sont soit, très proche de 0 ou très grand devant l’activation de 0.2 utilisée en Figure 2.10-a et c.

Nous remarquons une possibilité supplémentaire que nous n’avions pas envisagée lors de la définition des exigences en introduction de ce chapitre. Il est possible d’associer les courbes de Bézier pour définir des chambres aux formes quelconques et, ainsi, très diversifiées. Ainsi en Figure 2.10-c, nous proposons une représentation définie de manière similaire à la représentation en Figure 2.10-a. À nouveau, les activations ne varient pas entre les différents points de contrôles. Cependant, la proximité des courbes de Bézier entre elles permet de retirer toute la matière à leur proximité pour former une cavité unique et de forme complexe. Ainsi, nous montrons qu’en associant les courbes de Bézier entre elles, nous pouvons décrire des formes non limitées à des formes tubulaires à section variables.

Les formes obtenues pour les 3 exemples en Figure 2.10 ont été définies par un nombre variable de paramètres. Il aura ainsi nécessité 32, 28 et 40 paramètres scalaires pour définir ces exemples très différents les uns des autres.

Ainsi, nous proposons une représentation de robot souple permettant la définition de chambres avec un nombre variable de paramètres. Elle permet la représentation d’une grande diversité de formes,

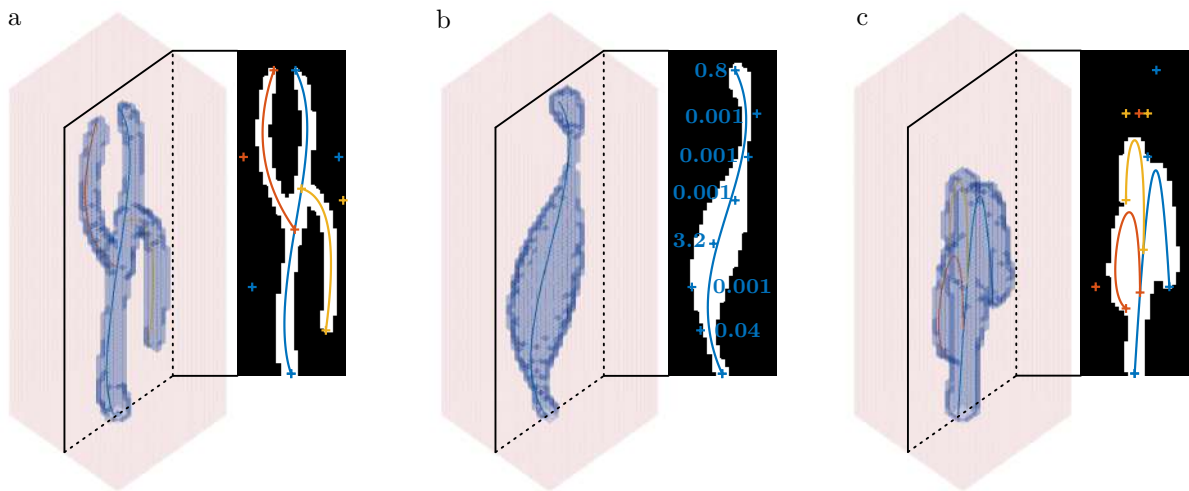


FIGURE 2.10 – Représentation de chambres pneumatiques (bleu) au sein du volume de matière (rose) pour différentes formes. Les courbes ont été définies dans un plan et celui-ci est représenté à côté de chaque exemple. Les activations différentes de 0.2 sont précisées à côté de chaque point de contrôle.

respectant l'**exigence 1**, et d'assurer l'alimentation pneumatique des différents volumes vides. Elle dépend de deux hyperparamètres, que sont l'écart entre deux GMPs d'une courbe de Bézier et le seuil de la fonction de répartition de matière dont nous avons proposé un critère de choix.

2.2.3 Généralisation

2.2.3.1 Entités à représenter

Comme nous l'avons indiqué en introduction de ce chapitre, la définition d'un robot souple passe par la conception de sa géométrie, ce qui inclut les géométries internes (**exigences 1 et 3**) et externes (**exigence 2**). Nous avons commencé par répondre à l'**exigence 1** avec notre représentation. Nous étendons notre représentation pour pouvoir décrire la modification de la bordure extérieure (Figure 2.11-bleu) et l'introduction d'inclusions non alimentées pneumatiquement (Figure 2.11-vert). Nous proposons aussi de répondre à l'**exigence 1** dans le cas de plusieurs chambres pneumatiques avec des points d'alimentations fixes (Figure 2.11, violet et rouge). Quatre entités doivent être gérées dans la représentation en Figure 2.11. Les deux premières sont associées aux deux chambres pneumatiques et les deux dernières sont associées à une inclusion et une modification de la bordure extérieure du volume.

2.2.3.2 Gestion des inclusions et modification du contour

Une entité est, dans notre cas, une collection de GMPs. Ces GMPs peuvent être obtenus par la discrétisation de courbes de Bézier comme dans la partie précédente ou directement manipulés à travers leurs positions et activations. Ce dernier choix est fait pour les inclusions, comme schématisé en Figure 2.11.

Il nous faut adapter la fonction f décrite en équation 2.6 pour le calcul de l'influence des différents GMPs. En particulier, afin de gérer la présence des différentes entités, il faut assurer que les différentes entités puissent coexister dans le volume. Pour ce faire, les volumes associés ne doivent pas être connectés entre eux et coexister. Nous parlons dans la suite d'"exclusion mutuelle" entre entités que nous explicitons dans la suite.

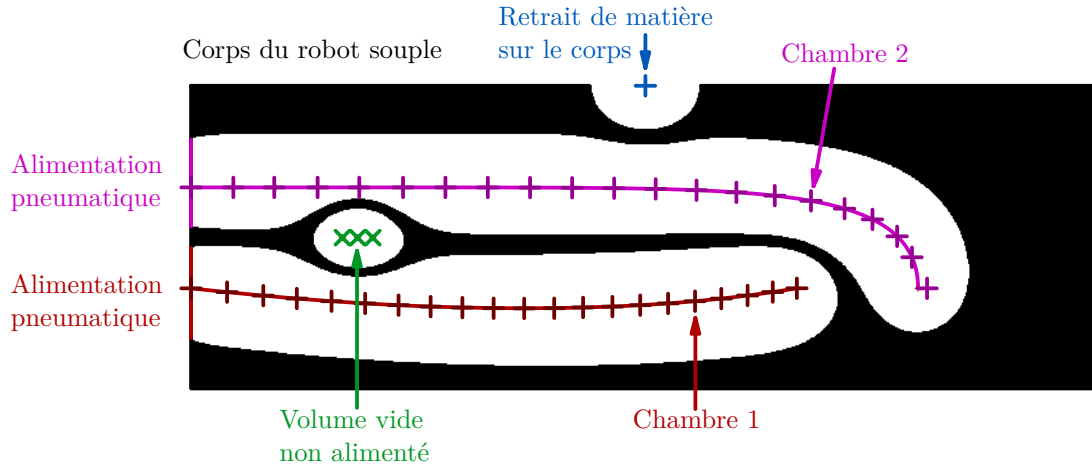


FIGURE 2.11 – Illustration en deux dimensions d'une distribution de matière contenant deux chambres pneumatiques distinctes, un volume vide non alimenté et un retrait de matière sur la bordure extérieur du corps du robot souple.

2.2.3.3 Représentation de n entités dans la distribution

Supposons que nous ayons n entités existantes au sein d'un volume. Gardons la fonction g qui donne la contribution d'un GMP dans le volume. Chaque entité $i \in \llbracket 1, n \rrbracket$ est définie par un ensemble de GMPs qui permettent de définir une fonction $f_i(\mathbf{P})$ en tout point \mathbf{P} du volume. Cette fonction est similaire à la formulation donnée en équation 2.6. Elle se base sur la somme des contributions des GMPs de l'entité i en ce point \mathbf{P} :

$$f_i(\mathbf{P}) = \sum_{gmp \in \{\text{GMPs de l'entité } i\}} g(\mathbf{P}, gmp) \quad (2.8)$$

L'"exclusion mutuelle" entre les entités est définie par la mise en compétition des entités entre elles. Pour mettre en place cette compétition, une seule entité est considérée contributive au retrait de matière en un point \mathbf{P} alors que toutes les autres contribuent à la conservation de la matière. Pour ce faire, nous prenons l'entité ayant la plus forte contribution en ce point \mathbf{P} . Les contributions de toutes les autres entités lui sont alors soustraites pour donner la valeur de $f(\mathbf{P})$ en équation 2.9.

$$\begin{aligned} f(\mathbf{P}) &= \max(\{f_i(\mathbf{P}), i \in \llbracket 1, n \rrbracket\}) - (\text{somme du reste des } f_i(\mathbf{P})) \\ &= \max(\{f_i(\mathbf{P}), i \in \llbracket 1, n \rrbracket\}) - \left(\sum_{i=1}^n f_i(\mathbf{P}) - \max(\{f_i(\mathbf{P}), i \in \llbracket 1, n \rrbracket\}) \right) \\ &= 2 \cdot \max(\{f_i(\mathbf{P}), i \in \llbracket 1, n \rrbracket\}) - \left(\sum_{i=1}^n f_i(\mathbf{P}) \right) \end{aligned} \quad (2.9)$$

Afin d'illustrer le comportement de l'"exclusion mutuelle", nous proposons plusieurs exemples en une dimension en Figure 2.12. Lorsque deux GMPs de deux entités sont distants comme en Figure 2.12-a, les deux GMPs contribuent sans que l'un n'interfère avec l'autre. Si ces deux entités se rapprochent, alors l'interférence est visible sur la distribution globale f (Figure 2.12-b). f passe alors par un minimum entre les GMPs des deux entités. De cette manière, de la matière y sera conservée. Enfin, si plusieurs entités sont définies dans un volume restreint, il est possible qu'une entité ne puisse pas contribuer au retrait de matière à cause de la trop grande opposition des autres entités (Figure 2.12-c).

C'est notamment le cas de l'entité définie par un GMP en Figure 2.12-c, jaune, qui ne peut faire passer la distribution globale f au-dessus du seuil, car f reste négative lorsque f_3 est maximum.

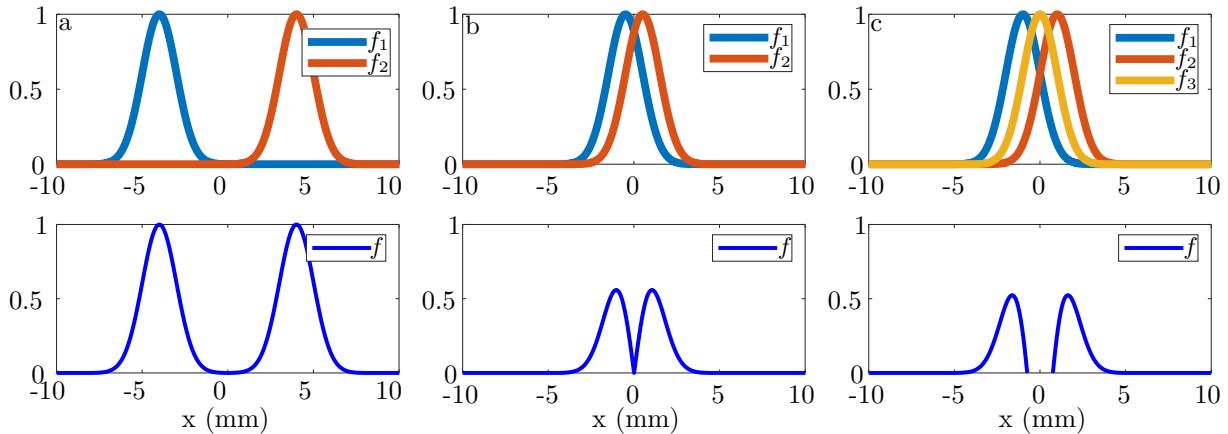


FIGURE 2.12 – Illustration en une dimension du comportement de la fonction f (bas) défini avec 2 entités (a et b) et 3 entités (c) dont les contributions f_i sont aussi données (haut). Chacune des entités n'est définie qu'avec un GMP avec la même activation.

Nous illustrons en trois dimensions notre représentation généralisée avec trois entités (Figure 2.13-a) et deux entités (Figure 2.13-b et c). La Figure 2.13-a illustre l'introduction d'une inclusion, en vert, nécessaire pour répondre à l'**exigence 3** et les interférences pouvant arriver lorsque deux entités de chambres pneumatiques, ici en bleu et orange, passent par les mêmes positions de l'espace. Alors, les réseaux pneumatiques des deux chambres pneumatiques définies par les courbes de Bézier en orange et bleu ne sont pas continus. Les mêmes interférences peuvent arriver entre toutes les entités de la distribution. Cela implique que la définition d'une inclusion peut imposer la discontinuité d'une chambre pneumatique par exemple. La gestion de l'alimentation pneumatique doit alors passer par des mécanismes de contrôle tiers. Il est aussi possible de considérer que, dans l'exemple Figure 2.12-a, seules les deux petites chambres en bas du volume sont alimentées et que les sept autres volumes sont des inclusions. De cette manière, cette solution devrait générer peu de mouvement et ainsi être rejetée par une méthode de conception.

Les robots représentés en Figure 2.13-b et c ont été directement inspirés des exemples dans [Demir et al., 2020, Chen et al., 2023] donnés en Figure 2.1 pour montrer la capacité de notre représentation dont celle de satisfaire l'**exigence 2** consistant à pouvoir modifier la bordure extérieure. Ainsi en Figure 2.13-b, une première courbe de Bézier permet l'alimentation de trois ramifications qui forment les chambres caractéristiques de ces robots souples dont la surface (à droite dans la vue en coupe) ploie lors de l'actionnement. Ces chambres sont alors séparées par un ensemble de GMPs regroupé dans la même entité en vert dans la Figure 2.13-b.

En Figure 2.13-c, une chambre pneumatique passe par une succession de changements de section. Ces changements de section ont été définis par l'intermédiaire de courbes de Bézier secondaires. Ils ont aussi été rendus possibles par les retraits de matière, en vert en Figure 2.13-c, qui viennent "exclure" la chambre pneumatique des bords et la restreignent au centre du volume. La forme obtenue ressemble ainsi au résultat proposé par [Chen et al., 2023] en Figure 2.1.

Nous en concluons que la représentation que nous proposons peut être généralisée pour permettre la représentation de robots souples dont la forme extérieure varie, définis avec plusieurs chambres pneumatiques et dont la structure peut être affaiblie par des évidements de matière non pressurisés. Nous proposons une représentation dont la description conserve un sens physique explicite. Un concep-

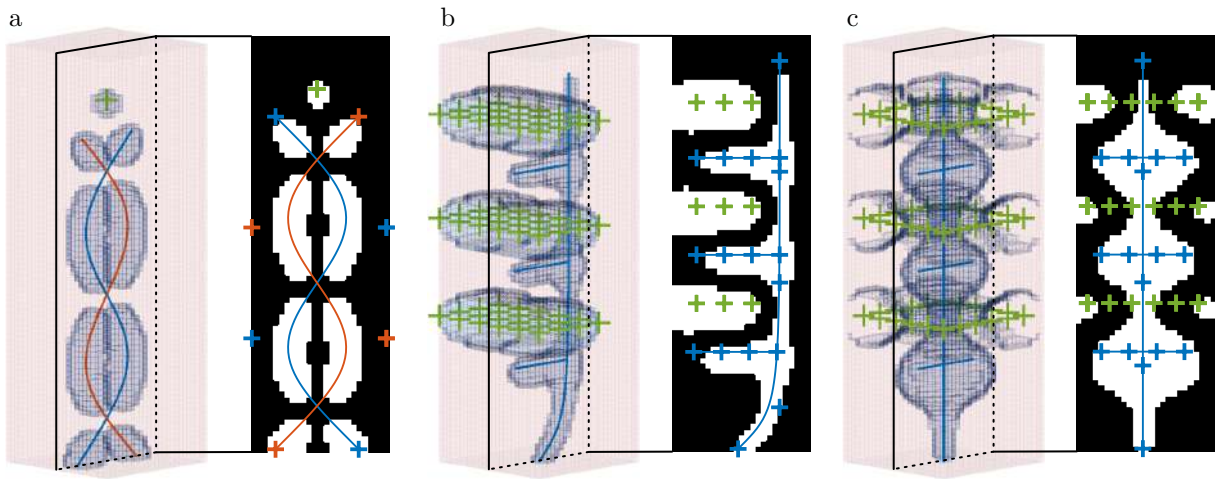


FIGURE 2.13 – Illustration de robots souples définis par notre représentation généralisée.

teur peut ainsi retirer de la matière par l'intermédiaire des courbes de Bézier et en gérer la section par l'intermédiaire des activations des points de contrôles. Notre représentation intègre, de plus, un moyen de modifier la bordure extérieure et de définir des volumes vides non alimentés pneumatiquement. Dans la suite, nous mettons en place une telle méthode à l'aide d'un algorithme génétique. Autrement dit, la représentation proposée est, à notre sens, particulièrement bien adaptée à une conception s'appuyant sur des méthodes génératives. Comme précisé en introduction générale, nous nous focalisons alors sur la conception de la structure interne.

2.3 Méthode de conception

2.3.1 Description d'un algorithme génétique

Les algorithmes génétiques se basent sur des mécanismes inspirés de la théorie de l'évolution. Un algorithme génétique crée une succession de générations et une génération est composée d'individus. L'objectif d'un algorithme génétique est d'obtenir des individus toujours plus performants en reproduisant les plus performants entre eux génération après génération. Un schéma du fonctionnement d'un algorithme génétique est disponible en Figure 2.14. Nous pouvons voir sur ce schéma qu'une nouvelle génération est créée à chaque parcours de la boucle principale.

Les nouveaux individus qui pourront constituer les générations suivantes sont créés par un mécanisme de reproduction entre deux individus basé sur des règles de croisement et de mutation. Les individus utilisés pour la reproduction sont désignés comme les parents du nouvel individu, lui-même désigné comme l'enfant de cette reproduction. Un individu se définit par son génotype et son phénotype. Le génotype d'un individu correspond à l'ensemble de ses caractéristiques qui permettent sa définition. Le phénotype d'un individu correspond à ses caractéristiques observables. Ainsi, un algorithme génétique produit de nouveaux génotypes par reproduction entre deux individus, évalue les phénotypes de ces individus et sélectionne les parents parmi les meilleurs individus à sa disposition. Ces étapes constituent l'architecture commune des algorithmes génétiques présentés en Figure 2.14. Le travail réalisé en section 2.2 va nous aider à définir le génotype d'un individu. Nous le discutons, ainsi que le phénotype, en section 2.3.2. Nous devons ensuite définir dans notre contexte les stratégies de croisement d'individus et la mutation, ce que nous faisons en section 2.3.3.

Après chaque étape de reproduction, de nouveaux individus sont créés. Il faut alors évaluer leurs

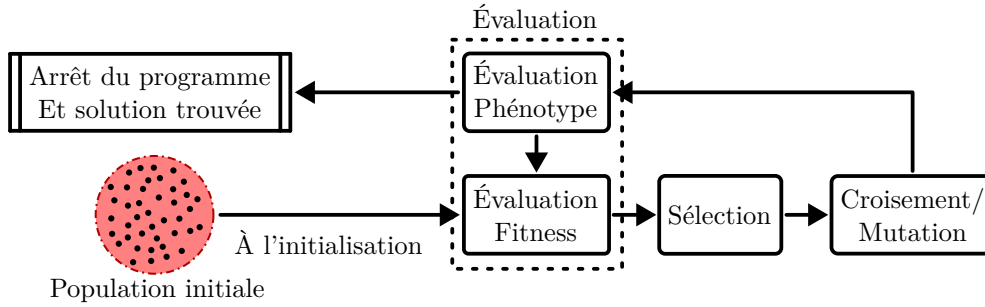


FIGURE 2.14 – Représentation de l’architecture classique d’un algorithme génétique avec les étapes d’évaluation, de sélection et de croisement/mutation.

performances pour recommencer ce processus de reproduction et ainsi passer à la génération suivante. Afin de limiter le coût en temps de calcul, nous avons proposé d’estimer leurs phénotypes par l’intermédiaire d’un modèle construit par apprentissage profond. L’intégration de l’utilisation d’un tel modèle est abordée et discutée en sections 2.3.4 et 2.3.5.

2.3.2 Définition du génotype et du phénotype d’un individu

Ici, nous nous recentrons, comme dans le chapitre 1, sur la recherche de structures internes pour la réponse à un besoin en déplacement donné. Le génotype d’un robot souple est associé à la représentation d’une chambre pneumatique introduite en début de chapitre. Cela inclut les paramètres des points de contrôle des courbes de Bézier, leurs activations et les paramètres $n_k, k \in [1, N_c - 1]$ et $t_k, k \in [1, N_c - 1]$ définissant, par exemple, un robot souple avec sept points de contrôle en Figure 2.15. Deux points de contrôle y sont définis par l’intermédiaire des paramètres $((n_1, t_1), (n_2, t_2))$. Pour rappel, le point de contrôle $C_{0,0}$ est fixé à l’alimentation. Nous ne considérons pas que ce point de contrôle puisse être hérité, car il est commun à tous les individus. Le génotype est donc constitué de l’ensemble des points de contrôles et de leurs activations $\{(C_{c,k}, \Sigma_{c,k}) | \forall c \in [1, N_k], \forall k \in [0, N_c - 1]\}$ et des paramètres de raccord entre les courbes de Bézier $\{(n_k, t_k) | \forall k \in [1, N_c - 1]\}$.

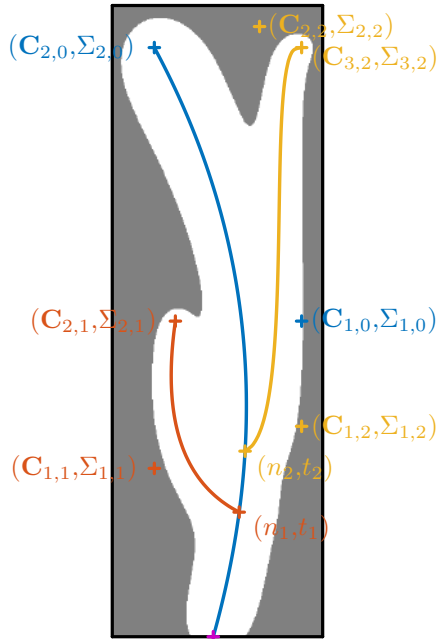
Le phénotype est défini à partir des déplacements souhaités en n points $\mathbf{P}_i, i \in [1, n]$ sur le corps du robot souple (Figure 2.1). Ils sont notés $\mathbf{U}_i, i \in [1, n]$. Ainsi, le phénotype d’un individu est un vecteur de $3 \cdot n$ termes.

2.3.3 Définition des opérations de croisement et de mutation

2.3.3.1 Croisement de deux individus

Dans [Hiller and Lipson, 2012], les auteurs utilisent un processus de croisement fondé sur une segmentation aléatoire du volume de conception en deux par un plan dont les paramètres de définition sont tirés au hasard. Ainsi, l’individu enfant est constitué des points de contrôle du parent 1 qui se trouve d’un côté du plan et des points de contrôle du parent 2 qui se trouve de l’autre côté du plan. Ce processus peut être retrouvé dans plusieurs algorithmes génétiques [Pavai and Geetha, 2017, Umbarkar and Sheth, 2015] et est souvent désigné comme le croisement en un point. Selon les auteurs de [Hiller and Lipson, 2012], ce choix permettrait de conserver, chez l’enfant, un héritage génétique des parents dans certaines régions du volume de conception. Nous avons fait le choix de nous en inspirer.

Ce processus de croisement ne peut cependant être simplement répliqué. Dans notre cas, les points de contrôle sont ordonnés et il est nécessaire de conserver cet ordre lors de la génération de nouveaux



Contenu du génotype de cet exemple :

Points de contrôles :

$$\{(C_{1,0}, \Sigma_{1,0}), (C_{2,0}, \Sigma_{2,0}), (C_{1,1}, \Sigma_{1,1}), (C_{2,1}, \Sigma_{2,1}), (C_{1,2}, \Sigma_{1,2}), (C_{2,2}, \Sigma_{2,2}), (C_{3,2}, \Sigma_{3,2})\}$$

Raccord entre courbes de Bézier : $(n_1, t_1), (n_2, t_2)$

FIGURE 2.15 – Illustration du génotype d'un individu défini par 3 courbes de Béziérs.

individus. Nous commençons par considérer deux individus désignés comme parent 1 et parent 2 en Figure 2.16-a et b. Nous considérons alors l'ensemble des points de contrôles définissant leurs courbes de Bézier (Figure 2.16-c). Nous segmentons l'espace en deux à l'aide d'un plan Π dont l'orientation est aléatoire (Figure 2.16-e) mais dont la position dans l'espace est fixée par le barycentre des points de contrôle des deux parents (Figure 2.16-d). Alors, les points de contrôle du parent 1 d'un côté du plan sont sélectionnés et ceux du parent 2 de l'autre côté du plan sont aussi sélectionnés (Figure 2.16-f). Seules les courbes qui peuvent être retrouvées dans les deux parents sont croisées. Chaque courbe Γ_k de l'enfant est créée à partir des points de contrôle du parent 1 dans le même ordre puis du parent 2 comme en Figure 2.16-g. Les paramètres n_k et t_k de chaque courbe autre que Γ_1 sont directement hérités du parent 1. Bien que le parent 1 soit traité différemment du parent 2, le tirage aléatoire des parents rend possible l'existence du croisement avec ces mêmes parents dans l'ordre inverse pour un autre enfant. Dans l'hypothèse où aucun point de contrôle du parent 1 et du parent 2 n'est sélectionné pour former une des courbes de l'enfant, le plan est tiré aléatoirement à nouveau. Les deux parents n'ont aucune raison d'avoir le même nombre de courbes de Bézier et la règle de croisement décrite précédemment décrit le croisement pour chaque courbe commune. Pour gérer ces courbes supplémentaires qui n'ont pas d'homologue chez l'autre parent, nous proposons de conserver chaque courbe entièrement avec une probabilité de 0.5.

Le processus de croisement est appliqué pour produire $N_{enfants}$ individus. Cela implique qu'autant de couples de parents soient sélectionnés. Ces couples sont aléatoirement sélectionnés dans une population qui, avant la création des nouveaux individus, est composée de $N_{parents}$ individus. Le processus de sélection est détaillé en même temps que l'évaluation dans la section 2.3.4.2, car il est nécessaire de détailler la performance sur laquelle se base la sélection.

2.3.3.2 Mutation d'un individu à sa création

À sa création, un individu a une chance de subir une mutation. Ce processus permet l'émergence de nouvelles caractéristiques chez les individus qui permettront d'apporter une nouvelle richesse génétique

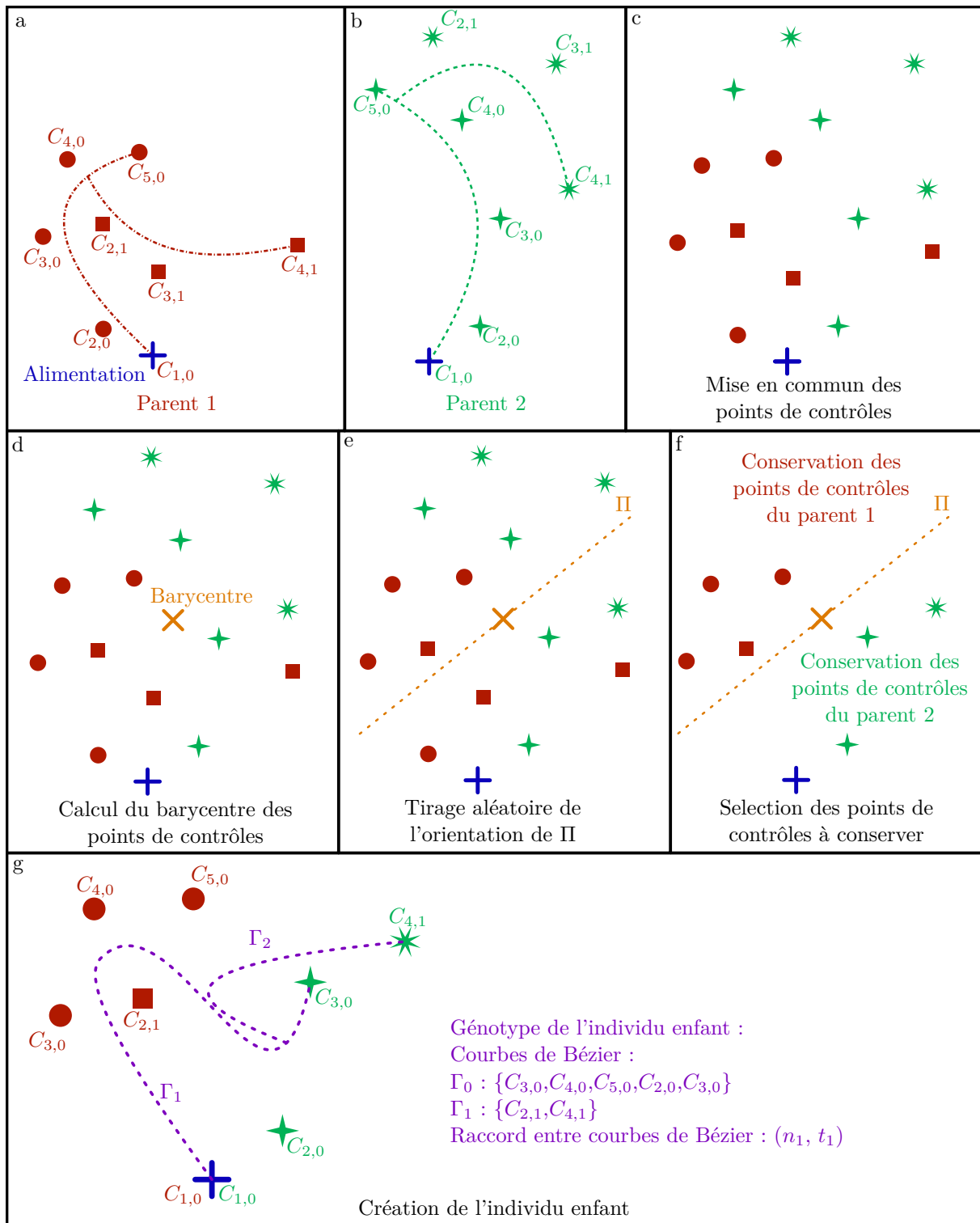


FIGURE 2.16 – Représentation du processus de croisement entre un parent 1 (rouge) et un parent 2 (vert) pour former un enfant (violet).

dans la population qui pourra ensuite être héritée dans les générations futures. La mutation améliore ainsi la capacité de recherche de l'algorithme génétique dans sa globalité. Dans notre cas, un enfant a une probabilité p_{mut} de subir une mutation. S'il est sélectionné pour subir une mutation, chacun de ses points de contrôle a une probabilité p_{mut} d'être redéfini aléatoirement dans le volume avec une activation, qui est elle aussi redéfinie aléatoirement.

2.3.4 Évaluation des performances et sélection des parents

2.3.4.1 Évaluation

La performance d'un individu est définie par la comparaison de son phénotype, **Phen**, à un phénotype recherché, **targPhen**. **targPhen** est le phénotype contenant les déplacements souhaités et **Phen** contient les déplacements évalués ou mesurés. Nous définissons la fonction de coût J par l'équation 2.10 permettant la comparaison de deux phénotypes. Cette fonction est utilisée pour évaluer les performances des individus.

$$J(\mathbf{Phen}, \mathbf{targPhen}) = \|\mathbf{Phen} - \mathbf{targPhen}\|_2 \quad (2.10)$$

2.3.4.2 Sélection

L'étape d'évaluation doit permettre d'associer une performance à chaque individu de la génération. À cet instant, la génération est constituée des individus de la génération précédente qui ont permis la création de nouveaux individus et de ceux-ci. Elle est donc constituée de $N_{parents} + N_{enfants}$ individus qui sont traités de la même manière. Ces individus sont triés par ordre de performance croissante et les $N_{parents}$ meilleurs individus sont sélectionnés. Ces individus forment la population dans laquelle les $N_{enfants}$ couples seront utilisés dans le processus de croisement. Un individu peut ainsi être utilisé pour former un enfant et rester plus performant. De cette manière, un même individu peut faire partie de plusieurs générations successives. En effet, rejeter les parents de la génération suivante peut engendrer une perte de performance des meilleurs individus s'ils n'ont pas été sélectionnés pour la reproduction ou si le processus de croisement a échoué à produire des enfants plus performants que les parents.

2.3.5 Contrôle de la précision de l'évaluation

L'étape d'évaluation des nouveaux individus créés par croisement et mutation doit, dans un premier temps, nous permettre d'obtenir leurs phénotypes. Nous avons proposé, dans le chapitre précédent, un modèle d'apprentissage profond capable d'obtenir, à moindre coût en temps de calcul, le phénotype d'un robot souple. Cependant, comme nous l'avons montré, la validité du modèle est conditionnée au contrôle de sa précision par un mécanisme de transfert d'apprentissage.

L'initialisation de notre algorithme passe par la création du jeu de données pour l'apprentissage du modèle et son entraînement. Alors, nous avons l'opportunité d'utiliser une large population d'individus comme point de départ de la recherche de solutions. Nous faisons le choix d'utiliser le jeu de données comme génération initiale de notre algorithme génétique. Ainsi, les $N_{parents}$ meilleurs individus sont sélectionnés et utilisés pour créer la seconde génération d'individus. Ce choix est le point de départ de la représentation de notre algorithme proposée en Figure 2.17.

Pour suivre la progression de la recherche de solutions, nous introduisons une notion d'âge associé à chaque individu et initialisé à 1 à la création d'un individu. À chaque fois qu'un individu est conservé parmi les $N_{parents}$ meilleurs individus pouvant être parents de la génération suivante, celui-ci voit son âge augmenter de 1. Si un individu est suffisamment âgé, nous considérons qu'il faut entrer dans une phase de vérification de la solution proposée. Cet âge est vérifié en sortie du processus de sélection (Figure 2.17). En effet, l'apparition d'un individu âgé peut signifier deux choses. Premièrement, il est possible que nous soyons sortis du domaine de compétence du modèle d'apprentissage profond. Le phénotype alors prédit est imprécis et les nouveaux individus plus performants sont mal estimés par

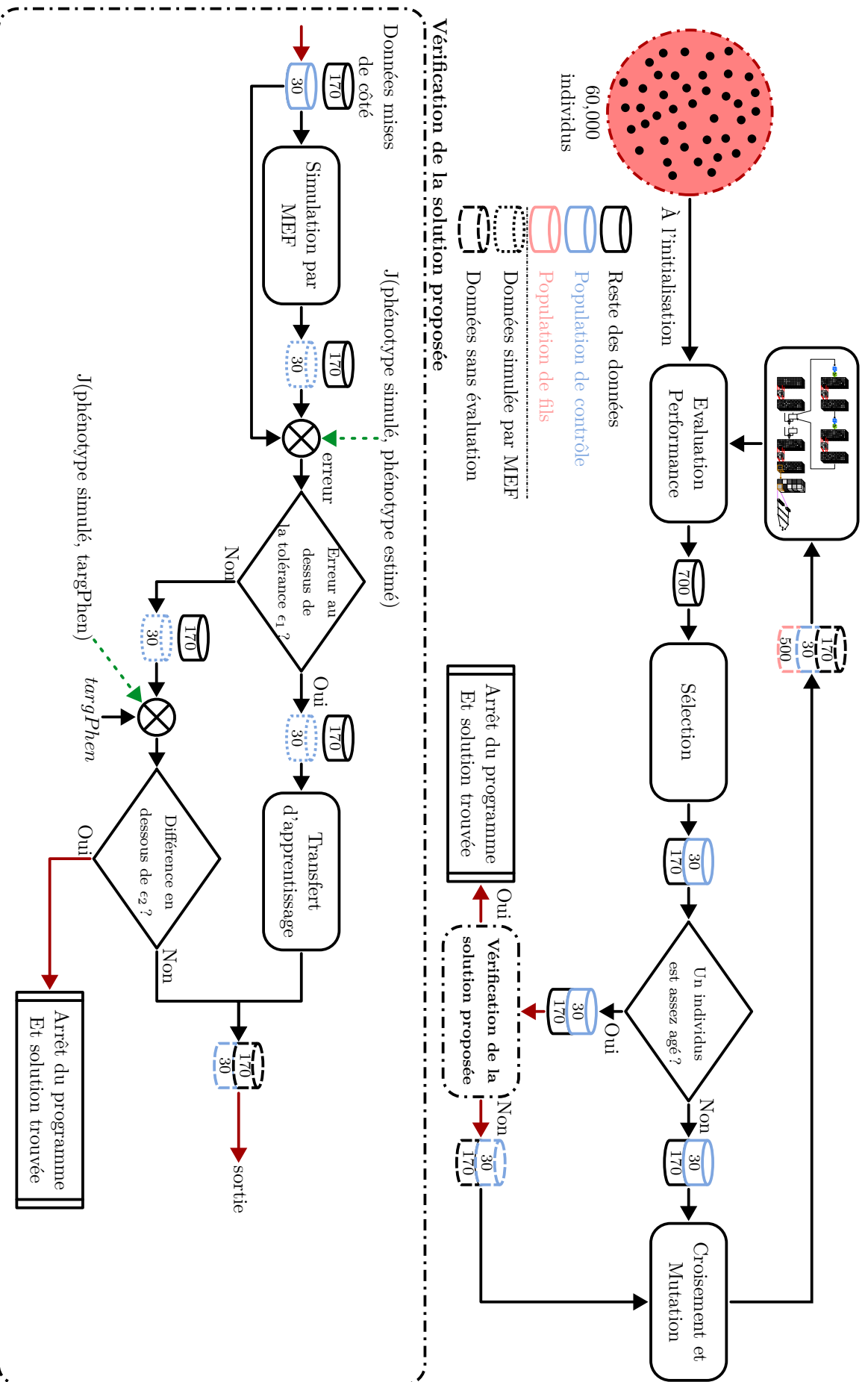


FIGURE 2.17 – Illustration du fonctionnement complet de l’algorithme génétique. Le nombre d’individus manipulés à chaque étape de l’algorithme est précisé directement sur la figure. Nous indiquons, de même, la méthode d’obtention des phénotypes de ces individus.

le modèle et rejetés. Une seconde possibilité est que cet individu âgé soit effectivement une solution à notre problème.

Il est alors important d'obtenir le phénotype simulé des individus pour confirmer, ou non, l'existence d'une solution ou pour avoir un jeu de données pour appliquer une étape de transfert d'apprentissage à notre modèle. Nous faisons le choix de limiter la simulation à une partie de la population lors de l'étape de vérification de la solution proposée. Ce choix est visible en Figure 2.17 où les autres données sont mises de côté dans ce processus et reprises en sortie. Seul les N_{simu} meilleurs individus de la génération courante sont simulés par simulation par MEF.

La Figure 2.17 vient résumer l'ensemble de l'architecture de notre approche. Il est possible d'y retrouver la position des processus de croisement/mutation, de sélection et d'évaluation précédemment décrits. Cette figure est introduite pour détailler explicitement le processus de contrôle de la précision qui est inclus dans un ensemble plus large de "vérification de la solution proposée". Cet ensemble inclut la simulation par MEF des individus et le transfert d'apprentissage. Afin de rendre plus explicite la méthode d'obtention des phénotypes des individus, nous y précisons s'ils ont été estimés par notre modèle, simulés par MEF et encore inconnus.

2.3.6 Choix des paramètres

2.3.6.1 Paramètres de croisement et de mutation

Les processus de croisement et de mutation de notre algorithme permettent de créer $N_{enfants}$ individus. Grâce à l'introduction du modèle d'apprentissage profond, $N_{enfants}$ peut être grand, car l'estimation des phénotypes de ces individus n'est pas très coûteuse en temps de calcul. Cependant, le calcul de la distribution de matière en chaque voxel reste coûteux et, afin de ne pas prendre trop de temps entre les différentes générations, nous fixons la taille de cette population à 500. Le nombre de parents $N_{parents}$ conservé est fixé à 200.

La probabilité p_{mut} intervenant dans le processus de mutation est fixée à 0.5. Cela signifie qu'en moyenne, la moitié des nouveaux individus verront la moitié de leurs points de contrôle redéfinis.

2.3.6.2 Paramètres du contrôle de la précision

Nous devons limiter la quantité de données à simuler, car ce paramètre a une influence importante sur le temps de calcul global. Comme nous l'avons évoqué précédemment, nous sommes capables de mener une étape de transfert d'apprentissage avec la simulation de 30 robots souples. Nous sélectionnons les 30 meilleurs individus de notre génération pour simuler leurs phénotypes et ainsi construire le jeu de données de transfert d'apprentissage ($N_{simu} = 30$). Cette quantité ne représente que 15% des individus de la génération avec $N_{parents}$ individus. De cette manière nous limitons l'usage de la simulation par MEF dans notre algorithme.

Enfin les différentes tolérances ϵ_1 et ϵ_2 désignent la proximité minimum d'un phénotype pour être une solution et la précision acceptable de l'estimation proposées par le modèle d'apprentissage profond. Ces deux tolérances sont arbitrairement fixées à la même valeur de 0.1 mm.

Les paramètres de notre algorithme génétique sont résumés en annexe 4.5.

2.4 Résultats de conception

Pour évaluer les capacités de notre algorithme de conception, nous proposons la conception de deux robots souples. Deux mouvements sont recherchés : un mouvement de flexion et un mouvement de rotation (Figure 2.18). Le choix du matériau les constituant est réalisé en fonction de nos capacités de prototypage. Ainsi, un photopolymère, l'Agilus30Black™, a été choisi. Nous décrivons la caractérisation expérimentale en Annexe 3.

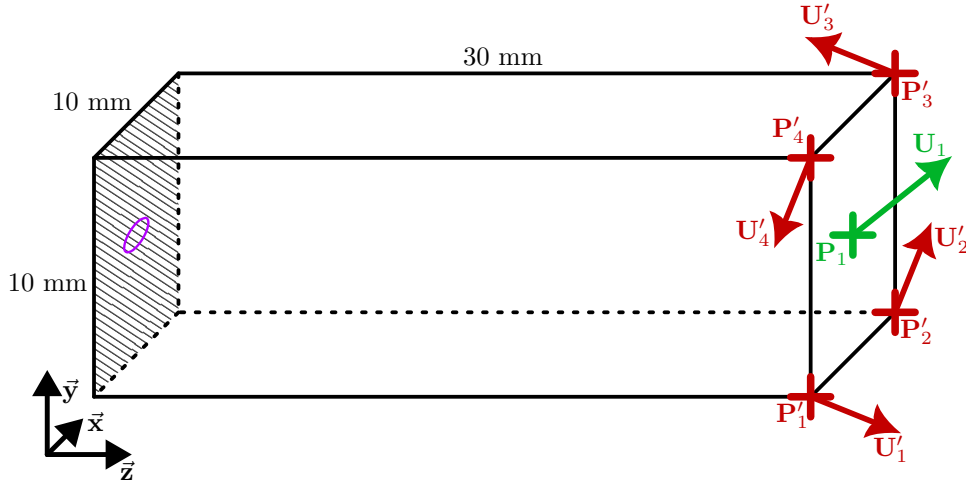


FIGURE 2.18 – Illustration des deux mouvements recherchés et du volume de conception.

2.4.1 Création d'un mouvement de flexion

Le premier mouvement que nous souhaitons produire est un mouvement de flexion. Pour évaluer ce mouvement, nous faisons le choix de réaliser le suivi en un point situé au centre de la surface supérieure du volume (Figure 2.18, point \mathbf{P}_1). Nous souhaitons alors obtenir un déplacement $\mathbf{U}_1 = (0 \text{ mm}, 1.6 \text{ mm}, 0.5 \text{ mm})$. Nous générons un ensemble de 100,000 individus pour entraîner le réseau de neurones présenté en chapitre 1. Les individus sont simulés par MEF avec une pression appliquée au sein de la chambre de 50 kPa. La simulation par MEF employée utilise une formulation lagrangienne totale utilisée lors de grands déplacements et de grandes déformations. Le module d'Young et le coefficient de Poisson étant respectivement de 0.62 MPa et de 0.46, soit une quasi-incompressibilité.

Les paramètres des génotypes de ces 100,000 individus sont choisis de manière aléatoire. Tous les tirages aléatoires sont réalisés à l'aide de lois uniformes dont les bornes varient. Le nombre de courbes de Bézier d'un individu est compris entre 1 et 8 avec un nombre de points de contrôle par courbe entre 2 et 6. Chaque point de contrôle peut être défini dans le volume distant de cinq voxels du bord pour conserver une épaisseur de paroi satisfaisante. L'activation de chaque point de contrôle est tirée aléatoirement entre 0.1 et 0.4. Les paramètres $t_k, \in [0, 1]$ et $n_k, \in [1, k - 1]$ sont aussi tirés aléatoirement.

L'ensemble des déplacements simulés de la première génération peuvent être observés en Figure 2.19 en noir. Le déplacement que nous cherchons à obtenir y est représenté par une croix rouge. La tolérance de recherche ϵ_1 est directement représentée sur cette même figure en pointillé rouge. Nous constatons ici que le déplacement cible est en dehors du domaine couvert par la première génération. Il s'agit d'un choix volontaire pour observer l'impact d'une recherche en dehors de la zone couverte par les

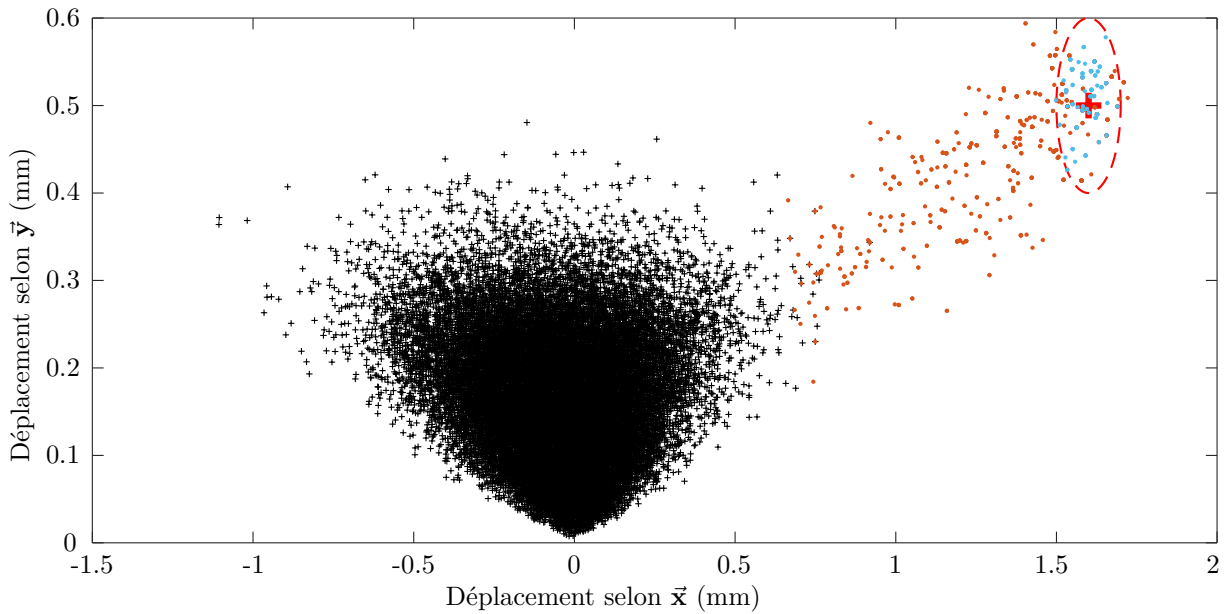


FIGURE 2.19 – Représentation des déplacements au point P_1 dans le plan $\vec{y}\vec{z}$ pour les individus de la première génération (noir) pour les individus rencontrés avant la première étape de transfert d’apprentissage (orange) et après (bleu).

déplacements du jeu de données initial. Le modèle d’apprentissage obtenu permet l’estimation du déplacement \mathbf{U}_1 avec une RMSE de $7.5 \cdot 10^{-3}$ mm et un coefficient R^2 de 0.996.

La courbe présentée en Figure 2.20-a montre l’évolution de la performance des meilleurs individus au fur et à mesure des générations. La recherche a été menée sur 25 générations. Sur la même courbe est représentée l’évolution de la performance pour une recherche de solution à l’aide du modèle d’apprentissage profond sans mise à jour par transfert d’apprentissage (Figure 2.20-a, rouge). Les performances évaluées avec un modèle mis à jour peuvent être vues en bleu sur la même figure. Un premier transfert d’apprentissage se produit à la génération 20. Les étapes de contrôle des générations ont été réalisées toutes les 5 générations. Les performances simulées sont représentées en vert Figure 2.20-a.

2.4.1.1 Analyse de la solution

Au final, l’algorithme converge avec une précision théorique de 10 μm et permet d’identifier 3 solutions possibles de la chambre (Figure 2.20). Afin de faciliter la visualisation des solutions, nous avons représentés les trois solutions en vue isométriques et vues de dessus (Figure 2.20-b à g). Les formes obtenues nous semblent caractéristiques des formes que nous pouvions attendre. En effet, nous souhaitons avoir un mouvement de flexion dans la direction \vec{y} tout en limitant le déplacement dans l’autre direction horizontale. Ainsi, nous obtenons des chambres pneumatiques retirant un maximum de matière à proximité de la paroi à déformer pour produire le mouvement. De plus, cette chambre pneumatique limite son asymétrie pour éviter de générer un mouvement de flexion dans l’autre direction horizontale.

2.4.1.2 Analyse de la pertinence du transfert d’apprentissage

Le fait que l’étape de contrôle ait toujours été engagée montre que l’âge limite est peut-être trop faible. En effet, sur cinq étapes de contrôle de génération engagées, trois n’ont pas permis de lancer un transfert d’apprentissage ou de trouver une solution par simulation par MEF. Celles-ci n’ont pas

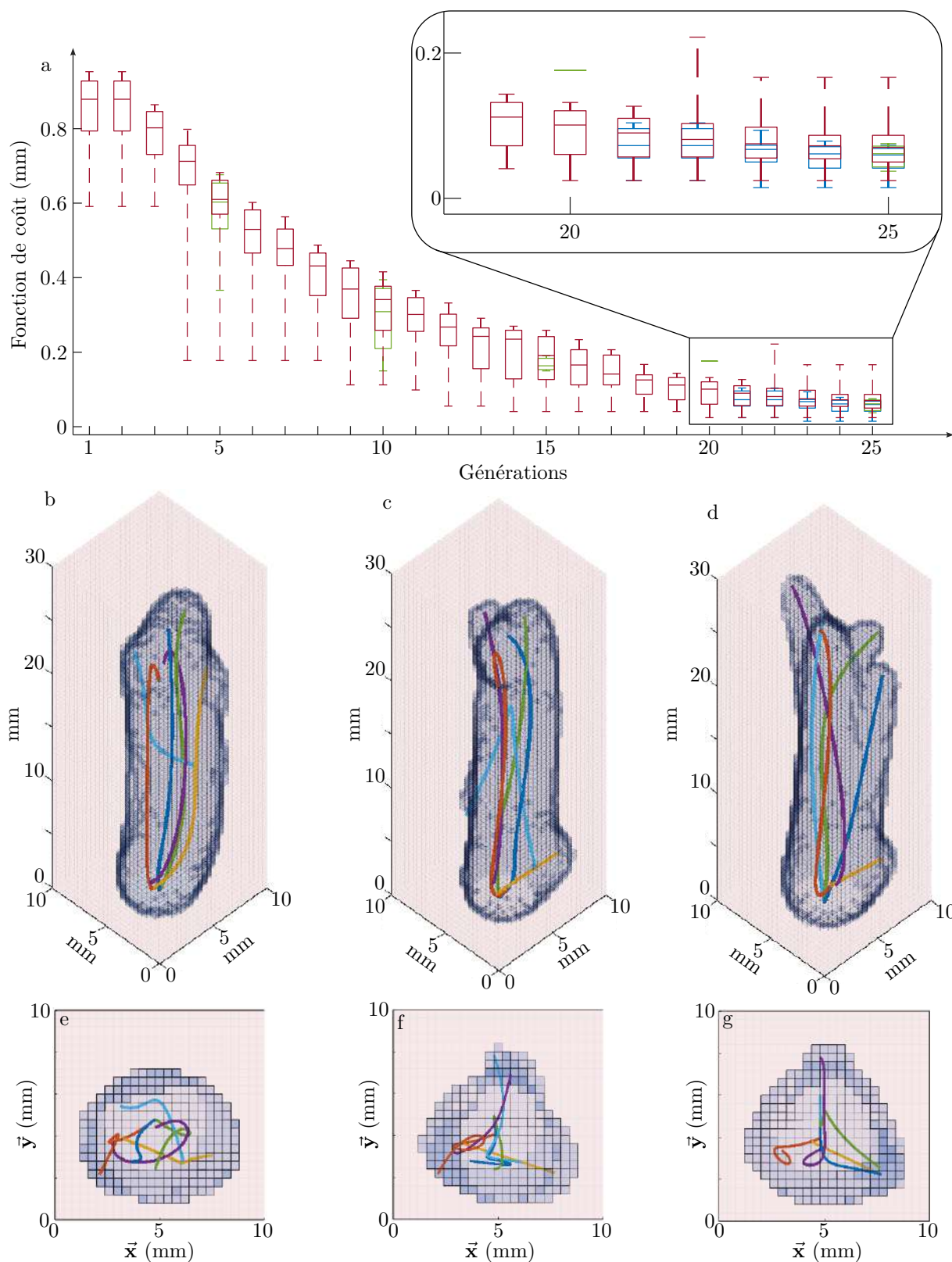


FIGURE 2.20 – Représentation de l'évolution des performances estimées (bleu et rouge) et simulées (vert) au cours des générations (a). Les 3 solutions trouvées sont représentées en vue isométrique (b-c-d) et vue de dessus (e-f-g).

eu d'impact sur le reste de la méthode.

À la fin de la recherche en génération 25, le modèle d'apprentissage profond est capable de donner une estimation du déplacement avec une précision de l'ordre de 10 μm et un coefficient R^2 de 0.96.

Ceci se traduit par un écart relatif moyen de 46% entre la performance simulée et estimée.

Cette même analyse peut être faite avec le modèle non mis à jour sur ces mêmes données. Alors, l'écart relatif vaut 96%. Le transfert a donc permis de diviser par deux cet écart. L'évolution affichée en Figure 2.19 illustre le besoin de mettre à jour le réseau. Sur ce plan, des données estimées avant la mise à jour par transfert se trouvent déjà dans la zone de tolérance. Cependant, aucune n'y était lors de la validation par simulation. Les cinq générations suivantes ont, cependant, permis de trouver beaucoup de solutions dans cette zone de tolérance après la correction du modèle par transfert. Nous en déduisons que le transfert d'apprentissage a permis la correction du modèle pour que des solutions soient finalement trouvées.

2.4.1.3 Analyse des temps de calcul

Étape de l'algorithme	Temps de calcul (h)	Proportion dans le temps de calcul global (%)
Simulation de la population initiale	96	79.3
Entraînement du modèle	20	16.5
Évaluation avec le modèle	0.05	4e-4
Sélection + Croisement et Mutation	0.86	0.7
Simulation par MEF	2.64	2.2
Transfert d'apprentissage	0.43	0.3
Autres opérations	1.01	0.8
Temps total	120.99	100

TABLE 2.1 – Présentation des temps de calcul investis dans chaque étape de notre méthode de conception

Le temps de calcul global investi pour trouver cette solution est de 121 heures de calcul. L'ensemble des temps est résumé en Table 2.1. Ce temps de calcul est majoritairement investi pour la simulation de la première génération avec 96 heures (79.3 % du temps global) et pour l'entraînement initial du modèle avec 20 heures (16.5%). Le déroulement de la recherche a pris 4.99 heures, ce qui est faible vis-à-vis du temps investi à l'initialisation. La moitié de ce temps, i.e. 2.5 heures (2.2%), est utilisé pour la simulation par MEF dans l'étape de contrôle de génération. Une heure (0.7%) est investie pour l'étape de reproduction et de croisement. Enfin, une heure (0.7%) est utilisée pour différentes tâches de sauvegardes et de traitement divers. Le temps de transfert d'apprentissage de 20 minutes pèse très peu sur le bilan global (0.3 %). De même, le temps investi pour estimer la grande quantité d'individus ne représente que trois minutes, ce qui est négligeable devant tous les temps précédemment évoqués.

En l'état, la méthode de conception a envisagé 12500 (25 générations fois 500 nouveaux individus par génération) nouveaux individus. Le temps moyen de simulation pour les individus simulés dans cette recherche est de 63 secondes de simulation pour obtenir son phénotype. Pour comparaison, une même méthode basée sur la simulation par MEF aurait nécessité 220.9 heures de calcul. Nous en déduisons que, sur cet exemple simple, notre algorithme génétique intégrant un modèle d'apprentissage profond a permis de diviser par 1.8 le temps de calcul pour une comparaison incluant l'initialisation du modèle. De plus, l'algorithme de recherche peut être relancé sans nouvelle génération de population initiale pour d'autres besoins en termes de déplacement au point P_1 considéré.

2.4.2 Création d'un mouvement de rotation

Dans ce cas d'étude, nous souhaitons imposer un mouvement de rotation de la surface supérieure du robot souple. Nous proposons donc de concevoir un robot souple réalisant un mouvement ne se retrouvant que dans peu d'articles de la littérature [Chen et al., 2021, Schaffner et al., 2018, Chen et al., 2023].

Nous proposons de suivre ce mouvement via quatre points répartis aux quatre coins de la surface supérieure du volume de conception. Ces quatre points sont désignés par les points $(\mathbf{P}'_1, \mathbf{P}'_2, \mathbf{P}'_3, \mathbf{P}'_4)$ comme indiqué en Figure 2.21-a. Les déplacements en ces points sont ainsi désignés comme $(\mathbf{U}'_1, \mathbf{U}'_2, \mathbf{U}'_3, \mathbf{U}'_4)$ (Figure 2.21-a). Nous ne cherchons qu'à suivre le mouvement dans le plan $\vec{x}\vec{y}$. De cette manière, le phénotype d'un individu s'exprime comme le vecteur $(\mathbf{U}'_1 \cdot \vec{x}, \mathbf{U}'_1 \cdot \vec{y}, \dots, \mathbf{U}'_4 \cdot \vec{y})$. Le phénotype cible correspond au phénotype dont les déplacements correspondent à la rotation des points d'un angle de 2.5° autour du point central de la face supérieure du volume de conception comme en Figure 2.21-a. Le phénotype cible vaut ainsi $0.22 \times (1, -1, 1, 1, -1, 1, -1, -1)$ mm.

La Figure 2.21-a présente les angles θ_1 à θ_4 pouvant être estimés en considérant une rotation autour du point O et le déplacement en chacun des points P_1 à P_4 . La Figure 2.21-b montre l'évolution de la valeur moyenne des angles pour les 30 meilleurs individus de la population initiale. Les déplacements de ces 30 individus peuvent être vus en Figure 2.21-c. Nous constatons qu'aucun individu ne permet d'atteindre le phénotype cible, ce qui nous encourage à utiliser notre approche. L'angle moyen est alors inférieur à 0.7° . Ainsi, aucune solution avec les déplacements souhaités évoqués précédemment n'est présente dans le jeu de données initial.

Le réseau de neurones est entraîné à partir de la population initiale. L'entraînement prend alors une durée similaire qu'auparavant de 20 heures et le jeu de données initiales aura aussi pris 96 heures à être simulé. À l'issue de cet apprentissage, le réseau de neurones est capable de donner une précision des déplacements en quatre points avec une RMSE de $6.4 \cdot 10^{-3}$ mm et un coefficient R^2 de 0.998.

L'évolution de la fonction de coût à travers les générations est présenté Figure 2.21-c. L'algorithme avec transfert d'apprentissage trouve une solution répondant au critère de performance en 85 générations. Au cours de cette recherche, le transfert d'apprentissage a lieu deux fois, en génération 40 puis 70. Comme pour la recherche de solution en flexion, ici, une étape de contrôle de génération a été engagée toutes les 5 générations. Ainsi, sur les 17 étapes de contrôle des générations, 3 ont permis de mettre à jour le réseau de neurones ou d'arrêter la recherche de solutions.

2.4.2.1 Analyse de la solution finale

Une seule solution a été trouvée. Sa forme a été définie par cinq courbes de Bézier avec un nombre de points de contrôles respectifs : $N_1 = 6$, $N_2 = 4$, $N_3 = 7$, $N_4 = 5$ et $N_5 = 5$. Ainsi la forme obtenue peut être décrite à l'aide de 116 paramètres scalaires. Cette chambre pneumatique prend la forme d'une hélice, ce qui semble pertinent vis-à-vis du mouvement de rotation souhaité. Cette forme aura été obtenue sans information initiale sur la forme que doit prendre la solution finale.

2.4.2.2 Analyse de la pertinence du transfert d'apprentissage

Nous procédons à la même analyse que précédemment pour analyser l'impact du transfert d'apprentissage. En génération 85, l'écart relatif moyen de 21% entre l'estimation de la performance simulée et estimée lorsque le modèle est mis à jour. Cet écart relatif est de 152% lorsque le modèle d'apprentissage profond n'est pas mis à jour. Cet écart très important marque la nécessité du transfert d'apprentissage

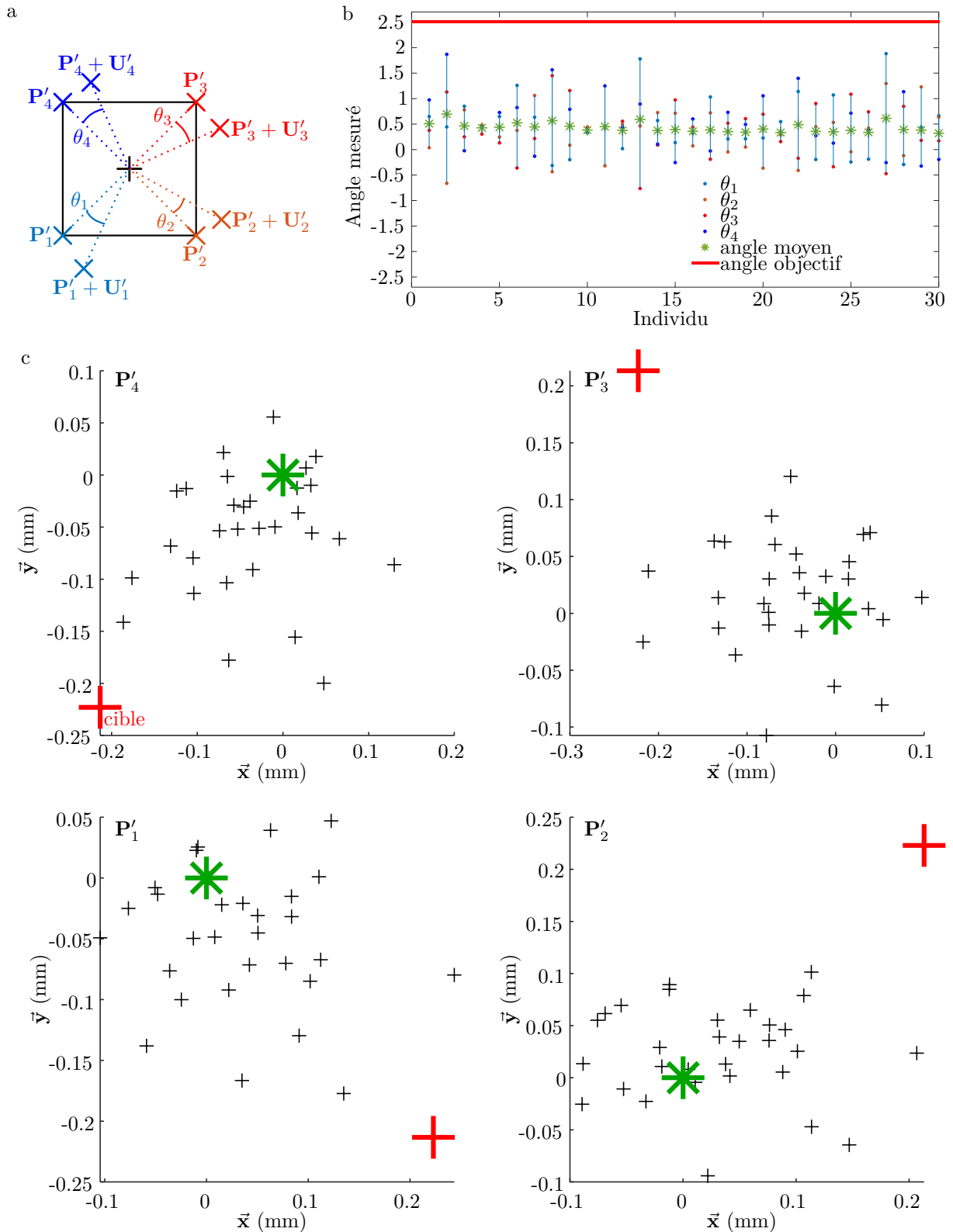


FIGURE 2.21 – Représentation de la méthode de mesure des angles de rotation pour chaque individu (a) et résultats de mesure de ces angles pour les 30 meilleurs individus de la population initiale (b). Les déplacements aux points P'_1 à P'_4 sont affichés en (c).

pour mener la recherche. En effet, l'estimation proposée par le réseau de neurones sans ce mécanisme de mise à jour n'est pas suffisamment précise.

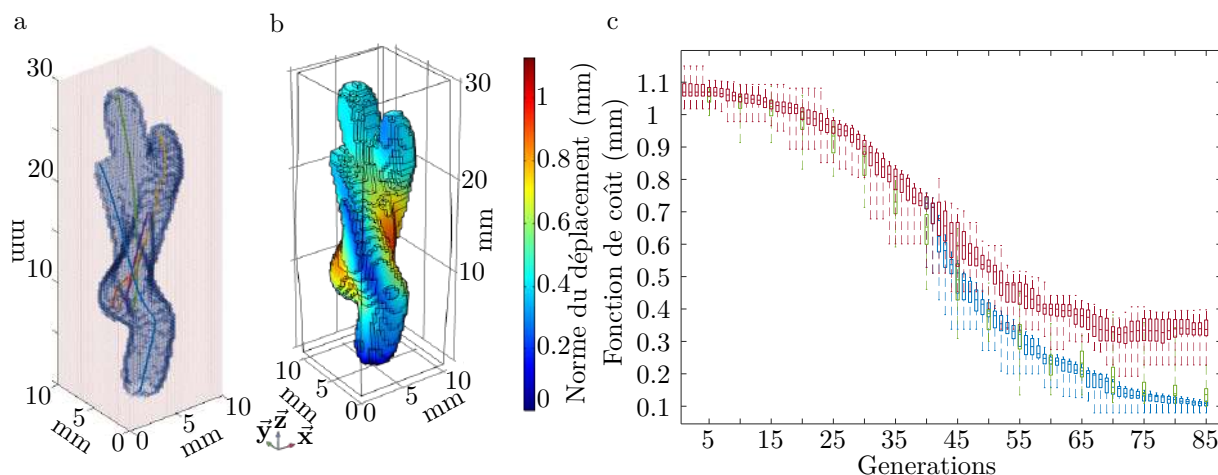


FIGURE 2.22 – Représentation de la solution trouvée (a) et actionnée en simulation par MEF (b). En (c) est donné l'évolution des performances estimées (bleu et rouge) et simulées (vert) au cours des générations.

2.4.2.3 Analyse des temps de calcul

Étape de l'algorithme	Temps de calcul (h)	Proportion dans le temps de calcul global (%)
Simulation de la population initiale	96	74.8
Entraînement du modèle	20	15.6
Évaluation avec le modèle	0.23	0.1
Sélection + Croisement et Mutation	2.69	2.1
Simulation par MEF	6.61	5.1
Transfert d'apprentissage	0.90	0.7
Autres opérations	1.94	1.5
Temps total	128.37	100

TABLE 2.2 – Présentation des temps de calcul investis dans chaque étape de notre méthode de conception

Du point de vue des temps de calcul, la recherche de solution a nécessité 128.94 heures (Table 2.2). Nous conservons des temps d'initialisation de l'algorithme important avec 74.8 % du temps de calcul global investi dans la simulation de la première génération et 15.6 % investi dans l'entraînement initial du réseau de neurones. Les temps associés à la boucle principale du programme sont faibles. Ainsi, 2.1% du temps de calcul global est investi dans le processus de croisement et de mutation et 0.1 % dans l'estimation des nouveaux déplacements. Comme évoqué précédemment, beaucoup d'étapes de contrôle des générations ont été appliquées et cela impacte le temps de calcul global. Ainsi, 5.1 % du temps de calcul est investi en simulation par MEF et 0.7% en étapes de transfert d'apprentissage.

Lors de la recherche de solutions, 42,000 nouveaux individus ont été envisagés. Nous appliquons la même méthode de comparaison que précédemment en mesurant que le temps moyen de simulation par MEF a été de 47 secondes. Ainsi, si notre algorithme génétique avait uniquement considéré ces nouveaux individus et avait dû simuler leurs phénotypes par MEF, le temps de calcul global aurait été de 554 heures, soit 23 jours. Nous pouvons ainsi quantifier le gain en temps de calcul qui a été divisé par 4.3.

Nous en concluons que notre méthode a été capable de proposer des solutions à des problèmes de conception définis en plusieurs points de mesure. Sans présumer des formes à trouver, notre algorithme génétique propose des solutions qui nous semblent vraisemblables en un temps de calcul réduit vis-à-vis

d'une version uniquement basée sur la simulation par MEF. Nous avons, de même, montré l'efficacité du transfert d'apprentissage pour corriger le modèle d'apprentissage profond intégré à notre algorithme génétique.

2.4.3 Validation expérimentale

Par ailleurs, le comportement du robot souple obtenu précédemment a été évalué expérimentalement. Le robot est réalisé par fabrication additive Polyjet à base d'Agilus30Black™.

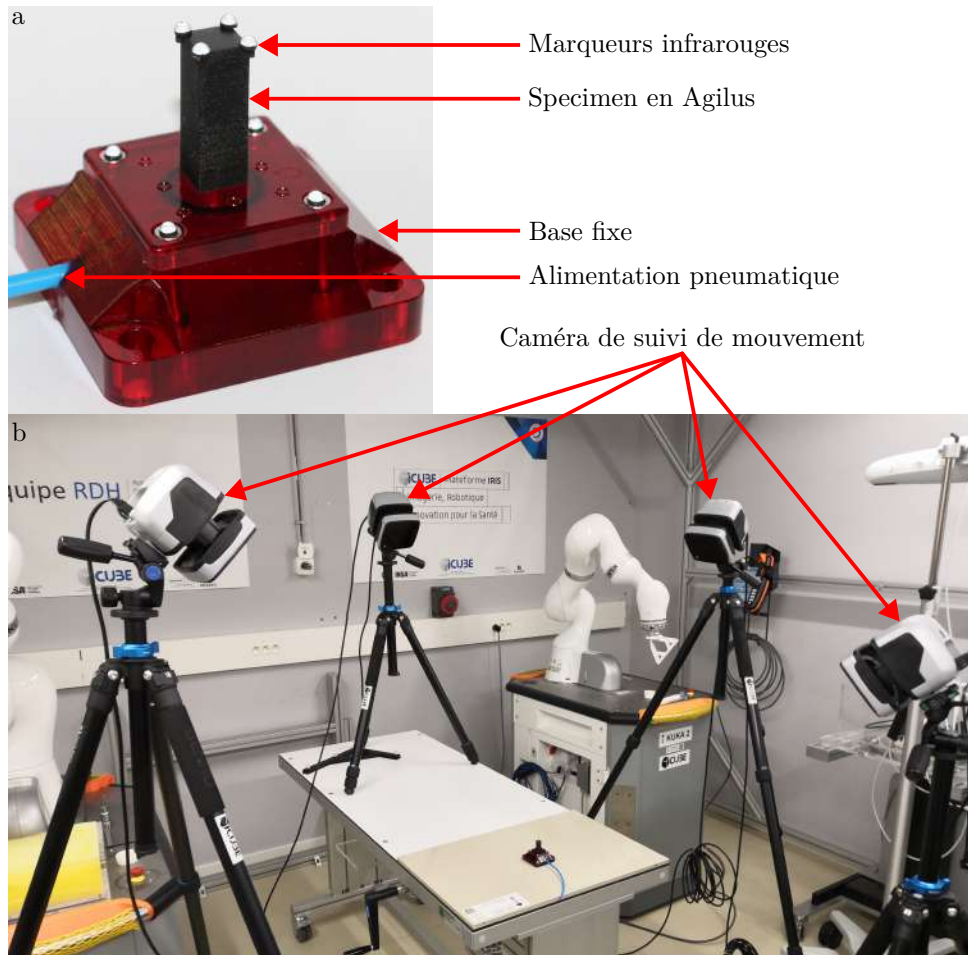


FIGURE 2.23 – Photo du dispositif de test avec sa base fixe, son alimentation pneumatique et le spécimen à tester (a). Ce spécimen est équipé de marqueurs pour le suivi du mouvement avec un système Qualisys™ montré en (b).

2.4.3.1 Fabrication du dispositif de test

Le dispositif de test, présenté Figure 2.23-a, est composé de trois éléments : la base fixe, le socle incluant l'alimentation pneumatique et réalisé avec une matière rigide (VeroMagenta V) et le robot souple imprimé directement en Agilus30Black™. Cinq spécimens ont été réalisés pour une évaluation expérimentale détaillée.

La première partie, désignée comme la base fixe en Figure 2.23-a, est fixée à la table lors de l'expérimentation comme en Figure 2.23-b. Cette partie est reliée pneumatiquement à une unité de contrôle pneumatique. La seconde partie, désignée comme le socle du spécimen en Figure 2.23-a, est constituée d'un socle parallélépipédique sur lequel le spécimen est imprimé. Il est fixé à la base fixe

par l'intermédiaire de quatre vis M3 et un joint torique assure l'étanchéité entre les deux pièces. De cette manière, nous reproduisons les conditions de simulation par MEF utilisées. Toutes les surfaces extérieures du spécimen sont libres sauf sa surface inférieure qui est fixe.

2.4.3.2 Capture du mouvement

Les déplacements sont suivis par l'intermédiaire de marqueurs infrarouges de 3 mm de diamètre placés aux quatre coins de la surface supérieure. Nous plaçons quatre marqueurs identiques sur la surface supérieure du socle. De cette manière, nous pourrions reconstruire, dans l'espace, le plan dans lequel sont observés les déplacements. Les mouvements de ces huit marqueurs sont suivis grâce à un système de capture de mouvement Qualisys Arqus constitué de quatre caméras infrarouges Arqus A5™. Ces caméras permettent de capturer les marqueurs infrarouges et de reconstruire leurs positions dans l'espace avec une fréquence d'acquisition de 100 Hz. L'environnement d'expérimentation est présenté Figure 2.23.

Dans un premier temps, les caméras sont placées autour du dispositif de manière à ce que chaque caméra puisse voir distinctement chaque marqueur. Ensuite, le système de capture de mouvement est calibré. Selon les données fournies par le constructeur, le dispositif a alors une résolution de 60 μm à 10 mètres de mesure. Nous supposons que la résolution est plus importante ici, car les caméras Arqus A5 (Figure 2.23) sont plus proches du mouvement à observer. Les éléments de calibration sont ensuite retirés pour être remplacés par le dispositif de caractérisation. Nous faisons le choix de caractériser les cinq spécimens à la suite les uns des autres dans la même journée en basant leurs mesures sur une seule calibration afin de conserver les mêmes conditions expérimentales entre les différents spécimens.

Pour chacun des quatre marqueurs que nous plaçons sur la surface supérieure des spécimens, nous connaissons leur identité en tant que point \mathbf{P}'_1 , \mathbf{P}'_2 , \mathbf{P}'_3 ou \mathbf{P}'_4 . Nous utilisons les marqueurs sur le socle pour reconstruire une base dans le plan obtenu par la méthode des moindres aux carrés. Les déplacements \mathbf{U}'_1 à \mathbf{U}'_4 seront ainsi exprimés dans ce plan et présentés en Figures 2.24 et 2.25.

2.4.3.3 Mise sous pression des spécimens

La pression dans la chambre pneumatique est appliquée par l'intermédiaire d'une unité de contrôle pneumatique constitué d'un réducteur de pression proportionnelle (Festo, VPPM-6L-L-1-G1/8-0L2H-V1P-S1) piloté à l'aide d'une liaison Ethercat par un ordinateur reposant sur un système d'exploitation temps réel. Le réducteur de pression permet l'application d'une pression comprise entre 0 et 200 kPa avec une précision de 1%.

Le choix est fait d'appliquer une consigne en trapèze de pression qui évolue linéairement pendant trente secondes pour passer 0 kPa à 50 kPa relativement à la pression atmosphérique. La pression de 50 kPa est maintenue dix secondes puis la pression s'annule en trente secondes. Les déplacements sont mesurés à l'issue des trente secondes de mise sous pression.

Ce cycle est répété cinq fois par spécimen et chaque cycle est espacé de dix minutes. Pendant ces dix minutes, l'alimentation pneumatique est débranchée pour maintenir la pression atmosphérique dans la chambre pneumatique. Un des cycles de mise sous pression est présenté en Figure 2.24. L'ensemble des 25 cycles est présenté en Figure 2.25.

2.4.3.4 Résultats de mesure

La Figure 2.24 montre la trajectoire suivie par les marqueurs dans le plan durant la mise sous pression. Ici, seul un point sur 10 est affiché. La trajectoire suivie par les quatre marqueurs est en accord avec le mouvement désiré. Pour autant, le déplacement obtenu à la fin de la mise sous pression excède le déplacement souhaité et le déplacement simulé par MEF pour cette géométrie. Ainsi, à la fin de la mise sous pression, l'amplitude du déplacement est plus importante, en moyenne sur les 25 cycles, de 72% pour le point P'_1 , 66% pour le point P'_2 , 38% pour le point P'_3 et 61% pour le point P'_4 . Ce comportement est, cependant, commun à tous les cycles de tous les spécimens comme le montre la Figure 2.25. Les répétabilités calculées sur les 25 cycles mesurés montrent que le comportement observé en Figure 2.24 est répétable entre les spécimens et entre les cycles des différents spécimens.

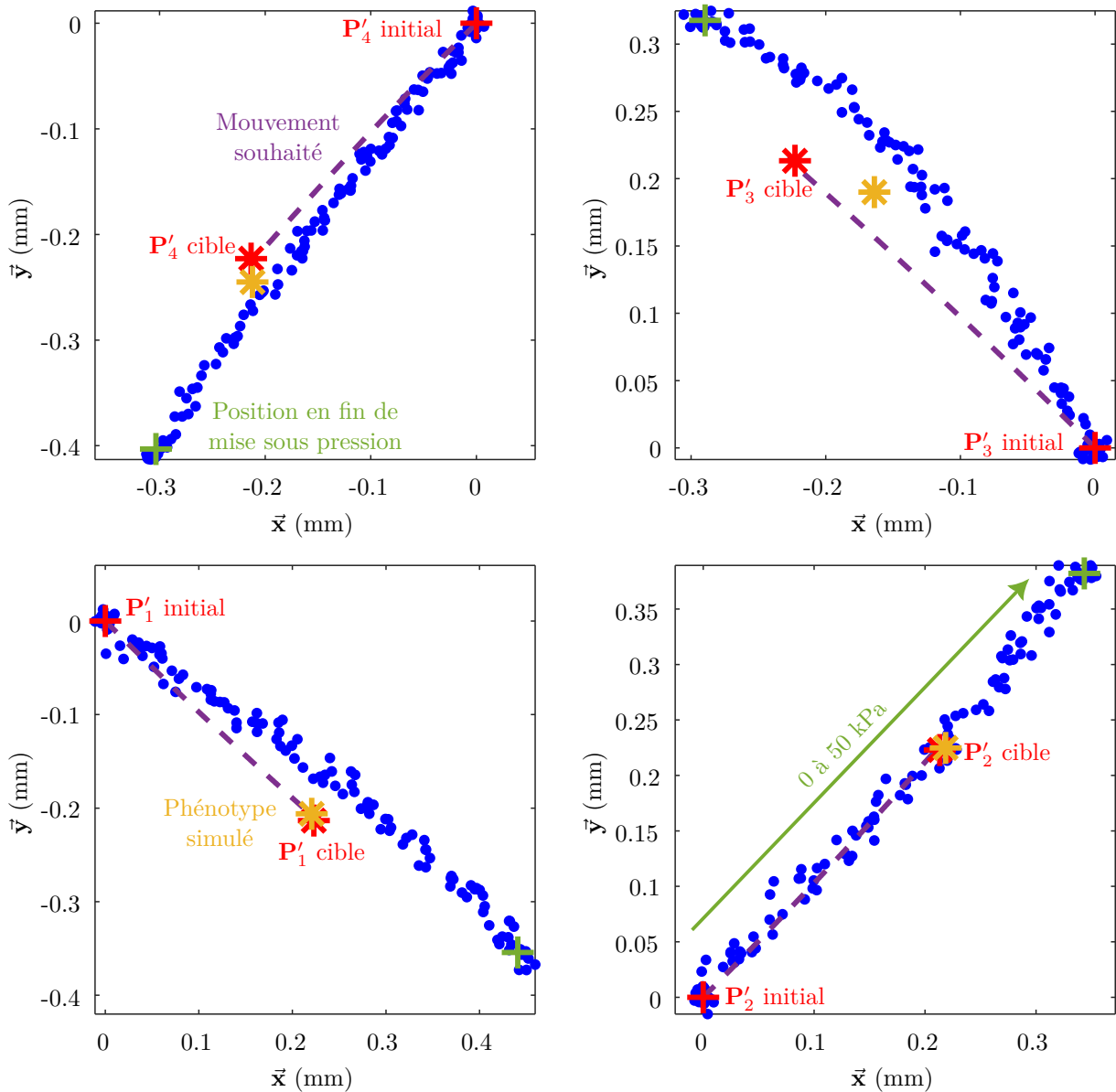


FIGURE 2.24 – Trajectoires capturées par le système de capture de mouvement Qualisys (bleu) lors de la mise sous pression entre 0 kPa et 50 kPa. La trajectoire désirée est représentée en violet avec le phénotype cible (étoile rouge), le phénotype simulé (étoile jaune).

Nous observons que le phénotype simulé montre une grande proximité au phénotype cible pour les points P'_1 , P'_2 et P'_4 . Pour autant, il semble que le point P'_3 concentre le maximum de l'erreur

admissible, ce qui est une piste pour expliquer l'écart en erreur relative entre les points \mathbf{P}'_1 , \mathbf{P}'_2 , \mathbf{P}'_4 et le point \mathbf{P}'_3 . Cette distribution inégale de l'erreur est permise par la fonction de coût qui considère l'erreur globale répartie sur les différents points. Une piste pour éviter une situation comme celle-ci serait de revoir la formulation de la fonction de coût avec l'ajout de termes supplémentaires pour contraindre la recherche de solution ou de réduire la tolérance ϵ_1 .

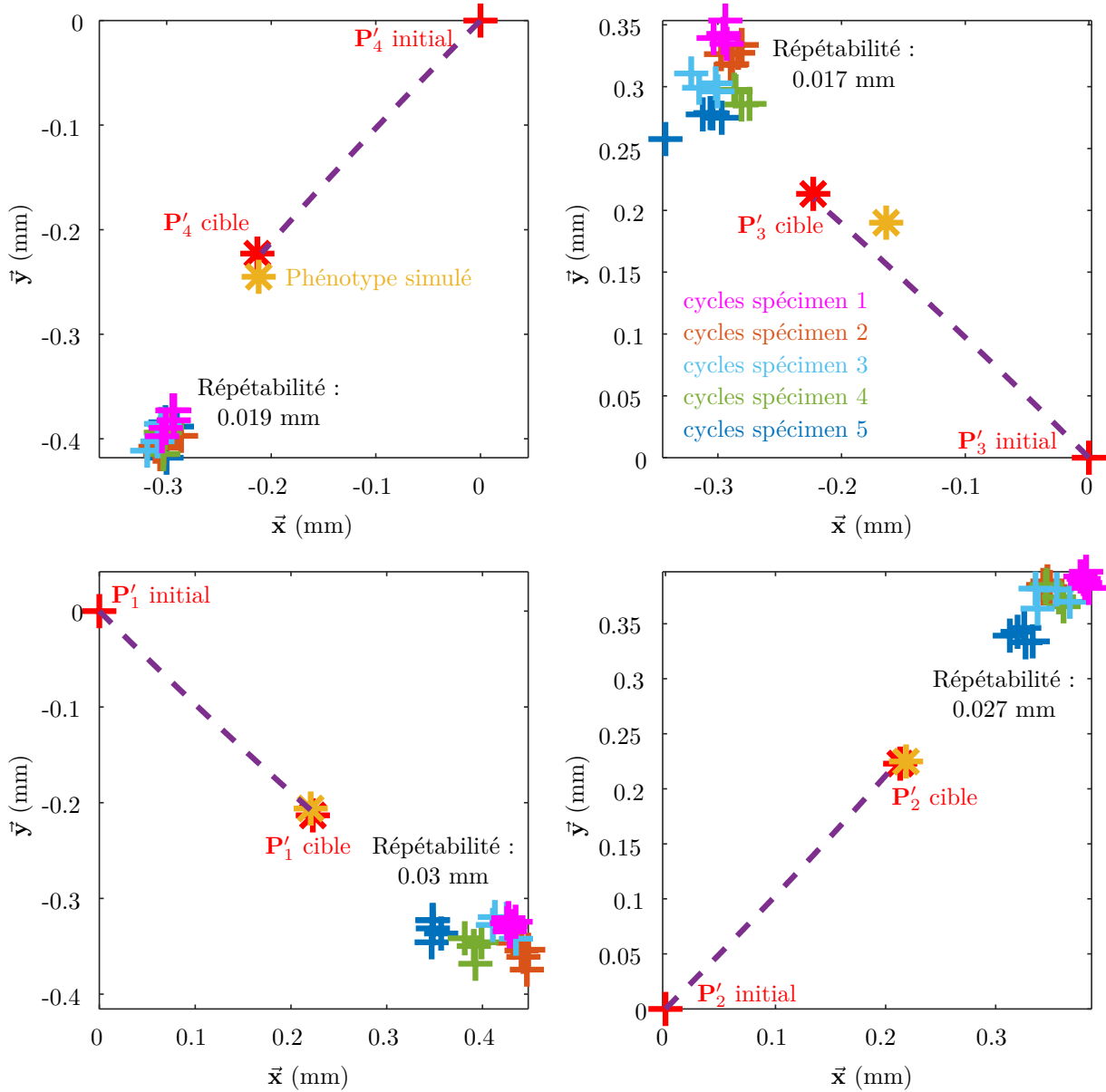


FIGURE 2.25 – Représentation des positions finales des points \mathbf{P}'_1 à \mathbf{P}'_4 pour les 25 cycles mesurés sur cinq spécimens. Les positions cibles et simulées de ces points ont aussi été représentées. Pour chaque point, la répétabilité est indiquée à côté des positions finales.

Nous avons deux hypothèses pour justifier l'écart entre les déplacements simulés et les déplacements mesurés sur les cinq spécimens. Comme montré en annexe 3, l'Agilus30Black™ utilisé pour fabriquer les robots, possède un comportement mécanique caractéristique des matériaux hyperélastiques. Ces matériaux subissent des déformations bien plus importantes pour une même augmentation de contrainte au-delà d'un certain allongement relatif. Cette observation va dans le sens du dépassement des déplacements mesurés. De plus, l'allongement maximal, mesuré en simulation par MEF sur la plus haute valeur propre du tenseur de Green-Lagrange, est de 80%. La linéarisation que nous avons choisie ne portait que sur le domaine entre 0% et 10% d'allongement relatif. Enfin, nous avons constaté

l'anisotropie du matériau qui était deux fois plus souple dans la direction verticale d'impression. Ces deux hypothèses peuvent expliquer l'origine du dépassement des performances pour un mouvement de rotation qui dépasse l'angle de rotation souhaité. Pour autant, nous remarquons que le mouvement souhaité est respecté. Nous considérons ces résultats comme particulièrement encourageants pour la synthèse future d'autres robots souples.

2.5 Synthèse

En introduction de ce chapitre, nous cherchions à concevoir la structure interne d'un robot souple. Nous avons alors défini cette structure interne comme devant posséder plusieurs ramifications avec des sections variables et dont tout le volume est relié à un point fixe sur le corps du robot souple. Cette représentation doit alors pouvoir être manipulée par un algorithme génétique. Nous avons aussi identifié que la conception de robots souples passe par la modification de la bordure extérieure et par l'introduction d'inclusions dans le volume de conception. Nous avons alors étendu les exigences que devait remplir notre représentation de robot souple pour y inclure ces modifications.

Pour répondre à ces exigences, nous avons proposé de représenter un robot souple par un ensemble de courbes de Bézier et de GMP qui nous permettent de représenter une large possibilité de robots souples et de leurs chambres pneumatiques. Nous avons alors proposé un travail de généralisation permettant de répondre à toutes les exigences.

Cette représentation a été tout particulièrement créée pour sa manipulation par un algorithme génétique. Nous avons ainsi proposé des règles de croisement et de mutation adaptées à la génération de nouveaux individus. Nous avons alors proposé l'intégration d'un modèle d'apprentissage profond pour estimer les déplacements des nouveaux individus et ainsi réduire le temps global de la méthode de recherche. Enfin, l'intégration de ce modèle d'apprentissage profond a été proposée avec une étape de transfert d'apprentissage pour la correction du modèle lors de l'exploration de l'espace de conception.

À travers deux cas d'étude, nous avons montré la pertinence des règles de croisement et de mutation. Sans connaissance initiale sur la nature des formes de chambres pneumatiques devant être utilisées, notre algorithme génétique a été capable de trouver des formes adaptées à la génération des déplacements souhaités. Le mécanisme de transfert d'apprentissage a permis, dans la deuxième démarche de conception, de mettre à jour le réseau de neurones en divisant par sept l'écart relatif de l'erreur entre l'estimation proposée par le réseau de neurones et le résultat de simulation. Nous avons ainsi montré la nécessité d'un tel mécanisme pour l'exploration de l'espace de conception.

Nous avons aussi montré à travers ces cas le gain en temps de calcul qu'a permis l'usage d'un modèle d'apprentissage profond. Nous avons ainsi divisé par 1.8 et 4.3 le temps de calcul global de la méthode. Ce gain peut être d'autant plus important que le temps de calcul investi à la mise en place du modèle d'apprentissage profond peut être économisé si les conditions de simulation restent identiques.

Nous avons fabriqué par fabrication additive Polyjet un dispositif expérimental permettant la caractérisation des déplacements suivis dans le second cas. Ce dispositif a été couplé à un système de capture de mouvements en trois dimensions et à une unité de contrôle pneumatique. De cette manière, nous avons pu suivre les déplacements de plusieurs spécimens sur un ensemble de cinq cycles par spécimen. Nous avons alors montré que le mouvement produit par chaque spécimen correspondait au mouvement attendu malgré un dépassement répétable du déplacement cible. Nous proposons alors deux pistes en perspectives pour corriger l'écart mesuré entre les spécimens réels et les résultats de

simulation par MEF.

Chapitre 3

Fabrication additive de silicone instrumentée

3.1 Introduction

Notre objectif est de permettre la fabrication de robots souples pneumatiques constitués d'une seule matière. La Figure 3.1 reprend la schématisation faite d'un robot souple en chapitre 2. Y sont représentées des cavités pour former des chambres pneumatiques, des inclusions non actionnées permettant de diminuer localement la raideur de la structure et une bordure extérieure de forme libre. Nous avons identifié en introduction que la fabrication de tels robots peut être réalisée par l'intermédiaire de la fabrication additive [Plott and Shih, 2017, Yirmibesoglu et al., 2018] et qu'elle est d'autant plus pertinente qu'elle permet la mise en forme du silicone utilisé pour les robots souples [Lee et al., 2017, Walker et al., 2020].

De manière générale, la fabrication additive repose sur la création de pièces par ajout de matière couche après couche. Dans le cas de la fabrication d'un robot souple, nous allons rencontrer deux situations bien identifiées dans la littérature comme pouvant poser problème : d'une part des contre-dépouilles (Figure 3.2-a), d'autre part des ponts (Figure 3.2-b). Deux stratégies existent pour parvenir à gérer ces situations. La plus courante consiste à employer un matériau tiers pour disposer d'une structure en support (Figure 3.1-b). L'utilisation de matière support pose deux difficultés majeures que l'on peut comprendre en observant la Figure 3.1-b. En premier, même si le retrait de la matière

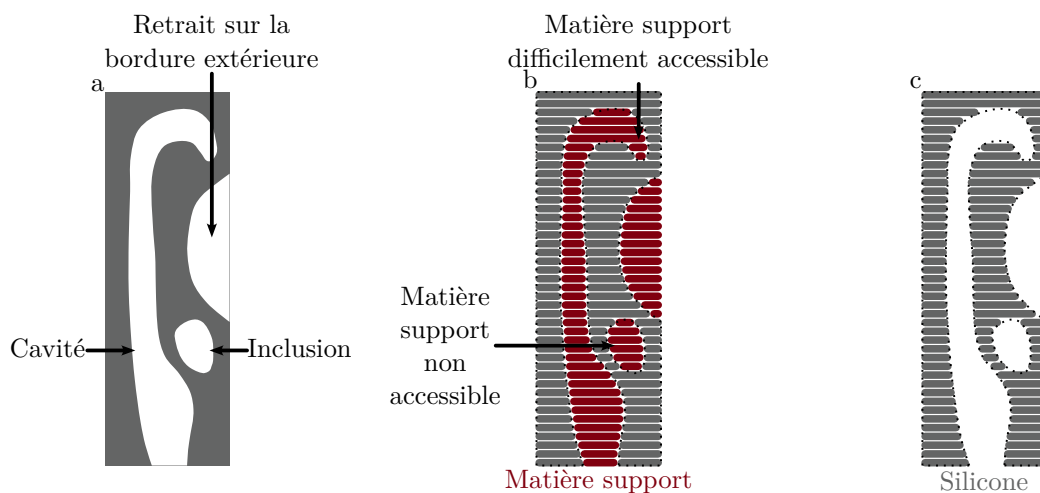


FIGURE 3.1 – Représentation schématique en coupe d'un robot pneumatique (a), de sa production en fabrication additive avec (b) et sans (c) matière support.

support des cavités est faisable, il nécessite une opération manuelle délicate qui peut être complexe pour notre cas de robots souples où les cavités peuvent être reliées par des conduits de faibles diamètres (Figure 3.3). Dans l'exemple présenté en Figure 3.3, un doigt pneumatique est représenté, qui a été obtenu par fabrication additive. Pour un tel composant, le canal d'arrivée d'air a un diamètre de seulement 1 mm. Dans le cas d'inclusions, il est impossible de retirer la matière support. En second, le contexte privilégié de notre recherche est le domaine médical. Or, si le silicone est d'intérêt pour ce domaine, il n'est pas évident d'avoir une matière support qui soit aussi compatible.

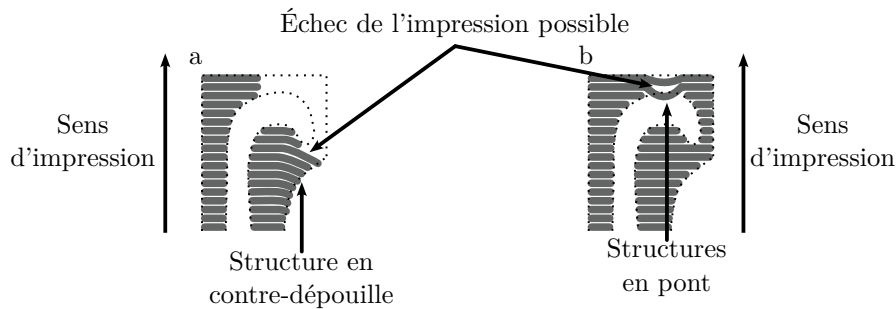


FIGURE 3.2 – Illustration de formes en contre-dépouille (a) et en pont (b), dont la fabrication peut échouer.

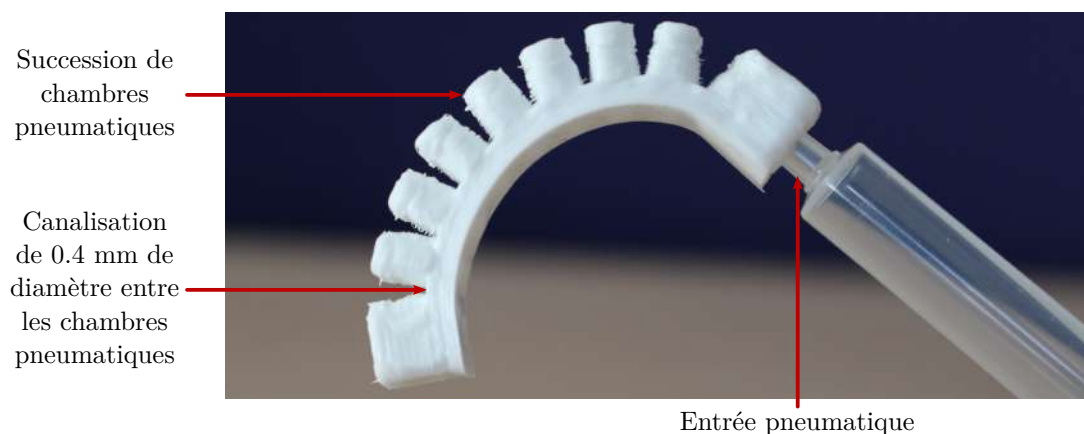


FIGURE 3.3 – Exemple de doigt pneumatique que nous avons obtenu par fabrication additive de silicone.

Il est aussi possible d'avoir une structure formée avec le même matériau pour rendre la fabrication faisable. Dans ce cas, le retrait de matière peut aussi être complexe et il est difficile de considérer qu'un tel retrait, par une opération de découpe, soit possible dans toutes les situations. Le fait de réaliser la fabrication additive sans matière support implique que la matière ajoutée pour former une nouvelle couche n'est supportée que par la matière précédemment déposée. Le procédé de fabrication additive est alors sensible aux conditions de fabrication et à la géométrie de la pièce à fabriquer. Pour illustrer cet aspect, nous avons produit un échantillon comme représenté en Figure 3.4. L'échantillon est représenté à plusieurs instants au cours de la fabrication. L'angle de surplomb vaut 45° . La Figure 3.4-a montre la pièce lorsque les 25 premières couches ont été déposées. Il faut avoir en tête que le silicone n'est pas réticulé. Il s'agit donc d'un fluide "pâteux". Les Figures 3.4-b à 3.4-e mettent en avant l'effondrement de la pièce à mesure que de nouvelles couches sont déposées. La pièce porte, dans un premier temps, les marques induites par un effondrement de la pièce (Figure 3.4-b). Le poids de la pièce devient alors

problématique et entraîne la destruction de la pièce par effondrement. Cet effondrement dépend des formes fabriquées. Notre approche est donc, dans la suite, d'essayer d'obtenir des informations durant le processus de fabrication sur les formes obtenues, qu'elles soient extérieures ou intérieures à la pièce, pour identifier, voire corriger, l'apparition de défauts et, ainsi, maîtriser la fabrication de nos robots souples.

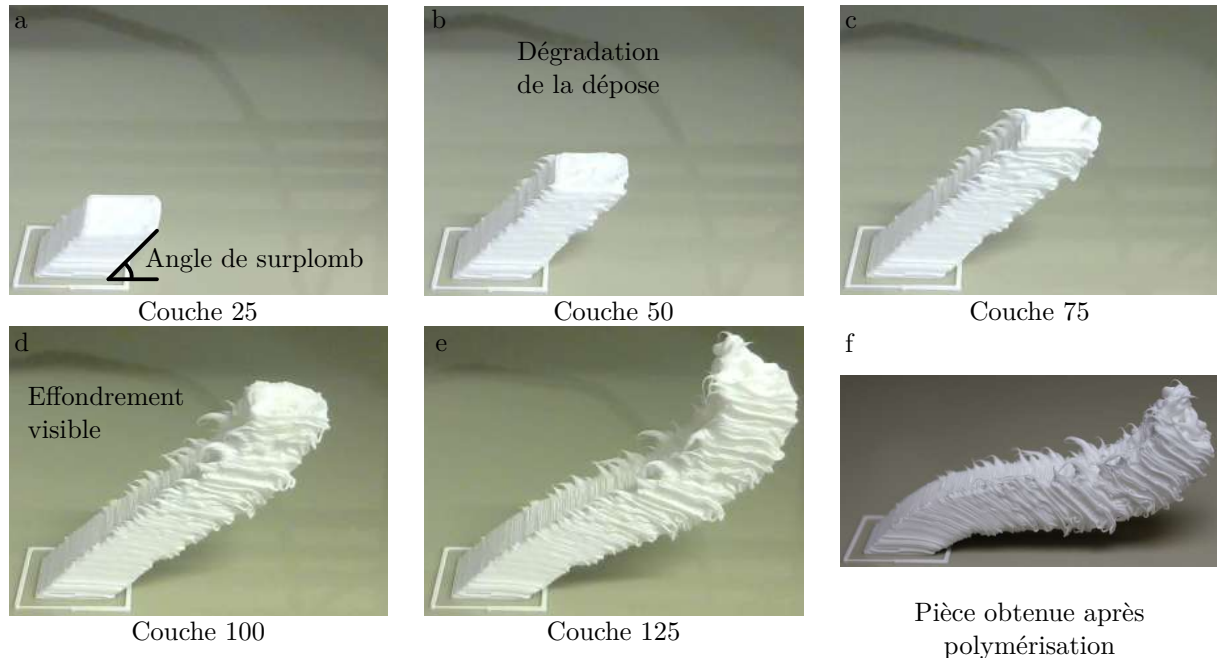


FIGURE 3.4 – Cliché d'une pièce avec une contre-dépouille produite par fabrication additive à différents instants.

Dans ce chapitre, nous précisons notre stratégie de fabrication additive en nous appuyant d'abord sur un état de l'art des silicones exploitables et des approches de fabrication additive disponibles en section 3.2. Nous présentons ensuite la plateforme de fabrication additive développée dans cette thèse en section 3.3. Enfin, nous décrivons le travail d'instrumentation réalisé pour disposer d'informations sur la fabrication durant celle-ci en section 3.4.

3.2 État de l'art

3.2.1 Les silicones et leurs mécanismes de polymérisation

Comme évoqué dans le chapitre d'introduction, le terme silicone regroupe un ensemble large de matières. Ces matières sont fournies à l'état liquide et polymérisent pour obtenir une phase solide. La diversité des processus chimiques de polymérisation a conduit à l'introduction de différents procédés de fabrication additive. Pour les distinguer et faire notre choix, nous introduisons ici les différents silicones existants.

Le terme "silicone" fait référence aux polysiloxanes qui sont des composés inorganiques formés de chaînes de motifs silicium-oxygène. Les silicones sous forme d'élastomères sont obtenus par polymérisation où des chaînes de polymères se forment par assemblages de monomères. Ainsi, il existe des silicones bicomposants qui peuvent polymériser lorsque les deux composants du silicone sont mélangés dans les bonnes proportions [Reitelshöfer et al., 2016, Yirmibesoglu et al., 2018, Miriyev et al., 2019, Lopez et al., 2021]. D'autres silicones HTV ("High Temperature Vulcanization") ne réticulent

que lorsqu'ils sont exposés à des températures élevées (200 °C par exemple) [He et al., 2017, McCoul et al., 2017]. Certains silicones peuvent polymériser lorsqu'ils sont exposés à l'humidité naturellement présente dans l'air ambiant ("moisture cure") [Plott and Shih, 2017, Muthusamy et al., 2018]. Enfin, il existe des silicones qui réticulent lors d'une exposition à une lumière ultraviolette ("UV cure") [Xiang et al., 2019, Liravi et al., 2015, Kim and Tai, 2016, Zheng et al., 2018].

Du point de vue du procédé de fabrication, ces différents silicones ne présentent pas les mêmes caractéristiques, car la polymérisation est maîtrisée par l'intermédiaire d'un mécanisme extérieur d'activation, comme pour les silicones "UV cure" et "HTV", soit par un temps après activation, comme les silicones "moisture cure" et bicomposants. Les temps de polymérisation diffèrent, de fait, beaucoup entre les différents silicones. Par exemple, le silicone UV cure RTV 800-400 polymérise en 3 secondes [Liravi et al., 2015], de même, la polymérisation est complète pour le silicone bicomposant Silbione LSR 4350 en 24 heures [Reitelshöfer et al., 2016] et prend aussi 24 heures pour le silicone "moisture cure" Dow corning 737 [Plott and Shih, 2017]. Certains silicones, comme le silicone bicomposant DragonSkin-10 (Smooth-on), peuvent polymériser en une dizaine de minutes ce qui est non négligeable en rapport avec le temps de fabrication d'une pièce par fabrication additive.

De plus, dans le cas des silicones "moisture cure", la polymérisation est inégale, car elle commence par former une peau de matière polymérisée à l'extérieur avant de polymériser au cœur de la matière. Le temps de polymérisation complet dépend, dans ce cas, de la géométrie de la pièce. Tous ces éléments impliquent que le silicone peut rester fluide durant l'ensemble du processus de fabrication, accroissant ainsi la complexité du procédé. Ainsi, certains silicones polymériseront longtemps après la fin du processus de fabrication alors que d'autres polymériseront couche après couche.

Une autre caractéristique importante dans le procédé de fabrication est le comportement rhéologique des silicones. En effet, les silicones sont généralement liquides lors de la mise en forme. Certains silicones comme le DragonSkin-10 ont deux composants qui, d'après notre expérience, sont des fluides très visqueux qui, comme certains miels pour en donner une image, peuvent s'écouler lentement lors de leurs déposes. À l'inverse, certains silicones présentent les caractéristiques de fluides à seuil [Walker et al., 2019] qui ne peuvent s'écouler que lorsqu'une contrainte minimum leur est appliquée. Cette contrainte est alors désignée comme la contrainte d'écoulement du fluide et est une caractéristique rhéologique de celui-ci. Un exemple de fluide à seuil bien connu est la mayonnaise. Celle-ci peut, sous l'action de son propre poids, prendre la forme de son contenant. Sa surface peut alors être sculptée, car peu d'efforts y sont appliqués. Cette catégorie de fluide peut ainsi être utilisée pour la fabrication additive de silicone sans que la polymérisation de celui-ci ne soit complète. La nouvelle couche est alors déposée sur une couche encore fluide, mais capable de supporter le poids des couches suivantes. Le processus de fabrication est, dans ce cas, sensible aux propriétés rhéologiques du silicone. Ainsi, le procédé de fabrication additive de silicone devra tenir compte ou tirer avantage du mécanisme de polymérisation du silicone utilisé et de ses propriétés rhéologiques.

3.2.2 Méthodes de fabrication additive

Liravi et al [Liravi and Toyserkani, 2018] propose une classification des procédés de fabrication additive de silicone. Cette classification comporte quatre grandes familles de procédés dont les mécanismes de fabrication sont illustrés en Figure 3.5. Nous pouvons y retrouver la dépose en substrat, désigné comme Freeform Reversible Embedding (FRE), la polymérisation en cuve, désignée comme vat photopolymerisation, la pulvérisation de silicone, désignée comme material jetting, et l'extrusion de silicone, désignée comme material extrusion. Cette classification permet la discussion autour des

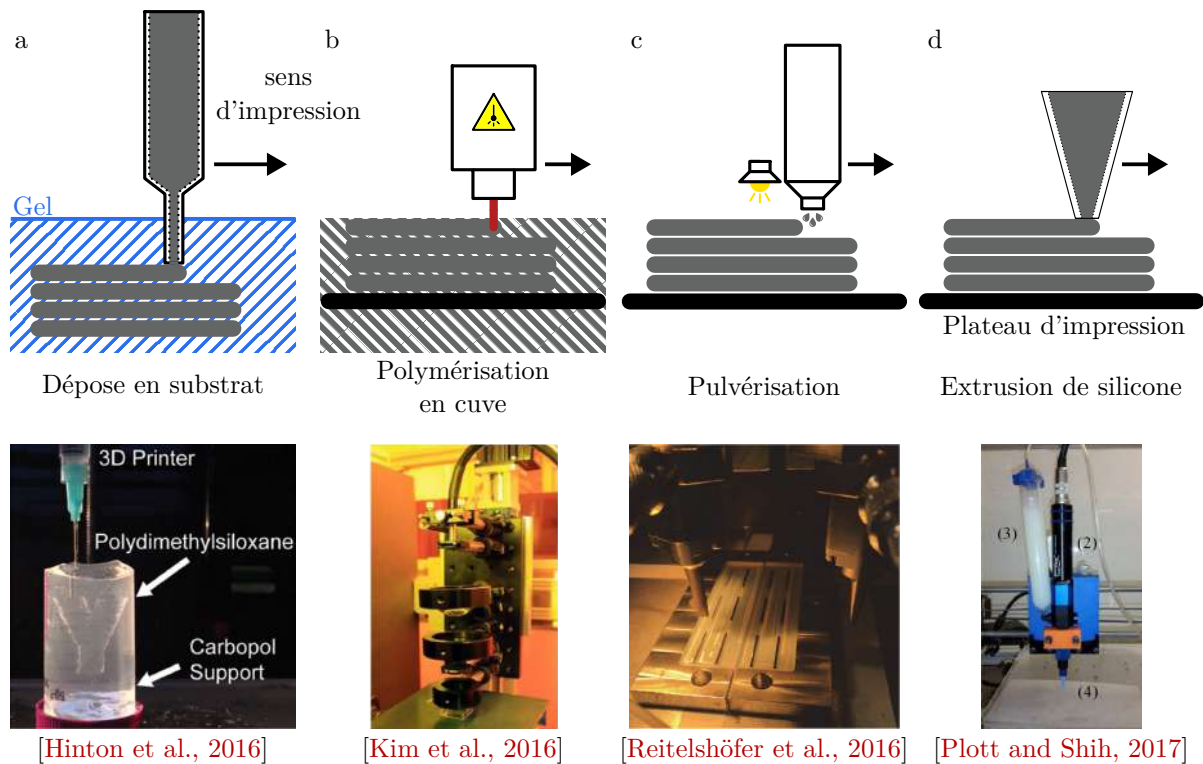


FIGURE 3.5 – Illustration de plusieurs procédés de fabrication additive de silicone de la littérature.

caractéristiques de ces méthodes de dépose et elle nous aidera à réaliser un choix quant à la méthode que nous trouvons la plus adaptée pour la fabrication additive de robots souples.

3.2.2.1 La dépose en substrat (FRE)

Le FRE (Figure 3.5-a) est un procédé de fabrication qui se base sur la dépose de silicone dans un support en substrat. Le substrat est initialement exempt de silicone et la buse vient le traverser en déposant de la matière en son sein [Liravi and Toyserkani, 2018]. Plusieurs substrats ont été testés pour supporter la pièce lors de sa fabrication. Nous pourrions ainsi citer l'utilisation de gels [Hinton et al., 2016, Bhattacharjee et al., 2015] ou de poudres (3DeusDynamics). La dépose en substrat permet la réalisation de formes complexes, car le substrat prend le rôle d'un matériau support. Celui-ci est retiré après le durcissement du silicone mis en forme. L'inconvénient principal est la gestion du substrat comme matériau support.

En effet, pour les gels, afin d'assurer le maintien correct de la forme dans le support, le gel doit avoir des propriétés autocicatrisantes. L'exemple présenté en Figure 3.5-a montre une buse, utilisé pour déposer le silicone dans le gel. Le gel est alors traversé par la partie métallique de la buse. En l'absence de la propriété de cicatrisation du gel, le silicone pourrait fuir de l'endroit où il a été déposé par la cicatrice générée par la buse dans le gel. Ainsi, le développement de ces gels reste un champ actif de recherche [O'Bryan et al., 2017].

Une des difficultés lors de l'utilisation de gels est, par ailleurs, d'assurer la liaison entre les différents filaments déposés. Il faut éviter que le gel n'empêche la matière de former un ensemble homogène. Certains résultats expérimentaux montrent qu'il semble possible d'identifier des paramètres d'impression pour outrepasser cette difficulté [Hinton et al., 2016].

3.2.2.2 La polymérisation en cuve

La polymérisation en cuve est basée sur le principe d'apport d'énergie, à l'inverse du FRE où la matière est apportée. Cette énergie nécessaire permet la polymérisation localement (Figure 3.5-b). La matière non polymérisée remplit alors la même fonction que le substrat précédemment utilisé dans le FRE. La polymérisation est engagée localement pour former couche après couche la pièce désirée. Il y a peu de tentatives d'implémentation de ce procédé de fabrication que ce soit sur le plan académique [Femmer et al., 2014, Kim et al., 2016] ou dans l'industrie (Picsima).

La principale difficulté de ce procédé de fabrication réside dans la viscosité du fluide à polymériser. Celui-ci doit être assez fluide pour recouvrir uniformément la couche formée. Les premières approches de réalisation de pièces en silicone via ce procédé de fabrication furent des approches qui modifiaient la méthode de la stéréolithographie pour la fabrication de pièces en silicone. Cette technologie reste cependant marginale dans le cadre de la fabrication additive silicone [Liravi and Toyserkani, 2018].

Le défaut majeur de ce procédé de fabrication est qu'il limite les silicones pouvant être utilisés, car la polymérisation doit être engagée localement. Cela exclut, par exemple, les silicones "moisture cure" qui polymérisent au contact de l'air ambiant. Ainsi, ce procédé a été mis en place pour des silicones UV-cure [Femmer et al., 2014, Kim et al., 2016] et bicomposant (Picsima).

3.2.2.3 La pulvérisation de silicone

La pulvérisation de silicone est une technique de dépose par vaporisation du silicone. La vaporisation de silicone permet notamment de déposer des quantités très faibles de silicone avec précision. Ainsi, les hauteurs de couches pouvant être réalisées sont très petites avec, par exemple, une hauteur de couche de 0.3 μm obtenue dans [McCoul et al., 2017].

La difficulté dans cette technique de fabrication réside dans la création de la tête d'impression qui doit tenir compte des propriétés du fluide à mettre en forme. Dans le cas de [Reitelshöfer et al., 2016], la tête d'impression se décompose en trois parties. Le silicone utilisé est un silicone RTV bicomposant. Deux des parties contiennent des bains à partir desquels sont extraits des flux de gaz chargé en particules des deux phases du silicone. Les deux gaz se rejoignent dans la tête d'impression. Celle-ci incorpore deux flux de gaz que sont le gaz contenant le matériau à mettre en forme et un gaz de "gaine" qui entoure le premier flux et permet d'assurer la précision de la dépose. La précision de cette dépose permet la création de couches de silicone d'une épaisseur pouvant descendre à 10 μm . Le défaut de cette méthode réside dans le système de vaporisation qui ne permet pas de vaporiser des fluides trop visqueux (5 mPa.s pour un vaporisateur ultrasonore et 1000 mPa.s pour un vaporisateur pneumatique) et qui limite la vitesse de la tête d'impression. Dans les travaux de [Reitelshöfer et al., 2016], les deux phases du silicone sont chauffées pour abaisser leurs viscosités et faciliter la mise en forme. Ainsi, la pulvérisation de silicone est limitée à des silicones à faible viscosité [Reitelshöfer et al., 2016]. Pour comparaison, les silicones DragonSkin-10 et Bluesil RTV 3428 (Elkem) ont une viscosité de, respectivement, 20 000 mPa.s et 25 000 mPa.s.

3.2.2.4 L'extrusion de silicone

L'extrusion de silicone correspond à la dépose de matière, couche après couche, sur un support comme un plateau d'impression (Figure 3.5-d). La matière est alors extrudée à travers un orifice désigné comme la buse. L'extrusion est permise par un système mécanique comme une pompe [Plott and Shih, 2017] ou par l'application d'une pression [Jin et al., 2015]. De cette manière, grâce à l'extrusion de

silicone, il est possible de déposer des silicones couche après couche sans limitation de viscosité [Liravi and Toyserkani, 2018].

L'extrusion de silicone peut être réalisée avec [Muthusamy et al., 2018, Hamidi and Tadesse, 2020] et sans matière support [Plott and Shih, 2017, Yirmibesoglu et al., 2018]. Cette grande liberté de dispositif d'extrusion avec et sans matière support rend possible la fabrication de pièces en silicone "UV cure" [Zheng et al., 2018, Liravi et al., 2015], bicomposant [Yirmibesoglu et al., 2018, Yirmibesoglu et al., 2019, Hamidi and Tadesse, 2020] et "moisture cure" [Jin et al., 2015, Plott and Shih, 2017]. La matière peut alors être polymérisée couche après couche comme pour certains silicones "UV cure" [Liravi et al., 2015] ou déposée fluide comme les silicones "moisture cure" [Plott and Shih, 2017]. La polymérisation de ces derniers est alors atteinte après un certain temps. Pour autant, nous remarquons que les silicones "UV cure" n'atteignent pas la polymérisation complète à l'issue de la fabrication [Zheng et al., 2018, Liravi et al., 2015]. Une étape de post-traitement est alors appliquée à ces pièces après la production de la pièce où celle-ci est exposée à de la lumière UV pendant un certain temps pour finaliser la réaction de polymérisation. Ainsi, l'utilisation de silicones comme les silicones "UV cure" ne représente pas forcément un gain de temps vis-à-vis des silicones "moisture cure", car la pièce n'est pas directement utilisable à la fin du processus de fabrication additive.

3.2.2.5 Synthèse sur le procédé de fabrication

Nous remarquons que l'extrusion de silicone a été considérée pour la fabrication de robots souples avec matière support [Hamidi and Tadesse, 2020] et sans matière support [Plott and Shih, 2017, Yirmibesoglu et al., 2018]. Ce procédé permet, en effet, de mettre en forme des robots souples sans utiliser de matière support et pour une large gamme de silicones. À l'inverse, les procédés de FRE et de polymérisation en cuve font intervenir un substrat qui, à notre sens, peut être complexe à retirer des cavités. En ce qui concerne le procédé de pulvérisation de silicone implique de concevoir une tête d'impression adaptée au silicone à déposer qui, comme il a été mis en avant dans [Reitelshöfer et al., 2016], aura une viscosité limitée. Pour toutes ces raisons, nous faisons le choix d'exploiter l'extrusion de silicone pour notre fabrication de robots souples. Plus précisément, nous identifions que le silicone "moisture cure" a déjà été utilisé pour produire des robots souples [Plott and Shih, 2017]. Cette catégorie de silicone est choisie, par la suite, car elle peut directement être extrudée sans utiliser de système tiers pour mélanger ou activer la polymérisation. De plus, ces silicones sont largement disponibles dans le commerce les rendant faciles d'accès. Nous faisons donc le choix d'extruder le silicone "moisture cure" A8 pro (Würth). Nous considérons que ce choix n'est, cela dit, pas restrictif dans la mesure où le changement vers un autre silicone peut être réalisé en modifiant, pour un silicone bicomposant, le système d'extrusion choisi dans la suite ou en intégrant, pour les silicones UV-cure et HTV, un mécanisme de polymérisation externe.

3.2.3 Fabrication par extrusion et risques d'échecs

3.2.3.1 Extrusion par pressurisation

Comme décrit précédemment, l'extrusion de silicone peut être réalisée par l'intermédiaire d'un système de pressurisation ou par l'intermédiaire d'une pompe mécanique. L'utilisation d'un système de pressurisation permet, à partir d'une cartouche contenant la matière et d'une buse (Figure 3.6), d'extruder un filament de matière. Le débit de dépose dépend de la matière extrudée et de la pression appliquée dans la cartouche. Pour connaître ce débit, nous pouvons nous baser sur un modèle du

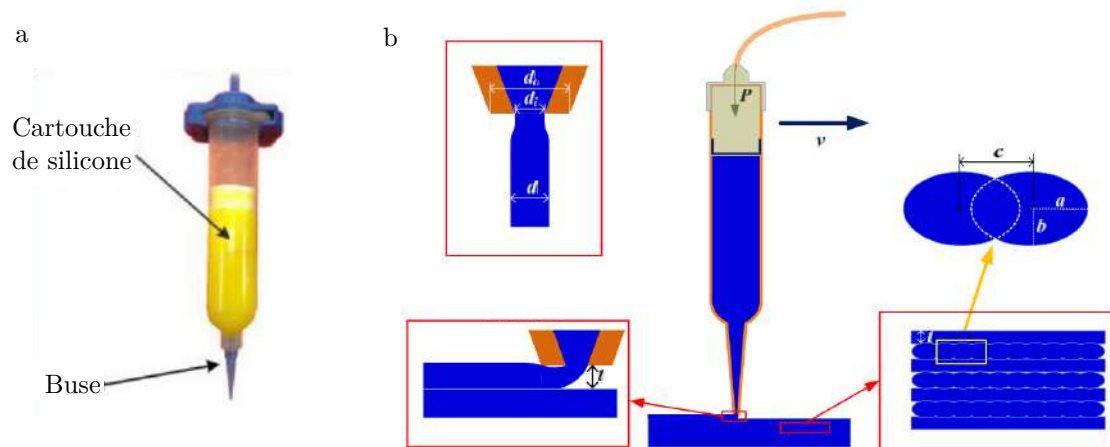


FIGURE 3.6 – Illustration de l'extrusion de silicone par l'intermédiaire d'un système de pressurisation utilisé dans [Jin et al., 2015] (a et b) et implémenté dans ce travail de thèse (c et d).

silicone lors de son écoulement [Jin et al., 2015]. Il est aussi possible de régler expérimentalement la pression pour obtenir un filament de matière satisfaisant [Yirmibesoglu et al., 2018].

Nous avons commencé par effectuer, dans ce travail de thèse, des essais d'extrusion à l'aide de cette méthode (Figure 3.7-a). Une cartouche de silicone "moisture cure" A8 pro (Würth) avec une buse est fixée dans une architecture cartésienne (Figure 3.7-d). Nous utilisons un système de mise sous pression commerciale Nucleus (Tobeca, Figure 3.7-d) qui permet l'application d'une pression, réglable via un limiteur de pression, lorsque de la matière doit être extrudée. Ce système est initialement prévu pour travailler de manière synchrone avec le système de mise en mouvement pour synchroniser l'application d'une pression et la mise en mouvement de la cartouche. Ce système est alimenté en énergie pneumatique à l'aide d'un compresseur stockant cette énergie dans un réservoir et le réglage de pression permet de régler le débit de sortie de la buse. Nous avons commencé ainsi par réaliser des pièces en silicone par extrusion. Nous avons alors utilisé une démarche expérimentale pour régler le débit d'extrusion. Notre expérience de cette méthode d'extrusion nous a permis d'en tirer plusieurs remarques.

En premier, le réglage de pression peut être réalisé par une démarche expérimentale et nous permet d'obtenir des pièces en silicone (Figure 3.7-b). Néanmoins, ce réglage reste propre à chaque impression et nous avons pu constater que nous pouvons être amenés à devoir le changer entre deux impressions. Notre hypothèse est que des facteurs environnementaux comme la température, ou la taille de la buse, influencent beaucoup le réglage de débit de cette méthode. Ces facteurs environnementaux doivent alors être pris en compte dans le modèle d'écoulement ou le réglage expérimental doit être réalisé à chaque impression.

Deuxièmement, il peut être nécessaire de modifier la valeur de pression que ce soit pour appliquer un autre débit en sortie de buse ou pour corriger la pression appliquée. En effet, en utilisant un capteur pour mesurer la pression réellement appliquée au sein de la cartouche (Figure 3.8), nous avons pu constater que la pression appliquée varie en fonction du temps. Cette variation est liée à l'évolution de la pression dans le compresseur en amont, qui n'est pas compensée en l'absence de régulation de pression. La décroissance rapide de la pression vers 300 s (Figure 3.8) correspond à l'instant où le compresseur s'enclenche. Ainsi, alors que le principe d'extrusion est simple, un système standard ne permet pas un maintien de la pression précis.

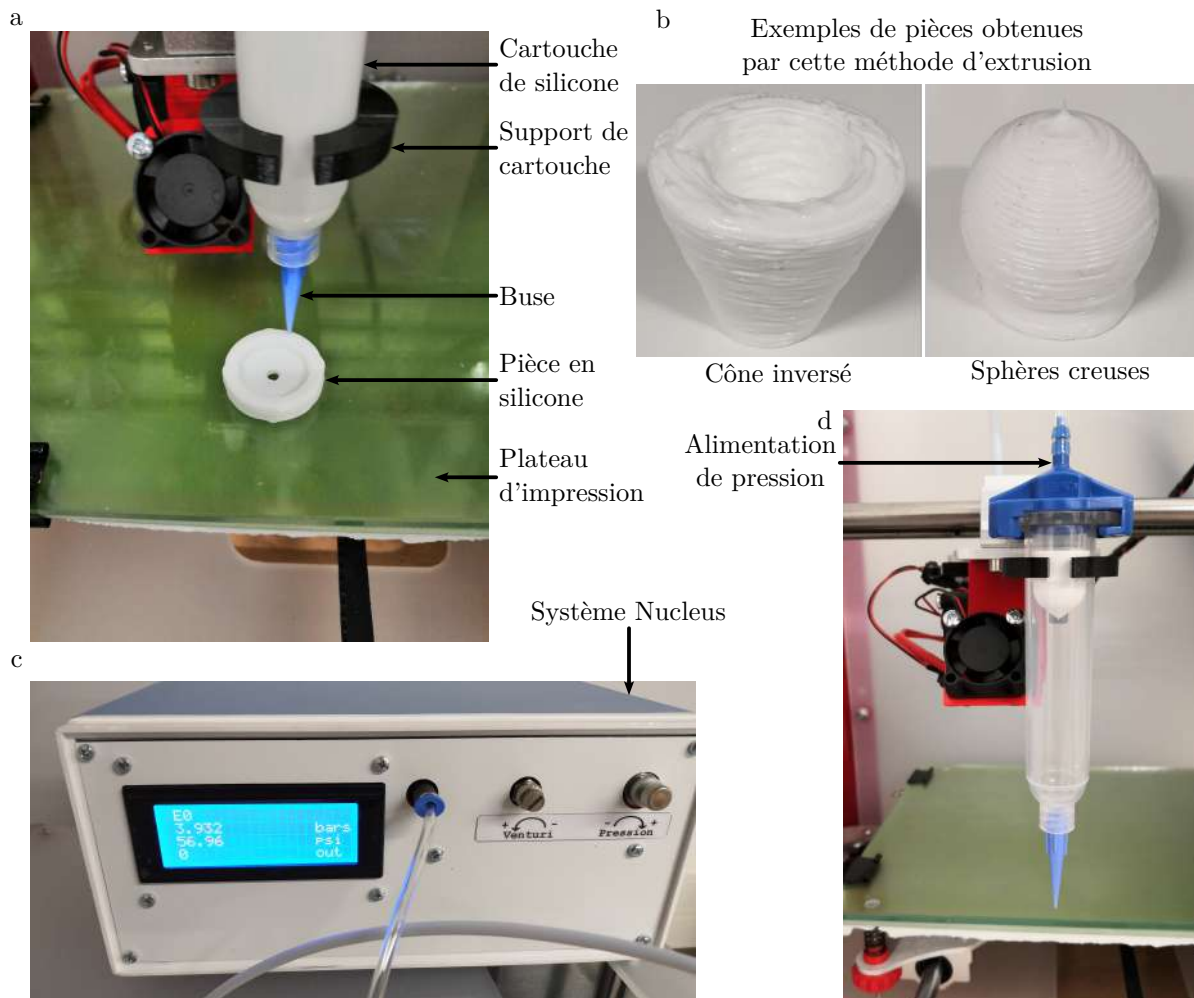


FIGURE 3.7 – Photographie du dispositif expérimental utilisé pour extruder du silicone par pressurisation (a-b-d) et de pièces produites par cette méthode (b).

Il peut alors être d'autant plus complexe de gérer l'extrusion de silicone lorsqu'un système comme un mélangeur pour les deux phases d'un silicone bicomposant doit être intégré en amont de la buse de dépose. En effet, les travaux réalisés dans [Yirmibesoglu et al., 2018] illustrent la fabrication de robots souples par l'extrusion de silicone bicomposant DragonSkin-10. Les auteurs y fabriquent et caractérisent certains robots souples courants de la littérature, comme le pneu. L'extrusion de silicone bicomposant exige l'utilisation d'un outil pour mélanger les deux phases du silicone dans les bonnes proportions avant de la déposer. Il serait possible de déporter ce système de mélange dans un endroit fixe de l'imprimante et d'amener la matière au système de dosage. Cependant, la matière pourrait polymériser dans la conduite entre les deux systèmes. Ainsi, cette étape de mélange est réalisée au plus proche du dispositif de dépose. Les auteurs conçoivent un système de dosage avec un outil de mélange intégré. Ce système est mis en avant en Figure 3.9. Un tel système vient alors influencer le comportement du silicone, car les deux phases peuvent ne pas avoir les mêmes viscosités. De plus, la polymérisation du silicone au cours du temps peut venir perturber le débit de dépose.

3.2.3.2 Extrusion par pompage

Une alternative à l'extrusion par pressurisation est l'extrusion mécanique par l'intermédiaire d'une pompe. Ces systèmes prennent en entrée la matière sous pression pour assurer que la matière est

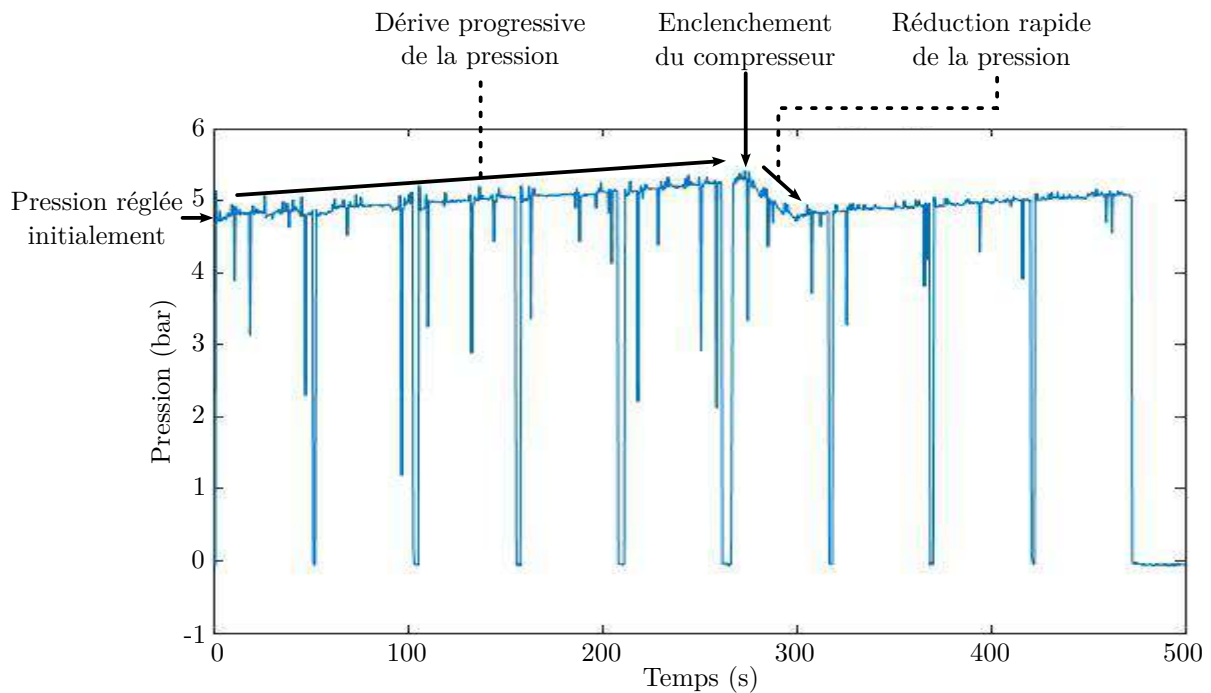


FIGURE 3.8 – Évolution de la pression au cours d'une impression silicone.

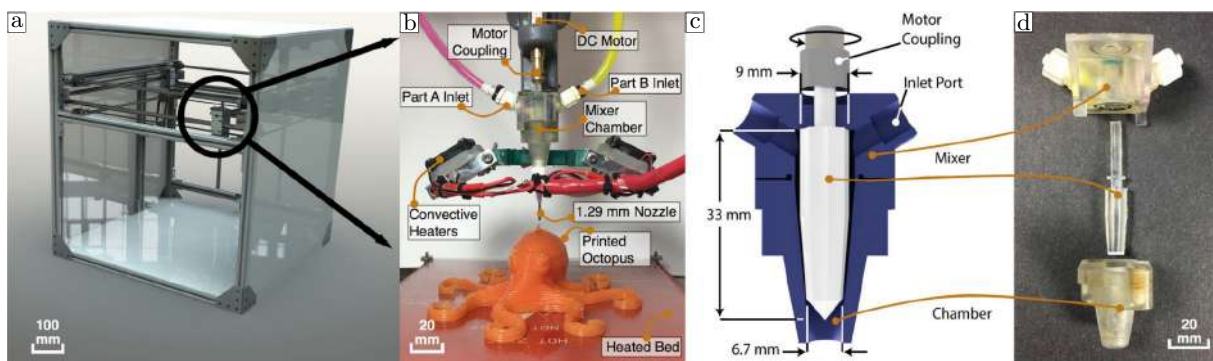


FIGURE 3.9 – Images extraites de [Yirmibesoglu et al., 2018] montrant le système de dosage conçu pour l'extrusion de silicone bicomposant.

disponible à l'entrée de la pompe [Plott and Shih, 2017, Schaffner et al., 2018]. De petites quantités de matières sont alors mises en mouvement par le rotor de la pompe (Figure 3.11). Ces pompes ont l'avantage d'être précises dans notre contexte et vis-à-vis des quantités manipulées [Gamboa et al., 2002]. Cette précision a servi, notamment, à étudier le lien entre le débit de dépose de silicone et l'homogénéité de la matière mise en forme [Plott and Shih, 2017]. Les travaux de Plott et al. [Plott and Shih, 2017] montrent la fabrication additive de silicone "moisture cure" pour la production de robots souples. Les auteurs proposent ainsi de fabriquer un ballon et un pneu net.

Les pompes de dosage de précision couramment utilisées sont les pompes à cavités progressives dont le fonctionnement est illustré en Figure 3.11. Celle-ci fonctionne par l'intermédiaire d'une vis tournant à l'intérieur d'une partie fixe spécialement conçue pour que de petits volumes se déplacent le long de la vis lors de sa rotation. La solution utilisée en Figure 3.10-b est un eco-PEN 450 commercialisé par l'entreprise ViscoTec. La même entreprise a aussi développé une solution alternative spécifiquement adaptée à son intégration dans des architectures de fabrication additive. Le système de dosage de précision Vipro-Head peut ainsi être retrouvé dans plusieurs systèmes développés par des industriels

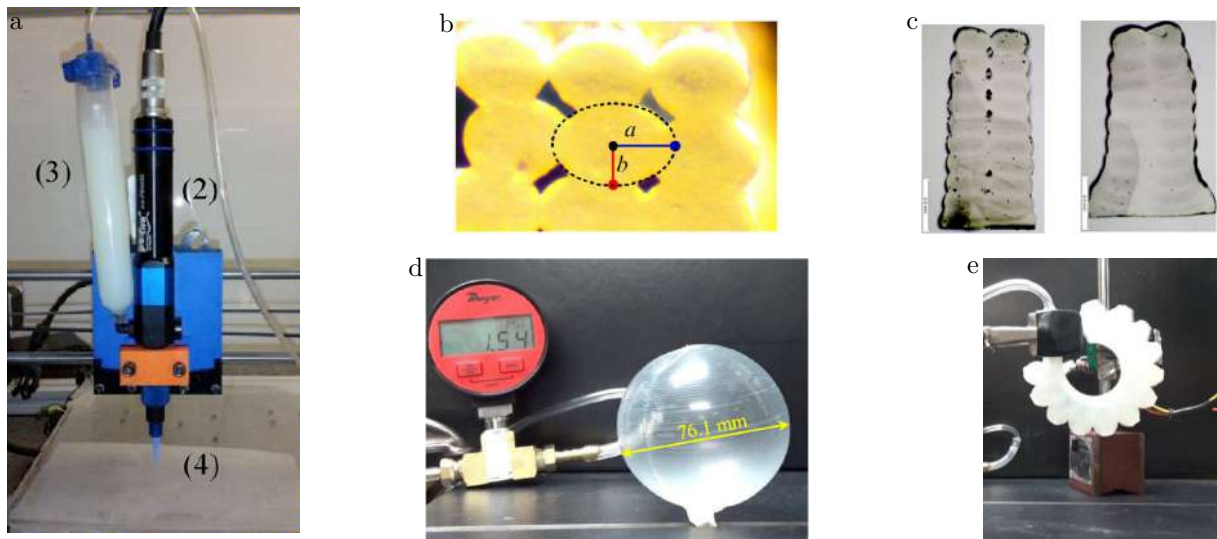


FIGURE 3.10 – Images extraites de [Plott and Shih, 2017] illustrant leur dispositif de dépôt de silicone "moisture cure" (a), les vides entre filaments (b) et (c), et des exemples de robots souples sous pression (d) et (e).



FIGURE 3.11 – Illustration du principe de fonctionnement d'une pompe à cavité progressive (source).

comme InnovatiQ (source), Lynxter (source) ou Delta tower (source). Une telle solution peut ainsi être envisagée pour un système de fabrication additive de silicone.

L'intérêt particulier des auteurs à étudier l'homogénéité du silicone déposé s'explique par les espaces vides qui peuvent être constatés entre les différents filaments de silicone comme en Figure 3.10-b. Ces espaces sont potentiellement de futures fuites dans les chambres pneumatiques mises en formes. Elles peuvent être, aussi, des amorces de ruptures qui fragilisent le robot souple mis en forme [Plott and Shih, 2017]. Les auteurs cherchent alors un débit permettant de combler ces espaces vides comme en Figure 3.10-c. Ayant trouvé des conditions d'impression satisfaisantes, les auteurs tentent ensuite de produire deux robots souples qu'ils mettent sous pression et amènent à la rupture de la matière. Toute cette recherche a été, notamment, permise, car le système d'extrusion utilisé a une précision et une répétabilité des débits d'extrusion suffisantes.

3.2.3.3 Synthèse sur l'extrusion

Nous identifions que les systèmes de pompe permettent l'extrusion de silicone avec une précision qui a permis, selon la littérature, la réalisation de robots souples fonctionnels. Nous proposons donc de construire une plateforme de fabrication additive de silicone par extrusion de silicone avec un système de pompe. Nous envisageons d'utiliser une architecture cartésienne qui nous a notamment permis de réaliser les essais présentés en Figure 3.6. Cette architecture est courante dans la littérature et sa modification nous semble accessible pour y intégrer un système de pompe à cavité progressive et une instrumentation.

3.2.4 Imprimabilité de l'extrusion sans matière support

Comme nous l'avons évoqué précédemment, la fabrication additive de silicone peut échouer pour diverses raisons, parmi lesquelles la forme de la pièce à fabriquer. Le fait qu'une pièce puisse être mise en forme par un procédé de fabrication additive et dans certaines conditions est désigné comme l'imprimabilité d'une pièce. Nous détaillons dans cette section les changements identifiés dans la littérature pour faciliter la fabrication de pièces en silicone. Trois voies peuvent rendre possible la fabrication de pièces et donc assurer leur imprimabilité. Les auteurs modifient la matière utilisée, la géométrie de la pièce ou les conditions de fabrication.

3.2.4.1 Modification de la matière extrudée

Comme nous l'avons évoqué précédemment et montré en Figure 3.4, le silicone peut rester dans une phase liquide lors du processus de fabrication et la contrainte d'écoulement est une caractéristique de certains de ces fluides qui leur permet de soutenir un poids maximal avant qu'un écoulement, i.e. un effondrement dans notre application, ne soit constaté.

La valeur de la contrainte d'écoulement est primordiale pour favoriser l'imprimabilité d'une pièce [Mouser et al., 2016, Hiller et al., 2017]. On souhaite alors une valeur la plus élevée possible. Dans [Yirmibesoglu et al., 2018], le silicone DragonSkin-10 n'exhibe pas initialement ce comportement de fluide à seuil. Les auteurs choisissent alors d'ajouter un additif, le ThiVex, pour que le mélange ainsi formé présente la contrainte d'écoulement souhaitée. À leur image, beaucoup d'approches proposent de modifier la formulation de silicones à l'aide d'additifs comme de la poudre de silice [Lv et al., 2017], du polyéthylène glycol [Courtial et al., 2019], du Bluesil SP3300 [Lopez et al., 2021] ou des nanoargiles [Compton and Lewis, 2014]. À l'inverse, il est possible de sélectionner des silicones qui ont initialement une contrainte d'écoulement suffisante pour les auteurs [Plott and Shih, 2017].

Néanmoins, améliorer la qualité de l'impression n'est pas nécessairement un avantage si cela entraîne une diminution des qualités mécaniques de la pièce réalisée. Ainsi, peu de chercheurs évaluent l'impact de l'ajout de ces additifs sur la qualité des pièces finales.

Enfin, l'imprimabilité des silicones [Walker et al., 2019] peut être associée à d'autres propriétés rhéologiques du silicone comme le facteur de perte et la viscosité du fluide. Ainsi, envisager l'imprimabilité du silicone par l'unique optimisation de la contrainte d'écoulement nous semble restrictif pour un fluide comme le silicone.

3.2.4.2 Adaptation de la géométrie de la pièce

Des auteurs proposent d'identifier les zones problématiques de la géométrie de la pièce à fabriquer (Figure 3.12) pour supprimer la nécessité de matière support en se basant sur une prédiction de l'imprimabilité d'une pièce [Lopez et al., 2021]. L'approche envisagée se base sur les caractéristiques rhéologiques du matériau mis en forme et sur la géométrie de l'objet à produire. L'outil développé se base sur quatre informations : la masse volumique du matériau, sa contrainte d'écoulement, sa description par un fichier STL et la précision souhaitée. L'outil discrétise le volume de l'objet en voxels à partir du fichier STL. Il calcule ensuite le ratio masse/surface de chaque colonne de voxels et les surplombs de la forme. En se basant sur ces données, l'outil indique à l'utilisateur les zones de la pièce qui ne pourront pas être imprimées avec la précision voulue à cause de la déformation du silicone sous son propre poids (Figure 3.12-rouge). Alors, l'utilisateur peut revoir sa conception pour résoudre ce problème anticipé d'impression.

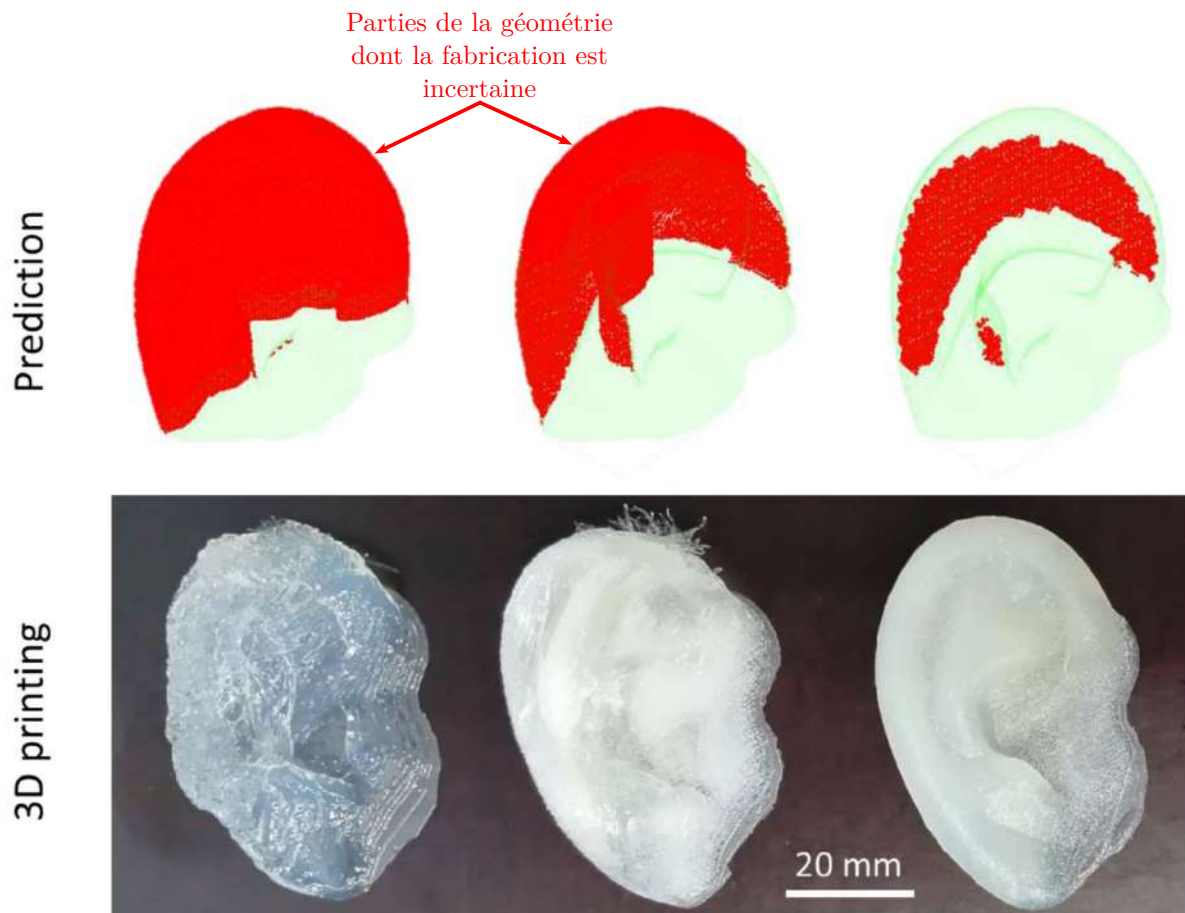


FIGURE 3.12 – Extrait de l’outil mis en place dans [Lopez et al., 2021] pour mettre en avant les parties de pièces susceptibles d’échouer à la fabrication.

3.2.4.3 Adaptation des conditions et paramètres de fabrication

Comme évoqué précédemment, les travaux de Plott et al. [Plott and Shih, 2017] ont permis de mettre en avant des conditions de fabrication permettant la mise en forme de pièces en limitant les espaces entre filaments extrudés. À la suite de ces travaux, Plott et al. [Plott et al., 2018] se sont intéressés à la quantification des efforts subis par la pièce en fonction des conditions et des paramètres de fabrication que sont : la hauteur de couche, le diamètre de buse et le débit utilisés. Les auteurs mettent ainsi en avant que les diamètres de buses plus faibles permettent de diminuer les efforts tangents à la surface de dépose. De même, plus la hauteur de couche est importante, plus ces efforts sont faibles. Les débits importants augmentent ces mêmes efforts. Enfin, le silicone peut être déposé sans que la buse n’entre directement en contact avec la surface de dépose de silicone [Yuk and Zhao, 2018]. Ainsi, les auteurs proposent (Figure 3.13-a) d’utiliser ce mode d’extrusion de silicone. L’intérêt réside dans les instabilités rencontrées par le filament en fonction des conditions d’impression comme le débit d’impression notamment. En effet, comme en Figure 3.13-b, le filament extrudé peut présenter différentes épaisseurs, des discontinuités et se replier sur lui-même. Ces modes d’extrusions ont été identifiés par les auteurs et utilisés pour produire des pièces visibles en Figure 3.13-c.

Ainsi, certains paramètres et conditions de fabrication peuvent être modifiés pour permettre la fabrication additive de silicone. Certaines de ces grandeurs ont la possibilité d’être, de plus, facilement modifiées durant le processus de fabrication en prenant en compte ces changements dans la création du dispositif de fabrication additive.

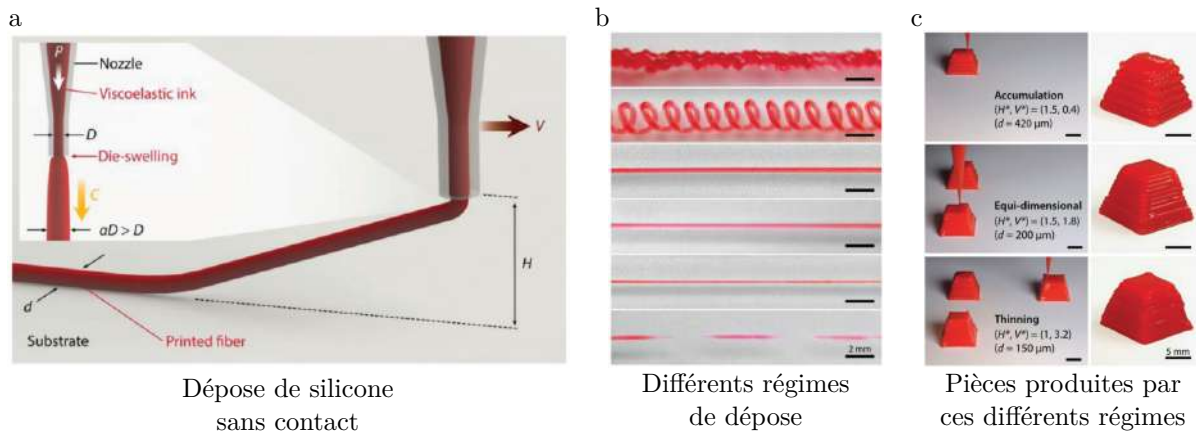


FIGURE 3.13 – Illustrations extraites de [Yuk and Zhao, 2018] montrant le principe de la dépose (a), les filaments obtenus (b) et des pièces produites en exploitant ces différents modes de dépose (c).

3.2.4.4 Synthèse sur l'imprimabilité

Des trois degrés de liberté précédemment évoqués pour favoriser l'imprimabilité d'une pièce dans le contexte de la fabrication additive de silicone, l'adaptation des conditions de fabrication semble le changement le plus adapté à notre contexte. En effet, le changement de la formulation d'un silicone nécessite des compétences particulières et nous faisons le choix de travailler avec une matière fixée à l'avance en fonction des propriétés mécaniques souhaitées. Nous cherchons, de plus, à étendre nos développements pour un grand nombre de matières. Nous faisons donc le choix de ne pas nous restreindre à une formulation de silicone que nous aurions spécifiquement développé. De même, nos robots souples étant issus d'un processus de conception, leurs géométries ne sont pas considérées comme modifiables. Les conditions et paramètres de fabrication peuvent, en revanche, être vus comme modifiables en cours d'impression. Nous envisageons donc d'instrumenter la plateforme de fabrication additive pour identifier les situations qui peuvent nécessiter un changement de conditions de fabrication et, ainsi, superviser celles-ci.

3.2.5 Supervision de la fabrication

La supervision de la fabrication additive nécessite d'introduire un capteur au sein de la plateforme de fabrication additive pour acquérir de l'information sur le processus de fabrication en lui-même. Il existe, dans la littérature, un certain nombre d'approches permettant la supervision de procédés de fabrication additive, notamment dans le domaine de la FDM, à différentes échelles du processus de fabrication. Il est ainsi possible de suivre les mouvements de la plateforme, le filament extrudé ou la pièce produite et les couches qui la constituent.

3.2.5.1 Supervision de la plateforme

La nature de l'information acquise dans ce cas est très variable dans la littérature. Dans tous les cas, elle n'est pas acquise directement sur la pièce comme dans les deux cas suivants. Ainsi, il est possible d'avoir des informations indirectes sur le procédé de fabrication par l'intermédiaire de capteurs ajoutés pour suivre les déplacements dans la plateforme. Nous pouvons ainsi citer l'ajout de capteurs de vibration pour détecter des situations très spécifiques comme l'obstruction de buse [Tlegenov et al., 2018]. Des codeurs peuvent aussi être ajoutés aux axes de translation de la plateforme pour suivre les déplacements de la buse dans l'espace (Zmorph). En effet, il est d'usage sur ces architectures d'utiliser

des moteurs pas-à-pas commandés en boucle ouverte sans retour d'information sur la position de la buse sur les axes. Les codeurs permettent alors de détecter un défaut commun dans la fabrication additive par extrusion de thermoplastique associé à un décalage fixe sur un axe de la plateforme. Il est alors possible de corriger la position sans mesurer l'impact du défaut sur la pièce produite. Ce genre de retour d'information permet de détecter des situations en dehors du fonctionnement normal de la plateforme sans distinguer si la pièce en cours de production est impactée. Dans le cas de la détection de l'obstruction de la buse, il est raisonnable de penser que la pièce n'est pas produite correctement si un défaut apparaît. Ainsi, ce type de retour permet l'arrêt du processus de fabrication avant sa fin en économisant ainsi le temps, la matière et l'énergie nécessaire pour le terminer.

3.2.5.2 Supervision du filament extrudé

Pour réaliser le suivi de l'extrusion de matière et, notamment, le filament extrudé, des outils optiques comme des profilomètres laser [Binega et al., 2022] (Figure 3.14-a) ou des caméras [Xiong et al., 2016] (Figure 3.14-b) peuvent être utilisés. Les mesures effectuées par un profilomètre laser permettent de contrôler la forme géométrique du filament, sur sa face supérieure du moins, et ainsi d'assurer que sa taille et sa géométrie sont conformes à ses caractéristiques attendues. La capture d'image du filament proposé dans [Xiong et al., 2016] permet, par l'intermédiaire de deux caméras et d'un processus de post-traitement de l'image de mesurer la hauteur et la largeur du filament au cours du processus de fabrication. Une alternative à cette dernière approche est d'utiliser une unique caméra pour observer une portion de la couche qui vient d'être produite [Liu et al., 2019], i.e. un ensemble de quelques filaments comme en Figure 3.14-c. Alors, l'aspect de la couche peut être utilisé pour identifier différentes situations sur le débit d'extrusion ou la température de fusion du thermoplastique extrudé. Ces approches permettent de détecter des situations problématiques par l'intermédiaire de mesures

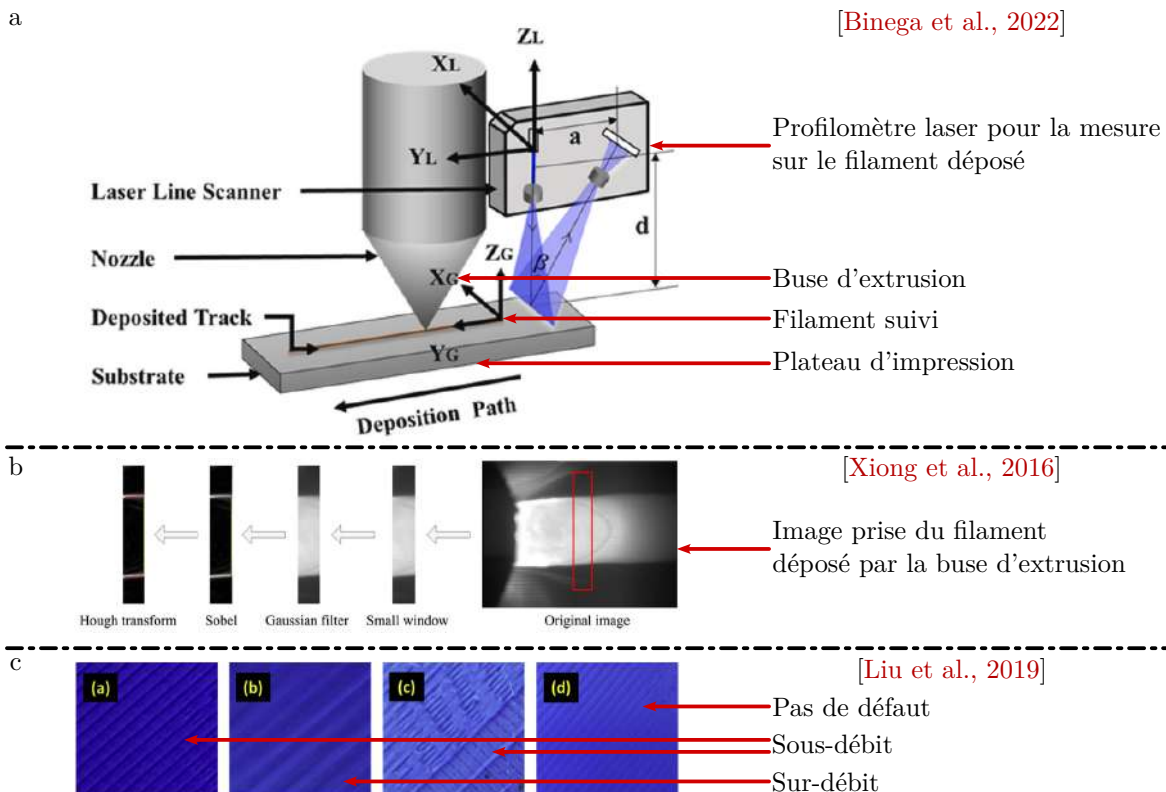


FIGURE 3.14 – Illustrations extraites de la littérature montrant la supervision à l'échelle du filament.

effectuées directement sur la pièce. Comme pour les approches précédentes, ces méthodes de mesure permettent l'arrêt du processus de fabrication en cas de difficultés.

3.2.5.3 Supervision des couches et de la pièce

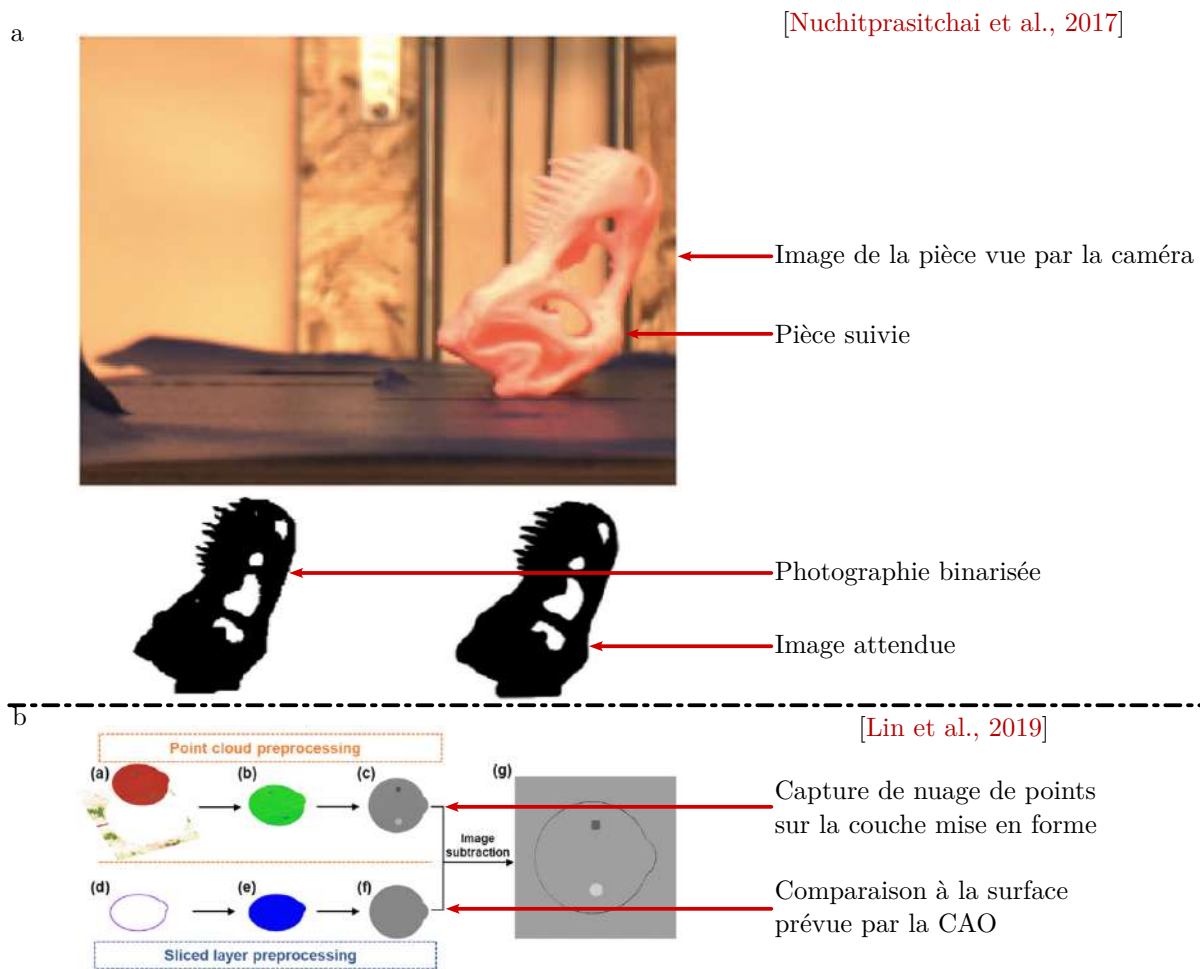


FIGURE 3.15 – Illustrations extraites de la littérature montrant la supervision à l'échelle de la pièce produite.

Ces mêmes outils de mesure, i.e. des caméras et des profilomètres laser, peuvent être utilisés à l'échelle de la pièce produite pour suivre ses dimensions et, ainsi, donner un ensemble d'informations supplémentaires sur la qualité de la pièce lors de sa production. Ainsi, deux caméras ont été utilisées pour suivre la pièce produite en Figure 3.15-a. L'image acquise est alors binarisée et comparée à l'image attendue produite grâce au modèle en trois dimensions. L'information ainsi acquise permet de détecter tout écart entre la pièce initialement à produire et la pièce en cours de production. Des capteurs comme le profilomètre laser peuvent être utilisés avec le même objectif que dans [Lin et al., 2019]. Avec ces derniers, le nuage de points acquis sur la couche est comparé à la couche devant être produite (Figure 3.15-b). Il est alors possible de mesurer quantitativement l'écart entre la pièce produite et la pièce souhaitée au cours du processus de fabrication.

3.2.5.4 Synthèse sur la supervision

L'acquisition de nuage de points sur la pièce au cours de la production, et donc finalement sur les couches qui la composent, nous semble particulièrement intéressante. En effet, les robots souples sont

conçus en considérant la dépose de couches pleines les plus homogènes possibles pour correspondre au modèle mécanique du matériau mis en forme. Une couche est donc une surface plane qui, dans des conditions normales d'extrusion, est homogène. Ainsi, un outil optique comme un profilomètre est en mesure de mesurer un nuage de points sur la pièce au cours de sa fabrication. Nous proposons donc d'intégrer un profilomètre laser au processus de fabrication additive de silicone par extrusion pour mesurer un ensemble de nuages de points et ainsi superviser le processus de fabrication.

3.3 Mise en place d'une plateforme instrumentée de fabrication additive de silicone

3.3.1 Présentation de l'architecture

3.3.1.1 Tranchage et génération de trajectoires

Le procédé de fabrication additive par extrusion de filament se caractérise par plusieurs étapes représentées en Figure 3.16. La réalisation d'une pièce décrite par un modèle 3D est, dans un premier temps, planifiée en un ensemble de trajets du système de dépose de matière par un algorithme de tranchage. Dans notre cas, l'algorithme de tranchage planifie l'extrusion de filaments pour former l'objet couche après couche. L'utilisation de tels algorithmes repose alors sur la discrétisation de la pièce en couches d'épaisseurs fixes pour, ensuite, paver la surface obtenue à l'aide du filament déposé, caractérisé par la vitesse de sa dépose, la quantité de matière à extruder et le trajet à effectuer (Figure 3.16). Un logiciel de tranchage utilise, ainsi, un ensemble de paramètres, comme la hauteur de couche et la vitesse d'impression, pour donner un ensemble de trajets à réaliser en extrudant un filament pour produire la pièce finale.

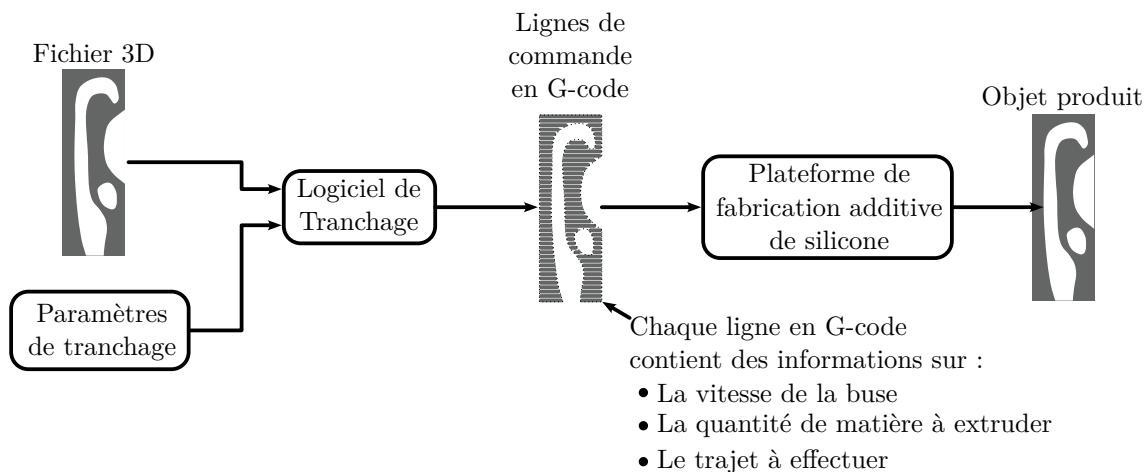


FIGURE 3.16 – Schéma du processus de fabrication depuis le modèle 3D de l'objet à produire jusqu'à l'objet produit

Il existe un grand nombre de programmes de tranchage d'une pièce avec, par exemple, [CuraEngine](#), [Slic3r](#) ou encore IceSL [Lefebvre, 2013]. Les fonctionnalités, les stratégies d'impression ou les paramètres utilisés peuvent varier entre ces programmes. Cependant, pour toutes ces solutions, les différentes couches de filaments sont décrites en utilisant un ensemble de commandes normalisées et désignées comme des commandes exprimées en G-code qui sont ensuite interprétées par la plateforme de fabrication additive pour effectuer l'extrusion demandée. Ces lignes de commande permettent de gérer l'ensemble du processus de fabrication, ce qui inclut beaucoup de commandes autres que d'extruder

un filament de matière. Les détails sur ces commandes sont donnés en section 3.3.1.5.

Ces programmes ont largement été développés pour l'impression par extrusion de filament thermoplastique et restent valables pour la dépose de filament de silicone. C'est pourquoi ils sont, à notre sens, une brique technologique à conserver dans notre processus de fabrication additive de silicone. Pour cette raison, nous concentrons nos efforts sur la mise en place de la plateforme de fabrication additive qui prend en entrée ces commandes de G-code. Dans la suite, le logiciel de tranchage utilisé est [CuraEngine](#). Un utilisateur souhaitant utiliser notre système avec son propre logiciel de tranchage est cependant libre de changer. Notre travail dans la suite est de faire le lien entre la commande de G-code associée et le filament qui est effectivement extrudé par notre plateforme.

3.3.1.2 Description de l'architecture

Comme nous l'avons évoqué précédemment, nous faisons le choix de construire notre plateforme de fabrication additive de silicone avec une architecture cartésienne. Le schéma architectural de la structure utilisée est donné en Figure 3.17. Cette architecture, celle de l'imprimante Tobeca 3 commercialisée par l'entreprise [Tobeca](#), a la particularité d'avoir le plateau d'impression qui est déplacé selon l'axe \vec{y} alors que la buse l'est selon les axes \vec{x} et \vec{z} de la machine. De ce fait, il est possible de manière simple de réaliser le scan d'une couche à partir d'une mesure par profilométrie laser.

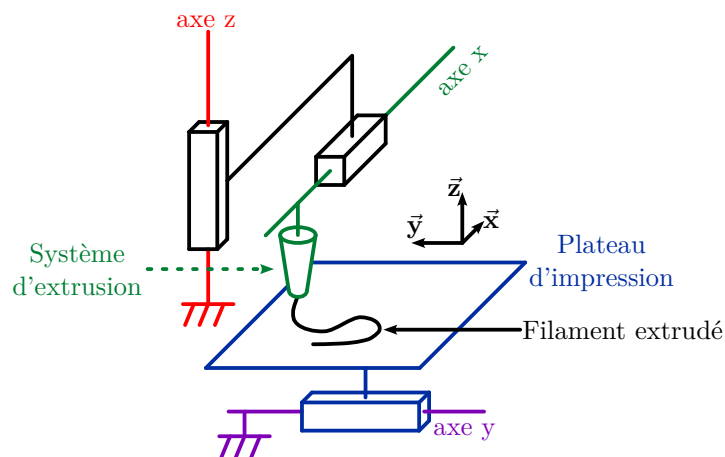


FIGURE 3.17 – Architecture de l'imprimante Tobeca 3 employée

Une photo de notre plateforme est disponible en Figure 3.18-a et une vue de son intérieur en Figure 3.18-b. Sur cette Figure, les trois axes \vec{x} , \vec{y} et \vec{z} sont visibles. Notre objectif dans cette section est de décrire l'architecture de la plateforme de fabrication additive de silicone et notre travail d'intégration pour y intégrer une buse d'extrusion munie d'une pompe à cavité progressive. Les caractéristiques principales de l'imprimante comme le volume de travail et les résolutions sur les différents axes de la machine sont données en annexe 7.

3.3.1.3 Vitesses d'impression

La vitesse de rotation des moteurs NEMA de l'imprimante est limitée à 1000 tours par minute et un régime maximal de 100 tours par minute est recommandé (données moteur NEMA). Cela limite les cinématiques possibles suivant les différents axes avec 86 mm/s selon \vec{x} et \vec{y} et 1.3 mm/s selon \vec{z} . Ces valeurs sont suffisantes pour assurer les vitesses de fabrication nécessaire retrouvées, par exemple, dans la littérature de 7 mm/s [[Yirmibesoglu et al., 2018](#)] et 20 mm/s [[Plott and Shih, 2017](#)].

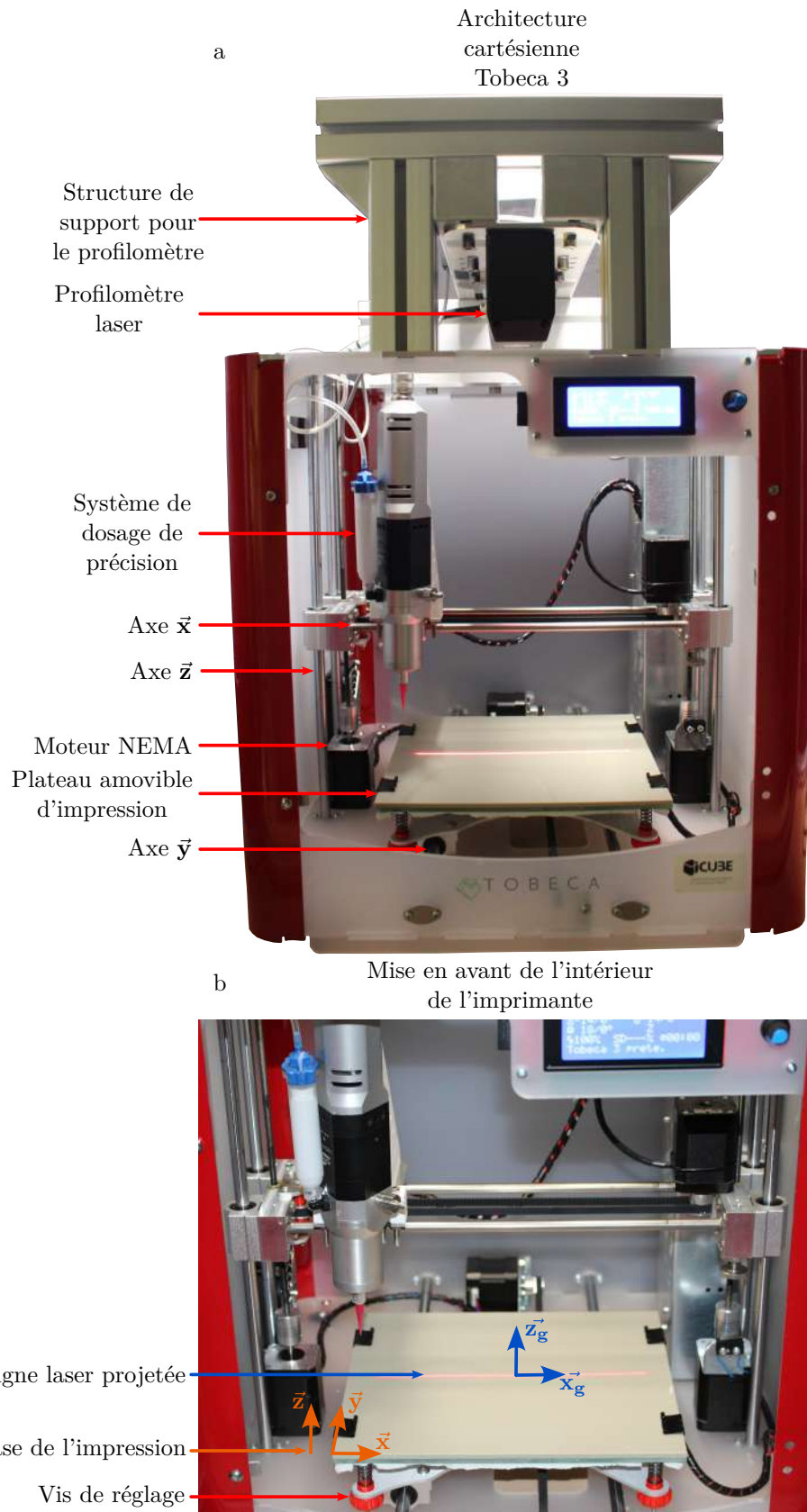


FIGURE 3.18 – Photographie détaillée de notre architecture cartésienne avec le système de dosage et le capteur optique intégré

3.3.1.4 Réglage de l'inclinaison du plateau d'impression

Un réglage important de la machine est le réglage de la planéité du plateau. En effet, le plateau d'impression est déplacé suivant l'axe \vec{y} , mais son inclinaison dans l'espace n'est pas assurée d'être parallèle au plan (\vec{x}, \vec{y}) de l'architecture cartésienne de la machine. Ainsi, une étape de réglage doit être réalisée avant chaque fabrication par l'intermédiaire de quatre vis situées sous le plateau (Figure 3.18-b).

3.3.1.5 Commande de l'architecture

Les moteurs NEMA qui actionnent les différents axes sont commandés par une carte Arduino Mega 2560 associée à une carte secondaire Ramps 1.4 (détails) permettant la génération de la commande de puissance des moteurs. Cette association de carte est un standard de la communauté de la fabrication additive. Ce choix permet d'utiliser le firmware Marlin (source) qui est un firmware open source largement utilisé [Krüger et al., 2018]. Le firmware Marlin implémente alors le comportement de chaque commande qui est transmise à l'architecture. Nous détaillons ici ce comportement, car il est nécessaire de le comprendre pour intégrer notre système de dosage dans l'architecture dans la section suivante.

La communication avec l'imprimante est assurée par une liaison UART (Universal Asynchronous Receiver Transmitter). Comme évoqué précédemment, la communication se fait par l'envoi de messages normalisés. La norme NIST RS274NGC décrit la liste des commandes de G-code pouvant être envoyés.

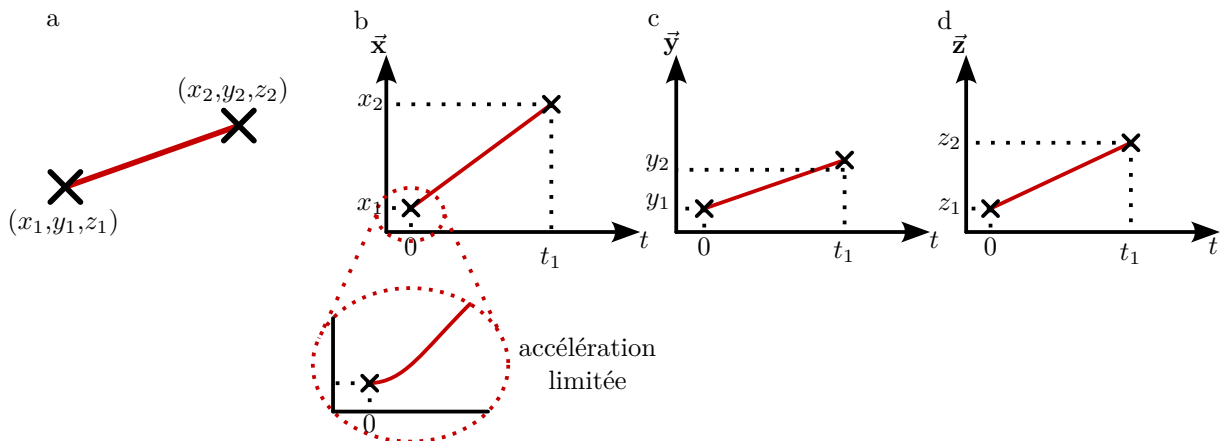


FIGURE 3.19 – Illustration de l'interpolation d'un trajet (a) suivant les trois axes (b-c-d)

De cette manière, un ordinateur connecté par USB à l'imprimante est capable d'interagir avec l'imprimante par l'intermédiaire de commandes écrites en G-code. Chaque commande G-code décrit une action élémentaire. Ces commandes peuvent, par exemple, demander un déplacement à des coordonnées précises (commande $G1$), demander d'effectuer un retour à l'origine de la machine sur tous les axes (commande $G28$) ou demander de démarrer la ventilation s'il y en a (commande $M106$). L'ensemble des commandes disponibles sont référencées et non modifiables (source).

Nous détaillons, plus particulièrement, le comportement de la commande $G1$ qui est la commande associée aux déplacements du système de dosage avec extrusion de matière. Cette commande permet de changer de position tout en extrudant un filament de matière. Le changement de position est fait par interpolation linéaire sur tous les axes. Une illustration du processus d'interpolation linéaire est donnée en Figure 3.19. Le changement de position se fait à différentes vitesses suivant les axes afin que tous arrivent à destination en même temps. De cette manière, le système de dosage est déplacé

suivant une trajectoire linéaire dans l'espace. Le temps t_1 est directement impacté par la vitesse de fabrication qui est précisée comme un paramètre issu du tranchage. Cette vitesse de fabrication est vouée à varier en fonction des déplacements à réaliser. Les trajets les plus lents sont les trajets où de la matière est extrudée.

Le firmware Marlin intègre différents paramètres permettant de gérer les accélérations et, notamment, de les limiter. Ce paramètre impacte directement le comportement temporel du mouvement réalisé comme l'illustre la Figure 3.19-b. Cependant, comme le précise la documentation du firmware, une cohérence est conservée entre les accélérations des différents axes pour conserver une trajectoire linéaire. Ces paramètres sont fournis par le constructeur de l'imprimante et nous ne remettons pas en cause leurs valeurs.

Il est important de comprendre que pour une impression 3D de type FDM (Fused deposition modelling), l'extrusion de matière est contrôlée comme s'il s'agissait d'un axe de déplacement. Un schéma montre, en Figure 3.20, le fonctionnement d'une buse d'extrusion de matière thermoplastique. Ces matières sont conditionnées sous la forme d'un filament qui est poussé dans une buse par un moteur pas à pas. Un chauffage permet de faire fondre le plastique dans la buse. La nouvelle matière encore non fondue pousse le plastique liquide en dehors de la buse par un orifice. Ainsi, extruder une certaine quantité de matière revient à appliquer une certaine rotation du moteur pas à pas et à extruder une certaine distance de filament brut (Figure 3.20). La norme définissant la commande de déplacement avec extrusion $G1$ contient, par héritage, une information de distance sur le quatrième axe correspondant à l'extrusion. Cette distance, i.e. la quantité de matière à extruder sur le trajet, est définie par le logiciel de tranchage et dépend, notamment, de la hauteur de couche et du diamètre de la buse. Ce quatrième axe rejoint ainsi le processus d'interpolation linéaire décrit précédemment comme une quatrième coordonnée traitée par le firmware. Notre implémentation doit donc faire correspondre la quantité de matière demandée, exprimée en millimètres de filament brut, et la quantité de matière extrudée par notre pompe.

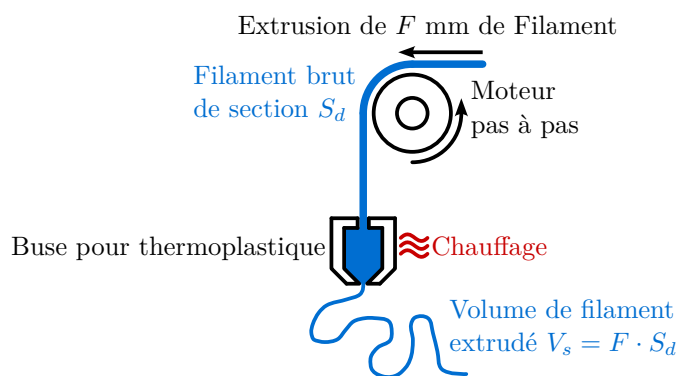


FIGURE 3.20 – Schéma du fonctionnement d'un extrudeur de thermoplastique.

3.3.2 Intégration d'une pompe à cavité progressive

Nous avons fait le choix d'utiliser un silicone "moisture cure" monocomposant. Pour extruder ce silicone monocomposant, nous sélectionnons une buse Vipro-Head 5, identique aux solutions utilisées dans un contexte industriel (Innovatiq, Lynxter), prévue pour être intégrée dans une plateforme de fabrication additive comme la nôtre.

La buse Vipro-Head 5 est, comme pour l'extrusion de matière décrite en Figure 3.20, actionnée par un moteur pas-à-pas dont la résolution angulaire est égale à celle d'un moteur NEMA 17. En

Figure 3.21, une photographie annotée de la buse Vipro-Head 5 est disponible. Sur la gauche de l'image, nous mettons en avant les différentes entrées de la buse avec l'alimentation électrique et l'entrée pressurisée de matière. La droite de l'image met en avant les composants de la buse permettant d'obtenir l'extrusion de matière depuis la rotation du moteur pas à pas. Nous fixons la buse Vipro-Head 5 sur le chariot mobile (Figure 3.18) dans l'architecture cartésienne par l'intermédiaire d'une pièce en PLA imprimée en 3D. Le chariot mobile est obtenu par usinage dans une plaque d'aluminium de 5 mm et est monté sur l'axe \bar{x} par l'intermédiaire de douilles à billes.

Nous posons V_s le volume de matière thermoplastique extrudé (Figure 3.20). Le contrôle du volume V_s est assuré par la consigne de quantité de filament introduit dans la buse chaque seconde. Chaque commande de G-code définie lors de l'étape de tranchage demande alors l'extrusion d'une certaine longueur F de filament dans la buse. La longueur de filament introduite dans la buse pour chaque pas moteur est le paramètre du firmware qui règle la quantité de matière extrudée lors d'une dépose. Dans le cas d'une buse thermoplastique, il dépend du diamètre de la roue qui entraîne le filament. Nous nommons ce paramètre φ qui est exprimé en pas/mm.

Nous cherchons donc à régler ce paramètre φ pour permettre au firmware de piloter correctement la quantité de matière déposée par notre buse. Nous supposons que le filament fictif que nous extrudons a un diamètre de 1.75 mm. Ce diamètre est le diamètre par défaut de nombreux logiciels de tranchage et en est un paramètre. Notre objectif est de régler φ de telle sorte que le volume V_p extrudé par la buse Vipro-Head soit égal au volume V_s . De cette manière, les extrusions demandées dans les lignes de G-code seront correctement exécutées.

D'après les données du constructeur, nous pouvons montrer que la rotation d'un pas moteur permet l'extrusion théorique d'un volume de $1.3 \mu\text{m}^3$. Ainsi, l'expression de V_p peut être calculée, en équation 3.1, grâce à F (mm) la distance de filament fictif à extruder, φ (pas/mm) la conversion entre la distance de filament à extruder et le nombre de pas moteur à appliquer et le petit volume de matière de $1.3 \cdot 10^{-3} \text{ mm}^3/\text{pas}$ extrudé à chaque pas moteur.

$$V_p = F \cdot \varphi \cdot 1.3 \cdot 10^{-3} \quad (3.1)$$

À partir de l'équation 3.1 et de la relation $V_s = F \cdot S_d$, nous obtenons la relation 3.2 qui permet de régler φ de telle sorte que le débit souhaité pour l'extrusion corresponde au débit extrudé par la buse. Cette expression permet de déterminer que, pour un filament fictif avec un diamètre de 1.75 mm ($S_d = 2.4 \text{ mm}^2$), le paramètre φ vaut 1850 pas/mm. Nous considérons cette valeur comme la valeur par défaut du paramètre φ dans nos fabrications. Nous en concluons qu'avec un tel réglage, notre système constitué de l'architecture cartésienne couplée à la buse Vipro-Head 5 nous permettra d'exécuter les commandes de G-code obtenues à l'issue du processus de tranchage.

$$V_p = V_s \Leftrightarrow \varphi = \frac{S_d}{1.3 \cdot 10^{-3}} \quad (3.2)$$

3.3.3 Implémentation pour le contrôle de l'architecture

Nous utilisons ROS2 (Robot Operating System 2) pour l'implémentation. Cet outil logiciel libre permet le développement d'applications robotiques en prenant en charge notamment la communication entre des systèmes possédant des protocoles de communication hétérogènes. Cet outil permet d'encapsuler différentes tâches qui peuvent se synchroniser entre elles et communiquer des données que le programmeur est libre de définir. Cette solution est, de notre point de vue, particulièrement

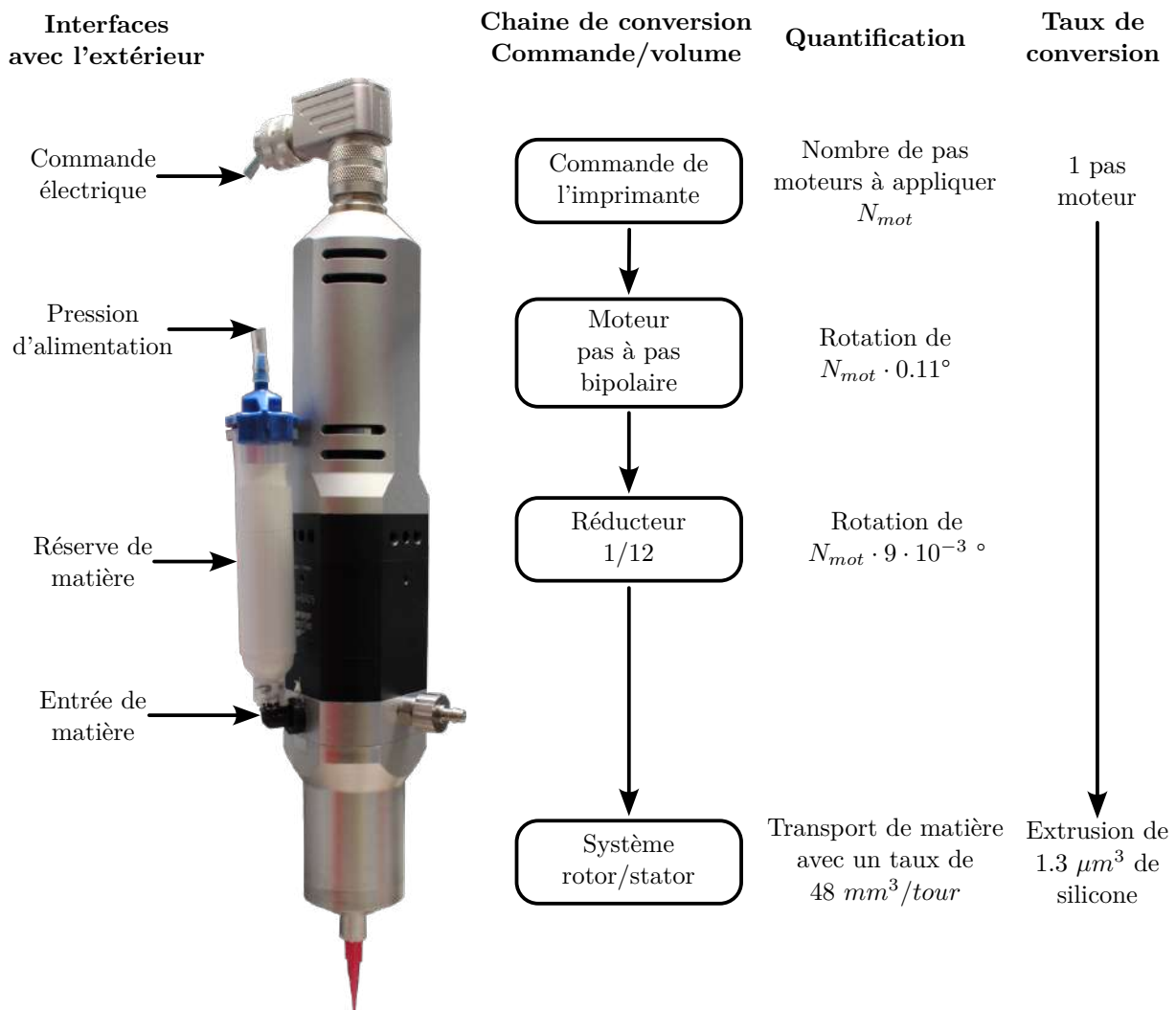


FIGURE 3.21 – Photographie annotée de la buse Vipro-Head 5 avec la mise en avant des connexions du système, de la chaîne de conversion commande/volume, des grandeurs manipulées et de la conversion

adaptée, car elle nous permet de faire interagir différents outils entre eux sans que les langages utilisés ne soient les mêmes, car ROS2 est disponible dans plusieurs langages de programmation comme Python et C++.

Toute notre implémentation permet une coordination des différents outils de notre système. Ainsi, nous implémentons la gestion de la communication avec l'architecture à travers la liaison UART. Nous implémentons, de même, la gestion du profilomètre laser, décrit dans la section suivante, à travers le réseau. Ainsi, un troisième programme permet la synchronisation de ces deux systèmes, rendant alors possible l'acquisition de données sur la pièce durant sa fabrication. Ce développement logiciel a été rendu libre d'accès pour la communauté ([codes sources](#)).

3.3.4 Paramétrage de la chaîne d'impression

Nous utilisons le logiciel open source [Repetier](#) pour commander les déplacements de notre plateforme. Le logiciel de tranchage utilisé est le logiciel [CuraEngine](#) intégré à Repetier. Dans sa version intégrée, le logiciel CuraEngine contient 22 paramètres dont la liste complète est donnée en annexe 6. Nous classons ces paramètres en deux catégories : les paramètres qui définissent le tranchage, les paramètres qui permettent d'affiner cette définition.

Les paramètres pour le tranchage sont la hauteur h des couches, le diamètre de l'orifice de la buse, la vitesse d'impression, la vitesse des trajets sans extrusion, le pourcentage de recouvrement et la densité de remplissage. Une couche se constitue alors de filaments avec une largeur associée au diamètre de l'orifice de la buse, simplifié en diamètre de buse, et une hauteur h . Ces filaments sont utilisés pour délimiter le contour de la couche et le remplir avec un motif utilisé pour remplir l'espace. La densité de remplissage est fixée à 100%, car nous cherchons à produire une matière homogène sans interstices entre les filaments. Alors la pièce est produite par l'intermédiaire d'un ensemble de filaments placés côte à côte et parallèles. Afin d'assurer l'adhésion entre les filaments du remplissage et du contour, les filaments du remplissage entrent en collision avec les filaments du contour sur une petite distance définie par le pourcentage de recouvrement qui est exprimé en pourcentage du diamètre de buse. Ce paramètre est fixé à 15%, ce qui est sa valeur par défaut. La vitesse de fabrication est fixée à 7 mm/s comme dans [Yirmibesoglu et al., 2018]. La vitesse de déplacement pour les trajets sans extrusion est fixée à 20 mm/s. Nous choisissons d'utiliser des aiguilles coniques Nordson Smoothflow (source) avec un diamètre intérieur fixé à 0.41 mm montées sur le système d'extrusion. Pour ce même diamètre de buse, il a été montré que les efforts appliqués sur la pièce augmentent avec la diminution de la hauteur de couche [Plott et al., 2018]. Pour cette raison, nous faisons le choix de prendre une hauteur de couche de 0.41 mm, i.e. la hauteur de couche maximum avant que la buse ne soit plus en contact avec la couche extrudée.

Les paramètres de la seconde catégorie sont des paramètres permettant de modifier, par exemple, la vitesse d'impression sur la première couche pour améliorer l'adhérence de la première couche avec le plateau d'impression. Nous faisons le choix de ne pas utiliser ces paramètres supplémentaires qui prennent, ainsi, les valeurs que nous avons fixées précédemment. Ainsi, la vitesse d'impression de la première couche est la même que la vitesse d'impression des autres couches. Il en va de même pour les autres paramètres.

Enfin, comme nous l'avons détaillé, une valeur nominale de réglage du débit a été définie par l'intermédiaire du paramètre φ . Ce réglage se base sur un diamètre de filament en entrée, fictif, par défaut de 1.75 mm.

3.4 Supervision de la fabrication

À l'aide des développements que nous avons réalisés dans la section précédente, nous pouvons réaliser des pièces en silicone par extrusion de filament par un système de dosage de précision. Or, comme évoqué précédemment, ce procédé de fabrication reste sensible aux conditions d'impression. Nous proposons donc ici d'introduire un dispositif de mesure dans notre plateforme pour superviser la fabrication et ainsi avoir une plateforme instrumentée de fabrication additive de silicone.

3.4.1 Mesure optique de la hauteur le long d'une ligne

3.4.1.1 Principe de la mesure

Le capteur optique utilisé est un profilomètre Gocator (LMI-3D). Ce capteur mesure la hauteur de points répartis à équidistance le long de la ligne laser projetée visible en Figure 3.18. Le principe de fonctionnement du capteur est présenté en Figure 3.22-a. La ligne projetée sur la pièce est observée par un capteur CCD dont l'angle de vue par rapport au laser est connu. L'angle de vue γ est représenté en vert et une image capturée par ce capteur est donnée en Figure 3.22-b. Cette image est acquise en

niveaux de gris et elle est ensuite utilisée pour calculer la position dans l'espace des points répartis le long de la ligne. La photographie montrée en Figure 3.22-c a été prise en plaçant l'objectif de l'appareil photo dans l'alignement de l'angle de vue du capteur pour expliciter l'image capturée par le capteur CCD.

La méthode de calcul des hauteurs des points considère les pixels de l'image colonne par colonne comme en Figure 3.22-d. Suivant chaque colonne, la position verticale de chaque point est calculée en faisant la moyenne de la position des pixels sur la colonne pondérée par leur intensité. C'est ce qu'illustre la Figure 3.22-e sur un cas réel d'image acquise par le capteur et de points distribués le long de cette ligne de pixels.

Cette méthode de traitement des données brutes repose sur un paramètre lié au temps d'exposition du capteur CCD à la ligne laser. En effet, en situation de surexposition, le calcul de la valeur moyenne des intensités le long d'une colonne de pixel est perturbé par plusieurs pixels avec une intensité maximale. En situation de sous-exposition, cette valeur moyenne ne repose que sur un faible nombre de pixels avec des intensités faibles. Elle peut ainsi ne pas être représentative de la valeur réelle à mesurer.

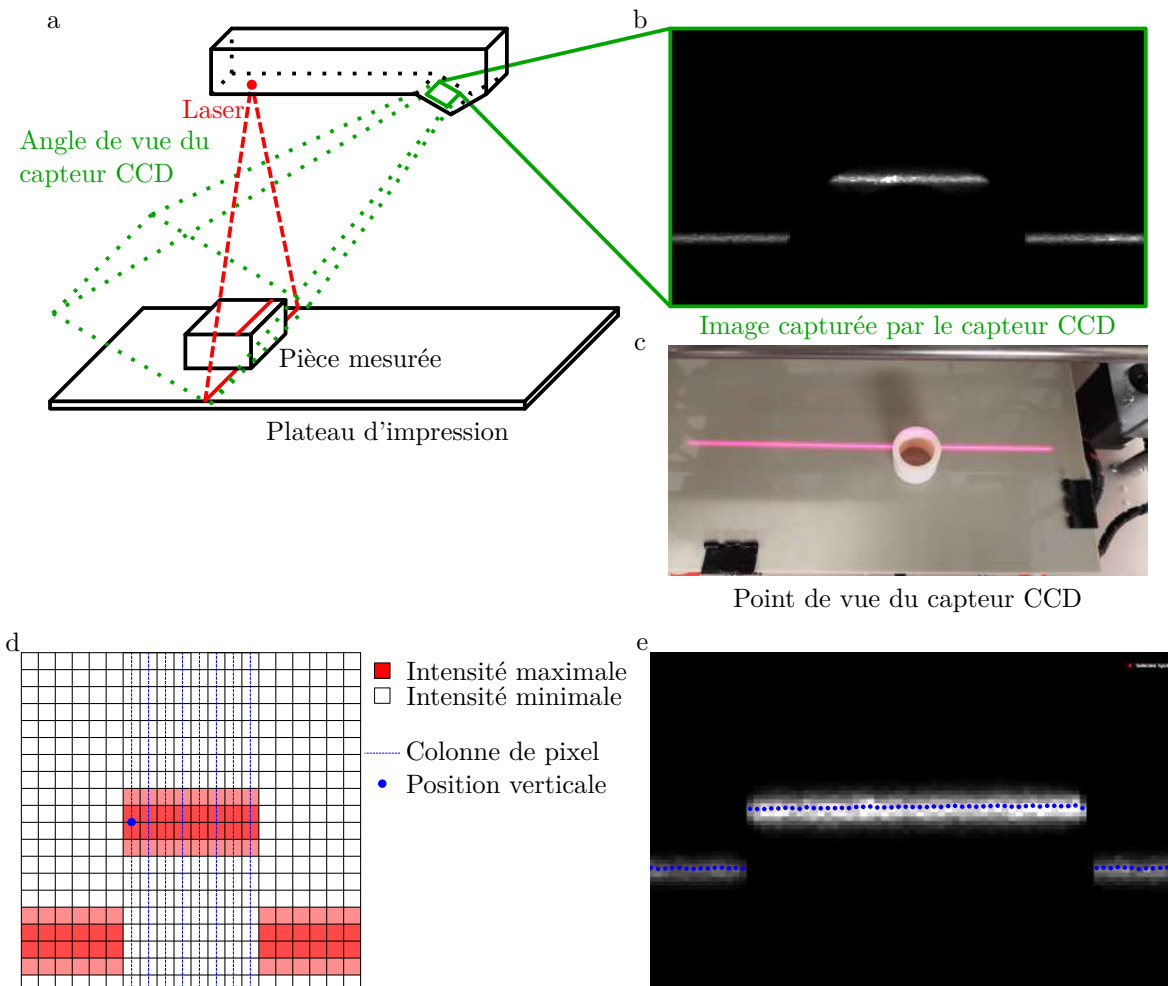


FIGURE 3.22 – Illustration montrant le principe de mesure (a) avec l'image capturée (b) et le point de vue du capteur (c).

Ce capteur propose ainsi la mesure de points ayant deux coordonnées suivant les axes \vec{x}_g et \vec{z}_g visibles en Figure 3.18. La projection de la ligne laser suit un triangle et la mesure n'est possible que sur une portion de celui-ci délimité par une distance maximum et une distance minimum de mesure.

Pour le capteur Gocator 2140D-2-R-01-T, l'altitude le long de la ligne de profil peut être obtenue si l'objet à mesurer est situé à une distance comprise entre 19 cm et 40 cm du laser. Il est aussi spécifié que la résolution du capteur n'est pas égale sur l'ensemble du domaine de mesure. Cette résolution de mesure se dégrade avec l'augmentation de la distance entre l'objet à mesurer et le projecteur laser. La meilleure résolution peut être obtenue à 19 cm du projecteur laser avec une résolution de 13 μm et 190 μm suivant, respectivement, \vec{z}_g et \vec{x}_g . La moins bonne résolution est obtenue à 40 cm du laser avec une résolution de 37 μm et 340 μm suivant, respectivement, \vec{z}_g et \vec{x}_g . Le positionnement du capteur dans l'architecture impactera donc la résolution possible en fonction de la distance entre le plateau d'impression et le capteur. Nous faisons le choix de positionner le capteur à 40 cm du plateau d'impression, i.e. le maximum possible, afin de permettre la supervision de la fabrication sur la pleine plage de mesure du capteur.

Le capteur embarque un ordinateur hébergeant un serveur web. Il est alors possible de récupérer et manipuler les données à travers une interface web ou de récupérer les données brutes à travers le réseau en utilisant la librairie livrée avec le capteur. Nous avons programmé une tâche ROS2 intégrant cette librairie et permettant ainsi de gérer la communication avec le capteur à travers le réseau. De cette manière, le programme coordinateur a accès à la capture de lignes de profils et à la récupération des données associées.

3.4.1.2 Positionnement du capteur dans l'architecture cartésienne

Notre objectif est de pouvoir régler la position du capteur vis-à-vis des axes de l'architecture cartésienne. Il s'agit d'un réglage grossier ayant pour objectif de simplifier les traitements à appliquer aux données pour suivre la fabrication. Nous le qualifions de grossier, car le réglage de la perpendicularité entre le plan $\vec{x}\vec{y}$ de la machine et le plateau d'impression est réalisé à chaque fois ce qui modifie l'inclinaison du plateau dans l'espace. Cette modification devra donc être prise en compte dans le post-traitement des données.

Le positionnement du capteur au sein de l'architecture cartésienne est fait de telle sorte que les axes \vec{x} et \vec{z} de l'imprimante soient les plus proches avec les axes \vec{x}_g et \vec{z}_g du capteur. Pour ce faire, nous construisons une architecture en profilé aluminium pour soutenir le poids du capteur et le maintenir en position. Cette architecture est montrée en Figure 3.18. Elle est fixée sur une plaque en aluminium de 5 mm d'épaisseur qui vient remplacer la plaque initialement présente sur la surface supérieure de l'architecture cartésienne. Cette plaque a été spécialement conçue pour permettre au capteur de "voir" la scène sans obstruer son angle de vue et différents orifices permettent le maintien de la structure en profilé aluminium.

Le capteur est fixé à la structure en profilé par l'intermédiaire d'une plaque en aluminium, elle aussi de 5 mm d'épaisseur. La structure en profilé permet de positionner le capteur, tant que possible, perpendiculairement au plateau d'impression et de déplacer le capteur dans la direction de l'axe \vec{y} . Une légère rotation du capteur sur lui-même est rendue possible par les jeux présents dans le montage de la plaque à la structure. De cette manière, nous réglons la position du capteur de telle sorte que le profil laser soit parallèle aux axes de guidage qui définissent l'axe \vec{x} de l'architecture cartésienne. Le profil laser est alors placé au plus proche de l'axe. Une fois la position du capteur réglée, la plaque est maintenue en position par l'intermédiaire de quatre vis M6 ce qui assure le maintien du capteur.

3.4.1.3 Choix de plateau d'impression

Le choix du plateau est lié au choix du temps d'exposition. Ce paramètre est en effet à régler en fonction des matières que le laser illumine, i.e. le silicone et la matière du plateau dans notre cas. Notre objectif est de trouver une matière pour constituer le plateau d'impression avec un réglage d'exposition commun aux deux matériaux. Ainsi, nous cherchons un matériau dont la réflexion diffère le moins possible de la réflexion du silicone pour un réglage de temps d'exposition qui aura, au préalable, été réglé sur le silicone. La matière du plateau doit, de plus, ne pas réfléchir le laser au-delà du seuil où des pixels à saturation seraient observés pour ce même réglage.

Le silicone A8 pro utilisé est un silicone blanc. Sur la base de nos essais, nous optons pour une durée d'exposition de 150 μ s. Les niveaux de gris observés sont alors, en moyenne, avec une intensité de 180 sur 255 et aucun n'atteint cette borne supérieure. Il est alors possible de tester plusieurs matières avec ce paramètre d'exposition pour mesurer l'écart relatif des niveaux de gris entre les deux matières. Nous envisageons quatre matières pour former nos plateaux, car elles nous sont disponibles. Elles sont conditionnées sous la forme de plaques à la surface lisse et sont de bonnes candidates pour former des plateaux d'impression. Les matières envisagées sont listées en Table 3.1.

Matière	Intensité moyenne silicone	Intensité moyenne matière	écart relatif
Polypropylène beige	180	112	38%
Polypropylène opaque	183	42	77%
PVC gris sombre	182	35	81%
PMMA blanc	179	250	42%

TABLE 3.1 – Résultats de mesure d'intensité sur différentes matières

La mesure de l'intensité de niveaux de gris est réalisée sur un ensemble de pixels dont l'intensité est non nulle et qui sont sélectionnés manuellement. Ainsi, des pixels sont manuellement attribués à des pixels issus de la réflexion sur du silicone ou la matière testée. Le silicone est déposé non polymérisé sur la plaque et testé ainsi. Les valeurs moyennes des intensités mesurées sur le silicone et sur la matière testée sont données en Table 3.1. Nous remarquons que les niveaux d'intensité mesurés sur le silicone sont stables. Du point de vue des matières testées, le PMMA blanc est en surexposition ce qui explique cette haute intensité moyenne acquise sur le plateau. Le PVC gris et le Polypropylène opaque étaient en sous-exposition ce qui explique des niveaux d'intensité aussi faible. Seul le polypropylène beige présente un bon compromis avec un écart de 38% relativement à l'intensité mesurée sur le silicone. Nous faisons donc le choix de conserver cette matière pour constituer nos plateaux.

3.4.2 Acquisition d'un scan de la surface du plateau

3.4.2.1 Synchronisation de la mesure et du déplacement

L'architecture cartésienne choisie permet de mettre en mouvement le plateau et la pièce qu'il supporte sous le capteur de ligne de profil Gocator. Les différents choix faits précédemment permettent la capture successive de plusieurs lignes sur l'ensemble du plateau. Nous avons ainsi un dispositif de fabrication additive de silicone et de scan en trois dimensions de la couche réalisée. Nous faisons le choix de distribuer les lignes de profils acquises avec un pas fixe entre elles suivant la direction de mouvement du plateau. Ce choix est illustré en Figure 3.23 avec la décomposition du scan qui est commentée en section 3.4.2.2.

L'acquisition de ces lignes impose que le dispositif de mesure se synchronise avec les déplacements du plateau. Le programme coordinateur permet de synchroniser la mesure de lignes de profils et l'envoi de lignes de G-code vers l'architecture cartésienne. Le coordinateur génère alors les lignes de G-code nécessaire à la commande des mouvements et commande l'acquisition de lignes lorsque le mouvement commandé, i.e. l'avance d'un pas, est terminé. Cette synchronisation est possible car le G-code et sa norme incluent une commande qui impose que tous les mouvements soient terminés pour accepter de nouvelles commandes. Il est alors possible de savoir si le mouvement engagé pour se mouvoir d'un pas est terminé. Le coordinateur utilise donc cette commande, désignée par le code "M400", pour s'assurer que chaque déplacement a bien été appliqué avant de prendre une mesure.

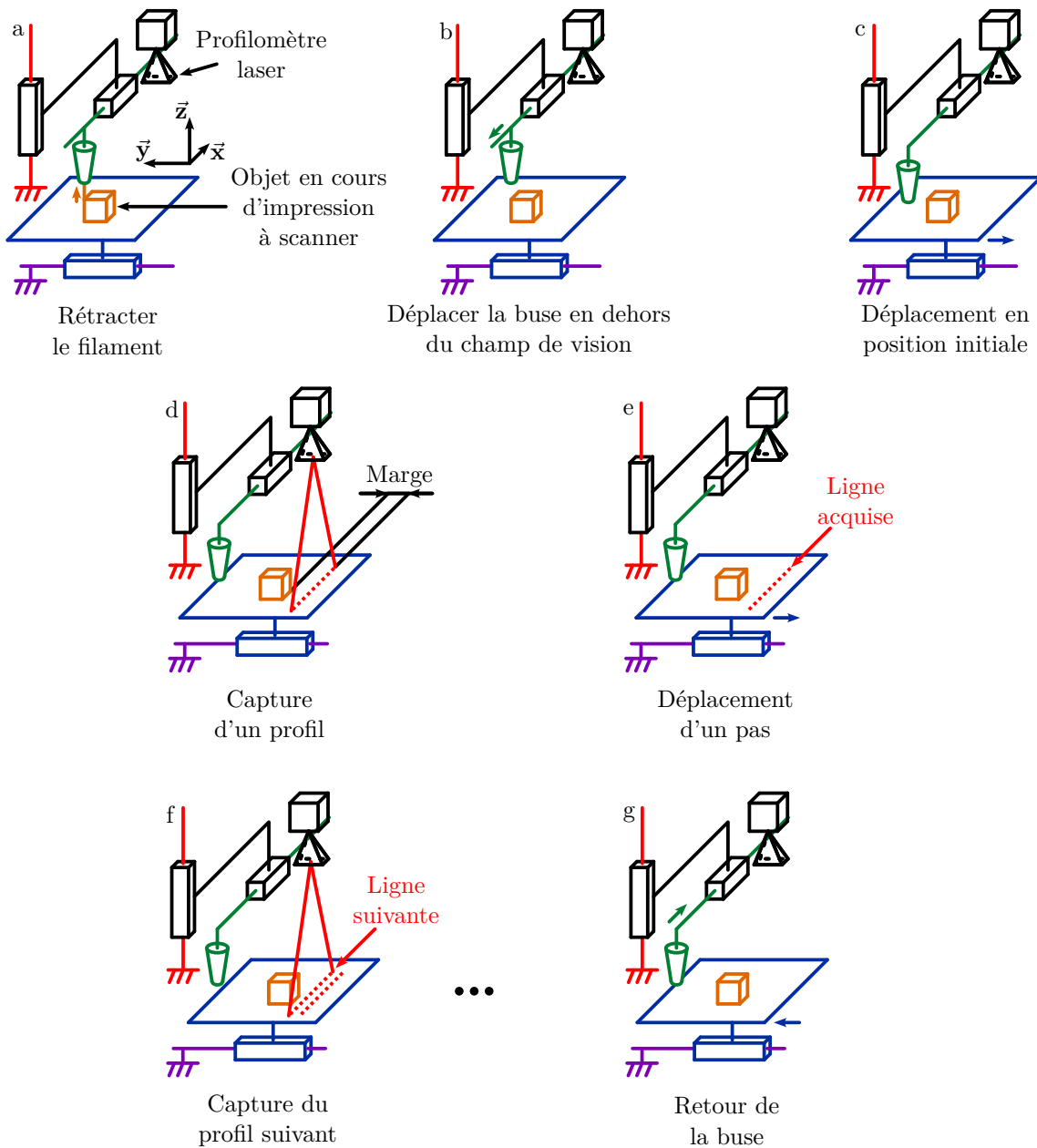


FIGURE 3.23 – Description de la procédure de scan avec un ensemble de vignettes représentant les différentes étapes appliquées. Un ensemble d'étapes répétitives n'ont pas été représentées entre les étapes (f) et (g).

3.4.2.2 Procédure pour la réalisation du scan

La Figure 3.23 permet d'illustrer l'ensemble des étapes nécessaires pour scanner une couche qui vient d'être fabriquée par extrusion. Cette procédure couvre les étapes depuis le moment où un scan est engagé (Figure 3.23-a) jusqu'à la reprise de l'extrusion à l'endroit où la buse se trouvait avant le scan (Figure 3.23-g). Ces étapes permettent de retirer la buse du champ de vision du profilomètre et d'acquérir, ligne par ligne, un ensemble de nuages de points sur la couche réalisée.

La première étape appliquée (Figure 3.23-a) est d'engager l'extrusion de matière pour une valeur négative de filament à extruder. Cela a pour effet d'engager la rotation du moteur pas à pas dans le sens inverse du sens d'extrusion. Ainsi, la pompe à cavité aspire une petite quantité de matière. En effet, il a été constaté expérimentalement que l'écoulement continue après l'arrêt de l'extrusion (Figure 3.24). Dans ce cas, le reste de matière est déposé sur la pièce de manière aléatoire lors du retour de la buse. Cet écoulement est empêché par la rétraction d'une certaine quantité de filament fictif. Cette quantité est fixée à 1 mm de filament, ce qui correspond au réglage par défaut du trancheur qui utilise aussi ce paramètre.

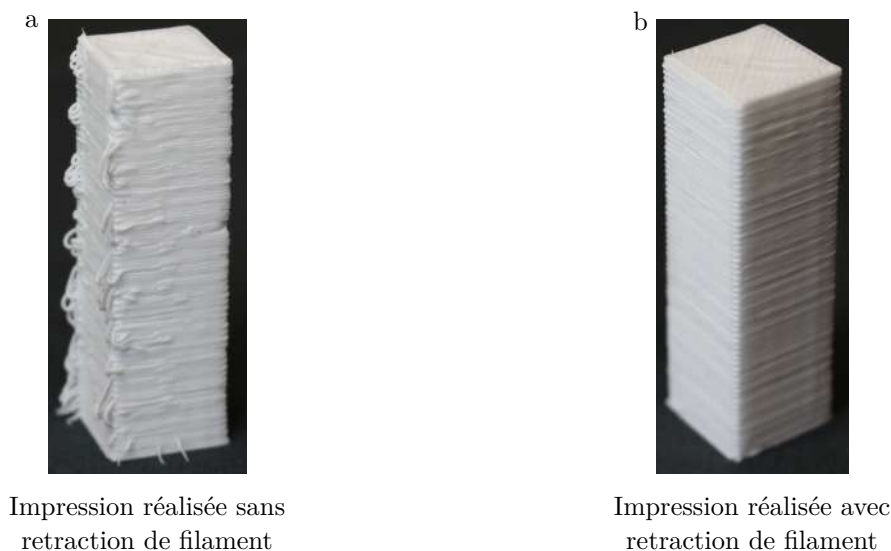


FIGURE 3.24 – Photographie de pièces imprimées sans (a) et avec (b) la rétraction de filament illustrée en Figure 3.23.

En seconde étape, la buse est retirée sur le côté en position 0 de l'axe \vec{x} (Figure 3.23-b) afin de ne pas obstruer le champ de vision du capteur optique. Le plateau vient ensuite se placer sous le capteur (Figure 3.23-c). Comme sur la Figure 3.23-d, la première ligne est prise avant le début planifié de la couche de la pièce avec une marge fixée à 10 mm. Cette marge permet d'assurer le scan de la couche même si cette dernière est plus large que la pièce. La capture de lignes de profils peut alors être engagée par la répétition des étapes Figures 3.23-e/f et chaque ligne de points se voit attribuée à une coordonnée suivant l'axe \vec{y}_g , i.e. le multiple du pas entre deux lignes qui la caractérise. L'axe \vec{y}_g est construit pour que la base définie par les trois vecteurs \vec{x}_g , \vec{y}_g et \vec{z}_g soit orthonormée directe. Une fois cette étape terminée et toutes les lignes acquises, la buse est déplacée à la position qu'elle avait quittée avant le début du scan.

Ainsi, par l'application de cette procédure de scan, il est possible d'acquérir un ensemble de nuages de points répartis sur toute la surface visible par le capteur. Notre objectif est alors d'utiliser l'ensemble de ces données couche après couche pour suivre la fabrication additive de silicone.

3.4.3 Caractérisation des limites de la mesure

Les capteurs utilisant la technologie de profilométrie laser, tel que le capteur Gocator, présentent certaines limitations. Nous détaillons celles-ci, car elles doivent être connues pour déterminer les traitements qui pourront être appliqués par la suite. Nous illustrons ces limitations sur des scans obtenus avec notre plateforme instrumentée.

3.4.3.1 Obstruction et réflexion

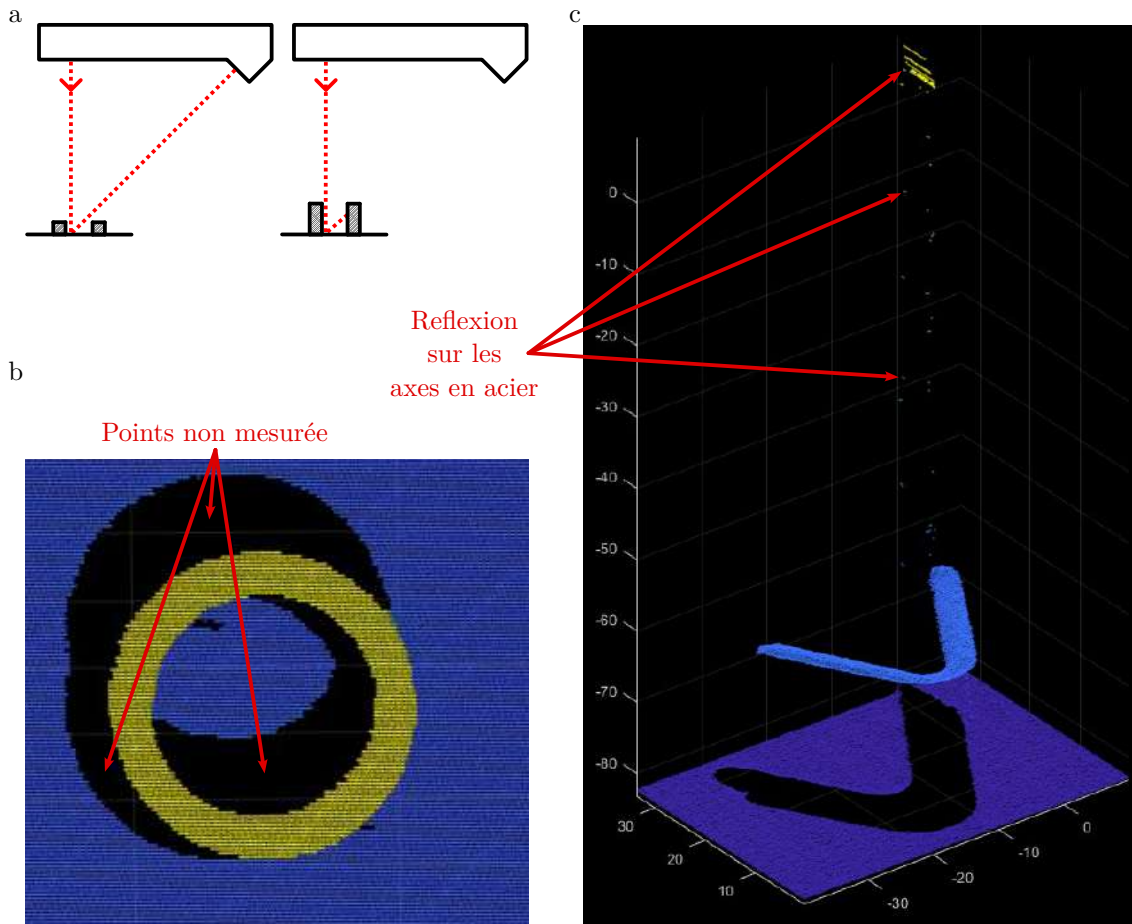


FIGURE 3.25 – Illustration des obstructions et réflexions en schéma (a) et sur des données réelles (b) et (c)

La première limitation est illustrée en Figure 3.25-a. Cette limitation est due au principe de mesure qui exige que la projection du laser soit visible pour que le capteur CCD puisse l'observer. Cette limitation s'observe particulièrement dans les structures creuses, dont l'intérieur n'est plus visible comme en Figure 3.25-a, et derrière la pièce, lorsque celle-ci obstrue la vision du capteur. La Figure 3.25-b représente le scan de la pièce visible en Figure 3.22-c vue de dessus. La surface supérieure est visible par l'intermédiaire des points en jaune qui y sont distribués. Le plateau d'impression est visible par l'intermédiaire des points en bleu qui y sont distribués. Comme nous pouvons le voir sur les points du plateau d'impression, certaines parties du plateau sont exemptes de points que ce soit à l'intérieur ou à l'extérieur du cylindre. Ces zones, qui sont dues à l'obstruction du laser par la pièce du point de vue du capteur, forment alors l'équivalent d'ombres dans le nuage de points où les structures les plus hautes cachent la mesure pour les surfaces plus basses.

Nous pouvons cependant considérer que cette limitation n'a pas beaucoup d'impact dans notre

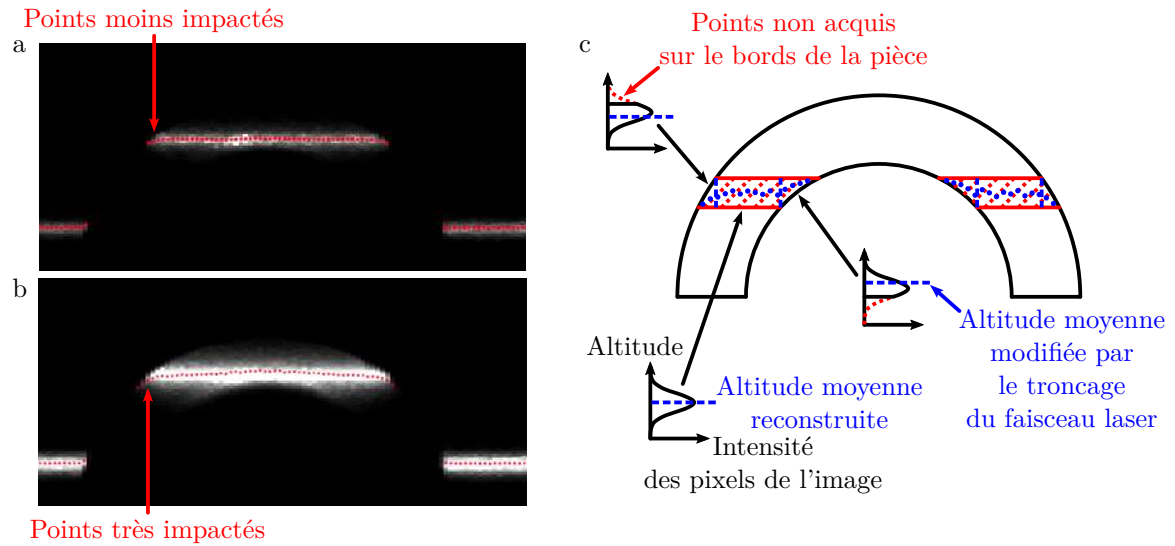


FIGURE 3.26 – Illustration de la perturbation (c) de la reconstruction de l'altitude de points le long d'une ligne de profil illustrée sur des données réelles avec un faible temps d'exposition (a) et un grand temps d'exposition (b).

cas. En effet, les structures impactées sont les structures internes profondes comme l'intérieur du tube scanné Figure 3.22-b ou les surfaces planes comme la référence. Or, les scans couche par couche permettent de suivre ces zones avant qu'elles ne soient cachées par les couches supérieures. De même, le plateau est entièrement visible avant que la fabrication additive ne commence. Il est donc pertinent de commencer par un scan de la surface avant de commencer la fabrication additive de silicone et de mener le scan couche après couche pour suivre la fabrication de la pièce.

Enfin, comme l'illustre la Figure 3.25-c, des points peuvent être acquis à plus haute altitude au niveau des axes de l'architecture cartésienne à cause de réflexions sur les axes en acier. Ces points peuvent être évités en réglant à nouveau la position du capteur vis-à-vis des axes ou en utilisant des outils de filtrage de nuage de points pour la suppression de ces points parasites.

3.4.3.2 Impact de la géométrie sur la qualité de la mesure

La mesure peut être perturbée du fait d'un défaut de reconstruction de la hauteur des points du nuage induit par la géométrie de la pièce comme présentée dans [Boehler and Marbs, 2003]. Les cinq vignettes de la Figure 3.26 illustrent le processus de reconstruction des hauteurs et la manière dont cette reconstruction est impactée.

La perturbation apparaît lorsque la géométrie de la pièce modifie la distribution des pixels le long de la colonne de pixels. Nous illustrons cette modification de la distribution sur une pièce dont la forme extérieure est cylindrique comme en Figures 3.25-b et 3.26-c. La modification de la distribution est due à la largeur du laser qui n'est pas négligeable et est capturée dans l'image. Si la zone illuminée intersecte le bord d'une forme géométrique comme le bord d'un cylindre (Figure 3.26-c), alors, certains pixels qui auraient dû avoir une intensité non nulle ne sont pas capturés.

Perdre des pixels d'intensité non nuls impacte nécessairement la valeur moyenne ainsi calculée pour trouver la position. Nous illustrons cette perte d'information en Figure 3.26-c où plusieurs distributions perdent une partie de leurs données, ce qui impacte la valeur moyenne calculée en trait pointillé bleu. Nous mettons ainsi en avant que la perturbation puisse induire une surestimation ou une sous-estimation de la position verticale du point.

La perturbation est dépendante de la largeur du laser acquise dans l'image. Comme nous l'illustrons sur les Figures 3.26-d et e, cette largeur de laser acquise dans l'image dépend du temps d'exposition choisi. Un temps d'exposition de 150 μ s est choisi pour la figure 3.26-d ce qui correspond à notre réglage utilisé précédemment. Un temps d'exposition de 500 μ s est utilisé en Figure 3.26-e sans que la pièce ait bougé. Les échelles verticales et horizontales des deux acquisitions sont les mêmes. Il est alors possible de voir l'impact de cette perturbation et sa dépendance au temps d'exposition. Nous en déduisons que le suivi de la fabrication additive par cette méthode de mesure doit tenir compte des perturbations qui peuvent apparaître à la bordure de la couche courante. Les mesures en ces points peuvent avoir une altitude différente de l'altitude mesurée. Nous proposerons donc, dans la suite, une méthode pour retirer ces points avant de mener l'analyse du nuage de points.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé l'état de l'art pour définir notre plateforme instrumentée de fabrication de robots souples en silicone. Notre recherche vise à disposer d'un procédé sans matière support car nous envisageons la production de robots avec des cavités internes parfois non reliées à l'extérieur.

Après une analyse bibliographique des procédés disponibles pour la fabrication additive de silicone, nous avons porté notre choix sur le procédé de fabrication additive par extrusion. Nous avons cependant identifié que ce procédé est sensible aux paramètres d'impression. Nous proposons donc d'intégrer un dispositif de mesure optique dans l'enceinte du système permettant la fabrication additive afin de proposer, dans le chapitre suivant, différents traitements de données pour la suivre.

Nous avons ainsi commencé par intégrer un système de dosage de précision à une architecture cartésienne qui a été adaptée à nos besoins. Nous avons fait le choix de mener une intégration permettant l'utilisation des outils de tranchage qui sont, de notre point de vue, importants de conserver pour rendre le plus général possible notre développement. Nous avons alors proposé un ensemble logiciel permettant l'intégration de plusieurs outils matériels et leurs coordinations pour étendre les fonctionnalités du système complet.

Nous avons décrit l'intégration d'un capteur optique de hauteur le long d'une ligne laser qui, grâce à notre outil de coordination, permet l'acquisition de scan de la surface fabriquée. Nous pouvons ainsi envisager le scan couche par couche des pièces en silicone. Les limitations de la mesure ont, par ailleurs, été identifiées et observées sur des exemples concrets de scans. Nous connaissons donc les limites à prendre en compte dans les traitements que nous désirons appliquer à nos données pour réaliser le suivi de la fabrication additive de silicone.

Chapitre 4

Supervision pour la fabrication additive de silicone

4.1 Introduction

4.1.1 Objectif

Notre objectif dans ce chapitre est d'exploiter les données acquises par profilométrie laser lors du processus de fabrication pour le superviser. Nous avons introduit au chapitre précédent notre choix en termes d'instrumentation, avec l'acquisition d'un nuage de points acquis à chaque couche par l'intermédiaire d'un profilomètre laser. L'information pouvant être extraite de ces nuages de points est double. D'une part, il est possible de comparer le nuage de points correspondant à une couche produite à une représentation de ce qui était prévu. Cette comparaison doit suffire alors à détecter des situations comme, par exemple, le dépassement des limites du volume à produire (Figure 4.1-a) ou, dans notre contexte particulier, l'obstruction d'une cavité à l'intérieur du volume de silicone (Figure 4.1-b). La conformité de la couche doit pouvoir ainsi être contrôlée.

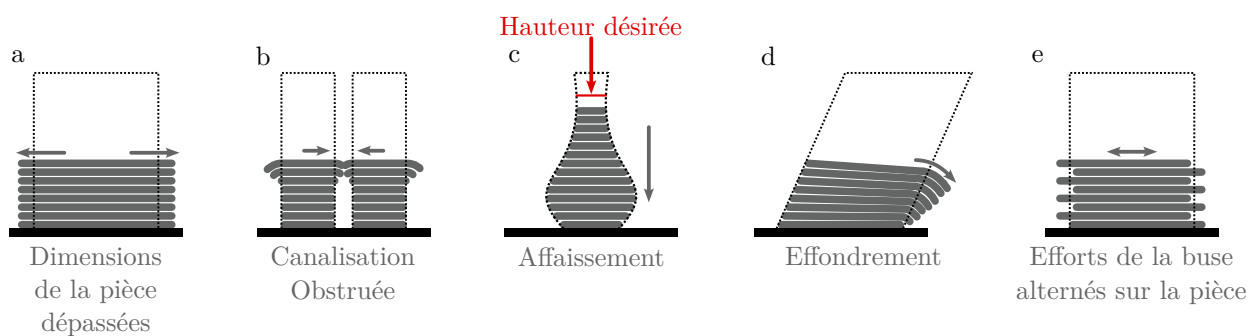


FIGURE 4.1 – Illustration de la non-conformité géométrique des couches produites pour différents défauts que nous souhaitons superviser

D'autre part, les nuages de points acquis peuvent apporter une information supplémentaire sur l'évolution de la fabrication additive avec une analyse des couches par rapport aux couches précédemment extrudées, l'ensemble étant observé dans un repère commun. Par exemple, l'observation de l'altitude des points peut à priori permettre de révéler l'affaissement (Figure 4.1-c) ou l'effondrement (Figure 4.1-d) progressif d'une pièce. L'illustration en Figure 4.1-d montre ainsi l'effondrement d'une pièce produite en fabrication additive silicone au fur et à mesure que les couches sont produites. L'ef-

fondrement, avec finalement un décalage progressif entre l'altitude attendue et effective de la pièce, doit pouvoir être observé et suivi au cours du processus de fabrication. De plus, les efforts appliqués par le dispositif d'extrusion sur la pièce peuvent avoir un effet délétère sur la pièce [Plott et al., 2018] avec, par exemple, des couches dont la position dans le plan est incorrecte par rapport à la couche précédente (Figure 4.1-e), car la direction des efforts appliqués varie d'une couche à l'autre. Ici, à nouveau, un suivi global à travers l'obtention de nuages de points successifs doit permettre d'observer ce type de phénomène.

4.1.2 État des méthodologies de supervision de fabrication

Les nuages de points acquis peuvent être confrontés en termes de géométrie et de position attendues dans l'espace par rapport au plateau d'impression. Dans le cas de l'impression FDM, des travaux proches peuvent être une base de travail.

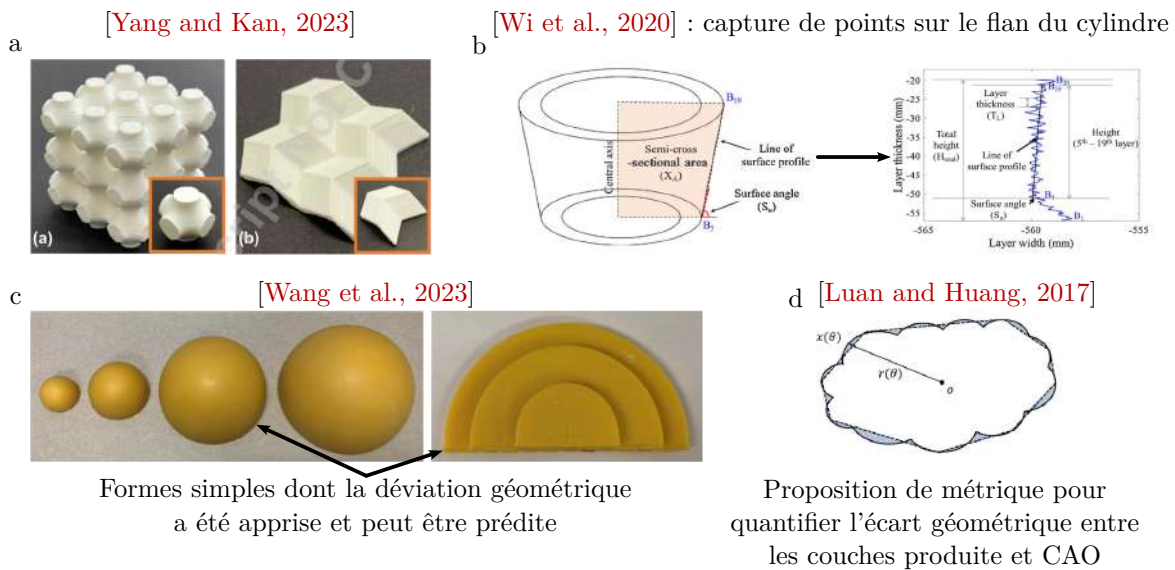


FIGURE 4.2 – Illustrations issues de la littérature sur la quantification et la détection d'écarts de géométries en fabrication additive de thermoplastiques.

L'acquisition de nuages de points peut être appliquée une fois le processus de fabrication terminé. Les traitements appliqués au nuage de points peuvent être dédiés à la géométrie à suivre comme celle de métamatériaux [Yang and Kan, 2023] (Figure 4.2-a) ou de structures cylindriques [Wi et al., 2020] (Figure 4.2-b). Les métriques suivies dans [Wi et al., 2020] sont ainsi spécialement définies pour réaliser le suivi de structures cylindriques (Figure 4.2-b) avec la capture de profils dans la hauteur du cylindre. Alors, les auteurs définissent la hauteur et l'angle avec la surface comme métrique pertinente pour le suivi. Il est montré que l'information extraite peut, de plus, être utilisée pour prédire l'écart géométrique attendu sur d'autres formes simples [Wang et al., 2023] visibles en Figure 4.2-c. Sur ces formes, les auteurs proposent des métriques et un modèle d'apprentissage pour permettre la prédiction des écarts attendus sur des dômes et des parois fines.

Dans [Luan and Huang, 2017], l'analyse des écarts est conduite dans le plan. Il est alors proposé une manière de formuler l'écart géométrique entre la couche à produire et la couche telle que vue via le nuage de points (Figure 4.2-d). L'analyse est cependant limitée à la forme de la couche dans le plan sans prendre en compte l'altitude des points acquis.

Le traitement du nuage de points peut aussi être réalisé par l'intermédiaire d'outils d'apprentissage

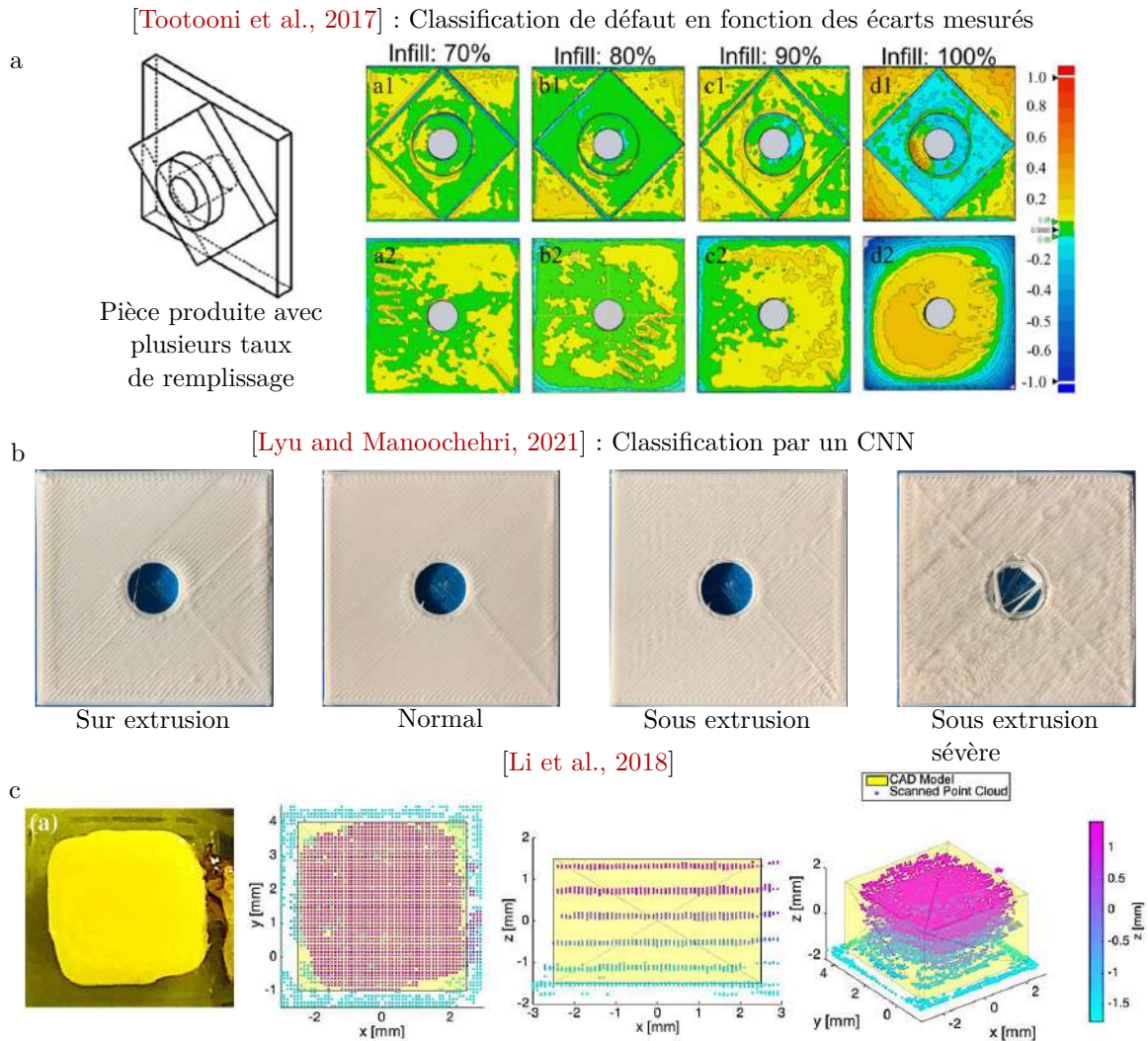


FIGURE 4.3 – Illustrations issues de la littérature sur la détection d’écarts de géométries en fabrication additive de thermoplastiques.

automatique [Tootooni et al., 2017, Khanzadeh et al., 2018] ou profond [Lyu and Manoochehri, 2021]. Les travaux réalisés dans ces premières approches [Tootooni et al., 2017, Khanzadeh et al., 2018] portent sur l’utilisation d’algorithmes d’apprentissage pour classer les défauts géométriques qui peuvent apparaître sur une pièce fabriquée en fabrication additive de thermoplastique. Les auteurs [Tootooni et al., 2017] cherchent ainsi à classer des défauts comme l’enveloppement (wrapping) de la pièce. Ce défaut est particulièrement visible en Figure 4.3-a. Le nuage de points affiché en vignette d2 (Figure 4.3-b) représente la surface inférieure de la pièce. Il est alors possible de voir un fort écart sur les bords de la pièce, représentatif d’un enveloppement de la pièce. Dans un objectif similaire, il est aussi possible de ne pas présupposer des défauts qui vont être rencontrés [Khanzadeh et al., 2018] et de laisser à un algorithme d’apprentissage automatique la possibilité de classer les points en différents clusters de manière non supervisée. Dans la dernière approche [Lyu and Manoochehri, 2021], le nuage de points acquis à chaque couche est rediscrétisé sous la forme d’une image pour être utilisée en entrée d’un réseau de neurones. L’objectif est alors de détecter l’une des quatre situations illustrées en Figure 4.3-b : impression avec un débit normal, en sur-extrusion, en sous-extrusion ou en sous-extrusion sévère. Ainsi, les approches précédemment décrites permettent la détection de situations particulières sans en quantifier l’importance. L’information alors disponible est plus qualitative que quantitative.

La dernière approche [Li et al., 2018] montrée en Figure 4.3-c combine l’acquisition de nuages

de points couche après couche avec les données CAO. Cette approche de superposition est, cependant, limitée à une preuve de concept où les auteurs n’extraient pas de grandeurs chiffrées de cette comparaison. Celle-ci reste alors qualitative comme l’illustre la Figure 4.3-c.

L’approche développée dans [Lin et al., 2019] est, à notre sens, une analyse intéressante quant à la comparaison de la couche à produire avec la couche capturée par un profilomètre laser. Les auteurs proposent ainsi de produire un objet présenté en Figure 4.4-a. Une fois la pièce arrivée à une certaine hauteur, la couche produite présente deux défauts de formes parallélépipédique et cylindrique (Figure 4.4-b). Le défaut cylindrique représente une surépaisseur par rapport à la couche produite à l’inverse de l’autre défaut. La couche scannée est utilisée pour produire une image qui est comparée à l’image produite à partir de la couche initialement prévue (Figure 4.4-c). Les auteurs proposent alors d’utiliser ces données pour reconstruire en trois dimensions les deux défauts introduits (Figure 4.4-d) pour en mesurer le volume ou les dimensions dans les trois directions. L’approche proposée est encourageante quant aux capacités d’un système de capture de point à scanner une couche et en extraire des informations quantitatives sur le défaut mesuré. Les traitements proposés restent, cependant, très spécifiques aux défauts à reconstruire et une unique couche acquise au cours du processus de fabrication a été utilisée pour illustrer le suivi.

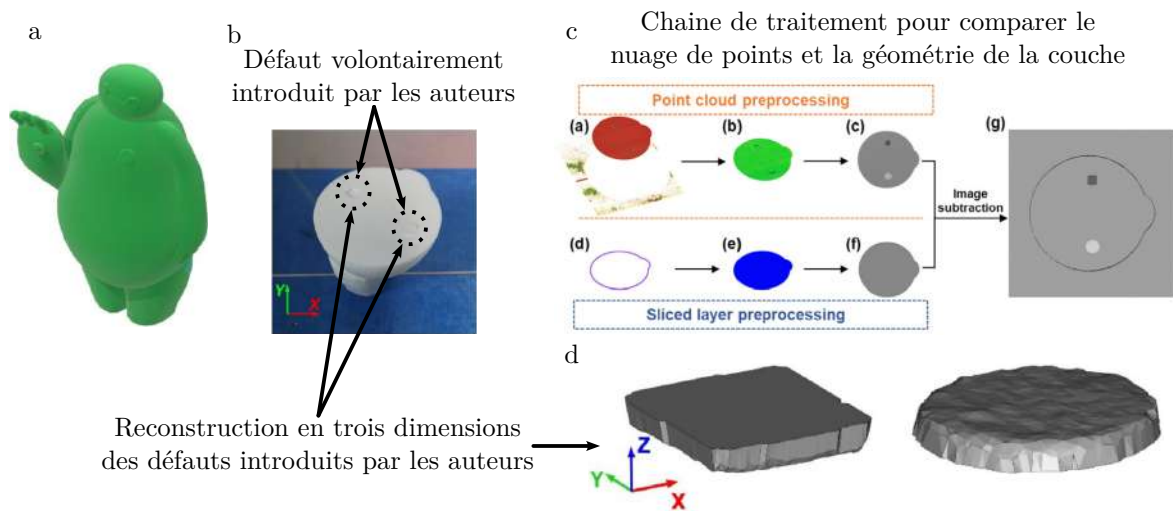


FIGURE 4.4 – Illustrations issues de [Lin et al., 2019] montrant la démarche suivie pour reconstruire un défaut apparaissant lors de la fabrication.

En conclusion, nous n’identifions pas de méthode qui, à notre connaissance, exploite pleinement l’information disponible dans le sens où nous l’avons décrit en section 4.1.1. Les approches précédemment évoquées ne permettent pas d’utiliser les nuages de points des différentes couches pour en suivre l’évolution au cours du processus de fabrication. Les approches par apprentissage ont été utilisées pour suivre le processus de fabrication sans en donner de métriques quantitatives. Elles sont donc, dans notre cas, inadaptées pour la supervision de matières souples comme le silicone. Pour ces raisons, nous proposons une méthode de traitement des nuages de points acquis sur des pièces produites par fabrication additive de silicone. Notre objectif est d’utiliser les données géométriques de la couche à produire et les données de tranchage pour effectuer des mesures de la pièce et d’en analyser la progression au cours du processus de fabrication.

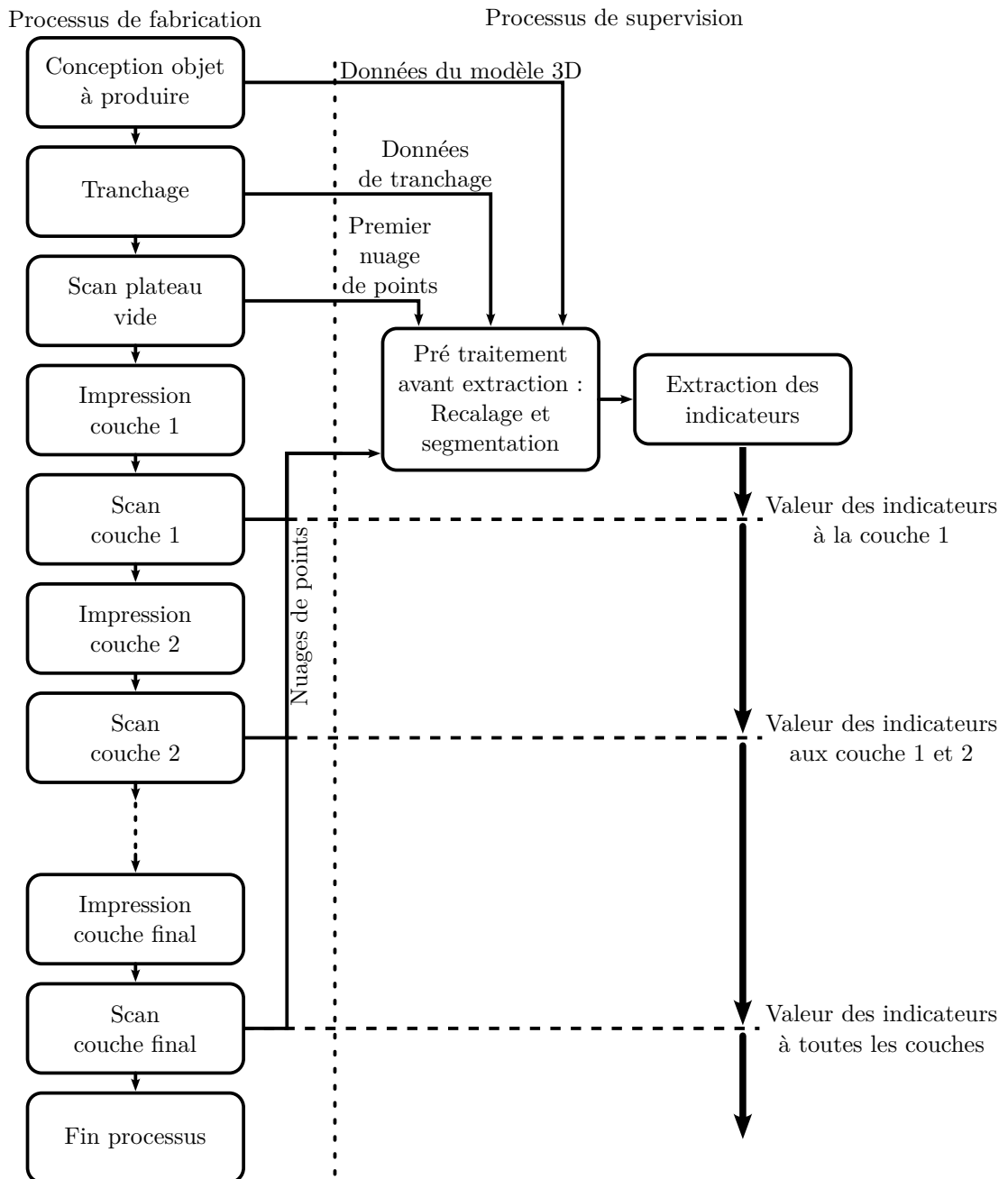


FIGURE 4.5 – Illustration du processus d'extraction d'indicateurs

4.1.3 Démarche

Dans la suite du travail, nous proposons de mettre en place le processus de supervision du processus de fabrication décrit en Figure 4.5. Dans celui-ci, nous utilisons les données associées au modèle 3D de la pièce à produire et de son tranchage pour segmenter le nuage de points dans l'espace et en extraire, dans une seconde étape, des indicateurs pour la supervision du processus de fabrication. Ainsi, nous proposons de segmenter le nuage de points acquis à chaque couche pour en isoler les points de la couche des autres points. Une fois les différents ensembles de points constitués, nous proposons d'extraire plusieurs indicateurs sur ceux-ci et d'en analyser l'évolution au cours des différentes couches. Notre objectif est de permettre la comparaison des valeurs obtenues pour nos indicateurs en absolu et relativement à leurs valeurs sur les nuages de points aux couches antérieures.

À l'inverse de l'approche identifiée dans [Lin et al., 2019] où le modèle géométrique de chaque couche produite est recalé et comparé au nuage de points acquis pour cette même couche, nous cherchons à faire en sorte que la segmentation appliquée au nuage de points ait une cohérence entre les couches. Cela signifie que le recalage est réalisé une unique fois dans le processus de supervision et que tous les nuages de points subissent les mêmes traitements entre eux. Nous en déduisons que les prétraitements que nous cherchons à mettre en place avant d'extraire des indicateurs nécessitent une unique étape d'initialisation.

En section 4.2, nous mettons en place les prétraitements devant être appliqués aux nuages de points pour les rendre exploitables. Ensuite, nous présentons la méthode de segmentation proposée en section 4.3. Enfin, en section 4.4, nous décrivons les mesures que nous effectuons sur les données segmentées issues de différentes pièces présentant, à notre sens, les défauts de fabrication à identifier.

4.2 Prétraitement des données

Pour définir les prétraitements appliqués aux nuages de points, nous commençons dans cette section par décrire le dispositif de mesure et ses caractéristiques pour, ensuite, expliciter les traitements réalisés qui en tiennent compte. Un ensemble de notations sont définies au fur et à mesure dans ce chapitre. Une nomenclature des notations avec la nature et une description de chaque notation est aussi disponible en annexe 5.

4.2.0.1 Présentation des données brutes acquises

Le nuage de points est acquis dans un repère propre au capteur. Nous désignons ce repère comme R_g et celui-ci se définit par l'intermédiaire de sa base B_g constituée des vecteurs $(\vec{x}_g, \vec{y}_g, \vec{z}_g)$ et d'une origine O_g (Figure 4.6).

Un nuage de points acquis avec notre plateforme instrumentée est constitué d'un ensemble de lignes de profils acquis à différents endroits sur le plateau qui a été déplacé suivant l'axe \vec{y} de la machine sous le profilomètre laser. Nous avons, dans le chapitre 3, fait le choix d'intégrer le profilomètre laser avec un réglage possible du parallélisme entre la ligne laser projetée sur le plateau et l'axe \vec{x} de la machine. Ainsi, comme l'illustre le schéma en Figure 4.6-a, l'orientation de la pièce produite sur le plateau est connue et est parallèle à la ligne laser.

Avant chaque fabrication, le plateau d'impression est scanné à l'endroit où la pièce va être produite (Figure 4.6-c). Ce scan ne peut être directement exploité, car les points correspondant au plateau ont une différence d'altitude variant d'environ 0.3 mm entre les points aux extrémités et les points acquis

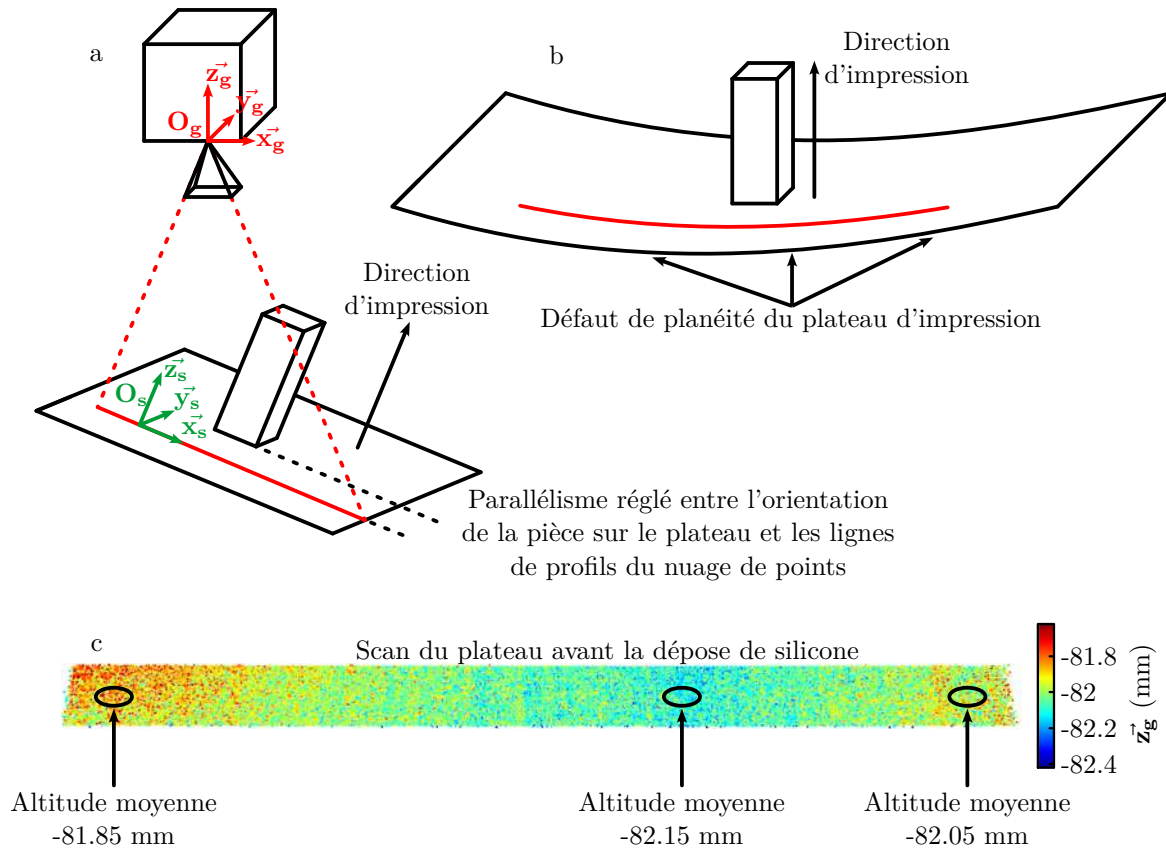


FIGURE 4.6 – Schéma des repères R_g et R_s présents dans notre plateforme de fabrication additive de silicone instrumentée.

au centre de celui-ci. Deux facteurs peuvent l'expliquer : i) nos plateaux sont produits par découpe dans des plaques de polypropylène. Un défaut de planéité existe de ce fait (Figure 4.6-b), ii) malgré le réglage de l'orientation du capteur par rapport à l'un des axes de la machine, un défaut de positionnement peut exister et varier entre les impressions à cause de l'étape de réglage de l'orientation du plateau par rapport au système d'extrusion qui est réalisée à chaque lancement du processus de fabrication.

La référence, lors de la fabrication, est le plateau d'impression dont l'orientation vis-à-vis du système d'extrusion est réglée à chaque impression. Pour cette raison, l'orientation du plateau doit être ajustée à chaque fabrication. Ainsi, le repère dans lequel l'évolution de la fabrication de la pièce doit être réalisée est un repère du plateau d'impression.

Le défaut d'orientation de la pièce dans l'espace peut être corrigé par l'intermédiaire d'une analyse du plan scanné et par un changement de base vers une base construite à partir de ce plan que nous désignons comme B_s dans la suite. Le défaut de planéité du plateau rend difficile cette construction. Aussi, nous exploitons seulement le nuage de points au voisinage de la pièce. Les données doivent, ainsi, être prétraitées avant d'être utilisées par le processus de mesure pour : i) corriger l'orientation du plateau dans l'espace et ii) placer celui-ci à une altitude de référence en translatant l'origine O_g . Ces changements formeront, ainsi, un nouveau repère désigné comme R_s comme illustré en Figure 4.6-a.

Ainsi, l'objectif du prétraitement est de prendre en entrée un nuage de points bruts, que nous désignons par Γ_j^* , de la j -ème couche et de lui retirer les points associés au plateau et distants de la pièce pour obtenir un nuage de points que nous désignons comme Γ_j . Alors, le changement de repère est à appliquer aux points de Γ_j pour les exprimer dans le repère R_s et permettre leur utilisation pour la segmentation du nuage de points et la mesure d'indicateurs.

Nous désignons le i -ème point du nuage Γ_j par les coordonnées (x_j^i, y_j^i, z_j^i) qui peuvent être exprimées dans le repère R_g (notation : $(x_j^i, y_j^i, z_j^i)_{R_g}$) ou le repère R_s (notation : $(x_j^i, y_j^i, z_j^i)_{R_s}$). Le nombre de points de la couche j est variable et nous désignons par N_{Γ}^j le nombre de points acquis dans le nuage Γ_j . Ainsi, Γ_j est l'ensemble $\{(x_j^i, y_j^i, z_j^i)_{R_g} | \forall i \in [1, N_{\Gamma}^j]\}$ dans le repère R_g .

4.2.1 Recalage des données de scan

Pour tout $j \in \mathbb{N}$, les points constituants Γ_j^* sont exprimés dans le repère R_g et nous désirons exprimer ceux de Γ_j dans le repère R_s . Notre objectif donc est de construire la matrice de changement de base $T_{R_g \rightarrow R_s}$ permettant le conditionnement des données pour la mesure.

4.2.1.1 Sélection des points au voisinage de la pièce

Afin de réduire l'impact du défaut de planéité, nous commençons par définir des bornes sur l'axe \vec{x}_g au-delà desquelles les points sont rejetés. L'utilisateur est invité à identifier la partie du plateau où se situe la pièce par l'intermédiaire de bornes définies par deux paramètres x_{inf} et x_{sup} . Une illustration de cette entrée est donnée en Figures 4.7-b et c. Une impression silicone à sa troisième couche est représentée en Figure 4.7-a pour illustrer la présence de matière sur un scan avant et après changement de repère. L'ensemble des nuages de points Γ_j , $\forall j$ est ainsi obtenu à partir des nuages de points Γ_j^* , $\forall j$ avec les points dans l'intervalle $[x_{inf}, x_{sup}]$ suivant l'axe \vec{x}_g .

De la matière doit être présente sur le plateau pour permettre à l'utilisateur de renseigner ces bornes. L'initialisation des prétraitements commence donc quand la première couche a été déposée et que la fabrication a commencé. Cela n'est pas limitant, la supervision n'étant, à priori, pas critique dans les premières couches de la fabrication.

4.2.1.2 Recalage des données

Le plateau d'impression est scanné une première fois à vide. Le nuage de points correspondant est utilisé pour construire le changement de repère et la matrice de changement de repère $T_{R_g \rightarrow R_s}$ (Figure 4.6). Une fois la première couche imprimée (Figure 4.7-a) et les bornes x_{inf} et x_{sup} renseignées (Figure 4.7-b), la construction de la matrice de changement de repère peut être réalisée à partir des points compris entre ces deux bornes (Figure 4.7-c). Nous définissons alors quatre étapes pour construire la base B_s .

Étape 1 : Construction d'un modèle du plan dans l'espace par l'intermédiaire de la méthode des moindres carrés. Nous obtenons ainsi quatre coefficients $(a, b, c, d) \in \mathbb{R}^4$ telle que l'équation $ax + by + cz + d = 0$ est vérifiée pour tout point $(x, y, z) \in \mathbb{R}^3$ appartenant au plan. Nous choisissons de fixer \vec{z}_s normal au plan.

Étape 2 : Construction du vecteur \vec{x}_s à partir d'une ligne de profil. Deux points distants de la ligne de profil sont projetés orthogonalement dans le plan avec le modèle précédemment construit. Ces deux points permettent d'obtenir la direction du vecteur \vec{x}_s dans le plan. Le vecteur est ainsi construit en normalisant le vecteur formé par les deux points projetés dans le plan. De cette manière, nous possédons le vecteur \vec{x}_s appartenant au plan et orthogonal au vecteur \vec{z}_s .

Étape 3 : Obtention du vecteur \vec{y}_s tel que $\vec{z}_s \wedge \vec{x}_s$.

Étape 4 : Translation de l'origine O_g de $-d$, valant -82 mm sur l'exemple de la Figure 4.7, suivant \vec{z}_g . Cela permet alors d'avoir une altitude des points du plateau proche de 0 (Figure 4.7-d, échelle de couleur).

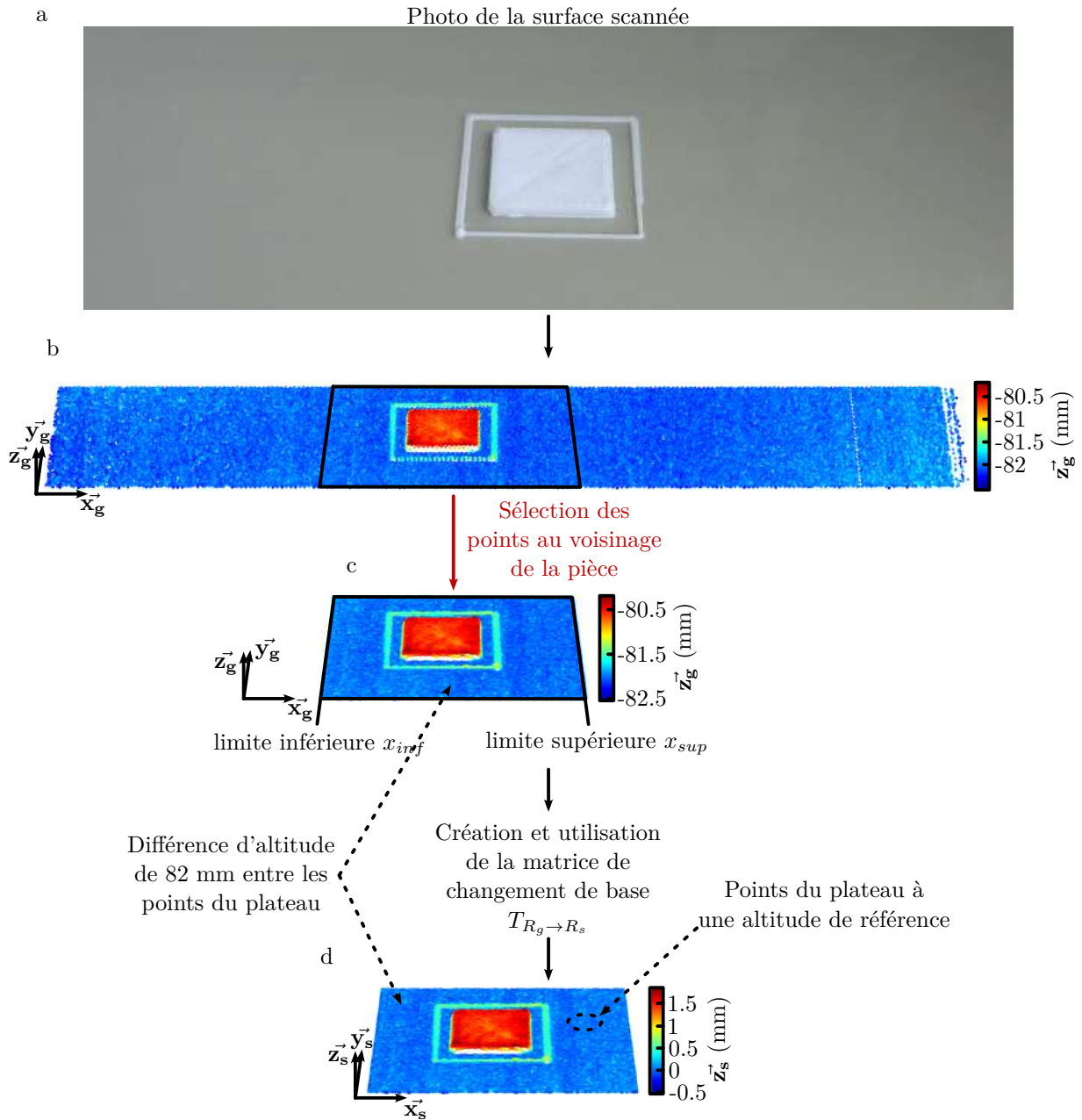


FIGURE 4.7 – Illustration du changement de repère avec la sélection des points au voisinage de la pièce.

Cette méthode de changement de repère a plusieurs avantages. Premièrement, nous limitons la rotation du nuage de points suivant l'axe \vec{z}_s car nous utilisons une projection d'une ligne de profil pour construire le vecteur \vec{x}_s . De cette manière, nous supposons aussi connaître l'orientation de la pièce dans le repère R_s sur le plateau. Cela permettra de simplifier la mesure par la suite. Enfin, la référence est ramenée à une altitude proche de 0, ce qui nous permet de mesurer directement l'altitude des points de la couche pour suivre la fabrication additive.

4.2.2 Identification de la position de la pièce

Nous faisons le choix d'utiliser des entrées renseignées par l'utilisateur pour connaître la position de la pièce sur le plateau et dans le scan. La Figure 4.8 présente les 3 étapes de traitement que nous appliquons et qui sont présentées dans les trois sections suivantes.

Étape 1 : Acquisition manuelle de points de la couche

L'utilisateur est invité à renseigner la position de deux points comme illustré en Figure 4.8-a. Lors de la récupération de ces deux points, un nuage de point Γ_j est présenté à l'utilisateur en deux dimensions dans le plan (\vec{x}_s, \vec{y}_s) avec une échelle de couleur marquant la troisième coordonnée suivant \vec{z}_s des points. Seule la position de la pièce dans ce plan nous intéresse. Ainsi, cette première étape permet de définir les deux points du plan (\vec{x}_s, \vec{y}_s) de coordonnées $(x_1, y_1)_{R_s} \in \mathbb{R}^2$ et $(x_2, y_2)_{R_s} \in \mathbb{R}^2$ avec $x_1 < x_2$ et $y_1 < y_2$ comme en Figure 4.8-a.

Tous les points dont les coordonnées selon \vec{x}_s et \vec{y}_s sont, respectivement, compris dans les intervalles $[x_1, x_2]$ et $[y_1, y_2]$ sont sélectionnés, i.e l'ensemble $\{(x_j^i, y_j^i, z_j^i)_{R_s} | \forall i \in [1, N_{\Gamma}^j], x_j^i \in [x_1, x_2], y_j^i \in [y_1, y_2]\}$. Ces points sont représentés en vert en Figure 4.8-a. L'altitude moyenne z_{moy} des points de l'ensemble peut être estimée.

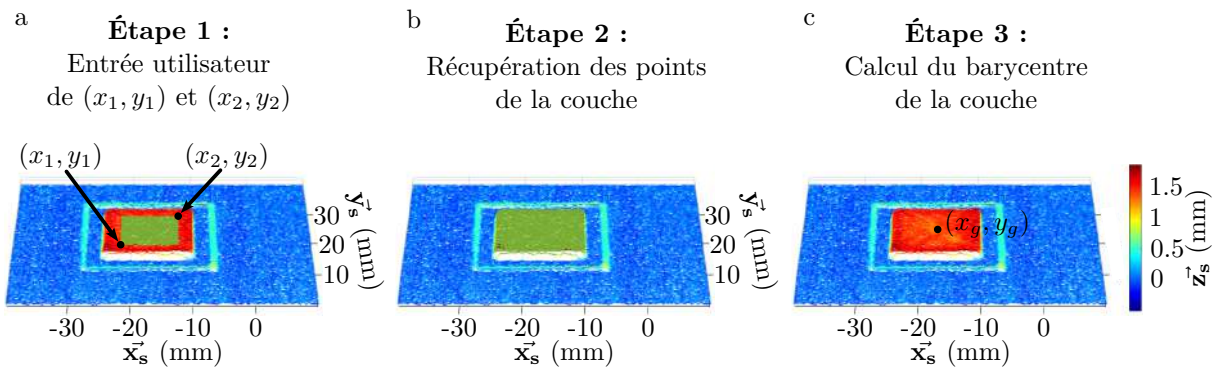


FIGURE 4.8 – Illustration du procédé de détection de la position de la pièce sur le plateau en trois étapes.

Étape 2 : Récupération des points

Nous supposons que les autres points de la couche sont à cette altitude z_{moy} . Cette hypothèse semble raisonnable, car cette acquisition est réalisée dans les premières couches de la fabrication : le risque de variation significative de la hauteur dans la couche est limité. Nous définissons une tolérance ϵ_{couche} pour sélectionner les points de la couche. Tout point avec une altitude de $\pm\epsilon_{couche}$ par rapport à l'altitude moyenne z_{moy} est considéré comme appartenant à la couche courante : l'ensemble de points sélectionnés $\{(x_j^i, y_j^i, z_j^i)_{R_s} | \forall i \in [1, N_{\Gamma}^j], z_j^i \in [z_{moy} - \epsilon_{couche}, z_{moy} + \epsilon_{couche}]\}$ représenté en vert en Figure 4.8-b.

Étape 3 : Calcul de la position de la pièce

Le barycentre de ces points est ensuite évalué dans le plan (Figure 4.8-c). Ce barycentre se définit par deux coordonnées $(x_g, y_g) \in \mathbb{R}^2$. À l'issue de cette étape de calcul des coordonnées x_g et y_g , nous avons à notre disposition un ensemble de nuages de points Γ_j dont la surface d'impression est utilisée comme référence, i.e. à une altitude très proche de 0, et dont l'orientation de la pièce dans l'espace

a été préservée. Nous connaissons aussi la position de la pièce dans le plan (\vec{x}_s, \vec{y}_s) . L'ensemble du prétraitement est permis par des indications entrées par l'utilisateur sur un même nuage de points Γ_j , $j > 0$ d'une des premières couches d'impression. Cette couche doit avoir une altitude assez haute pour être différenciable des points capturés sur le plateau d'impression. Il s'agit de définir correctement la tolérance ϵ_{couche} . Pour la choisir, nous nous appuyons sur une analyse des perturbations de mesure, décrites dans la section suivante.

4.2.3 Quantification des perturbations de mesure

Notre objectif dans cette section est double. Dans un premier temps, nous souhaitons quantifier l'erreur de mesure sur l'altitude des points pour proposer une valeur pertinente de la tolérance ϵ_{couche} vis-à-vis de notre dispositif de mesure. Dans un second temps, nous souhaitons quantifier le défaut de reconstruction de l'altitude des points situés au bord de la géométrie qui a été présenté en fin de chapitre précédent.

4.2.3.1 Pièce utilisée

Nous avons réalisé en fabrication additive une pièce de forme parallélépipédique de 20 mm de côté et de 5 mm de hauteur comme l'illustre la Figure 4.9-a. Elle est représentative des formes que nous utiliserons par la suite pour mettre en place nos indicateurs, en lien avec notre contexte d'utilisation.

La pièce en Figure 4.9-a a été produite par fabrication additive PolyJet (hauteur de couche de 0.014 mm), à l'aide d'une imprimante J826 (Stratasys), et sa surface supérieure, i.e. la surface sur laquelle va se refléter le laser (Figure 4.9-b), a été peinte pour retrouver des propriétés de réflexion proches du silicone au niveau de la mesure par profilométrie laser. Quatre peintures de la marque Molotov™ sont testées : une peinture blanc brillant, une peinture blanc mat, une peinture gris mat et une peinture gris foncé mat.

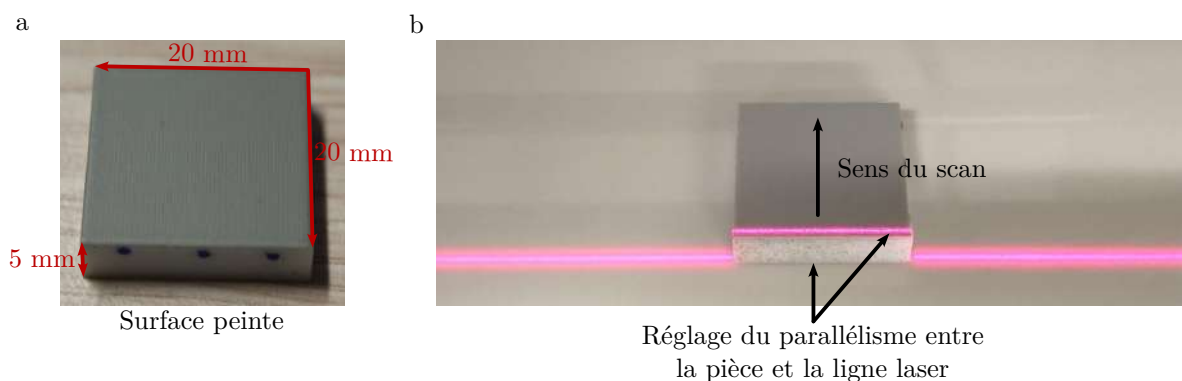


FIGURE 4.9 – Illustration des mesures sur pièce test pour proposer des tolérances

Nous comparons alors les écarts d'intensité entre les pixels capturés sur le plateau et sur la pièce peinte pour en comparer l'écart. En section 3.4.1.3, l'écart d'intensité entre les pixels acquis sur notre silicone et sur le plateau d'impression a été évalué à 42%. Nous calculons alors l'écart d'intensité entre les pixels acquis sur la pièce peinte et la surface du plateau. Celui-ci est de 72% (peinture blanc brillant), 71% (peinture blanc mat), 67% (peinture gris mat) et 38% (peinture gris foncé mat) selon la peinture employée. Pour nous placer au plus proche des propriétés optiques du silicone, nous faisons alors le choix de peindre la surface supérieure de la pièce test en gris foncé mat. Cette peinture est visible en Figure 4.9.

Cette pièce a ainsi été scannée comme sur la Figure 4.9-b avec la ligne laser parallèle à deux bords de la pièce et perpendiculaire aux deux autres. De cette manière, les bords de la pièce interagissent le moins possible avec la ligne laser, limitant, de la même manière, le défaut de reconstruction de la hauteur des points se trouvant sur cette ligne.

4.2.3.2 Contrôle dimensionnel des pièces

Nous faisons le choix de produire cinq exemplaires de cette pièce qui sont ensuite peintes sur la surface supérieure pour réaliser la mesure sur plusieurs échantillons de mesure. Chaque pièce est contrôlée par l'intermédiaire d'un micromètre HorexTM avec une précision de 0.01 mm (Figure 4.10). Nous utilisons cet outil pour mesurer la dimension de la pièce en 4 points répartis comme en Figure 4.10 sur la surface qui va être scannée. À chaque point de mesure, le micromètre vient s'appuyer sur la surface opposée et l'avance du micromètre est réglée sur le point mesuré.

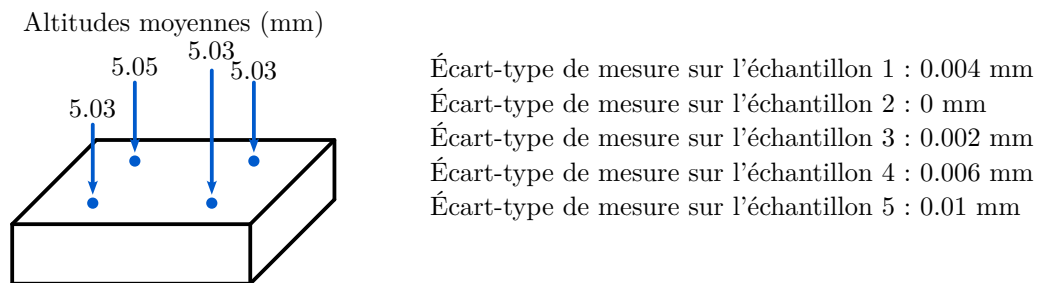


FIGURE 4.10 – Présentation des résultats de mesure en plusieurs points sur les différentes pièces tests

Les valeurs moyennes des mesures sur les cinq échantillons sont précisées à côté de chaque point. La mesure importante est la dispersion, entre les quatre points, mesurés pour chaque échantillon précisé en Figure 4.10. Nous remarquons que l'écart-type de la mesure reste inférieur ou égal à la résolution du micromètre. La dispersion de l'échantillon 2 est égale à 0, car tous les points avaient la même altitude par rapport à la surface opposée. Ces valeurs de dispersion sont en accord avec le procédé de fabrication additive utilisé qui, en pulvérisant un photopolymère, permet d'obtenir des couches de faible épaisseur, i.e. 0.014 mm.

4.2.3.3 Analyse des scans obtenus

Chaque pièce est scannée 5 fois. Ces scans sont prétraités avant analyse avec les étapes décrites précédemment. Un des scans est présenté en Figure 4.11-a. Pour l'ensemble des scans acquis, nous faisons le choix de ne conserver que les points ayant une altitude supérieure à la demi-hauteur de la pièce pour ne conserver que les points acquis sur la surface de la pièce. La Figure 4.11-b présente le nuage de points ainsi obtenu. Nous remarquons que les points de ce nuage en Figure 4.11-a ont une altitude proche des 5 mm attendus. Sur l'ensemble des 25 nuages de points acquis, la moyenne des écarts-types de l'altitude des points est de 0.08 mm.

4.2.3.4 Choix des tolérances

Nous cherchons à déterminer la tolérance ϵ_{couche} pour récupérer les points d'une couche produite en fabrication additive silicone et scannée par notre dispositif. Nous faisons le choix de prendre une

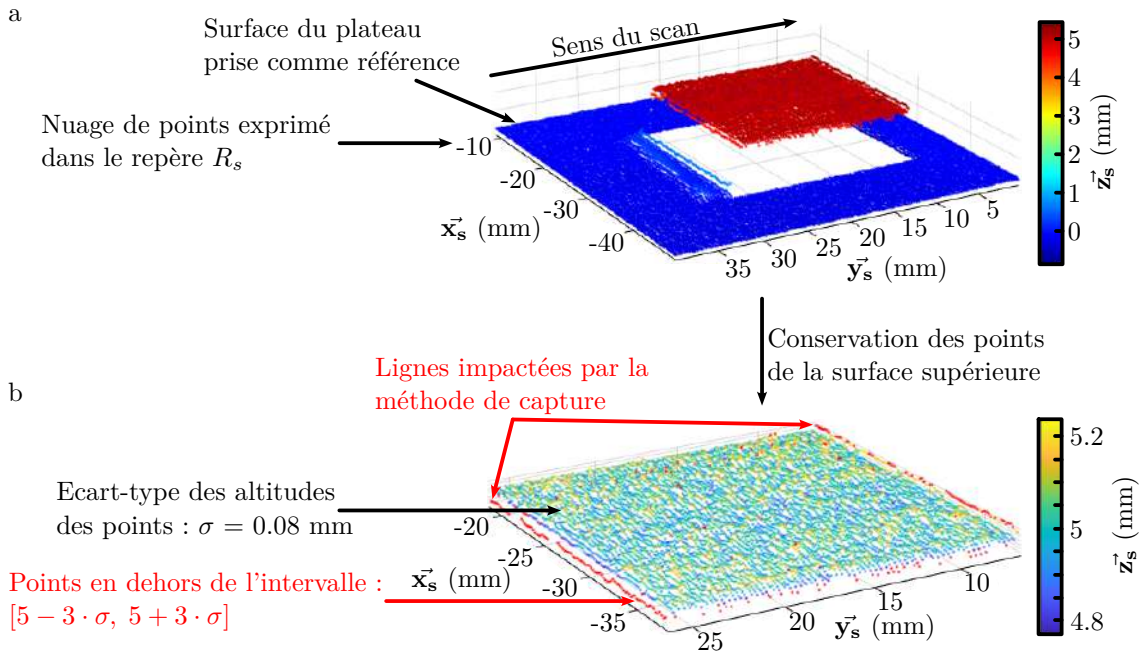


FIGURE 4.11 – Exemple de nuages de points obtenus sur la pièce parallélépipédique permettant la quantification des erreurs de mesure.

valeur de $\epsilon_{couche} = 3 \cdot \sigma = 0.24$ mm. Cette valeur permet de récupérer 99% des points du nuage dans le cas des pièces utilisées dans cette section.

Enfin, nous remarquons que les points en dehors de l'intervalle $[5 - 3 \cdot \sigma, 5 + 3 \cdot \sigma]$ sont majoritairement le long de lignes de profils au début du scan et à la fin du scan (Figure 4.11-b). Ces lignes correspondent à la limite où le laser entre en contact avec la matière ou perd le contact avec celle-ci. Du point de vue du capteur CCD de l'outil de mesure, seule une partie du laser est visible, i.e. la partie sur la pièce. Alors les points sont sous-évalués sur l'un des bords et surévalués sur l'autre bord (Figure 4.11-b). Pour le gérer, nous introduisons une tolérance ϵ_{masque} utilisée pour supprimer les points situés au bord du modèle. Nous faisons le choix de prendre $\epsilon_{masque} = 0.6$ mm soit deux fois la résolution du nuage de points dans le plan (\vec{x}_s, \vec{y}_s) .

4.2.4 Synthèse

Par l'intermédiaire de cette étape de prétraitement, nous proposons de réaliser un changement du repère R_g , propre à notre système de capture, au repère R_s permettant de conserver l'orientation du nuage de points dans le plan et de retrouver un nuage de points acquis sur le plateau d'impression avec une altitude moyenne nulle.

La position de la pièce dans le plan (\vec{x}_s, \vec{y}_s) est, elle aussi, déterminée par l'intermédiaire d'un processus reposant sur des données renseignées par un utilisateur. La tolérance ϵ_{couche} d'appartenance à la couche a été choisie en se basant sur des mesures effectuées sur les pièces de référence.

4.3 Segmentation par masques

Notre objectif avec l'étape de segmentation est de récupérer, dans le nuage de point Γ_j , $j > 0$, des points appartenant à la pièce et correspondant aux points acquis à l'endroit où, selon le modèle géométrique, la couche doit être présente. En effet, comme nous l'avons évoqué en introduction de ce chapitre, nous cherchons à évaluer le nuage de points et également la cohérence entre les couches, i.e.

que la position de la couche j soit en accord avec la position de la couche $j + 1$ du modèle en trois dimensions pour tout $j > 0$.

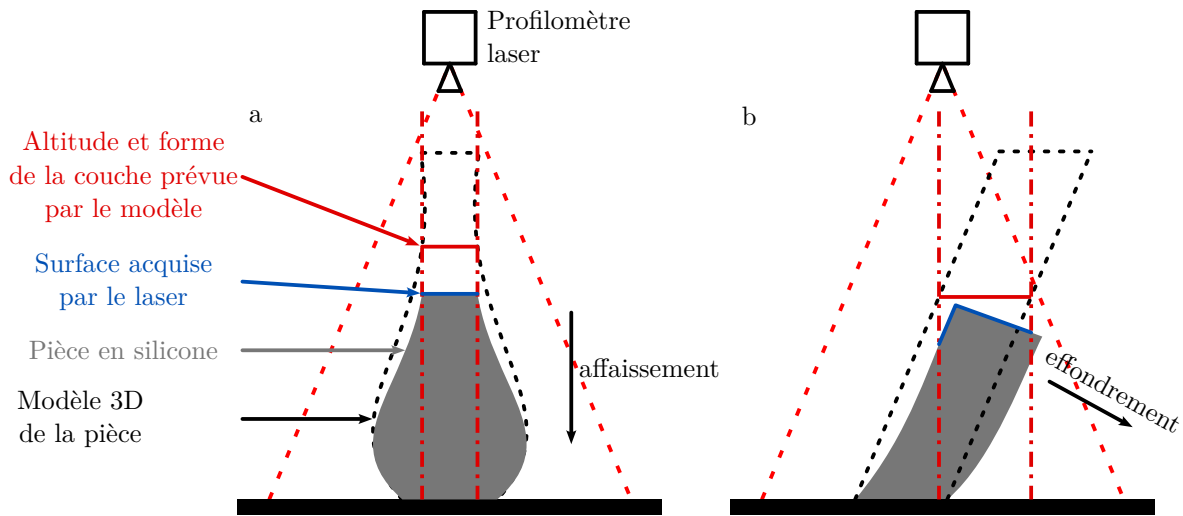


FIGURE 4.12 – Illustration du processus de sélection basé sur le modèle géométrique de la surface plane de la couche produite.

À l'issue du tranchage, une couche j se caractérise par deux données géométriques : i) une altitude D_j à laquelle elle doit être déposée. Avec h la hauteur d'une couche, la couche j doit avoir une altitude $D_j = h \cdot j$ comme illustré en Figure 4.12. Une mauvaise gestion du débit ou un affaissement peuvent conduire à des écarts entre cette altitude prévue et l'altitude réelle de la couche (Figure 4.12-a). ii) Un effondrement peut amener à un décalage dans le plan de la couche de la position de cette dernière par rapport à la position prévue (Figure 4.12-b). Notre segmentation de nuages de points acquis doit permettre d'évaluer ces deux aspects.

4.3.1 Définition des masques de segmentation

4.3.1.1 Création des masques des couches

La segmentation du nuage de points d'une couche j est réalisée par l'intermédiaire de masques définis dans le plan (\vec{x}_s, \vec{y}_s) et qui, pour tout point du nuage, permettent de définir si le point est dans le domaine du masque ou en dehors de celui-ci. Le nuage peut ainsi être segmenté en deux avec, d'un côté, les points appartenant au domaine du masque de la couche et, d'un autre côté, les points en dehors de ce domaine. La création de ces masques, couches après couches, est conduite en trois étapes présentées en Figure 4.13.

En première étape, nous commençons par définir le domaine Ω_j associé au modèle géométrique de la couche $j > 0$. Ainsi, les points qui font partie du domaine sont les points de l'ensemble $\{(x_j^i, y_j^i, z_j^i)_{R_s} | \forall i \in [1, N_{\Gamma}^j], (x_j^i, y_j^i)_{R_s} \in \Omega_j\}$. Nous illustrons cette étape sur un modèle 3D en Figure 4.14. Une section à la bonne altitude, i.e. D_j , de ce modèle 3D est récupérée pour créer le domaine Ω_j .

En seconde étape, nous définissons un second domaine, désigné comme $\bar{\Omega}_j$, correspondant au domaine complémentaire de Ω_j . Ce second domaine est construit pour nous permettre le suivi des points en dehors du domaine Ω_j et de leur évolution au cours du temps. Nous estimons, en effet, que les points de ce domaine sont pertinents pour le suivi de la fabrication, nous permettant de suivre l'apparition de points dans une canalisation comme en Figure 4.14 où lorsque la couche n'a pas les

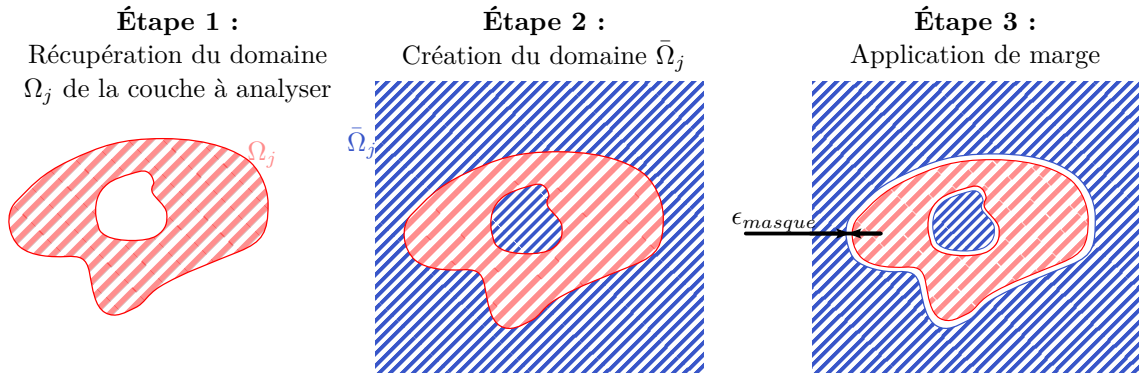


FIGURE 4.13 – Représentation des étapes nécessaires pour définir les masques d’une couche en trois étapes.

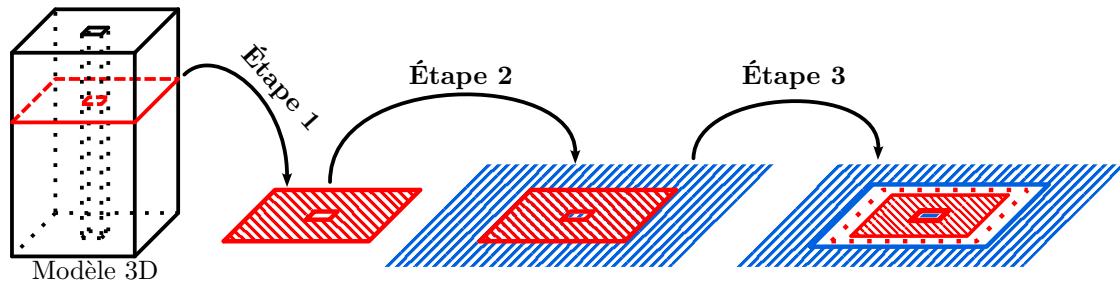


FIGURE 4.14 – Illustration du processus de création d’un masque à partir du modèle géométrique de la pièce.

bonnes dimensions comme le cas évoqué en introduction de ce chapitre en Figure 4.1. Les bornes du domaine $\bar{\Omega}_j$ sont construites à partir des bornes de Ω_j .

Enfin, en troisième étape, nous prenons en compte les effets de bord de la mesure du fait de l’utilisation d’un profilomètre laser décrit précédemment en appliquant une tolérance ϵ_{masque} aux deux domaines Ω_j et $\bar{\Omega}_j$. De cette manière, la marge ainsi formée entre les deux masques (Figure 4.14, bandes blanches entre les domaines) doit permettre de retirer les points impactés par la méthode de mesure.

4.3.1.2 Positionnement des masques sur le nuage de points

Nous proposons de positionner le domaine Ω_j dans le plan par rapport à la couche visible dans le nuage de point de la couche $j > 0$. Grâce à l’implémentation de notre méthode de capture du nuage de points et des prétraitements appliqués, l’orientation du domaine dans le plan est déjà connue.

La Figure 4.15-a montre un nuage de points acquis sur un objet dont le modèle 3D a été utilisé pour illustrer les étapes de création des masques en Figure 4.13-b. Le nuage de points ainsi affiché a été acquis une fois que la troisième couche a été extrudée. Sur cette couche, le processus de prétraitement a permis d’obtenir le barycentre des points de la couche $(x_b, y_b)_{R_s}$ présenté en Figure 4.15-a.

De la même manière, il est possible de définir un barycentre pour le domaine Ω_j associé à cette couche, i.e. Ω_3 , pour l’exemple proposé en Figure 4.15-a. Ainsi, il est possible de positionner, dans le plan, les domaines Ω_j et $\bar{\Omega}_j$ de telle sorte que $(x_b, y_b)_{R_s} = (x_m, y_m)_{R_s}$. Pour rappel, $(x_m, y_m)_{R_s}$ est le barycentre des points de la couche obtenu par l’intermédiaire de la méthode détaillée en section 4.2.2.

De cette manière, il est possible d’obtenir la segmentation présentée en Figure 4.15. Sur cette segmentation sont visibles les points associés au domaine Ω_j (rouge) et $\bar{\Omega}_j$ (bleu). L’échelle de couleur

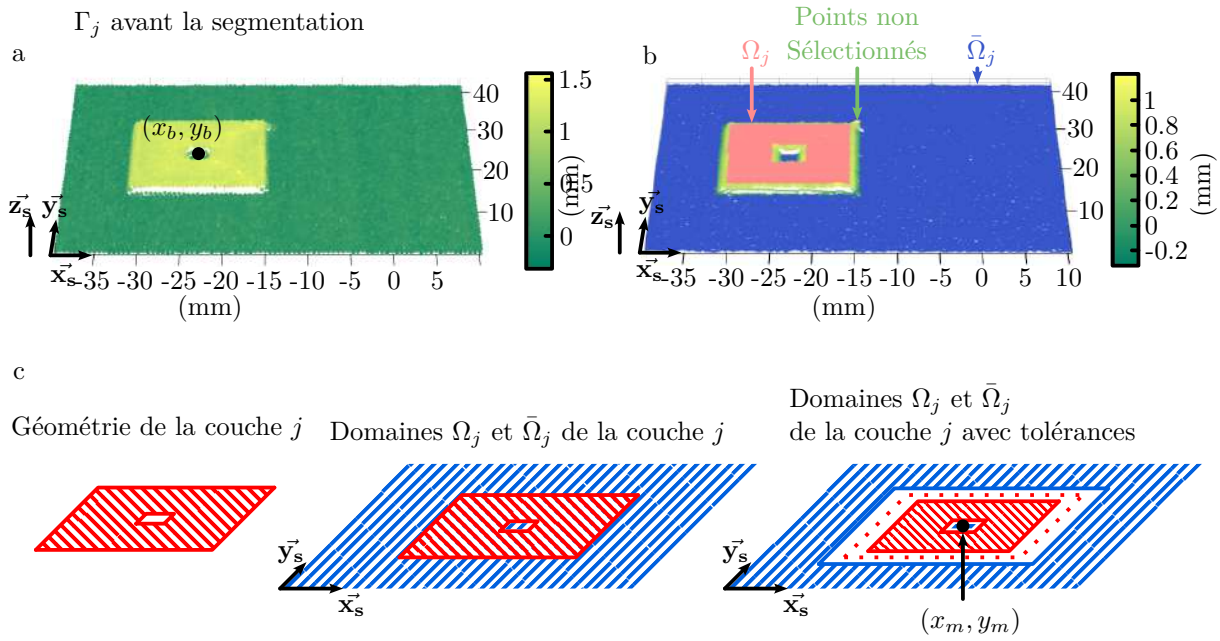


FIGURE 4.15 – Illustration du processus de positionnement des masques vis-à-vis des nuages de points Γ_j , $j > 0$.

permet de mettre en avant, en vert en Figure 4.15-b, les points qui n'ont pas été sélectionnés qui correspondent aux bords de la couche dans ce cas. Une fois un domaine positionné, ici Ω_3 , la position des autres domaines $\Omega_j, j \neq 3$ est déterminée par l'intermédiaire du modèle 3D et des données de tranchage et l'ensemble des scans couche par couche peuvent être analysés. De la même manière, l'ensemble des domaines $\bar{\Omega}_j, j > 0$ peuvent aussi être utilisés pour analyser les structures internes de la pièce produite ainsi que les points acquis en dehors de la couche produite.

4.3.2 Bilan

Le diagramme proposé en Figure 4.16 permet de faire la synthèse des traitements appliqués aux nuages de points et, notamment, des étapes nécessaires à la mise en place de la mesure sur les nuages de points. Pour cette synthèse, et sans que cela soit restrictif, nous supposons que le nuage de points obtenu après l'extrusion de la troisième couche, i.e. Γ_3 , est utilisé pour initialiser les traitements.

Dans un premier temps, les données contenues dans le modèle 3D de l'objet et les données de tranchage sont utilisées pour extraire les domaines $\Omega_j, j > 0$ et $\bar{\Omega}_j, j > 0$ ainsi que les hauteurs D_j des couches produites.

Dans un second temps, la fabrication est menée avec un scan couche par couche et les deux nuages de points Γ_0^* et Γ_3^* sont utilisés pour initialiser les traitements. L'utilisateur identifie sur Γ_3^* des bornes x_{inf} et x_{sup} qui sont de part et d'autre de la couche qui vient d'être produite. Alors, le nuage de points Γ_0^* peut être filtré et la matrice $T_{R_g \rightarrow R_s}$ peut être construite.

Le nuage de points Γ_3^* peut alors être filtré, lui aussi, pour obtenir le nuage Γ_3 et exprimé dans le repère R_s . L'utilisateur renseigne les deux points $(x_1, y_1)_{R_s}$ et $(x_2, y_2)_{R_s}$ permettant de reconstruire la position de la pièce sur le plateau en calculant le barycentre des points de la couche produite $(x_b, y_b)_{R_s}$. Les prétraitements sont alors terminés et l'analyse des nuages de points $\Gamma_j^*, j > 3$ peut être menée en réalisant la même étape de filtrage permettant d'obtenir le nuage $\Gamma_j, j > 3$ exprimé dans R_g . Le changement de repère vers le repère R_s conditionne alors les nuages de points $\Gamma_j, j > 3$ pour l'étape de segmentation.

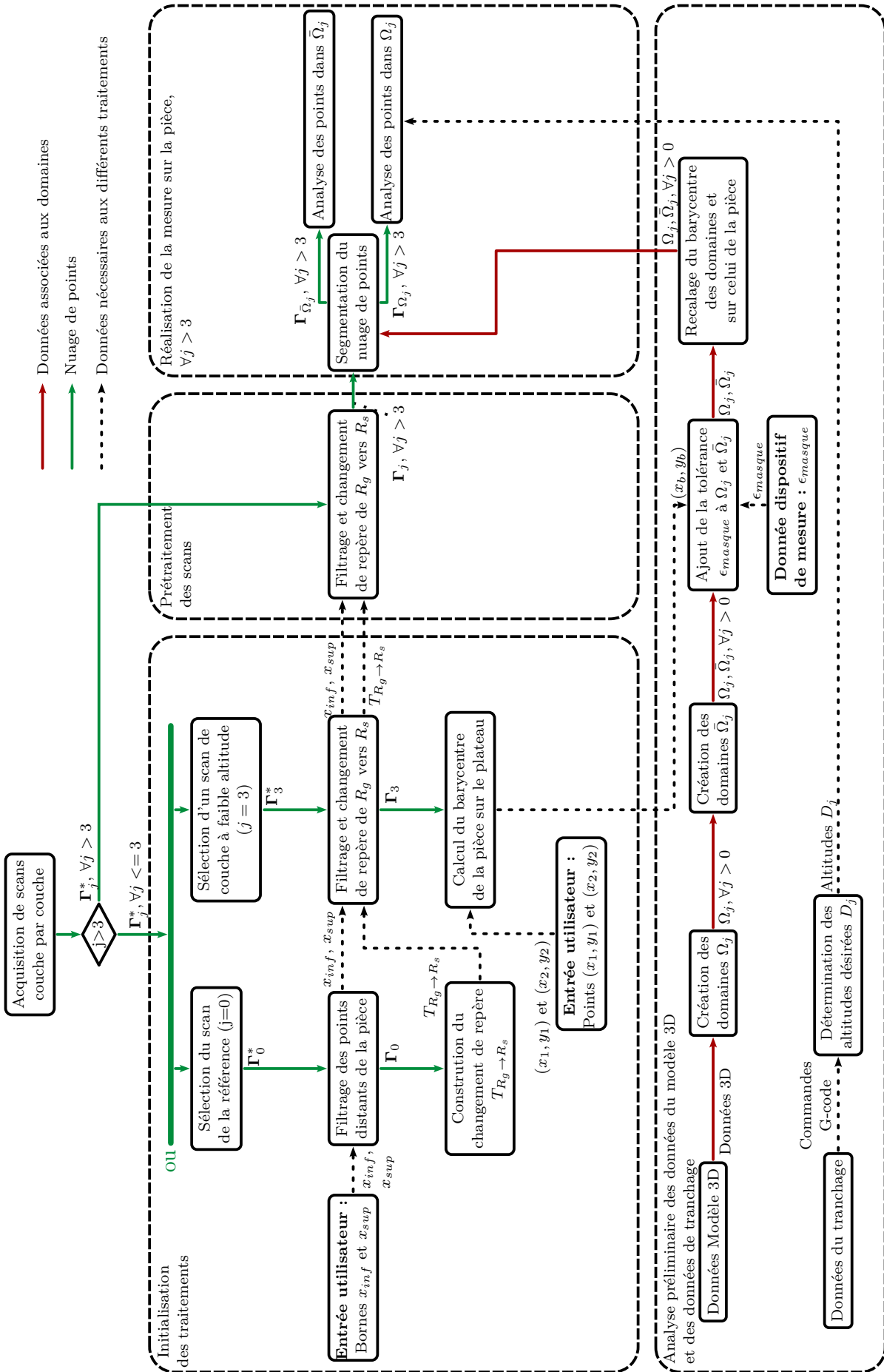


FIGURE 4.16 – Diagramme des traitements appliqués au nuage de points pour les préparer à la mesure d'indicateurs.

L'étape de segmentation permet, enfin, de séparer les points du nuage de points $\Gamma_j, j > 3$ en deux parties en fonction de leur appartenance aux domaines Ω_j ou $\bar{\Omega}_j$. Nous proposons de désigner les points issus de Γ_j et appartenant aux domaines Ω_j comme les nuages de points $\Gamma_{\Omega_j}, \forall j > 3$. De même, nous définissons les nuages de points $\Gamma_{\bar{\Omega}_j}, \forall j > 3$ associés aux domaines $\bar{\Omega}_j$.

4.4 Indicateurs pour la supervision

Nous proposons dans cette section une méthode de supervision de la fabrication. L'approche proposée repose essentiellement sur l'analyse couche par couche en utilisant les scans obtenues par la méthode présentée précédemment et d'en extraire un certain nombre d'indicateurs, que nous présentons dans cette section. Nous proposons d'utiliser les nuages de points Γ_{Ω_j} et $\Gamma_{\bar{\Omega}_j}, \forall j > 3$ pour définir ces indicateurs vis-à-vis des défauts que nous souhaitons suivre. Nous avons identifié cinq situations pour lesquelles la fabrication peut devenir problématique. Ces situations sont représentées en Figure 4.17 et nous les avons évoquées en introduction de ce chapitre. Comme nous l'avons montré en chapitre 3 dans l'état de l'art sur la notion d'imprimabilité, ces situations peuvent être associées à une mauvaise gestion du débit, à l'interaction de la buse avec la matière ou à la géométrie de la pièce à produire. Elles correspondent à des défauts que nous souhaitons superviser comme le non-respect géométrique de la pièce, l'affaissement de la pièce, l'encombrement de canalisation, l'effondrement et le décalage de couches.

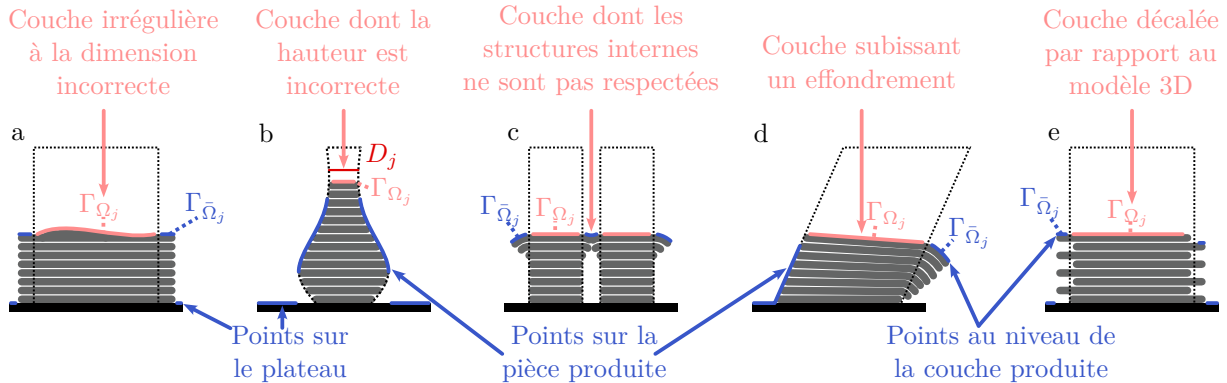


FIGURE 4.17 – Illustration de défauts que nous souhaitons suivre et des nuages de points acquis sur ceux-ci.

4.4.1 Indicateurs obtenus à partir du nuage de points

4.4.1.1 Suivi de la hauteur de couche

Le premier indicateur envisagé est l'altitude moyenne des points de $\Gamma_{\Omega_j}, \forall j > 3$, notée Z_j . Celle-ci doit être une manière simple pour identifier des situations comme l'effondrement (Figure 4.17-d) ou l'affaissement (Figure 4.17-b), car, par définition, ces deux défauts entraînent une réduction de l'altitude de la pièce. Cependant, cette altitude moyenne est vouée à augmenter couche après couche. Afin de prendre en compte cette évolution et de la comparer à l'évolution prévue par le logiciel de tranchage, nous faisons le choix de définir notre premier indicateur, notée M_j , comme l'écart $M_j = Z_j - D_j, \forall j > 3$ entre l'altitude moyenne mesurée à chaque couche et l'altitude désirée de cette même couche. Nous proposons donc, dans la suite, de calculer $M_j, j > 3$ et de le confronter à nos pièces tests pour en évaluer la pertinence.

4.4.1.2 Suivi de la répartition verticale des points de la couche

Le second indicateur S_j que nous proposons de suivre est, lui aussi, associé aux points du nuage $\Gamma_{\Omega_j}, \forall j > 3$. S_j est l'écart-type des altitudes des points de Γ_{Ω_j} . Cet indicateur doit permettre d'identifier les situations comme en Figure 4.17-a où la couche produite est irrégulière et que, en conséquence, sa valeur moyenne n'est pas représentative du défaut visible sur la pièce.

4.4.1.3 Suivi du nombre de points en dehors de la couche

Enfin, nous proposons un troisième indicateur basé sur le nuage des points en dehors de la couche $\Gamma_{\bar{\Omega}_j}$. L'indicateur, noté \bar{N}_j , désigne le nombre de points présents avec une altitude proche de l'altitude moyenne Z_j de la couche. La valeur idéale de \bar{N}_j est 0, car, hormis les points acquis sur la couche qui vient d'être produite, aucun point n'est attendu à l'altitude de la couche. Cet indicateur est :

$$\bar{N}_j = \text{card}(\{(x_j^i, y_j^i, z_j^i)_{R_s} \in \Gamma_{\bar{\Omega}_j} | z_j^i \in [Z_j - \epsilon_{couche}, Z_j + \epsilon_{couche}]\}), \forall j > 3 \quad (4.1)$$

4.4.2 Évaluation des indicateurs

Nous évaluons les indicateurs M_j , S_j et \bar{N}_j , $\forall j > 3$ sur un ensemble de pièces en silicone afin de vérifier notre capacité à détecter un échec de fabrication et également de fournir des informations pour anticiper un tel échec.

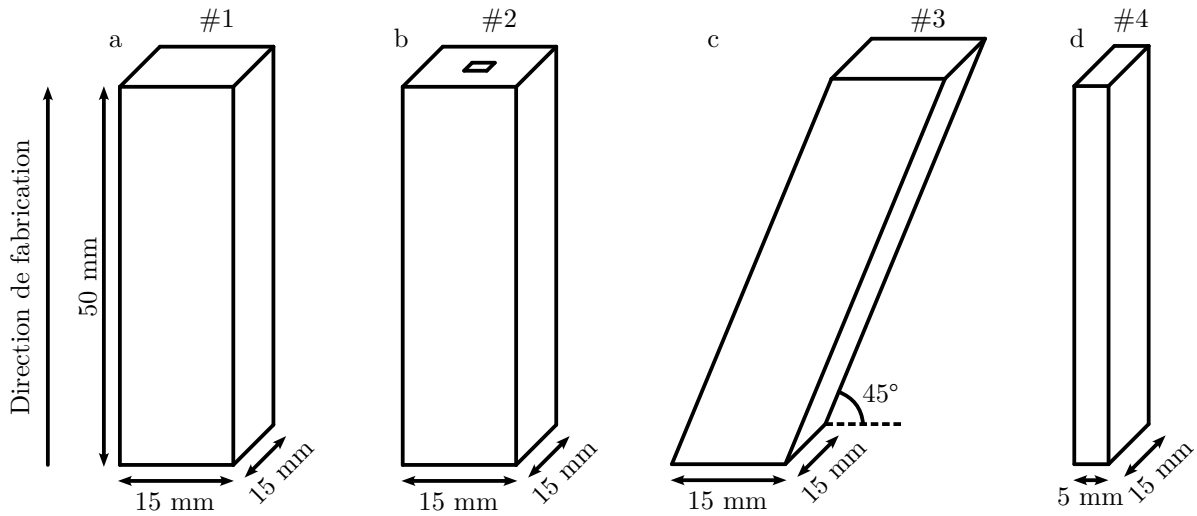


FIGURE 4.18 – Schéma des quatre pièces #1, #2, #3 et #4 proposées pour tester nos indicateurs

Quatre pièces tests sont utilisées (Figure 4.18). La première pièce, désignée comme #1 (Figure 4.18-a), est un parallélépipède de 50 mm de hauteur avec une base carrée de 15 mm de côté. Il s'agit d'une forme simple dont le volume est proche de ce que nous avons pu considérer au chapitre 2. La seconde pièce, désignée comme #2 (Figure 4.18-b), est une variation de la première pièce à laquelle une structure interne, ici une canalisation de 3×3 mm de côtés, a été ajoutée. Une telle canalisation correspond à l'alimentation requise dans un robot pneumatique. Sa section est choisie en fonction de la résolution de mesure pour pouvoir qualifier correctement l'indicateur \bar{N}_j . Son côté représente 10 fois la résolution. La troisième pièce, désignée comme #3 (Figure 4.18-c), est une structure avec la présence d'une contre-dépouille d'un angle à 45° . Notre objectif avec cette pièce est de suivre l'effondrement potentiel de la structure au cours de la fabrication. Enfin, la dernière pièce, désignée comme #4 (Figure 4.18-d), a une dimension plus faible dans une des directions du plan d'impression.

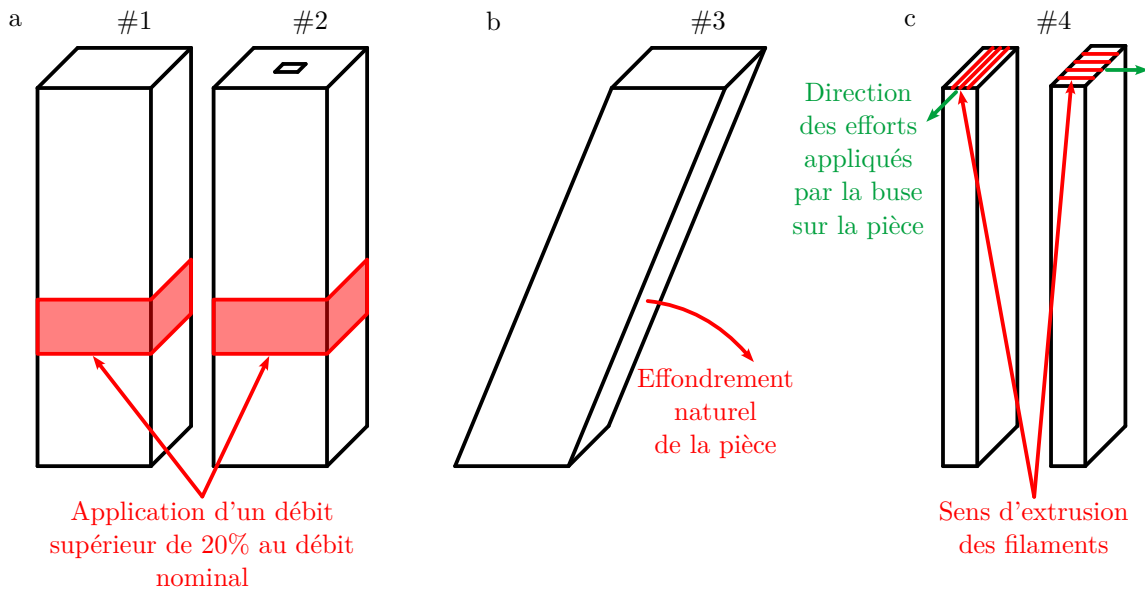


FIGURE 4.19 – Illustration des stratégies utilisées pour induire une situation problématique à suivre par l'intermédiaire de nos indicateurs

Notre objectif est d'observer l'interaction entre la buse d'extrusion et la pièce qui, dans une direction, a une résistance plus faible aux efforts. Toutes les pièces ont été produites dans des conditions de températures et d'humidité de l'air similaires avec une température moyenne de 20 °C et un taux d'humidité de 55% dans la pièce. Les pièces #1 à #3 nécessitent 6 heures chacune pour être produites. La pièce #4 nécessite 4 heures de fabrication. Ces temps incluent le temps associé au scan des couches successives.

- Deux exemplaires des pièces #1, #2 et #4 sont produits pour arriver au test de 7 pièces. Les pièces #1 et #2 (Figure 4.18-a) sont, en effet, produites avec une situation désignée comme nominale avec les paramètres de tranchage décrits dans la section précédente. La même géométrie avec les mêmes lignes de G-code est utilisée pour produire les mêmes pièces une deuxième fois en faisant varier uniquement le débit d'extrusion d'une valeur connue pour un nombre de couches maîtrisé. Nous faisons le choix d'augmenter le débit de 20% par rapport à la valeur nominale définie en chapitre précédemment. Cette augmentation est appliquée entre les couches 20 et 40 du processus de fabrication sur les 121 couches nécessaires à la production des pièces (Figure 4.19-a). L'augmentation de débit permet de mettre en évidence un changement avec la situation nominale dans les indicateurs permettant de détecter cette situation.
- La pièce présentant une structure en contre-dépouille en Figure 4.19-b est, naturellement, vouée à l'effondrement à condition d'être amenée à supporter assez de couches. Pour celle-ci, nous n'appliquons donc pas de variation de débit.
- Enfin, la pièce présentée en Figure 4.19-d est aussi fabriquée en deux exemplaires. Chaque pièce est produite avec les mêmes conditions d'extrusion de filament. Comme l'illustre la Figure 4.19-c, nous changeons, entre les deux pièces produites, les directions des filaments utilisés pour produire chaque couche. Dans le cas où les filaments sont parallèles à la longueur de la base (Figure 4.19-c, gauche), les efforts appliqués par la buse sur la pièce sont alors appliqués dans la direction privilégiée de la pièce pour subir des efforts extérieurs. À l'inverse pour l'autre pièce, les efforts sont appliqués dans la largeur de la base de la pièce en Figure 4.19-c, droite. Cette direction, i.e. la direction suivant le plus petit côté de la géométrie, est la moins privilégiée pour subir des

efforts de la pièce à produire. Ainsi, notre objectif est de suivre l'impact des efforts appliqués par la buse sur la pièce.

4.4.3 Résultats expérimentaux

4.4.3.1 Résultats sur la pièce #1

Comme l'illustre la Figure 4.20-a, la production des 2 pièces a pu être achevée. Cependant, l'observation des pièces permet de constater une apparence différente des flans sur la zone correspondant à l'augmentation de débit. Une mesure des côtés montre un écart de 0.42 mm mesuré par l'intermédiaire d'un profilomètre laser Keyence LJ-X8080. Les deux pièces sont affichées au cours du processus de fabrication à l'instant où la couche 40 vient d'être produite. Cette couche a un aspect bombé qui n'est pas présent dans l'autre cas. L'évolution des trois indicateurs M_j , S_j et \bar{N}_j est présentée en Figures 4.21-a à c.

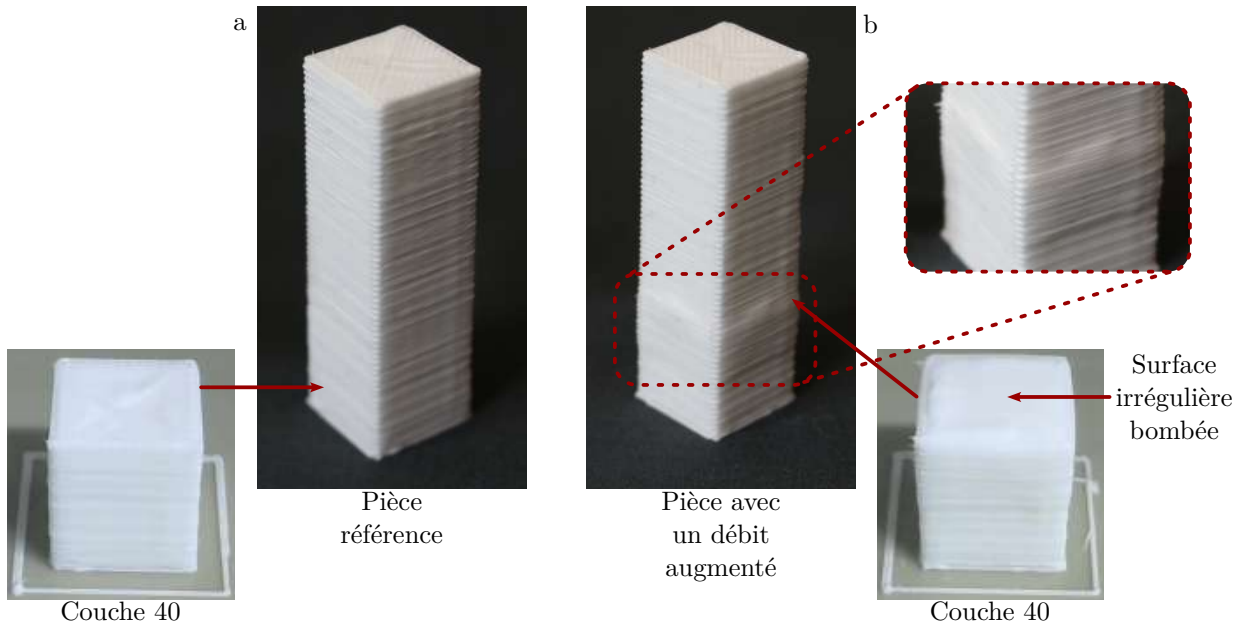


FIGURE 4.20 – Photographie des deux pièces produites montrant : la pièce fabriquée sans introduire de défaut (a) et la pièce fabriquée avec une augmentation du débit entre les couches 20 à 40 (b).

Indicateur M_j : Dans un premier temps, nous observons qu'entre les deux pièces, la tendance entre les deux courbes présentes en Figure 4.21-a diffèrent. La courbe associée à la situation nominale passe par un minimum de -0.17 mm avant que l'écart entre l'altitude moyenne Z_j et l'altitude désirée D_j ne soit, finalement de -0.02 mm à la fin (Figure 4.21, bleu). La pièce produite avec l'augmentation de débit (Figure 4.21, rouge) présente, en dehors du changement appliqué entre les couches 20 à 40, une dérive de cet indicateur. Pour être plus explicite, entre les couches 10 à 20, M_j augmente, en moyenne, de 0.01 mm à chaque couche, augmentant ainsi l'écart entre D_j et Z_j . La même évolution de M_j peut être retrouvée à partir de la couche 70. Nous supposons alors que cette dérive est associée aux conditions globales de fabrication et non à l'augmentation de débit que nous avons introduit entre les couches 20 à 40. Cette tendance est aussi constatée pour les autres pièces. Du point de vue de l'augmentation de débit, l'indicateur M_j augmente brutalement à partir de la couche 20. Un maximum de 0.83 mm est atteint en couche 40. L'indicateur décroît alors pour retourner à la croissance précédemment évoquée.

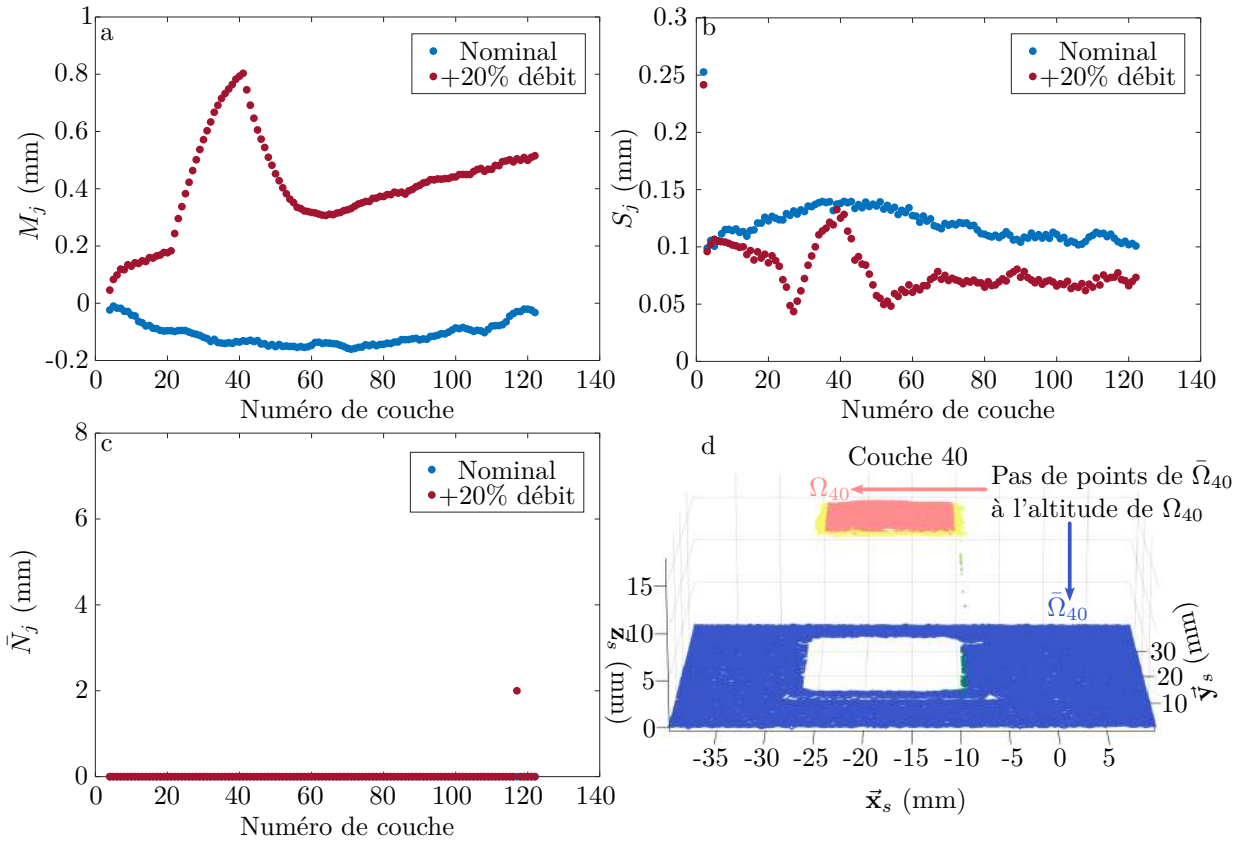


FIGURE 4.21 – Résultats de la première pièce test avec (rouge) et sans (bleu) augmentation de débit.

Indicateur S_j : Nous remarquons que l'augmentation de débit peut, de la même manière, être détectée en suivant l'évolution de S_j qui, en couche 20, entame une décroissance importante. Cette tendance s'inverse pour atteindre un maximum en couche 40. Le nuage de points avec les points de chaque domaine est présenté en Figure 4.21-d. Nous remarquons ainsi que la couche est "bombée" (Figure 4.20-b), i.e. que les altitudes des points se répartissent entre une altitude plus élevée au centre de la couche que sur les bords de celle-ci. Ainsi, S_j augmente avec l'accumulation de matière. Notre hypothèse pour expliquer la baisse de S_j à partir de la couche 20 est que la couche présentait des irrégularités que le surplus de matière est venu combler, réduisant temporairement la distribution des altitudes des points de Γ_{Ω_j} .

Indicateur \bar{N}_j : Enfin, bien que le surplus de matière entraîne un élargissement de la couche dans le plan décrit comme l'aspect bombé sur la Figure 4.20-b, celui-ci n'a pas conduit à avoir des points de $\Gamma_{\bar{\Omega}_j}$ à la même altitude que les points des points de Γ_{Ω_j} mis à part deux points en couche 115. Comme le montre le nuage de points montrés en Figure 4.21-d, l'excédent de matière reste inclus dans les marges des masques et reste donc indétectable par l'indicateur \bar{N}_j .

4.4.3.2 Résultats sur la pièce #2

Le résultat de la production de la seconde pièce test, i.e. la structure avec une canalisation, est présenté en Figure 4.22. Nous remarquons, à l'inverse de la pièce précédente, que les deux pièces produites présentent un ensemble de filaments sur une de ses arêtes. Ces filaments ont été extrudés par la buse lorsque celle-ci se retire pour que la surface produite puisse être scannée. Ces filaments peuvent être vus, car, dans ce cas, l'endroit où la buse est retirée et où celle-ci revient est situé sur le bord de la pièce. Ils dépendent donc de la stratégie de tranchage qui peut être différente dans les autres pièces.

L'augmentation du débit entre les couches 20 à 40 a pour effet de remplir la canalisation de matière et, de fait, de l'obstruer. Cette obstruction est visible en Figure 4.22-b. La quarantième couche produite présente une surface irrégulière qui, comme pour la pièce précédente, est plus étendue dans le plan. Cette extension de la couche se traduit, à nouveau, par un aspect bombé de la pièce sur la partie de la pièce ayant subi une augmentation de débit de 20%.

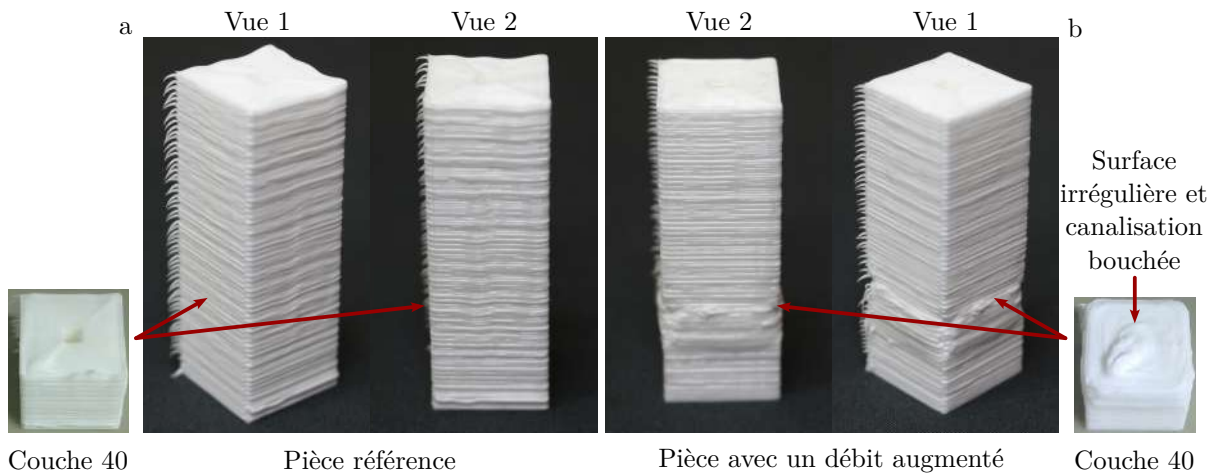


FIGURE 4.22 – Photographies en deux vues des deux pièces #2 produites montrant : la pièce fabriquée sans introduire de défaut (a) et la pièce fabriquée avec une augmentation du débit entre les couches 20 à 40 (b).

Indicateur M_j : Nous observons sur la Figure 4.23-a une diminution progressive de M_j à l'inverse de la section précédente. Cette diminution atteint, pour la situation nominale, un écart de -1.5 mm en fin de processus de fabrication. Un tel écart implique que la buse n'est plus en contact avec la surface où le filament est extrudé. Alors, l'extrusion de silicone est réalisée dans des conditions d'extrusion décrites dans [Yuk and Zhao, 2018] qui ont montré que ces conditions peuvent être viables.

Indicateur S_j : À nouveau en Figure 4.23-b, l'augmentation de débit est visible dans l'évolution des deux indicateurs M_j et S_j qui, entre les couches 20 à 40, changent de sens de variation. Comme pour la pièce précédente, l'augmentation du débit se traduit par une augmentation de M_j et de S_j avec, pour ce dernier, une première phase de décroissance avant une phase importante d'augmentation.

Indicateur \bar{N}_j : Comme le montre le nuage de points affiché en Figure 4.23-d, des points de l'extérieur et situés dans la canalisation sont capturés par l'indicateur \bar{N}_j . Ainsi, alors que le nombre maximal de points capturés sur la pièce nominale n'excède pas 8, ce nombre atteint des valeurs au-delà de 10 et pouvant aller jusqu'à 50 lorsque la canalisation est obstruée. Ainsi, nous pouvons identifier

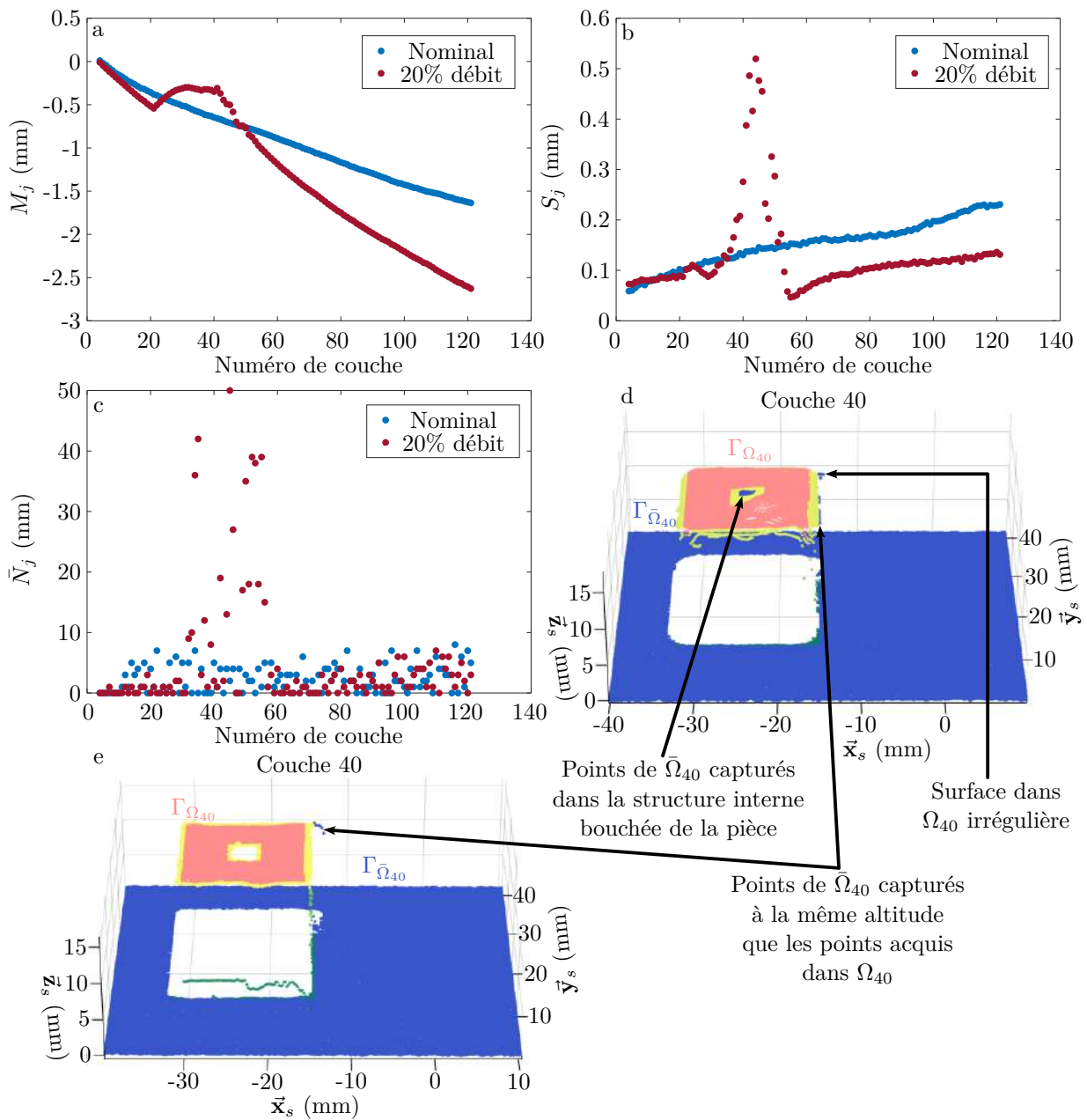


FIGURE 4.23 – Résultats de la seconde pièce test avec (rouge) et sans (bleu) augmentation de débit.

une élévation de l'indicateur \bar{N}_j associée à l'obstruction de la canalisation et à la matière dépassant les limites de la pièces suivant \bar{x}_s et \bar{y}_s . Nous pouvons envisager de décomposer les domaines Γ_{Ω_j} pour dissocier les structures internes et externes de ce domaine et, ainsi, affiner l'analyse par l'intermédiaire de cet indicateur.

4.4.3.3 Résultats sur la pièce #3

La pièce présentant un angle de 45° de contre dépouille est montrée en cours de fabrication en Figure 4.24. Les défauts à la surface de la pièce produite se caractérisent par une croissance de leur importance et de leur visibilité avec l’effondrement de la pièce. Cette apparition des défauts commence d’ailleurs, avant que l’effondrement ne soit visible à l’œil nu en Figure 4.24-b à partir de la couche 25. Nous remarquons, alors, que l’état de surface de la couche produite se dégrade au fur et à mesure que l’effondrement de la pièce augmente d’amplitude.

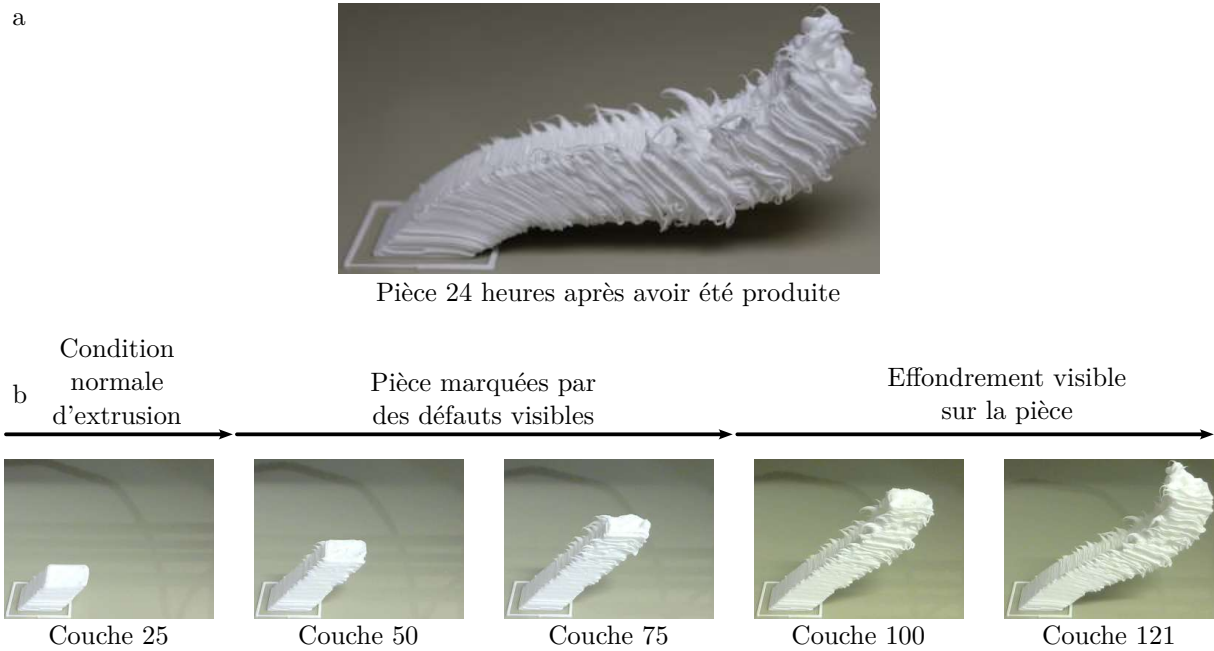


FIGURE 4.24 – Photographies au fur et à mesure du processus de fabrication avec la pièce produite 24 heures après la fabrication (a) et au cours de la fabrication (b)

Indicateurs M_j et S_j : Les mesures des trois indicateurs sont présentées en Figure 4.25-a à c. Concernant l’indicateur M_j , nous remarquons qu’une forte diminution est engagée au alentour de la couche 60. Avant cette couche, l’altitude moyenne reste stable et bornée entre -0.1 mm et 0.05 mm. Le nuage de points acquit à cette couche ainsi qu’à la couche 20 sont affichés en Figure 4.25-d et e. Ils illustrent qu’à ces couches les surfaces extrudées sont de qualité suffisante pour être encore considérées comme acceptables tant vis-à-vis de l’indicateur M_j que de l’indicateur S_j . Ce dernier a, comme pour M_j , une forte variation dans la seconde moitié du processus de fabrication. Cette augmentation a pour origine une surface de plus en plus irrégulière comme l’illustre le nuage de points présenté en Figure 4.25-f.

Indicateur \bar{N}_j : Les défauts visibles sur la pièce ont, comme dans le cas de la pièce précédente, été identifiés par l’indicateur \bar{N}_j . Cela se traduit par une capture de points dont le nombre augmente avec l’apparition des défauts au fur et à mesure que la pièce est produite. Pour autant, cet indicateur diminue dans les dernières couches produites, i.e. après la couche 110. Notre hypothèse pour l’expliquer est la détérioration de la sélection des points de la couche par les différents masques, car, comme l’illustre le nuage de points affiché en Figure 4.25-f, la notion de couche est inexistante et l’effondrement est, à ce stade, trop important.

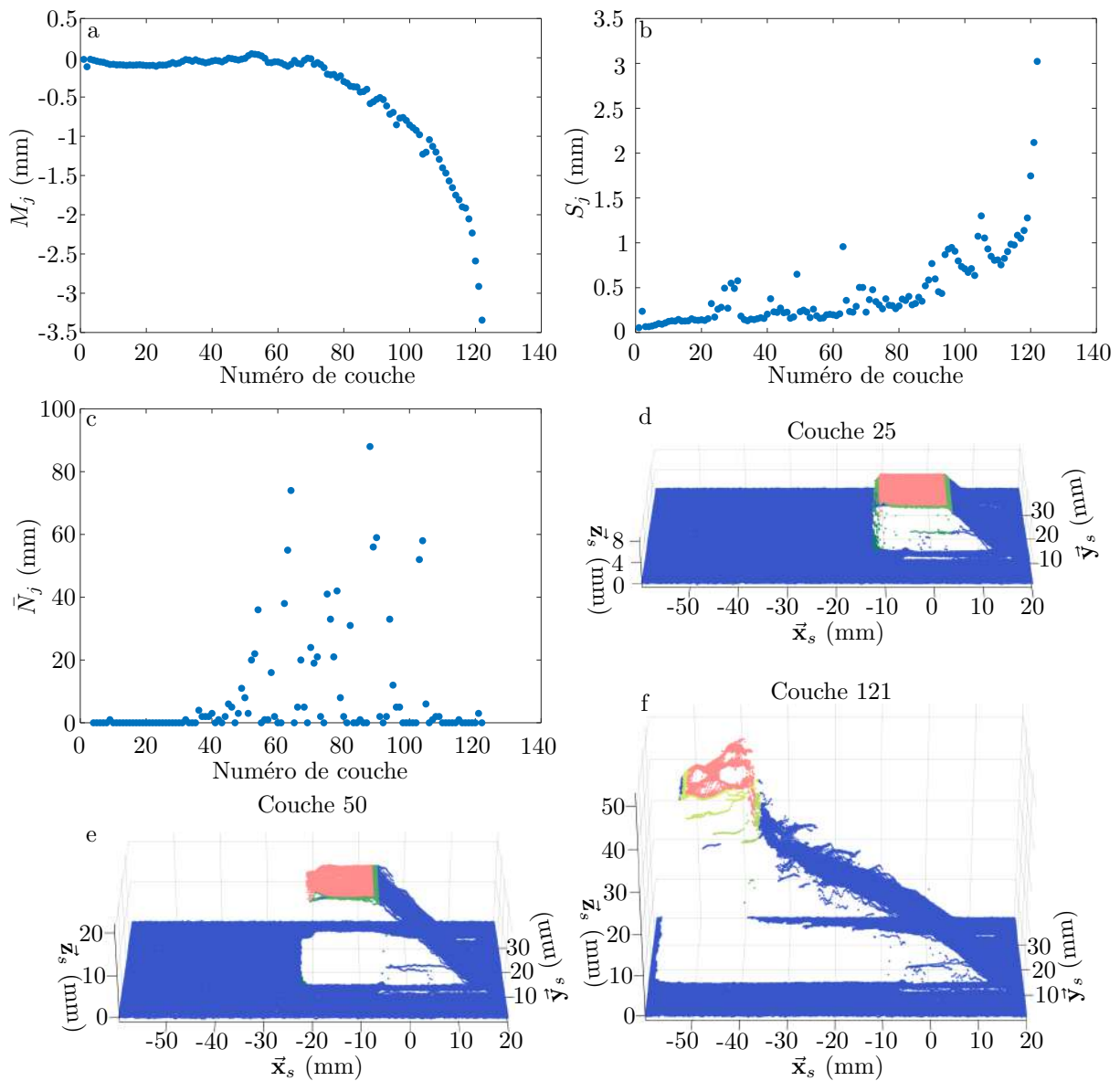


FIGURE 4.25 – Résultats de la troisième pièce test.

4.4.3.4 Résultat sur la pièce #4

Les deux dernières pièces produites sont affichées en Figure 4.26. Sur celle-ci, nous remarquons que la première, dont les filaments ont été extrudés dans le sens de la longueur de la base de la pièce, a été produite avec les aspérités attendues sur une pièce produite couche après couche. Nous pouvons y voir, aussi, les excroissances associées au retrait de la buse lors de la procédure de scan. La seconde pièce a, à l'inverse, des aspérités différentes de la première. Les aspérités entre couches sont moins marquées sur le tiers supérieur de la pièce, i.e. sur les dernières couches de la pièce. Sur ces couches, nous remarquons, de plus, que les coins sont moins définis que sur les autres tiers de cette pièce ou par rapport à la pièce montrée en Figure 4.26-a. De même, la pièce semble penchée et, ainsi, non conforme à la géométrie parallélépipédique attendue. Notre hypothèse pour expliquer cette différence de fabrication réside dans les efforts que la buse a appliqués sur la pièce qui, pour la seconde pièce, ont modifié les conditions de dépose et ont introduits tous les défauts listés précédemment.

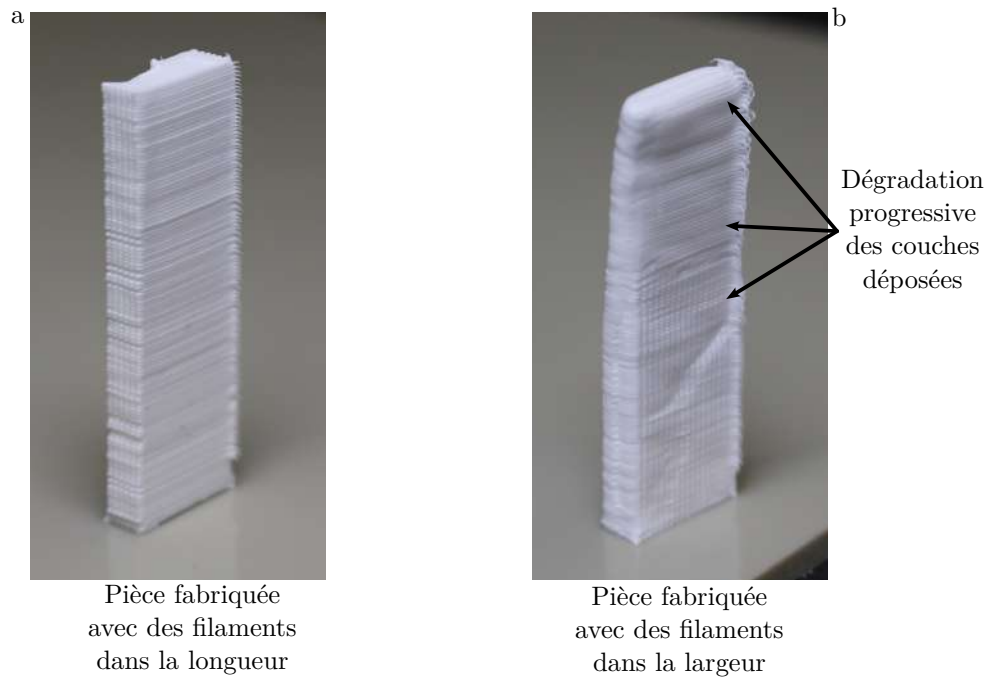


FIGURE 4.26 – Photographies des deux pièces produites avec des filaments dans le sens de la longueur de la base (a) et de sa largeur (b)

Indicateur M_j : La mesure de M_j (Figure 4.27-a) nous indique que, comme pour certaines pièces précédentes, il y a une variation continue de M_j au cours du processus de fabrication qui, dans ce cas, est une décroissance continue. Cette variation est cependant différente dans le cas de la seconde pièce (Figure 4.27-a, rouge). Nous supposons donc que cet indicateur a permis de détecter un changement ayant été à l'origine des défauts constatés précédemment. Notre hypothèse est que le changement détecté est associé à la rhéologie du silicone qui, comme nous l'avons montré en annexe 4, a des caractéristiques qui évoluent en fonction du temps de fabrication.

Indicateur S_j : La même analyse peut être menée sur l'indicateur S_j dont les variations évoluent avec les couches. Nous remarquons que la couche obtenue par segmentation, dans le nuage de points présenté en Figure 4.27-e, permet d'obtenir des points qui ne sont pas dans la couche. Dans ce cas précis, la pièce penche (Figure 4.26-b) et la couche n'est pas située, dans le plan, à la position prévue par le masque. À l'inverse, les nuages de points en Figure 4.27-d mettent en avant la segmentation obtenue sur la pièce en Figure 4.26-a qui semble bien centrée par rapport à la surface plane de la couche. Cet écart de centrage va, nécessairement, impacter fortement la mesure des indicateurs en faisant baisser la valeur moyenne Z_j , i.e. M_j décroît aussi, et augmenter S_j . Cet impact rend, alors, plus facile la détection de ce genre de situations. Nous constatons ainsi l'impact positif sur la détection de notre choix sur la cohérence spatiale des masques entre les différentes couches de la pièce.

Indicateur \bar{N}_j : Cet effondrement faisant baisser la moyenne Z_j comme en Figure 4.27-e et certains points à l'altitude de la couche se retrouvant dans le nuage de points $\Gamma_{\bar{\Omega}_j}$, l'indicateur \bar{N}_j augmente de la même manière.

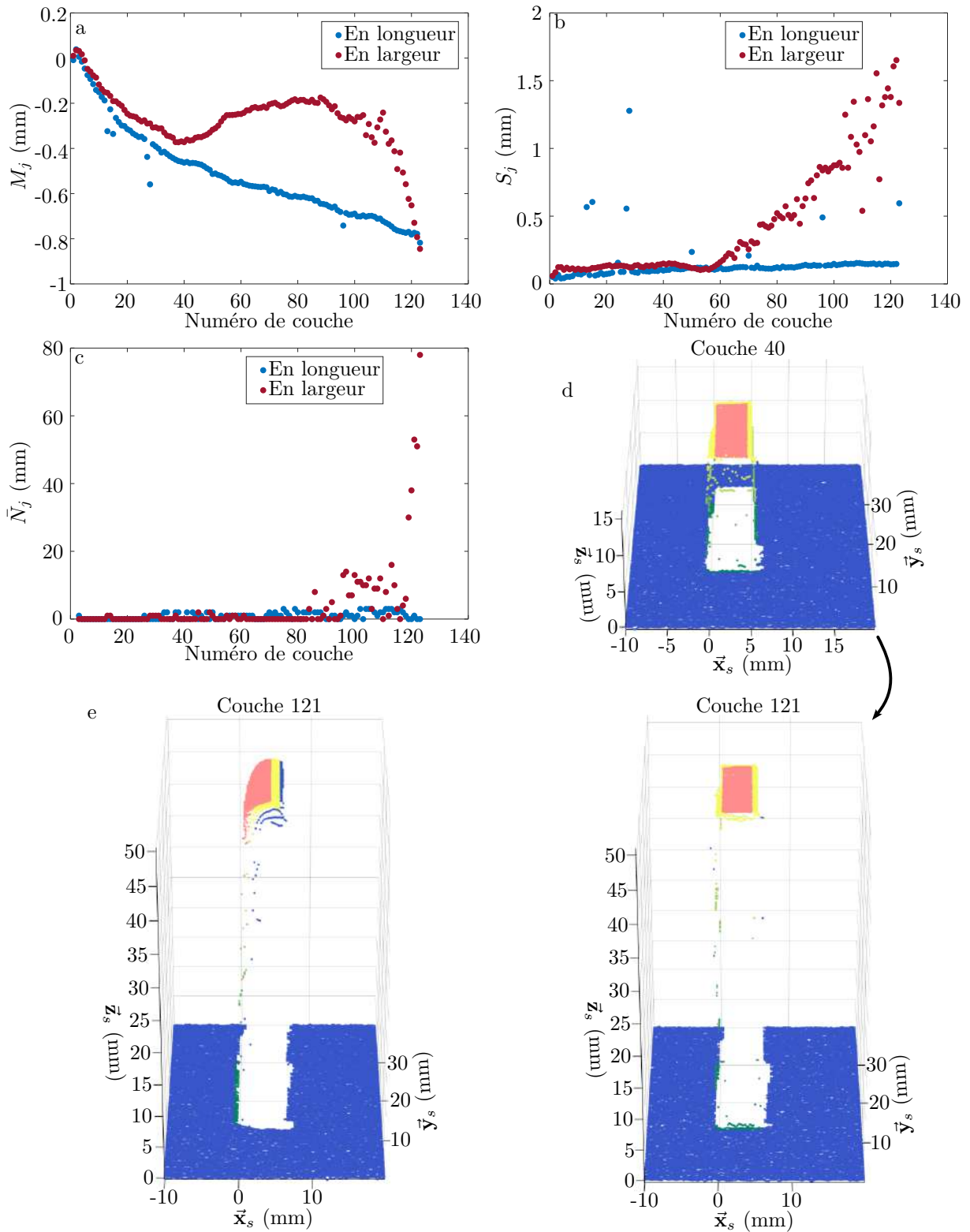


FIGURE 4.27 – Résultats de la quatrième pièce test avec des filaments extrudés dans le sens de la longueur (bleu) et de la largeur (rouge) de la base de la pièce.

4.4.4 Bilan

Nos trois indicateurs M_j , S_j et \bar{N}_j ont permis, au cours des quatre essais précédemment évoqués, de mettre en avant des changements de conditions de dépose lors de changements volontaires de débits ou de stratégie de dépose sur les pièces.

Dans un premier temps, nous remarquons que l'indicateur M_j permet de mettre en avant des conditions de dépose altérée que ce soit par un changement de conditions entre les pièces ou un changement introduit volontairement. Ces variations de condition de dépose rendent d'autant plus intéressante la supervision. En effet, comme nous l'avons constaté, l'évolution de cet indicateur diffère entre les différentes pièces. Pour expliquer cette différence, notre hypothèse est que le comportement du silicone dans la buse a évolué et impacté le procédé, car les géométries sont identiques entre les deux pièces #1 produites et proches entre les pièces #1 et #2. La géométrie n'est donc pas responsable de ce changement constaté sur M_j . Nous supposons donc que cet indicateur permet de mettre en avant un changement dans l'extrusion de silicone. Ces variations rendent d'autant plus intéressante la supervision du procédé.

Ensuite, l'indicateur S_j suit des variations similaires à l'indicateur M_j lors de changements de conditions de dépose ou de stratégie de dépose. Cependant, les deux indicateurs M_j et S_j peuvent, comme l'illustre la Figure 4.27-a et b, changer de variation à des instants différents, i.e. vers la couche 40 pour M_j en Figure 4.27-a et 55 pour S_j en Figure 4.27-b.

Enfin, l'indicateur \bar{N}_j a permis de détecter l'obstruction de la canalisation de la pièce test #2 ainsi que l'effondrement de la pièce #3 et la destruction de la pièce #4. Ainsi, alors que sa valeur est proche de 0 lorsqu'aucun défaut n'est encore introduit ou constaté, l'indicateur \bar{N}_j augmente lorsque l'obstruction, l'effondrement ou la destruction de la pièce apparaissent et, dans le cas de l'obstruction de la canalisation, l'indicateur retrouve une valeur associée à une situation sans défaut une fois que le défaut d'obstruction disparaît. Toutefois, cet indicateur est resté à une valeur stable pour la pièce #1 alors que le défaut était présent et qu'une surépaisseur de silicone était présente sans qu'elle ne soit détectée par l'intermédiaire de l'indicateur \bar{N}_j . Cette surépaisseur est, alors, trop faible pour permettre sa détection par nos masques. Nous remarquons ainsi que cet indicateur est directement impacté par les marges que nous avons définies précédemment. L'indicateur \bar{N}_j pourrait détecter plus tôt, dans le cas des pièces #1 et #2, des écarts géométriques dans le plan, car, alors que nous avons constaté un gonflement de la pièce, pas, ou peu, de points ont été détectés en dehors de la couche.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode de traitement des nuages de points acquis lors du processus de fabrication couche après couche. Cette méthode se décompose en trois étapes successives que sont : le prétraitement des nuages de points, l'étape de segmentation, et la mesure d'indicateurs. Cette méthode a été spécialement créée pour permettre l'analyse des nuages de points de manière cohérente entre les couches permettant, ainsi, de détecter des variations dans nos indicateurs. Ces traitements ont été mis en place pour permettre la détection de situations problématiques pouvant arriver lors de la fabrication additive par extrusion de silicone comme le non-respect géométrique, l'affaissement, l'effondrement, l'interaction destructive entre la buse et la matière déposée ou l'obstruction de canalisation.

Notre méthode d'acquisition nécessite une étape d'initialisation réalisée à l'aide d'un nuage de points acquis dans les premières couches réalisées. Cette étape d'initialisation nécessite des entrées

manuelles d'un opérateur humain. Cependant, une fois cette étape d'initialisation réalisée, le suivi de l'ensemble de la pièce peut être réalisé de manière autonome. Dans les essais qui ont été réalisés, nous avons fait le choix d'attendre que la troisième couche soit produite avant d'initialiser les traitements. Ce choix permet d'attendre une altitude suffisamment élevée pour être distinguée du plateau de référence tout en limitant l'impact potentiel des défauts étant donné l'état d'avancement de la fabrication de la pièce.

Notre méthode repose sur l'utilisation de deux tolérances dont nous avons proposé une valeur en nous basant sur un ensemble de pièces imprimées et contrôlées spécifiquement pour quantifier le bruit de mesure associé au capteur et l'impact des bords de la pièce décrit au chapitre précédent. Enfin, nous avons montré que différents indicateurs permettaient de suivre l'apparition d'un défaut introduit volontairement par un changement de débit comme pour les deux premières géométries testées et de défauts associées à l'effondrement de la pièce ou à sa destruction par l'interaction entre la buse et la pièce.

Conclusion

L'ambition de ce travail de thèse est d'apporter des contributions tant à la conception qu'à la fabrication de robots souples pneumatiques. Le point de départ de notre réflexion a été de constater que les méthodes de conception et de fabrication actuelles ne permettent pas de gérer simplement les formes très libres, complexes sur un plan géométrique, de ces robots. Les chapitres 1 et 2 de ce travail de thèse ont été orientés vers les problématiques de modélisation et de conception de robots souples et les chapitres 3 et 4 ont porté sur la construction d'un processus de fabrication additive de silicone supervisé pour leur production. Sur chaque volet, nous avons apporté des contributions que nous résumons ici avant de les discuter et de mettre en avant les perspectives qu'ouvre ce travail.

Bilan

Modélisation

La modélisation du comportement d'un robot souple pneumatique reste, encore aujourd'hui, un champ de recherche très actif. Le chapitre 1 a débuté par une présentation des méthodes classiquement utilisées pour décrire et modéliser le comportement de ce type de robot. Généralement réduites à des méthodes de simulations par la méthode des éléments finis, celles-ci trouvent rapidement leurs limites en termes de temps de calcul. Ainsi, dans le chapitre 1, nous avons proposé de modéliser le comportement de robots souples pneumatiques à l'aide de modèles d'apprentissage profond. Le besoin a été considéré comme pouvant être défini par un ensemble de points distribués sur l'enveloppe extérieure du robot souple. Les contraintes d'usage essentielles à notre sens, i.e. un point d'alimentation prédéterminé et un réseau de canalisations et de cavités reliées, ont été intégrées à la description du robot. Nous avons proposé d'employer un modèle Resnet entraîné sur un jeu de données obtenues à l'aide d'une simulation par la méthode des éléments finis. Nous avons pu constater que le coût en temps de calcul est bien inférieur (réduit d'un facteur 10,000) à l'exécution entre une simulation par MEF et une estimation produite par l'intermédiaire de notre modèle. Nous avons conduit une étude montrant la pertinence d'un tel modèle dans différents cas de suivis de points. Des limites ont aussi été constatées, liées à notre contexte de conception, où une grande diversité de géométries de chambres pneumatiques est considérée. Nous avons alors proposé un mécanisme de transfert d'apprentissage pour mettre à jour les poids spécifiant le modèle. Ainsi, ce modèle peut être i) employé dans une méthode de conception pour y réduire le temps de modélisation de nouveaux robots souples et ii) corrigé si les déplacements des nouveaux robots souples considérés sont mal estimés par le modèle.

Conception

Nous avons proposé, après une analyse de l'état de l'art sur les représentations de robots souples, une représentation spécifique via un ensemble de courbes de Bézier et de GMPs. Ces éléments permettent la définition de robots souples dont la géométrie extérieure peut être modifiée, avec en son sein plusieurs chambres pneumatiques indépendantes et des inclusions. Les chambres pneumatiques ainsi formées peuvent prendre des formes libres avec, par exemple, des ramifications de sections variables. Notre représentation a été développée pour pouvoir associer à tout robot souple pneumatique un génotype le caractérisant, i.e une représentation unique sur la base des paramètres exposés précédemment, pouvant alors être manipulée par un algorithme génétique avec des temps de calcul satisfaisants. Nous avons proposé des règles de croisement et mutation spécifiques de robots souples dans le cas d'une chambre pneumatique, tout en sachant que celles-ci peuvent être appliquées plus généralement aux différentes entités de notre représentation. Nous avons alors introduit une méthode de conception basée sur un algorithme génétique et intégrant le modèle d'apprentissage profond mis en place pour l'évaluation des nouveaux robots obtenus par croisement et mutation génétique. Nous avons illustré le comportement et les performances de cet algorithme génétique sur deux cas d'études de conception d'une chambre pneumatique unique, sans inclusions ou modifications de l'enveloppe du robot. L'algorithme a ainsi permis de trouver plusieurs solutions pour le premier cas d'études et une unique solution pour le second avec nos réglages des hyperparamètres de la méthode. Nous avons mené une caractérisation expérimentale du robot conçu dans le second cas d'étude. À l'issue de cette caractérisation expérimentale, nous avons bien constaté pouvoir obtenir la direction de mouvement souhaité.

Fabrication supervisée de silicone

Une analyse de l'état de l'art sur la fabrication additive de silicone a permis d'identifier que l'extrusion de silicone "moisture cure" à l'aide d'un système de pompage était une solution intéressante de fabrication additive de pièces en silicone sans faire intervenir de matière support. Néanmoins, nous avons identifié que ce procédé de fabrication peut échouer, car, en l'absence de matière support, la pièce produite peut être dans certains cas détruite par les efforts qu'elle subit comme son propre poids ou l'interaction avec le système de dépose. Nous avons alors identifié que les conditions de dépose peuvent être modifiées pour produire des pièces qui, dans d'autres conditions, auraient échoué. Pour changer les conditions de fabrication au cours du processus de fabrication, nous nous sommes intéressés aux systèmes utilisés pour superviser la fabrication additive. Nous avons alors implémenté une plateforme de fabrication additive de silicone par extrusion et instrumentée. Cette plateforme intègre un profilomètre laser nous permettant d'acquérir un nuage de points couche après couche pour réaliser la supervision de la fabrication. Nous avons alors caractérisé la plateforme et les mesures exploitables.

En nous appuyant sur un processus classique de fabrication additive incluant des étapes de tranchage et d'impression couche par couche, nous avons proposé une approche de supervision permettant d'évaluer la qualité d'impression au cours du processus. Cette approche repose sur l'acquisition d'un nuage de points obtenu par un profilomètre. Nous avons proposé un processus de traitement des données et l'extraction d'indicateurs spécifiques. Des étapes de prétraitement associées au recalage des données dans l'espace et de segmentation permettent de définir des ensembles distincts de points à analyser. Nous avons alors cherché à analyser les points du nuage situé à la position théorique de la couche et ceux en dehors de cette position. Trois indicateurs ont été définis tirant parti de la mesure

de nuage de points pour chaque couche produite et de la connaissance de la couche prévue après tranchage de la pièce. Quatre pièces tests ont été étudiées et ont permis de mettre en avant les capacités et la pertinence des indicateurs à détecter des changements de conditions de fabrication ou des échecs de fabrications. Nous avons, de même, mis en avant l'évolution de ces indicateurs entre les différentes pièces produites montrant ainsi des changements de conditions de déposes.

Perspectives

Les perspectives de ce travail de thèse portent logiquement sur chacun des volets avec également des travaux pour les associer encore plus étroitement.

Modélisation

Extension du modèle : Nous avons proposé une validation expérimentale de la méthode de conception qui reposait sur le procédé de fabrication additive Polyjet et sur les matériaux qui y sont associés. Ce choix a été fait pour des raisons pratiques, car ce procédé nous est accessible et qu'il permet la fabrication de matière souple ainsi que de matière rigide. Il nous a ainsi, permis de produire un dispositif expérimental complet. Une perspective à court terme est de valider une démarche expérimentale similaire en basant, cette fois-ci, le modèle sur le silicone considéré en chapitres 3 et 4. La mise en place de cette démarche nécessite de caractériser le silicone, comme nous l'avons réalisé en annexe 3 suivant la norme ISO 37, pour en proposer un modèle mécanique à injecter, ensuite, dans une simulation par la méthode des éléments finis. Un jeu de données d'entraînement peut alors être obtenu par simulation et utilisé pour entraîner notre modèle.

À moyen terme, nous devons poursuivre le travail de modélisation pour élargir le domaine de validité des modèles considérés. Dans nos cas d'étude, des résultats satisfaisants ont été obtenus avec des déformations atteignant localement près de 50%. Pour un matériau comme le silicone, il est possible d'aller bien au-delà. Deux étapes ont été identifiées pour le gérer. La première est de prendre en compte les non-linéarités associées aux matériaux qui présentent un comportement hyperélastique. Ces non-linéarités peuvent être décrites par des modèles de matériaux hyperélastiques comme le modèle néo-Hookéen ou de Mooney-Rivlin. La seconde consiste à tester les modèles dans des cas de grands déplacements et grandes déformations. La méthode des éléments finis utilisée prend en charge ces situations. Des résultats encourageants ont été présentés par exemple dans [Odote et al., 2021] quant à la capacité de modèles obtenus par apprentissage à décrire un champ de déplacement. Une évaluation quantitative similaire à celle conduite en chapitre 1 est à mener.

Gestion d'une pression modulable : Nous avons considéré que la pression d'alimentation est un paramètre d'entrée de la méthode ne variant pas durant la conception. Durant la phase préliminaire de conception, il s'agit en effet de parvenir à identifier des solutions fournissant à minima le.s déplacement.s requis avec une pression maximale. Dans un cadre général, en présence de non-linéarités matériaux et structurelles, il peut être intéressant de considérer la pression comme une entrée du modèle de comportement de robots souples en vue de l'exploiter pendant la conception.

Pour ce faire, nous pouvons préciser la pression comme entrée du modèle d'apprentissage profond et avoir un jeu de données d'entraînement qui, pour chaque robot souple, contient la géométrie, la pression d'alimentation ainsi que les déplacements engendrés par l'actionnement pneumatique. Dans le même temps, nous pouvons considérer les déplacements à différentes pressions comme des sorties

supplémentaires sur le réseau de neurones. Cela signifie, par exemple, que lors de la conception du robot souple dont le déplacement \mathbf{U}_1 est suivi en un unique point, le modèle d'apprentissage profond doit, par exemple, proposer une estimation des déplacements \mathbf{U}_1 à 10, 20, 30, 40 et 50 kPa. Ainsi, le modèle d'apprentissage profond permet d'estimer la loi de déplacement sous pression. Le déplacement souhaité peut être reconstruit par interpolation sur les déplacements estimés par le réseau de neurones.

Prise en compte d'inclusions et de la forme extérieure : Nous avons mis en place les outils pour décrire à la fois des chambres pneumatiques, la présence d'inclusions et la modification de la forme extérieure. Notre étude du recours à un modèle obtenu par apprentissage a été centrée sur la modélisation seulement de chambres pneumatiques, compte tenu de leur importance évidente. Il s'agira ainsi de poursuivre l'étude en incluant, cette fois, les inclusions et les changements sur la forme extérieure dans le modèle d'apprentissage profond. Il faudra alors modifier la représentation voxélisée utilisée dans ce travail de thèse en introduisant les différents états que peuvent y prendre les voxels, i.e. vides ne pouvant pas être pressurisés, vides pouvant être pressurisés et pleins de matière.

Conception

Étude d'impact des hyperparamètres : Nous avons pu constater que la méthode de conception peut, par l'intermédiaire du processus de croisement, être impactée par la présence du même individu plusieurs fois dans une même génération. Nous trouvons pertinent de mener une étude pour quantifier l'impact sur les performances de la méthode de ce qui s'apparente à une consanguinité de certaines générations.

De manière plus générale, nous avons pu constater la capacité de notre méthode avec des réglages standards qui, à notre sens, peuvent être étudiés pour accentuer les gains que nous avons déjà pu constater. Par exemple, une étude sur la taille nécessaire de la population initiale doit permettre de réduire sa taille et ainsi diminuer le temps associé à la génération et la simulation du jeu de données ainsi qu'à l'entraînement du modèle d'apprentissage profond. Ainsi, des études sur les différents hyperparamètres de notre méthode de conception permettront probablement d'en améliorer les performances.

Extension de la méthode : Dans la suite logique des travaux sur la modélisation, il s'agira de faire évoluer la méthode de conception vers une méthode plus générale. Plusieurs adaptations sont à envisager. Dans un premier temps, la fonction permettant de calculer la performance d'un individu doit prendre en compte les déplacements aux points de mesure, y compris pour plusieurs voies d'alimentation indépendantes existantes. Ensuite, comme nous l'avons évoqué en chapitre 2, les entités qui entrent en concurrence peuvent empêcher l'alimentation pneumatique de tout le volume d'une chambre pneumatique. Un mécanisme de contrôle doit alors être mis en place. Une proposition est de s'inspirer des algorithmes à croissance de région [Petrou and Petrou, 2010] utilisés en traitement d'images pour segmenter des images binarisées. Ces algorithmes permettront de segmenter le volume en listant les voxels des différentes entités. Il sera alors possible de simuler les volumes réellement actionnés ou de retirer du processus génétique les solutions jugées non conformes.

Conception multiobjectif : Nous avons basé le phénotype d'un individu de notre méthode de conception sur les déplacements engendrés par l'actionnement pneumatique. Or, un concepteur de robots souples peut souhaiter suivre d'autres caractéristiques du robot souple comme sa raideur dans

différentes directions ou, comme nous l'avons évoqué en chapitre 1, suivre le gonflement de l'actionneur et le maîtriser durant la conception.

Pour ajouter ces caractéristiques à la méthode de conception, il est nécessaire de les inclure dans le phénotype d'un individu. Ensuite, la fonction de coût utilisée doit inclure des termes associés à ces caractéristiques pour, par exemple, discriminer les individus présentant un fort gonflement. Il est aussi possible, pour l'exemple d'un gonflement limite, de ne pas l'inclure dans la fonction et de fixer un seuil au-delà duquel, un individu ne peut pas être sélectionné pour la reproduction.

Fabrication

Supervision adaptée à la géométrie à superviser : Les masques utilisés pour extraire les points de mesures pertinents sont établis en utilisant une tolérance fixe. Une perspective à court terme est de définir cette tolérance à l'aide de la géométrie de la pièce. Comme nous l'avons montré, les artefacts de mesure dépendent de la géométrie de la surface à suivre et, notamment, des bords de la couche sur laquelle le nuage de points est acquis. Ainsi, nous devons pouvoir adapter la tolérance en fonction de la géométrie du masque pour supprimer l'ensemble des points impactés par la méthode de mesure tout en conservant un maximum de ces points.

Fabrication supervisée : L'imprimabilité précédemment évoquée se caractérise par l'utilisation d'un dispositif de fabrication additive de silicone et par l'utilisation d'un outil de supervision que nous avons développé dans le cadre de ce travail de thèse. Ce même dispositif nous a permis d'accéder à une information sur le processus de fabrication couche après couche. Cette information est, à notre sens, un moyen qui, à court terme, doit permettre d'agir sur le processus de fabrication durant son exécution.

Pour ce faire, l'indicateur que nous identifions comme le plus pertinent est la différence entre l'altitude mesurée sur le nuage de point de la j -ème couche et l'altitude désirée. Cet indicateur, par son expression, peut être vu comme la sortie d'un comparateur entre le retour assuré par notre méthode d'acquisition et la consigne correspondant alors à l'altitude désirée. La grandeur à commander en premier lieu est alors le débit d'extrusion, car, comme nous l'avons montré lors de l'analyse de nos pièces tests, cette grandeur a un fort impact sur l'altitude de la couche déposée. Nous avons, de plus, mis en avant que le débit pouvait aisément être modifié au cours du processus de fabrication par l'intermédiaire du paramètre φ utilisé dans la chaîne de conversion du firmware de notre plateforme de fabrication additive.

À long terme, nous pensons pertinent de réaliser cette étape de correction à l'échelle du filament, car la variation de débit peut être appliquée à cette échelle également. L'objectif serait ainsi d'anticiper des situations pour lesquelles l'indicateur proposé S_j a été construit, i.e. des situations où la surface produite est irrégulière et dont l'altitude moyenne peut tout de même correspondre à l'altitude désirée. Pour ce faire, l'étape de segmentation par masque serait réalisée filament par filament pour identifier la variation de débit à appliquer à chaque extrusion de filament.

Conception de robots souples fabricables

Enfin, il nous semble, bien sûr, pertinent de prendre en compte l'imprimabilité d'une géométrie du robot dès sa synthèse. Cette prise en compte dans la méthode de conception doit pouvoir se faire par l'intermédiaire d'un critère d'imprimabilité prenant la forme d'un score ou d'une grandeur binaire utilisée dans la méthode de conception pour discréditer des solutions non imprimables ou

faiblement imprimables. Cette prise en compte de l'imprimabilité peut passer par la création d'un modèle supplémentaire, ou par le changement des entrées et sorties du modèle employé en chapitre 1, permettant d'estimer l'imprimabilité d'un individu à partir de son génotype. L'imprimabilité serait, ainsi, ajoutée au phénotype de chaque individu.

Cette imprimabilité peut être déterminée par simulation [Lopez et al., 2021]. Toutefois, l'introduction d'une simulation dans notre méthode de conception ajoute, pour chaque robot souple considéré, un temps de simulation non négligeable que nous avons, en chapitre 1, cherché à limiter. Une piste envisageable est de continuer à s'appuyer sur un modèle d'apprentissage profond pour modéliser la relation entre la géométrie d'un robot souple et la valeur du critère d'imprimabilité évaluée sur celle-ci, qu'il soit quantitatif ou binaire. Les données pourraient être, dans un premier temps, synthétiques et générées par l'intermédiaire d'une simulation déjà existante [Lopez et al., 2021]. Le système de supervision pourrait, lui, être utilisé pour enrichir ce jeu de données et entraîner le modèle d'apprentissage profond. Alors, une piste à envisager serait de réaliser le transfert d'apprentissage depuis l'apprentissage mené sur les données synthétiques pour limiter la quantité de données réelles à acquérir, car leur acquisition est longue et, potentiellement, impossible pour un jeu de données complet.

La fonction permettant d'évaluer la performance d'un individu peut être enrichie par la notion d'imprimabilité. La perspective a été précédemment évoquée. Si cette imprimabilité se caractérise par une grandeur binaire, nous pouvons imaginer rejeter toute géométrie jugée non imprimable lors du processus de sélection. Ce choix aurait pour conséquence de ne pas modifier le calcul de la performance en ajoutant une étape préliminaire de sélection. Enfin, dans l'hypothèse où l'imprimabilité se caractérise par un score, une fonction de seuil doit permettre de conserver l'étape de sélection préliminaire avec une fonction évaluant la performance prenant alors en compte ce score pour discriminer les individus avec une faible imprimabilité.

Annexes

Annexe 1 : Nomenclature sur la représentation de robots souples

Définition des courbes de Bézier

Paramètres	Nature	Description
N_c	Nombre réel dans \mathbb{N}^*	Nombre de courbes de Bézier utilisées pour représenter la chambre pneumatique d'un robot souple.
k	Nombre entier dans \mathbb{N}	Indice permettant d'indiquer la courbe de Bézier à laquelle ce réfère le paramètre avec cet indice.
Γ_k	/	Désignation d'une courbe de Bézier.
N_k	Nombre entier dans \mathbb{N}^*	Nombre de points de contrôles utilisés pour définir la courbe de Bézier Γ_k .
c	Nombre entier dans \mathbb{N}	Indice permettant d'indiquer le point de contrôle auquel ce réfère le paramètre avec cet indice.
$\mathbf{C}_{c,k}$	Vecteur de \mathbb{R}^3	Position du $c^{\text{ème}}$ point de contrôle de la courbe Γ_k .
t	Nombre réel dans $[0, 1]$	Variable permettant le parcours des courbes de Bézier.
$\mathbf{M}_k(t)$	Vecteur de \mathbb{R}^3	Position d'un point défini le long de la courbe de Bézier Γ_k .
n_k	Nombre réel dans \mathbb{N}	Paramètre entier définissant le raccord de la courbe Γ_k à la courbe Γ_{n_k} .
t_k	Nombre réel dans $[0, 1]$	Valeur de t définissant le raccord de la courbe Γ_k à la courbe Γ_{n_k} .

Définition d'un GMP le long d'une courbe de Bézier

Paramètres	Nature	Description
$\Sigma_{c,k}$	Nombre réel dans \mathbb{R}^{+*}	Activation associée aux points de contrôles $\mathbf{C}_{c,k}$.
$m_k(t)$	Nombre réel dans \mathbb{R}	Activation associée au point $\mathbf{M}_k(t)$ de la courbe Γ_k .

Discrétisation d'une courbe de Bézier en GMP

Paramètres	Nature	Description
d	Nombre entier dans \mathbb{N}	Indice permettant d'indiquer le GMP de la discrétisation auquel ce réfère le paramètre avec cet indice.
$\mathbf{D}_{d,k}$	Vecteur de \mathbb{R}^3	Position du $d^{\text{ème}}$ GMP issus de la discrétisation de la courbe de Bézier Γ_k .
$\sigma_{d,k}$	Nombre réel dans \mathbb{R}	Activation du $d^{\text{ème}}$ GMP issus de la discrétisation de la courbe de Bézier Γ_k .
$L_k(t)$	Nombre réel dans \mathbb{R}	Longueur d'arc mesurée entre $C_{0,k}$ et $M_k(t)$ sur la courbe Γ_k
N_{dd}	Nombre entier dans \mathbb{N}^{+*}	Nombre de points distribués le long de chaque courbe de Bézier pour construire une approximation de $L_k(t)$.
$\widetilde{L}_k(t)$	Nombre réel dans \mathbb{R}	Approximation numérique de la fonction $L_k(t)$
j	Nombre entier dans \mathbb{N}	Indice utilisé lors de la discrétisation des courbes de Bézier
a	Nombre réel dans \mathbb{R}	Distance souhaitée entre deux positions $D_{d,k}$ et $D_{d+1,k}$ pour tout d différent de 0.
t_i, t_j	Nombres réels dans $[0, 1]$	Valeurs de t utilisées dans la recherche des points de la discrétisation.

Calcul de la distribution de matière

Paramètres	Nature	Description
P	Vecteur de \mathbb{R}^3	Point de l'espace
<i>g</i>	Nombre réel dans \mathbb{R}	Fonction donnant la participation d'un GMP à la distribution de matière.
<i>f</i>	Nombre réel dans \mathbb{R}	Fonction calculant la distribution de matière à partir de l'ensemble des GMPs.
<i>R</i>	Nombre entier dans $\{0, 1\}$	Fonction de seuil utilisée pour calculé la répartition de matière à partir de la fonction <i>f</i>

Généralisation de notre approche

Paramètres	Nature	Description
n	Nombre entier dans \mathbb{N}^{+*}	Nombre d'entités participant à la distribution de matière
f_i	Nombre réel dans \mathbb{R}	Fonction calculant la distribution de matière à partir de l'ensemble des GMPs de l'entité i

Annexe 2 : Hyperparamètres de notre algorithme génétique

Généralisation de notre approche

Paramètres	Nature	Description
$N_{parents}$	Nombre entier dans \mathbb{N}^{+*}	Nombre d'individus utilisés en entrée du processus de croisement et de mutation
$N_{enfants}$	Nombre entier dans \mathbb{N}^{+*}	Nombre d'individus créés par le processus de croisement et de mutation
N_{simu}	Nombre entier dans \mathbb{N}^{+*}	Nombre d'individus simulés par MEF pour contrôler l'estimation donnée par le modèle d'apprentissage profond et les solutions proposées par l'algorithme
ϵ_1	Nombre réel dans \mathbb{R}^{+*}	Tolérance définissant l'erreur acceptable entre les phénotypes simulé et estimé
ϵ_2	Nombre réel dans \mathbb{R}^{+*}	Tolérance définissant l'écart acceptable entre les phénotypes souhaité et simulé
p_{mut}	Nombre réel dans $[0, 1]$	Probabilité employée dans le processus de mutation

Annexe 3 : Caractérisation de matériaux

Notre objectif est de construire un modèle de matériaux à partir d'une caractérisation expérimentale. Le modèle linéaire que nous comptons utiliser peut être obtenu par une caractérisation d'éprouvettes en traction. Nous cherchons à déterminer une valeur de module d'Young pour modéliser l'Agilus30™.

De manière usuelle, les élastomères comme le silicone sont considérés comme incompressibles [Treloar, 1943, Rivlin, 1948, Ogden, 1972]. Cette hypothèse implique que le coefficient de poisson est choisi égal 0.5, ce qui entraîne des difficultés numériques. Pour faciliter la simulation de tels matériaux, les auteurs comme dans [Polygerinos et al., 2015] formulent l'hypothèse que le matériau est quasi incompressible avec des coefficients de Poisson allant de 0.46 à 0.49. Nous considérons donc que le coefficient de poisson est de 0.46 pour limiter les complications numériques associées à l'utilisation d'un tel modèle de matériau quasi incompressible.

Nous nous basons sur la norme ISO 37. Cette norme encadre les tests de caractérisation en traction des élastomères et des thermoplastiques. Elle décrit la méthode utilisée pour acquérir et traiter les données obtenues par traction sur des éprouvettes en formes d'haltères. Nous décidons d'utiliser des éprouvettes haltères de type 1 imprimée selon les trois directions d'impression de la machine. Deux de ces trois directions sont mises en avant en Figure 4.28 où le plateau d'impression est visible vu du dessus. Chaque direction d'impression sera caractérisée en prenant la valeur moyenne des caractéristiques mécaniques obtenues sur cinq éprouvettes. Nous aurons ainsi 15 éprouvettes à tester en traction. L'impression Polyjet est réalisée à l'aide d'une imprimante J826 (Stratasys™). En Figure 4.28-a se trouvent les éprouvettes imprimées selon les deux directions dans le plan d'impression. Les éprouvettes imprimées verticalement sont réalisées sur un second plateau.

Les éprouvettes sont traitées dans un bain de soude pendant quarante-huit heures pour retirer le matériau support autour de la pièce. Ce temps correspond aussi au temps appliqué au traitement des pièces utilisées dans la caractérisation expérimentale. De cette manière, la matière aura subi les mêmes traitements, ce qui limite leurs impacts sur les propriétés mécaniques finalement mesurées.

La caractérisation est menée à l'aide d'une machine de traction Zwick et Roell Z005™ montée avec des mors pneumatiques (Figure 4.28-b). Le capteur de force utilisé pour mesurer la force appliquée à l'éprouvette est un capteur xForce HP (0.2-1 kN). Lors du test de traction, l'éprouvette est placée entre les mors et une précontrainte de 0.01 N est appliquée. De cette manière, l'éprouvette est droite au début de l'essai comme sur la Figure 4.28-b. Nous respectons ainsi les recommandations de la norme. Chaque essai est réalisé à 100 mm/min jusqu'à rupture de l'éprouvette.

Les résultats de mesure de la relation contrainte/déformation pour tous les essais sont présentés en Figure 4.29. Deux éprouvettes imprimées verticalement n'ont pas pu être incluses dans ces résultats, car la précharge n'a pas été appliquée correctement et les résultats n'étaient pas utilisables. Le module d'Young est calculé par la méthode des moindres aux carrés entre 0 et 0.1 d'allongement relatif. Alors, les coefficients R^2 de la régression obtenue sur ce domaine sont de 0.99 pour tous les essais. Nous obtenons des modules d'Young moyens de 0.76 MPa, 0.71 MPa et 0.38 MPa pour les directions \vec{x} , \vec{y} et \vec{z} présentée en Figure 4.28. Nous remarquons que le module d'Young est deux fois inférieur selon la verticale que dans les autres directions. Nous en déduisons que le comportement mécanique de l'Agilus est anisotrope.

Nous faisons le choix de prendre un module d'Young de 0.62 MPa qui est la valeur moyenne de 0.76 MPa, 0.71 MPa et 0.38 MPa. Nous remarquons que le comportement mécanique observé pour l'ensemble des essais dans le domaine au-delà de 0.1 d'allongement relatif exhibe les caractéristiques

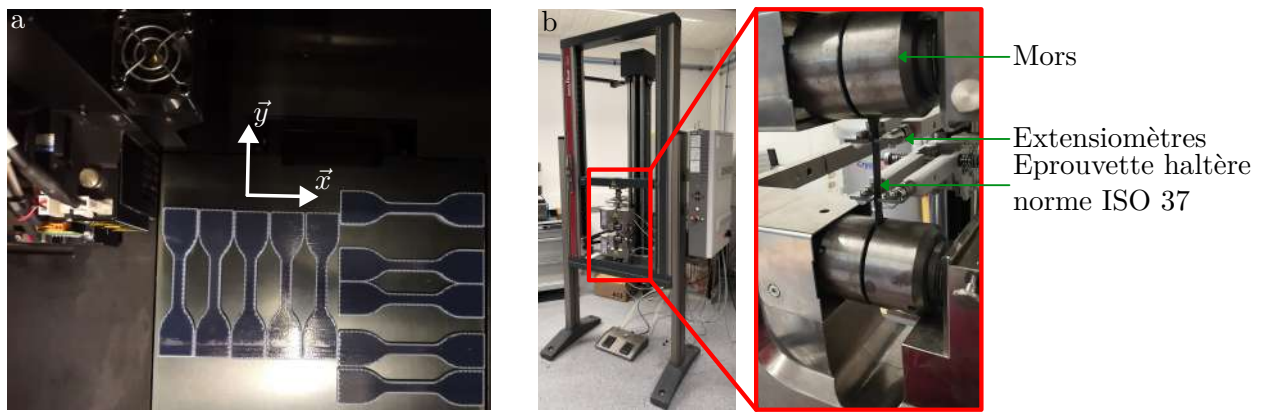


FIGURE 4.28 – Photographie des éprouvettes types 1 de la norme ISO 37 sur le plateau d'impression avant post-traitement (a). Photographie de la machine de traction avec une éprouvette montée (b). Les extensiomètres sont en place pour suivre la déformation de la bande centrale de l'haltère.

d'un matériau hyperélastique (Figure 4.29). Nous pouvons donc vérifier par la suite, le niveau de déformation rencontré pour identifier le domaine dans lequel se déforme le matériau de nos robots souples. S'il excède cette valeur de 10 % d'allongement relatif, alors, des écarts de comportement simulé du robot souple pourront être constatés lors de la validation expérimentale.

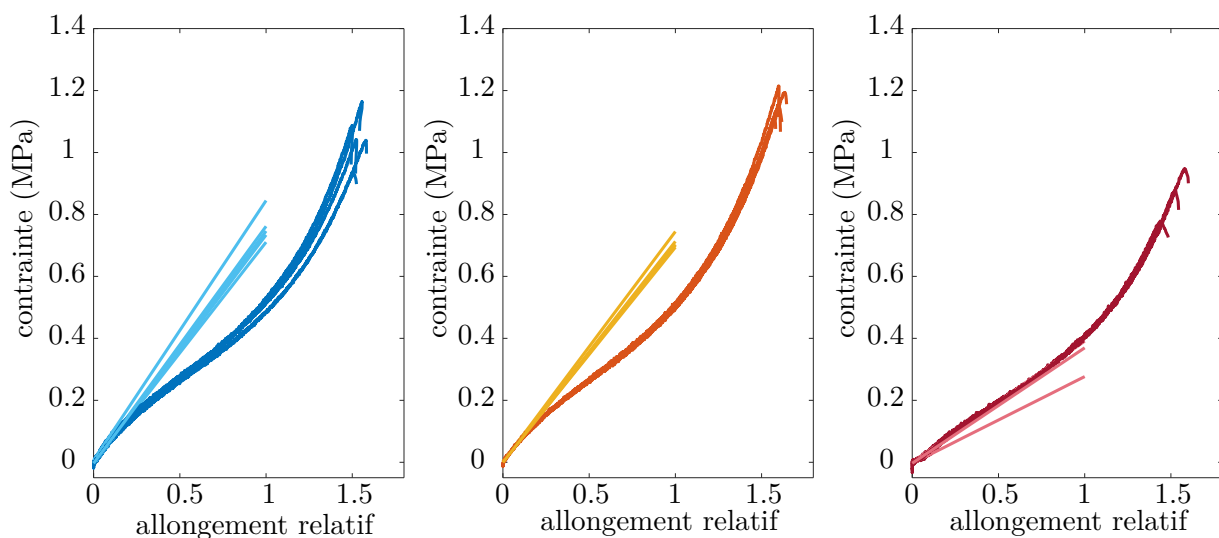


FIGURE 4.29 – Affichage de la relation entre contrainte dans l'éprouvette et allongement relatif pour les éprouvettes imprimée selon \vec{x} (gauche), \vec{y} (centre) et \vec{z} (droite). Pour chaque essai est représentée, dans une couleur plus claire, la droite de régression obtenue entre 0 et 0.1 d'allongement relatif.

Annexe 4 : Essais rhéologiques sur le silicone Wurth A8 pro

Notre objectif est de vérifier le comportement rhéologique du silicone A8 pro utilisé dans notre processus de fabrication additive. Notre objectif est de mettre en avant que ce silicone a les propriétés d'un fluide à seuil qui sont nécessaires pour que ce silicone soit utilisé en fabrication additive par extrusion. Pour ce faire, nous utilisons une cartouche neuve de silicone d'un volume de 330 ml pour l'essai. Nous utilisons un rhéomètre dynamique HAAKE MARS™ (ThermoFisher, Figure 4.30-a) pour caractériser le comportement du silicone dynamiquement.

Le silicone est placé entre deux surfaces planes en disque dont l'une est mobile et l'autre est fixe. La matière à caractériser est placée sur la surface plane fixe puis la surface mobile est positionnée avec précision à une distance fixe de l'autre surface, désignée comme l'entrefer entre les deux plans. De cette manière, la matière remplit le volume entre les deux surfaces. Le système permet alors de mettre en rotation la surface mobile en contrôlant la vitesse de rotation appliquée et en mesurant le couple nécessaire à la mise en rotation pour compenser la viscosité du fluide entre les deux surfaces.

Un outil logiciel livré avec le rhéomètre permet de reconstruire le taux de cisaillement $\dot{\gamma}$ en fonction des conditions d'expérimentation (surface utilisée, écart entre les surfaces ...) et de la vitesse de rotation de la surface mobile. Nous menons un essai dynamique où $\dot{\gamma}$ est linéairement amenée à une valeur maximale puis diminuée linéairement vers 0. L'outil permet alors de mesurer la contrainte de cisaillement τ en fonction du taux de cisaillement $\dot{\gamma}$ appliqué au fluide. Cette contrainte évolue linéairement pour un fluide Newtonien (Figure 4.30-b) et non linéairement pour un fluide non-Newtonien. Dans ce cas, le fluide peut être rhéofluidifiant ((Figure 4.30-c)), et ainsi perdre en viscosité avec la vitesse de la surface en contact avec le fluide, ou rhéoépaississant (Figure 4.30-d) et, à l'inverse, gagner en viscosité avec cette vitesse. Un fluide à seuil présente une contrainte de cisaillement non nulle à taux de cisaillement nul, changeant ainsi la relation entre ces deux grandeurs (Figure 4.30-e).

Nous utilisons des disques de 20 mm de diamètre comme surface plane pour effectuer la mesure. Le silicone est déposé et testé dans les 5 minutes qui suivent ce qui limite sa réticulation au cours du temps lors de la mesure. L'entrefer entre les deux disques est réglé à 1 mm. Les essais sont réalisés à une température ambiante de 23 °C. Un total de 5 essais sont réalisés avec, à chaque fois, nettoyage des surfaces et introduction de matière non réticulée. Chaque essai est testé en deux phases. Dans la première phase, $\dot{\gamma}$ varie linéairement de 0 s^{-1} à 1.5 s^{-1} en 60 secondes puis le test est arrêté. Une pause de deux minutes est alors réalisée. Dans la seconde phase, la sollicitation est une variation linéaire de 0 s^{-1} à 1.5 s^{-1} en 60 secondes suivie d'une variation linéaire de 1.5 s^{-1} à 0 s^{-1} en 60 secondes. Les résultats obtenus lors de la première phase de test pour les cinq essais sont donnés en Figure 4.30-f. De même, les résultats de la seconde phase sont donnés en Figure 4.30-g.

Le comportement observé en Figure 4.30-f est caractéristique d'un fluide à seuil. Nous utilisons les points acquis pour un $\dot{\gamma}$ au-delà de 0.6 pour obtenir, par l'intermédiaire de la méthode des moindres au carré, un modèle de la droite formée par ces points. De cette manière, nous estimons que la contrainte d'écoulement τ_0 vaut, en moyenne, 1370 Pa pour notre silicone. Ainsi, nous en concluons que le silicone Wurth A8 pro utilisé dans notre procédé de fabrication additive a bien le comportement d'un fluide à seuil nécessaire pour son extrusion et que la pièce ainsi produite puisse supporter l'ajoute de couches supplémentaires. Nous avons, de cette manière, la possibilité d'utiliser cette grandeur pour modéliser l'imprimabilité d'une pièce [Lopez et al., 2021].

Nous observons que les courbes présentes en Figure 4.30-g présentent une hystérésis entre les valeurs obtenues pour une même valeur de $\dot{\gamma}$. Ce comportement est caractéristique des fluides thixotropes dont les caractéristiques rhéologiques diminuent au cours du temps lorsqu'une contrainte leur est appliquée.

Cette propriété complexifie la modélisation de l'écoulement du silicone dans le système d'extrusion, car, au fur et à mesure que la pièce sera produite, i.e. que de la matière sera extrudée, la viscosité du silicone évoluera ce qui peut impacter le procédé de fabrication.

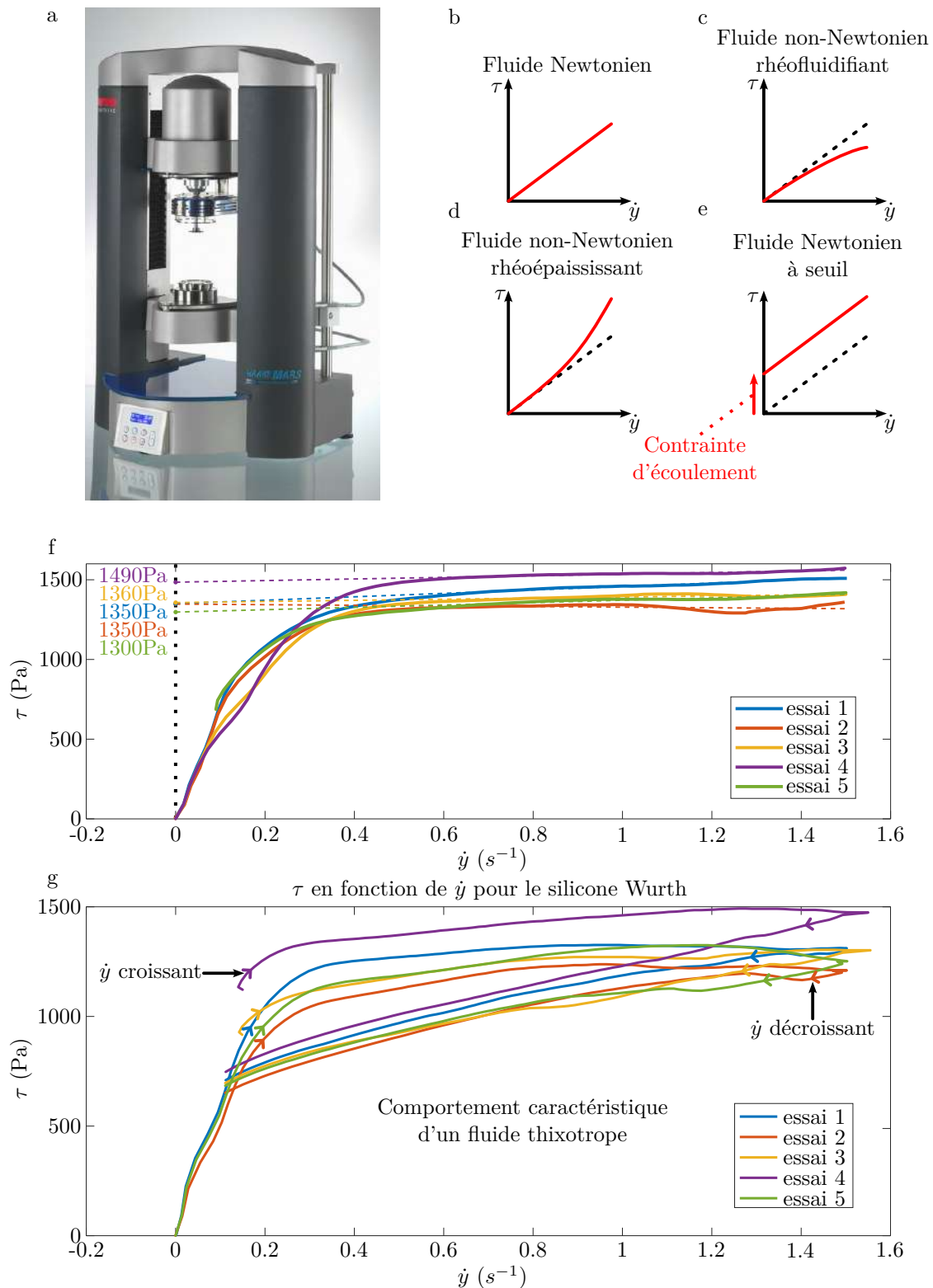


FIGURE 4.30 – Figure présentant l'outil (a) utilisé pour caractériser les caractéristiques rhéologiques (f et g) du silicone Würth. La forme caractéristique de certains comportements est illustrée de (b) à (e).

Annexe 5 : Nomenclature sur le traitement de nuages de points

Paramètres	Nature	Description
\mathbf{O}_g	Vecteur de \mathbb{R}^3	Origine utilisée lors de la mesure par notre plateforme instrumentée
B_g	Base orthonormée directe	Base utilisée lors de la mesure par notre plateforme instrumentée
R_g	Repère orthonormé directe	Repère associé à la base B_g et à l'origine \mathbf{O}_g
$(\vec{x}_g, \vec{y}_g, \vec{z}_g)$	Vecteurs de \mathbb{R}^3	Vecteurs permettant de définir la base B_g
B_s	Base orthonormée directe	Base dans laquelle les nuages de points sont définis pour la supervision
\mathbf{O}_s	Vecteur de \mathbb{R}^3	Origine des nuages de points utilisés pour la supervision
$(\vec{x}_s, \vec{y}_s, \vec{z}_s)$	Vecteurs de \mathbb{R}^3	Vecteurs de la base B_s
R_s	Repère orthonormé direct	Repère associé à la base B_s et à l'origine \mathbf{O}_s
Γ_j^*	Ensemble de points de \mathbb{R}^3	Nuage de points de la couche j avant que tout traitement ne lui soit appliqué
Γ_j	Ensemble de points de \mathbb{R}^3	Nuage de points de la couche j une fois que le filtrage de points du plateau a été réalisé.
(x_j^i, y_j^i, z_j^i)	Point de \mathbb{R}^3	i -ème point du nuage de points Γ_j qui peut être exprimé dans le repère R_g ou R_s
N_Γ^j	Entier de \mathbb{N}^{+*}	Nombre de points dans le nuage Γ_j
$T_{R_g \rightarrow R_s}$	Matrice de changement de repère 4×4	Matrice permettant d'exprimer les coordonnées d'un point dans le repère R_s à partir de ses coordonnées dans le repère R_g
x_{inf}	Nombre dans \mathbb{R}	Borne inférieure sur l'axe \vec{x}_s de l'étape de filtrage permettant de rejeter des points du plateau
x_{sup}	Nombre dans \mathbb{R}	Borne supérieure sur l'axe \vec{x}_s de l'étape de filtrage permettant de rejeter des points du plateau

Paramètres	Nature	Description
(a, b, c, d)	Vecteur de \mathbb{R}^4	Coefficients du modèle du plan des moindres carrés construit sur Γ_0
(x_1, y_1)	Vecteur de \mathbb{R}^2	Point marquant les limites inférieures sur les axes \vec{x}_s et \vec{y}_s pour la sélection de points appartenant à la couche produite
(x_2, y_2)	Vecteur de \mathbb{R}^2	Point marquant les limites supérieures sur les axes \vec{x}_s et \vec{y}_s pour la sélection de points appartenant à la couche produite
z_{moy}	Nombre de \mathbb{R}	Altitude moyenne des points acquis par l'intermédiaire des points (x_1, y_1) et (x_2, y_2)
ϵ_{couche}	Nombre de \mathbb{R}	Tolérance permettant la sélection de points basée sur leurs altitudes
(x_g, y_g)	Vecteur de \mathbb{R}^2	Position calculée de la couche dans le plan
ϵ_{masque}	Nombre de \mathbb{R}	Tolérance permettant la sélection de points basée sur leurs positions dans le plan (\vec{x}_s, \vec{y}_s)
D_j	Nombre de \mathbb{R}	Altitude désirée de la couche j
h	Nombre de \mathbb{R}	Hauteur d'une couche
Ω_j	Domaine du plan	Domaine du plan permettant de segmenter le nuage de points Γ_j
$\bar{\Omega}_j$	Domaine du plan	Domaine du plan permettant de segmenter le nuage de points Γ_j
(x_m, y_m)	Vecteur de \mathbb{R}^2	Barycentre du domaine Ω_j
$\Gamma_{\bar{\Omega}_j}$	Ensemble de points de \mathbb{R}^3	Nuage de points points issus de la segmentation de Γ_j avec le domaine $\bar{\Omega}_j$
Γ_{Ω_j}	Ensemble de points de \mathbb{R}^3	Nuage de points points issus de la segmentation de Γ_j avec le domaine Ω_j
Z_j	Nombre de \mathbb{R}	Altitude moyenne des points de Γ_{Ω_j}
M_j	Nombre de \mathbb{R}	Différence entre l'altitude moyenne des points de Γ_{Ω_j} et l'altitude désirée D_j
S_j	Nombre de \mathbb{R}	Écart-type des altitudes des points de Γ_{Ω_j}
\bar{N}_j	Nombre de \mathbb{N}^+	Nombre de points segmentés de $\Gamma_{\bar{\Omega}_j}$

Annexe 6 : Liste détaillée des paramètres d'impression disponibles dans CuraEngine

Paramètres	Description
Diamètre de la buse	Diamètre de la buse utilisée pour mettre en forme le silicone
Hauteur de couche	Hauteur des couches d'impression, excepté la première couche
Vitesse d'impression	Vitesse d'impression pour toute partie sans réglages spécifiques
Vitesse de déplacement sans extrusion	Vitesse d'impression lors de déplacements sans dépose de matière
Pourcentage de recouvrement	Valeur en % du filament de paroi qui définit l'avancée du filament de remplissage dans le filament de paroi pour les lier
Vitesse d'impression de première couche	Vitesse d'impression de la première couche qui peut être plus basse pour améliorer l'adhésion au plateau
Vitesse de périmètre intérieur	Vitesse de la buse lors de l'extrusion des périmètres intérieurs
Vitesse de périmètre extérieur	Vitesse de la buse lors de l'extrusion des périmètres extérieurs
Vitesse de remplissage	Vitesse de la buse lors de l'extrusion du remplissage
Vitesse de remplissage de surface	Vitesse de la buse lors de l'extrusion du remplissage des surfaces visibles
Hauteur de la première couche	Hauteur de la première couche d'impression qui peut être plus grande pour faciliter l'adhérence et compenser un défaut de planéité
Largeur de la première couche	Largeur en % de la première couche d'impression

Paramètres	Description
Épaisseur des parois	Épaisseur en mm des parois verticales des cavités à remplir
Épaisseur base/sommet	Épaisseur des parois horizontales à remplir à 100 %
Motif de remplissage des cavités	Nom du motif parmi "grille", "ligne" et "ligne concentrique"
Densité du remplissage	Densité de remplissage en % des cavités avec le motif défini précédemment
Vitesse de rétraction	Vitesse de rétraction du filament appliqué avant un déplacement non extrudant
Distance de filament rétracté	Distance de filament rétracté (0.5 mm, recommandation Tobeca)
Déplacement minimum avant rétraction	Distance de déplacement minimum à faire avant de réaliser une rétraction
Extrusion minimum avant rétraction	Distance d'extrusion minimum à faire avant de réaliser une rétraction
Température du lit chauffant	Température appliquée au lit chauffant durant l'impression
Diamètre du filament	Diamètre du filament fictif dans notre application

Annexe 7 : Caractéristiques de la plateforme

Volume de travail

Le plateau d'impression de notre plateforme fait 240 mm de largeur et 210 mm de profondeur. Le silicone peut être extrudé sur une portion de cette surface définie par notre implémentation et les limites suivant les différents axes. Ainsi, la buse est capable d'extruder du silicone sur une longueur de 200 mm suivant l'axe \vec{x} et suivant 143 mm suivant l'axe \vec{y} .

Le profilomètre laser est en mesure d'acquérir des lignes de profils sur une surface réduite de celle couverte par le système d'extrusion de silicone. En effet, la ligne laser projetée sur la pièce fait 194 mm de large. Le plateau est capable de se déplacer de 168 mm sous le profilomètre avant d'atteindre la butée suivant l'axe \vec{y} . Il est, ainsi, possible de scanner la surface couverte par le système d'extrusion sur l'ensemble de sa profondeur.

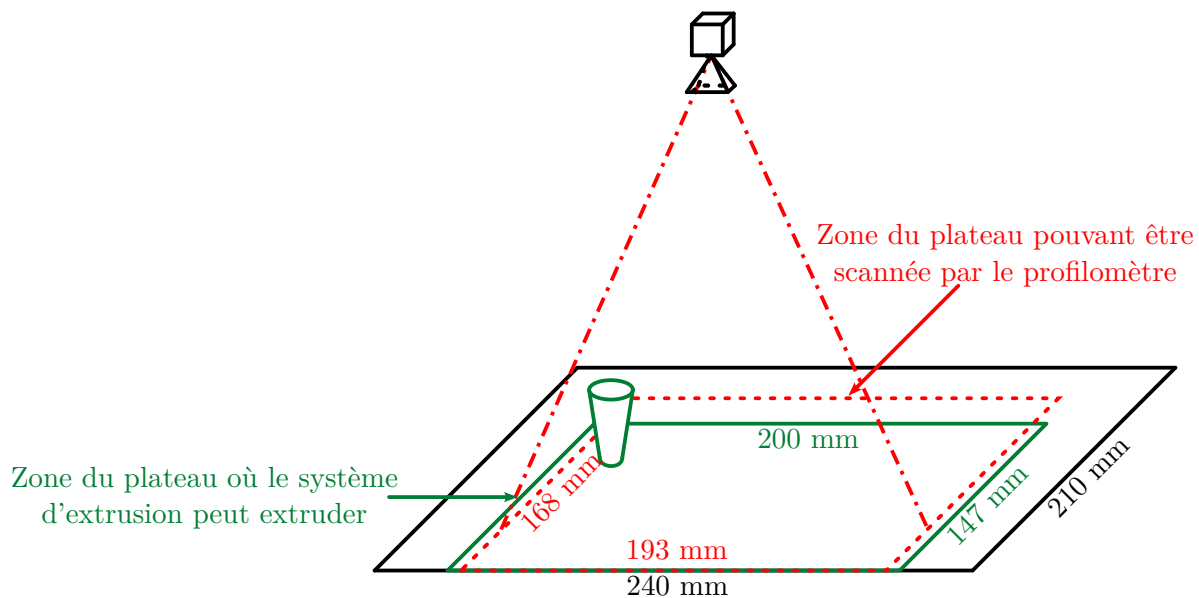


FIGURE 4.31 – Illustration des surfaces pouvant être couvertes par le profilomètre laser (rouge) et par le système d'extrusion (vert) sur le plateau d'impression (noir)

La surface qui peut être couverte par le système d'extrusion et le profilomètre laser est une surface de 194 mm suivant l'axe \vec{x} et de 143 mm suivant l'axe \vec{y} . La hauteur pouvant être couverte par le système d'extrusion est limitée à 60 mm avant que celui-ci n'entre en collision avec le profilomètre laser. Le profilomètre laser est capable d'acquérir des points sur une hauteur de 210 mm. Celui-ci est donc capable de réaliser la mesure sur l'ensemble de la hauteur où le silicone peut être extrudé.

Résolutions

L'axe \vec{x} est mis en mouvement par un système de poulie/courroie actionné par un moteur pas-à-pas NEMA. Le système de dosage de précision est alors fixé à une plaque en aluminium qui se déplace le long de deux axes cylindriques en acier rectifié de 12 mm de diamètre. Le mouvement sur ces axes est permis par des douilles à billes qui limitent les frottements. De tels axes en acier limitent sa flexion sous l'action de la charge à déplacer. Nous retrouverons ces mêmes axes et douilles à billes pour guider et soutenir le mouvement des axes \vec{y} et \vec{z} . Un seul modèle de moteur NEMA est utilisé dans cette architecture, le NEMA 17 (MT-1705HS200A, Motech Motor). Ce modèle de moteur pas à pas a une résolution de 200 pas par tour. Or, les poulies ont 18 dents et les courroies sont dentées avec un écart

de 3 mm entre chaque dent. Cela signifie qu'un tour de poulie engage un déplacement de 54 mm de la courroie et, ainsi, du système de dosage. Ainsi, la rotation d'un pas moteur crée un mouvement de 270 μm sur l'axe \vec{x} .

La commande des moteurs NEMA peut se faire pas par pas ou en passant par des positions intermédiaires entre les pas. De cette manière, il est possible d'augmenter le nombre de pas d'un moteur pas à pas en divisant un pas en 2, 4 et jusqu'à 16 sous-pas moteurs. Cette imprimante intègre ainsi une commande, dite "micro-stepping", où un pas est divisé en 16. Ainsi, un moteur NEMA possède 3200 pas dont 200 sont physiquement existants sur le moteur. Cela permet d'atteindre une résolution de l'ordre de 10 μm suivant l'axe \vec{x} .

L'axe \vec{y} est, comme l'axe \vec{x} , mis en mouvement par un moteur pas à pas NEMA actionnant un système de poulie/courroie. Le plateau d'impression est mû suivant cet axe. De cette manière, le plateau se déplace sous les axes \vec{x} et \vec{z} qui déplacent le système de dosage. La résolution de cet axe est la même que pour l'axe \vec{x} car le système poulie/courroie et le moteur NEMA sont les mêmes.

L'axe \vec{z} permet le déplacement du système de dosage et de l'ensemble des éléments qui constituent l'axe \vec{x} . Pour cette raison, il supporte cet ensemble par l'intermédiaire de 4 axes rectifiés et est mû par l'intermédiaire de deux moteurs NEMA. La translation est assurée par un système roue/vis sans fin. Ce système permet de faire avancer le système de dosage de 0.8 mm à chaque rotation de la vis. Avec la résolution de 3200 pas par rotation précédemment indiquée pour le moteur NEMA, nous en déduisons que la résolution du déplacement suivant \vec{z} est de 0.25 μm par pas moteur sans tenir compte du jeu mécanique. Le choix du système roue/vis sans fin pour transmettre le mouvement permet d'avoir une résolution plus importante sur cet axe.

Bibliographie

- [Ansari et al., 2017] Ansari, Y., Manti, M., Falotico, E., Mollard, Y., Cianchetti, M., and Laschi, C. (2017). Towards the development of a soft manipulator as an assistive robot for personal care of elderly people. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 14(2) :172988141668713.
- [Bhattacharjee et al., 2015] Bhattacharjee, T., Zehnder, S. M., Rowe, K. G., Jain, S., Nixon, R. M., Sawyer, W. G., and Angelini, T. E. (2015). Writing in the granular gel medium. *Science Advances*, 1(8) :e1500655.
- [Binega et al., 2022] Binega, E., Yang, L., Sohn, H., and Cheng, J. C. (2022). Online geometry monitoring during directed energy deposition additive manufacturing using laser line scanning. *Precision Engineering*, 73(September 2021) :104–114.
- [Boehler and Marbs, 2003] Boehler, W. and Marbs, A. (2003). Investigating Laser Scanner Accuracy. *The International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34 :696–701.
- [Brunton et al., 2019] Brunton, S., Noack, B., and Koumoutsakos, P. (2019). Machine Learning for Fluid Mechanics. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 52(1) :477–508.
- [Buber and Diri, 2018] Buber, E. and Diri, B. (2018). Performance analysis and CPU vs GPU comparison for deep learning. *2018 6th International Conference on Control Engineering and Information Technology, CEIT 2018*.
- [Caasenbrood et al., 2020] Caasenbrood, B., Pogromsky, A., and Nijmeijer, H. (2020). A Computational Design Framework for Pressure-driven Soft Robots through Nonlinear Topology Optimization. In *2020 3rd IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pages 633–638. IEEE.
- [Chen and Gu, 2020] Chen, C. and Gu, G. X. (2020). Generative Deep Neural Networks for Inverse Materials Design Using Backpropagation and Active Learning. *Advanced Science*, 7(5) :1902607.
- [Chen et al., 2021] Chen, F., Miao, Y., Gu, G., and Zhu, X. (2021). Soft Twisting Pneumatic Actuators Enabled by Freeform Surface Design. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 6(3) :5253–5260.
- [Chen et al., 2023] Chen, F., Song, Z., Chen, S., Gu, G., and Zhu, X. (2023). Morphological Design for Pneumatic Soft Actuators and Robots With Desired Deformation Behavior. *IEEE Transactions on Robotics*, 39(6) :4408–4428.
- [Chen and Wang, 2020] Chen, F. and Wang, M. Y. (2020). Design Optimization of Soft Robots : A Review of the State of the Art. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 27(4) :27–43.
- [Chen et al., 2019] Chen, Y., Xia, Z., and Zhao, Q. (2019). Optimal Design of Soft Pneumatic Bending Actuators Subjected to Design-Dependent Pressure Loads. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 24(6) :2873–2884.

- [Cianchetti et al., 2014] Cianchetti, M., Ranzani, T., Gerboni, G., Nanayakkara, T., Althoefer, K., Dasgupta, P., and Menciassi, A. (2014). Soft Robotics Technologies to Address Shortcomings in Today’s Minimally Invasive Surgery : The STIFF-FLOP Approach. *Soft Robotics*, 1(2) :122–131.
- [Coevoet et al., 2017] Coevoet, E., Morales-Bieze, T., Largilliere, F., Zhang, Z., Thieffry, M., Sanz-Lopez, M., Carrez, B., Marchal, D., Goury, O., Dequidt, J., and Duriez, C. (2017). Software toolkit for modeling, simulation, and control of soft robots. *Advanced Robotics*, 31(22) :1208–1224.
- [Compton and Lewis, 2014] Compton, B. G. and Lewis, J. A. (2014). 3D-Printing of Lightweight Cellular Composites. *Advanced Materials*, 26(34) :5930–5935.
- [Courtial et al., 2019] Courtial, E. J., Perrinet, C., Colly, A., Mariot, D., Frances, J. M., Fulchiron, R., and Marquette, C. (2019). Silicone rheological behavior modification for 3D printing : Evaluation of yield stress impact on printed object properties. *Additive Manufacturing*, 28 :50–57.
- [Deimel and Brock, 2014] Deimel, R. and Brock, O. (2014). A Novel Type of Compliant, Underactuated Robotic Hand for Dexterous Grasping. *The International Journal of Robotics Research*, 35(1-3) :161–185.
- [Demir et al., 2020] Demir, K. G., Zhang, Z., Yang, J., and Gu, G. X. (2020). Computational and Experimental Design Exploration of 3D-Printed Soft Pneumatic Actuators. *Advanced Intelligent Systems*, 2(7) :2000013.
- [Deshpande et al., 2021] Deshpande, S., Lengiewicz, J., and Bordas, S. P. A. (2021). Probabilistic Deep Learning for Real-Time Large Deformation Simulations. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 398 :115307.
- [Drotman et al., 2019] Drotman, D., Ishida, M., Jadhav, S., and Tolley, M. T. (2019). Application-Driven Design of Soft, 3-D Printed, Pneumatic Actuators With Bellows. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 24(1) :78–87.
- [Elsayed et al., 2014] Elsayed, Y., Vincensi, A., Lekakou, C., Geng, T., Saaj, C. M., Ranzani, T., Cianchetti, M., and Menciassi, A. (2014). Finite Element Analysis and Design Optimization of a Pneumatically Actuating Silicone Module for Robotic Surgery Applications. *Soft Robotics*, 1(4) :255–262.
- [Femmer et al., 2014] Femmer, T., Kuehne, A. J. C., and Wessling, M. (2014). Print your own membrane : direct rapid prototyping of polydimethylsiloxane. *Lab on a chip*, 14(15) :2610–3.
- [Gamboa et al., 2002] Gamboa, J., Olivet, A., Iglesias, J., and Gonzalez, P. (2002). Understanding the performance of a progressive cavity pump with a metallic stator. In *Proceedings of the 20th international pump users symposium*.
- [Goodfellow et al., 2016] Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.
- [Gorissen et al., 2017] Gorissen, B., Reynaerts, D., Konishi, S., Yoshida, K., Kim, J.-W., and De Volder, M. (2017). Elastic Inflatable Actuators for Soft Robotic Applications. *Advanced Materials*, 29(43) :1604977.
- [Gravesen, 1995] Gravesen, J. (1995). The Length of Bézier Curves. In *Graphics Gems V*, pages 199–205. Elsevier.
- [Greer et al., 2018] Greer, J. D., Blumenschein, L. H., Okamura, A. M., and Hawkes, E. W. (2018). Obstacle-Aided Navigation of a Soft Growing Robot. In *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, volume 2, pages 4165–4172. IEEE.

- [Gu et al., 2018] Gu, G. X., Chen, C.-T., and Buehler, M. J. (2018). De novo composite design based on machine learning algorithm. *Extreme Mechanics Letters*, 18 :19–28.
- [Hamidi and Tadesse, 2020] Hamidi, A. and Tadesse, Y. (2020). 3D printing of very soft elastomer and sacrificial carbohydrate glass/elastomer structures for robotic applications. *Materials & Design*, 187 :108324.
- [He and Sun, 2015] He, K. and Sun, J. (2015). Convolutional Neural Networks at Constrained Time Cost.
- [He et al., 2015] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J. (2015). Deep Residual Learning for Image Recognition. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2016-Decem :770–778.
- [He et al., 2021] He, L., Tan, X., Suzumori, K., and Nanayakkara, T. (2021). A method to 3D print a programmable continuum actuator with single material using internal constraint. *Sensors and Actuators A : Physical*, 324 :112674.
- [He et al., 2017] He, Z., Chen, Y., Yang, J., Tang, C., Lv, J., Liu, Y., Mei, J., Lau, W.-m., and Hui, D. (2017). Fabrication of Polydimethylsiloxane films with special surface wettability by 3D printing. *Composites Part B : Engineering*, 129 :58–65.
- [Hiller et al., 2017] Hiller, A., Borchers, K., Tovar, G. E., and Southan, A. (2017). Impact of intermediate UV curing and yield stress of 3D printed poly(ethylene glycol) diacrylate hydrogels on interlayer connectivity and maximum build height. *Additive Manufacturing*, 18 :136–144.
- [Hiller and Lipson, 2012] Hiller, J. and Lipson, H. (2012). Automatic Design and Manufacture of Soft Robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 28(2) :457–466.
- [Hinton et al., 2016] Hinton, T. J., Hudson, A., Pusch, K., Lee, A., and Feinberg, A. W. (2016). 3D Printing PDMS Elastomer in a Hydrophilic Support Bath via Freeform Reversible Embedding. *ACS Biomaterials Science & Engineering*, 2(10) :1781–1786.
- [Hu et al., 2018] Hu, W., Mutlu, R., Li, W., and Alici, G. (2018). A Structural Optimisation Method for a Soft Pneumatic Actuator. *Robotics*, 7(2) :24.
- [Jiang et al., 2021] Jiang, C., Wang, D., Zhao, B., Liao, Z., and Gu, G. (2021). Modeling and inverse design of bio-inspired multi-segment pneu-net soft manipulators for 3D trajectory motion. *Applied Physics Reviews*, 8(4) :041416.
- [Jin et al., 2015] Jin, Y., Plott, J., and Shih, A. J. (2015). Extrusion-based additive manufacturing of the moisture-cured silicone elastomer. In *2015 International Solid Freeform Fabrication Symposium*, pages 308–318.
- [Khanzadeh et al., 2018] Khanzadeh, M., Rao, P., Jafari-Marandi, R., Smith, B. K., Tschopp, M. A., and Bian, L. (2018). Quantifying Geometric Accuracy With Unsupervised Machine Learning : Using Self-Organizing Map on Fused Filament Fabrication Additive Manufacturing Parts. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 140(3).
- [Kim et al., 2016] Kim, D. S. D., Kao, Y. T., and Tai, B. L. (2016). Hydrostatic 3D-printing for soft material structures using low one-photon polymerization. *Manufacturing Letters*, 10 :6–9.
- [Kim and Tai, 2016] Kim, D. S. D. and Tai, B. L. (2016). Hydrostatic support-free fabrication of three-dimensional soft structures. *Journal of Manufacturing Processes*, 24 :391–396.

- [Kim et al., 2021] Kim, Y., Kim, Y., Yang, C., Park, K., Gu, G. X., and Ryu, S. (2021). Deep learning framework for material design space exploration using active transfer learning and data augmentation. *npj Computational Materials*, 7(1) :140.
- [Kingma and Ba, 2014] Kingma, D. P. and Ba, J. (2014). Adam : A Method for Stochastic Optimization. *arXiv*.
- [Krüger et al., 2018] Krüger, J., Gu, W., Shen, H., Mukelabai, M., Hebig, R., and Berger, T. (2018). Towards a Better Understanding of Software Features and Their Characteristics. In *Proceedings of the 12th International Workshop on Variability Modelling of Software-Intensive Systems*, pages 105–112, New York, NY, USA. ACM.
- [Lee et al., 2017] Lee, C., Kim, M., Kim, Y. J., Hong, N., Ryu, S., Kim, H. J., and Kim, S. (2017). Soft robot review. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 15(1) :3–15.
- [Lefebvre, 2013] Lefebvre, S. (2013). IceSL : A GPU Accelerated CSG Modeler and Slicer. In *AEFA '13, 18th European Forum on Additive Manufacturing*, Paris, France.
- [Li et al., 2018] Li, L., McGuan, R., Kavehpour, P., and Candler, R. N. (2018). Precision enhancement of 3D printing via in situ metrology. *2018 International Solid Freeform Fabrication Symposium*, pages 251–260.
- [Lin et al., 2019] Lin, W., Shen, H., Fu, J., and Wu, S. (2019). Online quality monitoring in material extrusion additive manufacturing processes based on laser scanning technology. *Precision Engineering*, 60(June) :76–84.
- [Liravi et al., 2015] Liravi, F., Darleux, R., and Toyserkani, E. (2015). Nozzle dispensing additive manufacturing of polysiloxane : dimensional control. *International Journal of Rapid Manufacturing*, 5(1) :20.
- [Liravi and Toyserkani, 2018] Liravi, F. and Toyserkani, E. (2018). Additive manufacturing of silicone structures : A review and prospective. *Additive Manufacturing*, 24(October) :232–242.
- [Liu et al., 2019] Liu, C., Law, A. C. C., Roberson, D., and Kong, Z. J. (2019). Image analysis-based closed loop quality control for additive manufacturing with fused filament fabrication. *Journal of Manufacturing Systems*, 51(October 2018) :75–86.
- [Lopez et al., 2021] Lopez, A., Marquette, C. A., and Courtial, E.-J. (2021). FingerMap : a new approach to predict soft material 3D objects printability. *Progress in Additive Manufacturing*, 6(1) :53–62.
- [Luan and Huang, 2017] Luan, H. and Huang, Q. (2017). Prescriptive modeling and compensation of in-plane shape deformation for 3-D printed freeform products. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 14(1) :73–82.
- [Lv et al., 2017] Lv, J., Gong, Z., He, Z., Yang, J., Chen, Y., Tang, C., Liu, Y., Fan, M., and Lau, W.-M. (2017). 3D printing of a mechanically durable superhydrophobic porous membrane for oil–water separation. *Journal of Materials Chemistry A*, 5(24) :12435–12444.
- [Lyu and Manoochehri, 2021] Lyu, J. and Manoochehri, S. (2021). Online Convolutional Neural Network-based anomaly detection and quality control for Fused Filament Fabrication process. *Virtual and Physical Prototyping*, 16(2) :160–177.
- [Maloisel et al., 2021] Maloisel, G., Knoop, E., Schumacher, C., and Bacher, M. (2021). Automated Routing of Muscle Fibers for Soft Robots. *IEEE Transactions on Robotics*, 37(3) :996–1008.

- [Martinez et al., 2013] Martinez, R. V., Branch, J. L., Fish, C. R., Jin, L., Shepherd, R. F., Nunes, R. M. D., Suo, Z., and Whitesides, G. M. (2013). Robotic Tentacles with Three-Dimensional Mobility Based on Flexible Elastomers. *Advanced Materials*, 25(2) :205–212.
- [McCoul et al., 2017] McCoul, D., Rosset, S., Schlatter, S., and Shea, H. (2017). Inkjet 3D printing of UV and thermal cure silicone elastomers for dielectric elastomer actuators. *Smart Materials and Structures*, 26(12) :125022.
- [Mendizabal et al., 2019] Mendizabal, A., Márquez-Neila, P., and Cotin, S. (2019). Simulation of hyperelastic materials in real-time using Deep Learning. *Medical Image Analysis*, 59 :101569.
- [Methenitis et al., 2015] Methenitis, G., Hennes, D., Izzo, D., and Visser, A. (2015). Novelty Search for Soft Robotic Space Exploration. In *Proceedings of the 2015 Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation*, pages 193–200, New York, NY, USA. ACM.
- [Miriyeve et al., 2019] Miriyeve, A., Xia, B., Joseph, J. C., and Lipson, H. (2019). Additive Manufacturing of Silicone Composites for Soft Actuation. *3D Printing and Additive Manufacturing*, 6(6) :309–318.
- [Morimoto et al., 2021] Morimoto, R., Nishikawa, S., Niiyama, R., and Kuniyoshi, Y. (2021). Model-Free Reinforcement Learning with Ensemble for a Soft Continuum Robot Arm. In *2021 IEEE 4th International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pages 141–148. IEEE.
- [Mouser et al., 2016] Mouser, V. H. M., Melchels, F. P. W., Visser, J., Dhert, W. J. A., Gawlitta, D., and Malda, J. (2016). Yield stress determines bioprintability of hydrogels based on gelatin-methacryloyl and gellan gum for cartilage bioprinting. *Biofabrication*, 8(3) :035003.
- [Muthusamy et al., 2018] Muthusamy, M., Safaee, S., and Chen, R. (2018). Additive Manufacturing of Overhang Structures Using Moisture-Cured Silicone with Support Material. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*, 2(2) :24.
- [Nuchitprasitchai et al., 2017] Nuchitprasitchai, S., Roggemann, M., and Pearce, J. M. (2017). Factors effecting real-time optical monitoring of fused filament 3D printing. *Progress in Additive Manufacturing*, 2(3) :133–149.
- [O’Bryan et al., 2017] O’Bryan, C. S., Bhattacharjee, T., Hart, S., Kabb, C. P., Schulze, K. D., Chilakala, I., Sumerlin, B. S., Sawyer, W. G., Angelini, T. E., O’Bryan, C. S., Bhattacharjee, T., Hart, S., Kabb, C. P., Schulze, K. D., Chilakala, I., Sumerlin, B. S., Sawyer, W. G., Angelini, T. E., O’Bryan, C. S., Bhattacharjee, T., Hart, S., Kabb, C. P., Schulze, K. D., Chilakala, I., Sumerlin, B. S., Sawyer, W. G., and Angelini, T. E. (2017). Self-assembled micro-organogels for 3D printing silicone structures. *Science Advances*, 3(5).
- [Odot et al., 2021] Odot, A., Haferssas, R., and Cotin, S. (2021). DeepPhysics : a physics aware deep learning framework for real-time simulation. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 123(10) :2381–2398.
- [Ogden, 1972] Ogden, R. W. (1972). Large deformation isotropic elasticity – on the correlation of theory and experiment for incompressible rubberlike solids. *Proceedings of the Royal Society of London. A. Mathematical and Physical Sciences*, 326(1567) :565–584.
- [Oishi and Yagawa, 2017] Oishi, A. and Yagawa, G. (2017). Computational mechanics enhanced by deep learning. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 327 :327–351.
- [Pagoli, 2021] Pagoli, A. (2021). *Innovative Design of a Soft Robotic Gripper for In-hand Amir Pagoli*. PhD thesis, Université Clermont Auvergne.

- [Pavai and Geetha, 2017] Pavai, G. and Geetha, T. V. (2017). A Survey on Crossover Operators. *ACM Computing Surveys*, 49(4) :1–43.
- [Petrou and Petrou, 2010] Petrou, M. M. and Petrou, C. (2010). *Image processing : the fundamentals*. John Wiley & Sons.
- [Pinsker and Howard, 2022] Pinsker, J. and Howard, D. (2022). From Bioinspiration to Computer Generation : Developments in Autonomous Soft Robot Design. *Advanced Intelligent Systems*, 4(1) :2100086.
- [Plott and Shih, 2017] Plott, J. and Shih, A. (2017). The extrusion-based additive manufacturing of moisture-cured silicone elastomer with minimal void for pneumatic actuators. *Additive Manufacturing*, 17 :1–14.
- [Plott et al., 2018] Plott, J., Tian, X., and Shih, A. (2018). Measurement and Modeling of Forces in Extrusion-Based Additive Manufacturing of Flexible Silicone Elastomer with Thin Wall Structures. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, 140(9).
- [Polygerinos et al., 2015] Polygerinos, P., Wang, Z., Galloway, K. C., Wood, R. J., and Walsh, C. J. (2015). Soft robotic glove for combined assistance and at-home rehabilitation. *Robotics and Autonomous Systems*, 73 :135–143.
- [Raeisinezhad et al., 2021] Raeisinezhad, M., Pagliocca, N., Koohbor, B., and Trkov, M. (2021). Design Optimization of a Pneumatic Soft Robotic Actuator Using Model-Based Optimization and Deep Reinforcement Learning. *Frontiers in Robotics and AI*, 8(May) :1–13.
- [Reitelshöfer et al., 2016] Reitelshöfer, S., Göttler, M., Schmidt, P., Treffer, P., Landgraf, M., and Franke, J. (2016). Aerosol-Jet-Printing silicone layers and electrodes for stacked dielectric elastomer actuators in one processing device. In Bar-Cohen, Y. and Vidal, F., editors, *Electroactive Polymer Actuators and Devices (EAPAD) 2016*, volume 9798, page 97981Y.
- [Rivlin, 1948] Rivlin, R. S. (1948). Large elastic deformations of isotropic materials IV. further developments of the general theory. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Mathematical and Physical Sciences*, 241(835) :379–397.
- [Roche et al., 2017] Roche, E. T., Horvath, M. A., Wamala, I., Alazmani, A., Song, S.-E., Whyte, W., Machaidze, Z., Payne, C. J., Weaver, J. C., Fishbein, G., Kuebler, J., Vasilyev, N. V., Mooney, D. J., Pigula, F. A., and Walsh, C. J. (2017). Soft robotic sleeve supports heart function. *Science Translational Medicine*, 9(373) :1–12.
- [Ronneberger et al., 2015] Ronneberger, O., Fischer, P., and Brox, T. (2015). U-Net : Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *IEEE Access*, 9 :16591–16603.
- [Runge et al., 2017] Runge, G., Wiese, M., Gunther, L., and Raatz, A. (2017). A framework for the kinematic modeling of soft material robots combining finite element analysis and piecewise constant curvature kinematics. In *2017 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*, pages 7–14. IEEE.
- [Rus and Tolley, 2015] Rus, D. and Tolley, M. T. (2015). Design, fabrication and control of soft robots. *Nature*, 521(7553) :467–475.
- [Schaffner et al., 2018] Schaffner, M., Faber, J. A., Pianegonda, L., Rühls, P. A., Coulter, F., and Studart, A. R. (2018). 3D printing of robotic soft actuators with programmable bioinspired architectures. *Nature Communications*, 9(1) :878.

- [Simonyan and Zisserman, 2014] Simonyan, K. and Zisserman, A. (2014). Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*.
- [Skouras et al., 2012] Skouras, M., Thomaszewski, B., Bickel, B., and Gross, M. (2012). Computational Design of Rubber Balloons. *Computer Graphics Forum*, 31(2pt4) :835–844.
- [Smith et al., 2022] Smith, L., Hainsworth, T., Haimes, J., and MacCurdy, R. (2022). Automated Synthesis of Bending Pneumatic Soft Actuators. In *2022 IEEE 5th International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pages 358–363. IEEE.
- [Smith et al., 2021] Smith, L., Hainsworth, T., Jordan, Z., Bell, X., and MacCurdy, R. (2021). A Seamless Workflow for Design and Fabrication of Multimaterial Pneumatic Soft Actuators. In *2021 IEEE 17th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, volume 2021-Augus, pages 718–723. IEEE.
- [Srivastava et al., 2015] Srivastava, R. K., Greff, K., and Schmidhuber, J. (2015). Training very deep networks. *CoRR*, abs/1507.06228.
- [Stano and Percoco, 2021] Stano, G. and Percoco, G. (2021). Additive manufacturing aimed to soft robots fabrication : A review. *Extreme Mechanics Letters*, 42 :101079.
- [Su et al., 2022] Su, R., Tian, Y., Du, M., and Wang, C. C. L. (2022). Optimizing Out-of-Plane Stiffness for Soft Grippers. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(4) :10430–10437.
- [Szegedy et al., 2015] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., and Rabinovich, A. (2015). Going Deeper With Convolutions.
- [Tieleman and Hinton, 2012] Tieleman, T. and Hinton, G. (2012). Lecture 6e - rmsprop : Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. *COURSERA : Neural networks for machine learning*, 4(2) :26–31.
- [Tlegenov et al., 2018] Tlegenov, Y., Hong, G. S., and Lu, W. F. (2018). Nozzle condition monitoring in 3D printing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 54 :45–55.
- [Tondu, 2012] Tondu, B. (2012). Modelling of the McKibben artificial muscle : A review. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 23(3) :225–253.
- [Tootooni et al., 2017] Tootooni, M. S., Dsouza, A., Donovan, R., Rao, P. K., Kong, Z. J., and Borgeesen, P. (2017). Classifying the Dimensional Variation in Additive Manufactured Parts from Laser-Scanned Three-Dimensional Point Cloud Data Using Machine Learning Approaches. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, 139(9) :1–14.
- [Treloar, 1943] Treloar, L. R. G. (1943). Theory of Large Elastic Deformations. *Nature*, 151(3839) :616–616.
- [Umbarkar and Sheth, 2015] Umbarkar, A. and Sheth, P. (2015). Crossover operators in genetic algorithms : a review. *ICTACT Journal on Soft Computing*, 06(01) :1083–1092.
- [Walker et al., 2020] Walker, J., Zidek, T., Harbel, C., Yoon, S., Strickland, F. S., Kumar, S., and Shin, M. (2020). Soft Robotics : A Review of Recent Developments of Pneumatic Soft Actuators. *Actuators*, 9(1) :3.
- [Walker et al., 2019] Walker, S., Yirmibeşoğlu, O., Daalkhaijav, U., and Mengüç, Y. (2019). Additive manufacturing of soft robots. In *Robotic Systems and Autonomous Platforms*, pages 335–359. Elsevier.

- [Wallin et al., 2018] Wallin, T. J., Pikul, J., and Shepherd, R. F. (2018). 3D printing of soft robotic systems. *Nature Reviews Materials*, 3(6) :84–100.
- [Wang et al., 2023] Wang, Y., Ruiz, C., and Huang, Q. (2023). Learning and Predicting Shape Deviations of Smooth and Non-Smooth 3D Geometries Through Mathematical Decomposition of Additive Manufacturing. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 20(3) :1527–1538.
- [Wang and Hirai, 2018] Wang, Z. and Hirai, S. (2018). Chamber dimension optimization of a bellow-type soft actuator for food material handling. In *2018 IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pages 382–387. IEEE.
- [Wi et al., 2020] Wi, K., Suresh, V., Wang, K., Li, B., and Qin, H. (2020). Quantifying quality of 3D printed clay objects using a 3D structured light scanning system. *Additive Manufacturing*, 32(December 2019) :100987.
- [Xiang et al., 2019] Xiang, H., Wang, X., Ou, Z., Lin, G., Yin, J., Liu, Z., Zhang, L., and Liu, X. (2019). UV-curable, 3D printable and biocompatible silicone elastomers. *Progress in Organic Coatings*, 137(100) :105372.
- [Xiong et al., 2016] Xiong, J., Yin, Z., and Zhang, W. (2016). Closed-loop control of variable layer width for thin-walled parts in wire and arc additive manufacturing. *Journal of Materials Processing Technology*, 233 :100–106.
- [Yang and Kan, 2023] Yang, Y. and Kan, C. (2023). Recurrence Network-Based 3D Geometry Representation Learning for Quality Control in Additive Manufacturing of Metamaterials. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 145(11).
- [Yirmibeşoğlu et al., 2019] Yirmibeşoğlu, O. D., Oshiro, T., Olson, G., Palmer, C., and Mengüç, Y. (2019). Evaluation of 3D Printed Soft Robots in Radiation Environments and Comparison With Molded Counterparts. *Frontiers in Robotics and AI*, 6(MAY) :1–14.
- [Yirmibesoglu et al., 2018] Yirmibesoglu, O. D., Morrow, J., Walker, S., Gosrich, W., Canizares, R., Kim, H., Daalkhaijav, U., Fleming, C., Branyan, C., and Menguc, Y. (2018). Direct 3D printing of silicone elastomer soft robots and their performance comparison with molded counterparts. In *IEEE International Conference on Soft Robotics (RoboSoft)*, pages 295–302. IEEE.
- [Yuk and Zhao, 2018] Yuk, H. and Zhao, X. (2018). A New 3D Printing Strategy by Harnessing Deformation, Instability, and Fracture of Viscoelastic Inks. *Advanced Materials*, 30(6) :1704028.
- [Zhang et al., 2017] Zhang, H., Wang, M. Y., Chen, F., Wang, Y., Kumar, A. S., and Fuh, J. Y. H. (2017). Design and development of a soft gripper with topology optimization. In *2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, volume 2017-Septe, pages 6239–6244. IEEE.
- [Zhang and Gu, 2020] Zhang, Z. and Gu, G. X. (2020). Finite-Element-Based Deep-Learning Model for Deformation Behavior of Digital Materials. *Advanced Theory and Simulations*, 3(7) :2000031.
- [Zhang et al., 2022] Zhang, Z., Jin, Z., and Gu, G. X. (2022). Efficient pneumatic actuation modeling using hybrid physics-based and data-driven framework. *Cell Reports Physical Science*, 3(4) :100842.
- [Zheng et al., 2018] Zheng, S., Zlatin, M., Selvaganapathy, P. R., and Brook, M. A. (2018). Multiple modulus silicone elastomers using 3D extrusion printing of low viscosity inks. *Additive Manufacturing*, 24(May) :86–92.

Table des figures

1	Illustration de la saisie d'une pomme par un robot souple couramment retrouvé dans la littérature, le pneuret [Jiang et al., 2021].	10
2	Illustration de démarches de conceptions de robots souples reposant sur (a) l'optimisation paramétrique [Drotman et al., 2019], (b) et (e) l'optimisation topologique [Caassenbrood et al., 2020, Chen et al., 2019] et (c-d) des algorithmes évolutionnaires [Hiller and Lipson, 2012, Smith et al., 2022].	11
3	Illustration de la fabrication additive de silicone exploitée pour la fabrication de robots souples à l'aide (a) d'un silicone RTV [Yirmibesoglu et al., 2018] et (b) d'un silicone moisture-cure [Plott and Shih, 2017]. (c) montre le robot souple imprimé en (b) en fonctionnement.	12
1.1	Représentation en coupe d'un robot souple que nous souhaitons concevoir. La figure met en avant la surface fixe du robot souple, la chambre pneumatique dans le volume, la bordure extérieure et les déplacements souhaités.	15
1.2	Illustration de la modélisation par la méthode des éléments finis sur un robot souple en silicone [Elsayed et al., 2014] avec en (a) les résultats de simulations pour trois pressions croissantes où sont mis en avant les surfaces fixes du maillage et les chambres pneumatiques où sont appliquées la pression et en (b) les courbes de caractérisations expérimentales de silicones utilisés pour fabriquer ces robots souples.	16
1.3	Illustrations associées aux structures modélisées dans (a) [Mendizabal et al., 2019], (b) [Deshpande et al., 2021] et (c) [Odot et al., 2021]	18
1.4	Problème défini dans [Kim et al., 2021] avec la définition des conditions de simulation en (a) et les six meilleures distributions de matière qui maximisent la raideur (b) et la résistance (c). Le matériau souple ($E = 21$ MPa, $\nu = 0.3$) est 100 fois plus souple que le matériau rigide ($E = 2100$ MPa, $\nu = 0.3$)	20
1.5	Illustration de la discrétisation en voxels sur une vue en coupe du volume avec les bordures de la chambre pneumatique en bleu, le volume vide en blanc et l'alimentation pneumatique en magenta.	21
1.6	Représentation de l'architecture Resnet implémentée. Ici, nous mettons en avant les éléments constitutifs de l'architecture.	22
1.7	Illustration de notre implémentation permettant la génération de robots souples et l'entraînement d'un réseau de neurones.	23
1.8	Illustration des phénomènes de sur-apprentissage et de sous-apprentissage.	25

1.9	Représentation du problème réduit (a) défini sur un volume de conception en deux dimensions et présentation des données dans le graphique opposant le déplacement simulé et le déplacement estimé par le réseau de neurones (b) pour les données d’entraînement (jaune) et les données de test (noir)	26
1.10	Évolution de la RMSE au cours de l’apprentissage sur 300 epochs menés avec Adam (bleu) et RMSProp (orange) avec un focus entre 0 et 1 (b) de la courbe présentée en (a).	27
1.11	Illustration du domaine des solutions (gris) avec un sous-domaine en son sein (rouge). Un robot souple est représenté par un point. Le code couleur des points est conservé avec les figures suivantes. Nous retrouvons ainsi les données en dehors du sous-domaine (bleu), les données d’entraînement (jaune) et de test (noir) dans le sous-domaine.	28
1.12	Résultats d’apprentissage (b) avec les données d’entraînement (jaune), les données de test (noir) et les données hors domaine (bleu) pour un domaine basé sur la taille en pixels de la chambre pneumatique dont la distribution sur le jeu de données est donnée en (a).	29
1.13	Résultats d’apprentissage avec les données d’entraînement en jaune, les données de test en noir et les données hors domaine ni pour le test ni pour l’entraînement du réseau de neurones pour les sélections des 80 % (a), 60 % (b), 40 % (c) et 20 % (d) plus faibles déplacements.	30
1.14	Résultats d’apprentissage (b) avec les données d’entraînement (jaune), les données de test (noir) et le reste des données hors domaine (bleu) pour des données sélectionnées dans un volume de conception exclue du volume définit en (a)	31
1.15	Affichage des résultats d’apprentissages pour différentes variations de transfert d’apprentissage avec les données d’apprentissage initiale en noir, les données de test initial en jaune et les données d’entraînement et de test pour le transfert en bleu et orange.	33
1.16	Illustration en vue isométrique de quatre robots souples tirés au hasard dans les robots souples générés aléatoirement.	35
1.17	Distributions des voxels vides au sein du volume pour les 100,000 robots souples générés aléatoirement avec les plans médians de coupe du volume #2, #5 et #8 suivant les directions \vec{x} , \vec{y} et \vec{z} . Un voxel indiqué à 100% signifie que tous les robots souples ont ce voxel vide. Des plans de coupes supplémentaires sont ajoutés pour donner la distribution de voxels vides en dehors des plans médians.	35
1.18	Représentation du volume de conception (a) avec la position du point dont le déplacement est suivi sur la surface extérieure du volume (vert), la position de l’alimentation pneumatique (violet) et la surface fixe du volume de conception (noir). Affichage de la norme du déplacement sur le maillage déformé d’une simulation menée avec Comsol	36
1.19	Représentation, dans les trois plans principaux de visualisation ($\vec{x}\vec{y}$ (a), $\vec{x}\vec{z}$ (b) et $\vec{y}\vec{z}$ (c)), de l’ensemble des déplacements suivis utilisés pour la mise en place initiale du modèle avec son apprentissage et le test de ses performances.	36
1.20	Représentation dans le plan $\vec{x}\vec{z}$ des données utilisées pour l’apprentissage initial (noir) et des données utilisées pour entraîner (orange) et pour tester (bleu) les réseaux de neurones pendant le transfert d’apprentissage.	38
1.21	Représentation des distributions de points de mesure pour les différents cas où le déplacement en 4 (a), 12 (b) et 20 (c) points est suivi.	39

2.1	Illustration dans le plan des exigences que doit remplir notre représentation de robot souple. Les points verts indiquent des exemples de positions où un déplacement est souhaité.	44
2.2	Extraits de [Chen et al., 2019, Zhang et al., 2017] montrant la manipulation de représentations voxelisées de la structure externe pour [Zhang et al., 2017] ou interne [Chen et al., 2019].	45
2.3	Illustrations de l’utilisation de distribution de matière pour la représentation de robots souples dans [Smith et al., 2021] (a) et [Smith et al., 2022] (b). Le processus de création d’un robot souple est illustré en (a) et plusieurs exemples construits à partir de cette représentation sont présentés en (b).	46
2.4	Illustration de la participation (haut) à la distribution de matière (bas) pour des GMP d’activation croissante (a-d) et pour deux GMP, d’activation différente, proche l’un de l’autre (e).	47
2.5	Illustration de la distribution de matière et de la segmentation obtenue pour plusieurs situations avec des GMPs répartis aléatoirement dans le volume (a), des GMPs formant un unique volume (b) et des GMPs distribués le long d’une courbe de Bézier (c).	48
2.6	Illustration dans le plan des propriétés des courbes de Bézier utilisées pour définir une chambre pneumatique avec des ramifications et un point d’alimentation fixe dans un volume de conception (noir).	48
2.7	Présentation de la représentation proposée pour un robot souple avec une chambre pneumatique (a) créée avec trois courbes de Bézier ($N_1 = 3$, $N_2 = 3$, $N_3 = 4$), la discrétisation de Γ_1 (b) et la distribution obtenue (c).	50
2.8	Présentation de la méthode de discrétisation avec la courbe échantillonnée en douze points (a), la reconstruction de la fonction $L_k(t)$ à partir de cet échantillonnage (b) et l’illustration de la méthode d’interpolation pour la discrétisation à une distance fixe entre chaque point $\mathbf{D}_{d,k}$ de la courbe (c).	51
2.9	Exemple d’un voxel représenté dans le plan avec un GMP défini en son centre. L’activation du GMP est de 1 et la fonction de seuil $R(\mathbf{P})$ vaut 0 à l’intérieur du cercle vert. Cela inclut les voxels adjacents au voxel central. Le cercle fait exactement un voxel de rayon.	53
2.10	Représentation de chambres pneumatiques (bleu) au sein du volume de matière (rose) pour différentes formes. Les courbes ont été définies dans un plan et celui-ci est représenté à côté de chaque exemple. Les activations différentes de 0.2 sont précisées à côté de chaque point de contrôle.	54
2.11	Illustration en deux dimensions d’une distribution de matière contenant deux chambres pneumatiques distinctes, un volume vide non alimenté et un retrait de matière sur la bordure extérieur du corps du robot souple.	55
2.12	Illustration en une dimension du comportement de la fonction f (bas) défini avec 2 entités (a et b) et 3 entités (c) dont les contributions f_i sont aussi données (haut). Chacune des entités n’est définie qu’avec un GMP avec la même activation.	56
2.13	Illustration de robots souples définis par notre représentation généralisée.	57
2.14	Représentation de l’architecture classique d’un algorithme génétique avec les étapes d’évaluation, de sélection et de croisement/mutation.	58
2.15	Illustration du génotype d’un individu défini par 3 courbes de Béziens.	59

2.16	Représentation du processus de croisement entre un parent 1 (rouge) et un parent 2 (vert) pour former un enfant (violet).	60
2.17	Illustration du fonctionnement complet de l’algorithme génétique. Le nombre d’individus manipulés à chaque étape de l’algorithme est précisé directement sur la figure. Nous indiquons, de même, la méthode d’obtention des phénotypes de ces individus.	62
2.18	Illustration des deux mouvements recherchés et du volume de conception.	64
2.19	Représentation des déplacements au point P_1 dans le plan $\vec{y}\vec{z}$ pour les individus de la première génération (noir) pour les individus rencontrés avant la première étape de transfert d’apprentissage (orange) et après (bleu).	65
2.20	Représentation de l’évolution des performances estimées (bleu et rouge) et simulées (vert) au cours des générations (a). Les 3 solutions trouvées sont représentées en vue isométrique (b-c-d) et vue de dessus (e-f-g).	66
2.21	Représentation de la méthode de mesure des angles de rotation pour chaque individu (a) et résultats de mesure de ces angles pour les 30 meilleurs individus de la population initiale (b). Les déplacements aux points P'_1 à P'_4 sont affichés en (c).	69
2.22	Représentation de la solution trouvée (a) et actionnée en simulation par MEF (b). En (c) est donné l’évolution des performances estimées (bleu et rouge) et simulées (vert) au cours des générations.	70
2.23	Photo du dispositif de test avec sa base fixe, son alimentation pneumatique et le spécimen à tester (a). Ce spécimen est équipé de marqueurs pour le suivi du mouvement avec un système Qualisys™ montré en (b).	71
2.24	Trajectoires capturées par le système de capture de mouvement Qualisys (bleu) lors de la mise sous pression entre 0 kPa et 50 kPa. La trajectoire désirée est représentée en violet avec le phénotype cible (étoile rouge), le phénotype simulé (étoile jaune).	73
2.25	Représentation des positions finales des points P'_1 à P'_4 pour les 25 cycles mesurés sur cinq spécimens. Les positions cibles et simulées de ces points ont aussi été représentées. Pour chaque point, la répétabilité est indiquée à côté des positions finales.	74
3.1	Représentation schématique en coupe d’un robot pneumatique (a), de sa production en fabrication additive avec (b) et sans (c) matière support.	77
3.2	Illustration de formes en contre-dépouille (a) et en pont (b), dont la fabrication peut échouer.	78
3.3	Exemple de doigt pneumatique que nous avons obtenu par fabrication additive de silicone.	78
3.4	Cliché d’une pièce avec une contre-dépouille produite par fabrication additive à différents instants.	79
3.5	Illustration de plusieurs procédés de fabrication additive de silicone de la littérature.	81
3.6	Illustration de l’extrusion de silicone par l’intermédiaire d’un système de pressurisation utilisé dans [Jin et al., 2015] (a et b) et implémenté dans ce travail de thèse (c et d).	84
3.7	Photographie du dispositif expérimental utilisé pour extruder du silicone par pressurisation (a-b-d) et de pièces produites par cette méthode (b).	85
3.8	Évolution de la pression au cours d’une impression silicone.	86
3.9	Images extraites de [Yirmibesoglu et al., 2018] montrant le système de dosage conçu pour l’extrusion de silicone bicomposant.	86

3.10	Images extraites de [Plott and Shih, 2017] illustrant leur dispositif de dépose de silicone "moisture cure" (a), les vides entre filaments (b) et (c), et des exemples de robots souples sous pression (d) et (e).	87
3.11	Illustration du principe de fonctionnement d'une pompe à cavité progressive (source).	87
3.12	Extrait de l'outil mis en place dans [Lopez et al., 2021] pour mettre en avant les parties de pièces susceptibles d'échouer à la fabrication.	89
3.13	Illustrations extraites de [Yuk and Zhao, 2018] montrant le principe de la dépose (a), les filaments obtenus (b) et des pièces produites en exploitant ces différents modes de dépose (c).	90
3.14	Illustrations extraites de la littérature montrant la supervision à l'échelle du filament.	91
3.15	Illustrations extraites de la littérature montrant la supervision à l'échelle de la pièce produite.	92
3.16	Schéma du processus de fabrication depuis le modèle 3D de l'objet à produire jusqu'à l'objet produit	93
3.17	Architecture de l'imprimante Tobeca 3 employée	94
3.18	Photographie détaillée de notre architecture cartésienne avec le système de dosage et le capteur optique intégré	95
3.19	Illustration de l'interpolation d'un trajet (a) suivant les trois axes (b-c-d)	96
3.20	Schéma du fonctionnement d'un extrudeur de thermoplastique.	97
3.21	Photographie annotée de la buse Vipro-Head 5 avec la mise en avant des connexions du système, de la chaîne de conversion commande/volume, des grandeurs manipulées et de la conversion	99
3.22	Illustration montrant le principe de mesure (a) avec l'image capturée (b) et le point de vue du capteur (c).	101
3.23	Description de la procédure de scan avec un ensemble de vignettes représentant les différentes étapes appliquées. Un ensemble d'étapes répétitives n'ont pas été représentées entre les étapes (f) et (g).	104
3.24	Photographie de pièces imprimées sans (a) et avec (b) la rétraction de filament illustrée en Figure 3.23.	105
3.25	Illustration des obstructions et réflexions en schéma (a) et sur des données réelles (b) et (c).	106
3.26	Illustration de la perturbation (c) de la reconstruction de l'altitude de points le long d'une ligne de profil illustrée sur des données réelles avec un faible temps d'exposition (a) et un grand temps d'exposition (b).	107
4.1	Illustration de la non-conformité géométrique des couches produites pour différents défauts que nous souhaitons superviser	109
4.2	Illustrations issues de la littérature sur la quantification et la détection d'écarts de géométries en fabrication additive de thermoplastiques.	110
4.3	Illustrations issues de la littérature sur la détection d'écarts de géométries en fabrication additive de thermoplastiques.	111
4.4	Illustrations issues de [Lin et al., 2019] montrant la démarche suivie pour reconstruire un défaut apparaissant lors de la fabrication.	112
4.5	Illustration du processus d'extraction d'indicateurs	113

4.6	Schéma des repères R_g et R_s présents dans notre plateforme de fabrication additive de silicone instrumentée.	115
4.7	Illustration du changement de repère avec la sélection des points au voisinage de la pièce.	117
4.8	Illustration du procédé de détection de la position de la pièce sur le plateau en trois étapes.	118
4.9	Illustration des mesures sur pièce test pour proposer des tolérances	119
4.10	Présentation des résultats de mesure en plusieurs points sur les différentes pièces tests	120
4.11	Exemple de nuages de points obtenus sur la pièce parallélépipédique permettant la quantification des erreurs de mesure.	121
4.12	Illustration du processus de sélection basé sur le modèle géométrique de la surface plane de la couche produite.	122
4.13	Représentation des étapes nécessaires pour définir les masques d'une couche en trois étapes.	123
4.14	Illustration du processus de création d'un masque à partir du modèle géométrique de la pièce.	123
4.15	Illustration du processus de positionnement des masques vis-à-vis des nuages de points $\Gamma_j, j > 0$	124
4.16	Diagramme des traitements appliqués au nuage de points pour les préparer à la mesure d'indicateurs.	125
4.17	Illustration de défauts que nous souhaitons suivre et des nuages de points acquis sur ceux-ci.	126
4.18	Schéma des quatre pièces #1, #2, #3 et #4 proposées pour tester nos indicateurs	127
4.19	Illustration des stratégies utilisées pour induire une situation problématique à suivre par l'intermédiaire de nos indicateurs	128
4.20	Photographie des deux pièces produites montrant : la pièce fabriquée sans introduire de défaut (a) et la pièce fabriquée avec une augmentation du débit entre les couches 20 à 40 (b).	129
4.21	Résultats de la première pièce test avec (rouge) et sans (bleu) augmentation de débit.	130
4.22	Photographies en deux vues des deux pièces #2 produites montrant : la pièce fabriquée sans introduire de défaut (a) et la pièce fabriquée avec une augmentation du débit entre les couches 20 à 40 (b).	131
4.23	Résultats de la seconde pièce test avec (rouge) et sans (bleu) augmentation de débit.	132
4.24	Photographies au fur et à mesure du processus de fabrication avec la pièce produite 24 heures après la fabrication (a) et au cours de la fabrication (b)	133
4.25	Résultats de la troisième pièce test.	134
4.26	Photographies des deux pièces produites avec des filaments dans le sens de la longueur de la base (a) et de sa largeur (b)	135
4.27	Résultats de la quatrième pièce test avec des filaments extrudés dans le sens de la longueur (bleu) et de la largeur (rouge) de la base de la pièce.	136
4.28	Photographie des éprouvettes types 1 de la norme ISO 37 sur le plateau d'impression avant post-traitement (a). Photographie de la machine de traction avec une éprouvette montée (b). Les extensiomètres sont en place pour suivre la déformation de la bande centrale de l'haltère.	152

4.29	Affichage de la relation entre contrainte dans l'éprouvette et allongement relatif pour les éprouvettes imprimée selon \vec{x} (gauche), \vec{y} (centre) et \vec{z} (droite). Pour chaque essai est représentée, dans une couleur plus claire, la droite de régression obtenue entre 0 et 0.1 d'allongement relatif.	152
4.30	Figure présentant l'outil (a) utilisé pour caractériser les caractéristiques rhéologiques (f et g) du silicone Würth. La forme caractéristique de certains comportements est illustrée de (b) à (e).	154
4.31	Illustration des surfaces pouvant être couvertes par le profilomètre laser (rouge) et par le système d'extrusion (vert) sur le plateau d'impression (noir)	159

Contribution à la conception et la fabrication de robots souples pneumatiques

Résumé

Ce travail de thèse porte sur la conception de robots souples pneumatiques, pour lesquels la mise en mouvement par déformation est produite via des chambres pneumatiques. Nous contribuons à l'obtention d'un robot depuis la formulation du besoin jusqu'à la fabrication du robot. Ainsi, nous abordons les problématiques associées à la conception et la fabrication de ces robots. Pour la conception, nous proposons un algorithme génétique dont le fonctionnement est accéléré par l'usage d'un modèle d'IA permettant l'estimation rapide des comportements de nouvelles géométries et la recherche de solution. Pour la fabrication, nous proposons une plateforme instrumentée de fabrication additive de silicone permettant l'acquisition de nuages de points sur la couche produite. Des indicateurs sont alors proposés pour suivre la production en cours et l'intégrité de robots souples, et ces indicateurs sont évalués expérimentalement.

Résumé en anglais

This thesis covers the design of pneumatic soft robots, which move thanks to deformation using pneumatic chambers. We contribute to the design of a robot from the formulation of the need to the manufacturing of the robot. We address the problems associated with the design and manufacture of these robots. For design, we propose a genetic algorithm accelerated by the use of an AI model enabling rapid estimation of the behavior of new geometries and the search for solutions. For manufacturing, we propose an instrumented silicone additive manufacturing platform enabling the acquisition of point clouds on each produced layer. Indicators are then proposed to monitor ongoing production and the integrity of soft robots, and these indicators are evaluated experimentally.