

NOTE TO USERS

This reproduction is the best copy available.

UMI[®]

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

COMPENSATION DES PERTURBATIONS APPLIQUÉES À UN
MANIPULATEUR À L'AIDE D'UNE BOUCLE DE RÉTROACTION VISUELLE

MANUEL D. THÉBERGE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE ÉLECTRIQUE)
NOVEMBRE 2003

© Manuel D. Théberge, 2003.



National Library
of Canada

Bibliothèque nationale
du Canada

Acquisitions and
Bibliographic Services

Acquisitions et
services bibliographiques

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

ISBN: 0-612-90860-7

Our file Notre référence

ISBN: 0-612-90860-7

The author has granted a non-exclusive licence allowing the National Library of Canada to reproduce, loan, distribute or sell copies of this thesis in microform, paper or electronic formats.

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque nationale du Canada de reproduire, prêter, distribuer ou vendre des copies de cette thèse sous la forme de microfiche/film, de reproduction sur papier ou sur format électronique.

The author retains ownership of the copyright in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur qui protège cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this dissertation.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de ce manuscrit.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the dissertation.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé:

COMPENSATION DES PERTURBATIONS APPLIQUÉES À UN MANIPULATEUR
À L'AIDE D'UNE BOUCLE DE RÉTROACTION VISUELLE

présenté par : D. THÉBERGE Manuel

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

à été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. SAYDY Lahcen, Ph. D., président

M. COHEN Paul, Ph. D., membre et directeur de recherche

M. GOURDEAU Richard, Ph. D., membre

Dédicace

Il est des gens pour lesquels j'ai la plus haute estime, ils ont su me donner le moyen de mes ambitions et surtout, ils m'ont poussé à développer mes passions. Car le plus beau des cadeaux que la vie puisse nous donner c'est de recevoir, tout jeune, le bagage et les outils nécessaires pour pouvoir s'épanouir librement. Enfant, j'avais des rêves, grâce à eux ils n'ont cessé de se réaliser. À Johanne et Georges, mes parents.

Remerciements

Je tiens spécialement à remercier mon directeur de recherche, Paul Cohen, pour son aide, ses conseils avisés ainsi que son support financier.

Je dois aussi souligner l'appui constant que j'ai pu trouver chez Alexis Guigue, l'esprit vif et débrouillard, toujours disponible pour répondre à mes questions.

Finalement, Vladimir Polotski, pour toutes les discussions éclairantes.

Résumé

L'opération et le contrôle précis de bras manipulateur ayant une grande portée est une tâche complexe puisque l'effet nuisible des perturbations engendrées par la flexion structurale des diverses membrures composant le robot est omniprésent. Le cas typique est celui d'un système macro-micro manipulateur. Dans cet arrangement, un petit robot (micro-manipulateur) accomplit une tâche précise tout en étant porté par un second bras manipulateur qui possède un grand volume de contrôle (macro-manipulateur). L'avantage théorique de cette configuration permet à la fois une grande précision et une portée considérable dans l'exécution de travaux automatisés. Mais, parce que ces équipements industriels sont, en général, des systèmes dynamiques non-linéaires fortement couplés et que la flexion structurale n'est pas détectable par les encodeurs de position, il en résulte des erreurs substantielles de positionnement. S'inscrivant dans cette problématique, un nouveau concept de compensation des perturbations appliquées à un manipulateur réalisant un suivi de cible est en cours de développement.

L'originalité de l'approche se décline en trois aspects : (1) la loi de contrôle incorpore une boucle de rétroaction visuelle (issue de caméras numériques); (2) afin d'obtenir un suivi de cible performant, une méthode adaptative de compensation des non-linéarités à l'aide d'un réseau neuronique est utilisée; (3) la validation expérimentale s'effectue sur un bras manipulateur redondant opéré en temps réel, soit 6 degrés de libertés (utilisés comme micro-manipulateur) et deux degrés de liberté en translation émulant les perturbations engendrées par le macro-manipulateur. Plusieurs avantages

sont associés à cette démarche: (1) l'information visuelle est riche et peu coûteuse à incorporer dans la boucle de contrôle; (2) la compensation adaptative des non-linéarités à l'aide d'un réseau neuronique conserve son efficacité même si les paramètres dynamiques du système asservi varient dans le temps ou sont incertains; (3) l'utilisation d'un bras manipulateur redondant permet de faire la validation expérimentale dans un environnement contrôlé (laboratoire) pour ainsi profiter d'une sécurité d'opération et d'une rapidité d'implantation.

De plus, afin de limiter l'ampleur et la complexité du projet, il a été choisi d'employer une cible facile à détecter. Ainsi, les efforts de développement se sont principalement concentrés sur les aspects liés au contrôle et à l'utilisation d'information visuelle plutôt que sur la finesse et la robustesse de détection de la cible dans l'espace image.

L'information de position du manipulateur redondant est fournie au moyen de huit capteurs de position (six capteurs angulaires pour le micro-manipulateur et deux capteurs linéaires pour les axes émulant les perturbations externes). Le système de caméra stéréo est fixé sur l'effecteur du micro-manipulateur (embout du bras robotisé) et, initialement, la cible est visible dans l'espace image des deux caméras. La stratégie de compensation s'effectue selon les étapes suivantes. Dans un premier temps, la cible est détectée (arrangement de pastilles colorées) dans chacune des deux images fournies par le système de caméras stéréo. Ensuite, la connaissance de la position des pastilles dans l'espace image permet de calculer la disparité et la position 3D par stéréo-triangulation. Ces positions sont filtrées pour lisser la trajectoire de la cible. Puisque les deux caméras

sont fixées sur l'effecteur du micro-manipulateur, il est alors possible de calculer la position et l'orientation courante de la cible dans l'espace cartésien du manipulateur. Ce passage de l'espace caméra à l'espace cartésien du robot s'effectue au moyen d'une transformation homogène associée à la cinématique directe. Finalement, on génère la commande cartésienne du manipulateur prescrit par les conditions de suivi de cible. Cette commande cartésienne est ensuite convertie en commande aux joints du manipulateur via la fonction de cinématique inverse.

Les résultats obtenus confirment l'efficacité de la méthode développée. En effet, grâce à l'utilisation de l'information visuelle, le suivi de cible est réalisé en compensant à près de 80% l'effet des perturbations externes. De plus, comparé aux performances d'un contrôleur classique (PD), l'ajout de la compensation des non-linéarités par réseau neuronique permet un gain substantiel de précision (50% de réduction de l'erreur en position des joints du micro-manipulateur). Cependant, on doit noter certaines limitations. Les déplacements de la cible doivent se faire selon des trajectoires cartésiennes qui sont admissibles pour le micro-manipulateur. En effet, cette contrainte importante est associée à l'espace de travail du manipulateur. Aussi, il faut réaliser que la qualité de la compensation de perturbation est intimement liée à la fréquence d'échantillonnage du système de vision stéréo. Plus cette dernière est grande, meilleure est la compensation des perturbations car la position de la cible estimée par le système stéréo tend vers la position réelle.

Bien que les essais aient été menés en laboratoire sur un banc d'essai prototype, il est réaliste de penser à une implantation similaire sur des systèmes industriels et c'est là

notre contribution scientifique principale : il s'agit de compenser l'effet des perturbations externes agissant sur un bras manipulateur réalisant une tâche automatisée via l'utilisation de l'information visuelle dans la boucle de contrôle. Il est possible de voir des applications dans plusieurs domaines : l'entretien et l'inspection automatisée, la production industrielle, l'opération en milieu hostile.

Abstract

The operation and control of a long reaching arm is a complex task namely because structural flexion induces an important error in position measurement. Systems like macro-micro manipulators are highly affected by external perturbations. With this system, a small micro-manipulator robot achieves a specific task while being itself carried by a second longer manipulator. The later, so-called macro-manipulator, has a greater working space. This robotic system allows at the same time a high degree of accuracy and a considerable range in the execution of automated work. However, since industrials robots are in general strongly coupled non-linear dynamic systems and since joints encoders do not detect structural flexion, substantial errors in position result. In light of this, a new scheme of compensation of the disturbances applied to a manipulator carrying out a target tracking is being developped.

The uniqueness of this approach is threefold: (1) the control law is based on a visual feedback loop with digital cameras; (2) an adaptive neural network method is used to compensate the micro-manipulator's non-linear dynamics; (3) a real time test bench is used for experimental validation and consist of a six-degrees-of-freedom manipulator (used like micro-manipulator) and two-degrees-of-freedom in translation emulating the disturbances generated by the macro-manipulator. Several advantages are associated with this approach: (1) visual information is rich and inexpensive to incorporate in the control loop; (2) neuronic compensation preserves its effectiveness even if the system's dynamic

vary in time or is uncertain; (3) the use of the redundant manipulator allows it to perform experimental validation in a controlled environment (laboratory) thus providing safety and speed of development.

Moreover, in order to limit the project's complexity, a target easy to detect was chosen. Thus, development efforts were mainly concentrated on controlling and visual servoing rather than the robustness of target detection in image space.

Position information of the redundant manipulator is provided by means of eight position encoders (six angular sensors for the micro-manipulator and two linear sensors for the axes emulating the external disturbances). The stereo camera system is fixed on the micro-manipulator's effector (ending of the robotized arm) and, initially, the target has to be visible in the camera's image space. The compensation strategy is going accordingly in the following stages. Initially, the target is detected (arrangement of colored markers) in each of the two images provided by the camera system. Then, the awareness of the position of the markers in image space makes it possible to calculate disparity and the 3D position by stereo-triangulation. This positioning calculation is filtered to smooth out the trajectory of the target. Since the two cameras are fixed on the micro-manipulator's effector, it is possible to calculate the current position and orientation of the target in micro-manipulator's Cartesian space. These position transformations are achieved by means of a homogeneous transformation matrix associated with a direct kinematics function. Finally, Cartesian commands are generated by applying target tracking conditions. These commands are converted into joints position by the inverse kinematic function.

The results obtained through experimentation confirm the effectiveness of the developed method. Indeed, by using accurate visual information in order to achieve the appropriate target tracking, an external disturbance compensation of nearly 80% is measured. Moreover, compared with a traditional controller (PD), the neural-network-based compensation scheme allows a substantial improvement (a 50% error reduction in micro-manipulator Cartesian positioning). However, we must acknowledge certain limitations. Target motion must be done according to the micro-manipulator's span. Indeed, an important constraint is the respect of the working space of the manipulator. Also, quality of disturbance compensation is closely related to the vision sampling frequency. In fact, higher are the frequencies, the better the disturbance compensation. By doing so, the positioning of the target estimated by the stereo system will tend towards the real position.

Although tests were carried out in a laboratory on a prototype test bench, it is realistic to think of the integration and application of this visual compensation strategy on actual industrial systems. Our principal scientific contribution is the compensation of external disturbances acting on a manipulator carrying out an automated job via visual feedback in the control loop. It is possible to foresee the application of this concept within several fields: maintenance and automated inspections, industrial production, operations in a hostile environment.

Table des matières

Dédicace	iv
Remerciements.....	v
Résumé.....	vi
Abstract	x
Table des matières	xiii
Liste des tableaux.....	xvi
Liste des Figures	xvii
Liste des sigles et abréviations.....	xx
Chapitre 1: Introduction.....	1
Chapitre 2: Architecture du système	12
2.1 Architecture proposée.....	12
2.1.1 Justification de l'approche	12
2.1.2 Module de vision	16
2.1.3 Module de contrôle	18
2.2 Banc d'essai	22
2.2.1 Plate-forme expérimentale temps réel	22
2.2.2 Système de caméras stéréo Bumblebee	23
2.2.3 Bras manipulateur CRS	24
Chapitre 3: Module de vision	28
3.1 Détection des pastilles	28
3.1.1 Algorithme de détection	28

3.2	Stéréo triangulation.....	29
3.2.1	Principe.....	29
3.2.2	Model de caméra standard.....	29
3.2.3	Inférence 3D de la position des pastilles	30
3.3	Cible à 3 et 4 pastilles.....	32
3.4	Qualité de l'inférence 3D	35
3.4.1	Montage expérimental	35
3.4.2	Cible 3 points et cible 4 points	36
3.4.3	Résolution : cible mouvante	39
Chapitre 4:	Module de contrôle	42
4.1	Description des étapes	42
4.2	Étape I : Détection de l'information visuelle.....	42
4.3	Étape II : Position et orientation désirée du manipulateur.....	43
4.3.1	Matrice de transformation homogène.....	43
4.3.2	Calcul de la position et de l'orientation désirée	49
4.4	Étape III : Trajectoire désirée via filtrage et extrapolation.....	50
4.4.1	Filtre de Kalman	50
4.4.2	Génération de trajectoire	53
4.5	Étape IV : Contrôleur PD à compensation neuronique	56
4.5.1	Justification du choix du contrôleur	56
4.5.2	Réseaux neuronique : Notions fondamentales.....	61
4.5.3	Réseaux neuronique : Entraînement par <i>backpropagation</i>	66
4.5.4	Contrôleur PD avec compensation neuronique	68
Chapitre 5:	Résultats.....	72

5.1	Présentation des résultats.....	72
5.1.1	Montage pour le suivi de cible	72
5.1.2	Objectifs de performance.....	73
5.2	Performance du système de vision	76
5.2.1	Description des données étudiées	77
5.2.2	Section A et B.....	77
5.2.3	Section C, D et E	78
5.2.4	Influence de la vitesse sur la qualité de l'inférence 3D.....	79
5.3	Performance de l'asservissement en position.....	82
5.3.1	Montage pour les essais en contrôle de position	82
5.3.2	Performance de la compensation neuronique	83
5.3.3	Rapidité d'apprentissage.....	86
5.3.4	Influence du nombre de neurones sur la performance.....	88
5.3.5	Influence du nombre de neurones sur l'apprentissage.....	89
Chapitre 6:	Conclusion	93
	Références.....	99
	Annexe A : Revue de littérature	108
	Annexe B : Exemple de calculs.....	124

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Spécification du système caméra stéréo	23
Tableau 3.1 : Résultats cible mouvante	40
Tableau 4.1 : Paramètres du réseau neuronique	70
Tableau 5.1 : Résultats et statistiques du test de vision.....	79
Tableau 5.2 : Effet du nombre de neurones dans la couche cachée	88

Liste des Figures

Figure 1.1 : Macro-micro manipulateur	2
Figure 1.2 : Erreur de position engendrée par la flexion structurale	3
Figure 1.3 : Modélisation.....	5
Figure 1.4 : Montage expérimental : bras manipulateur redondant.....	6
Figure 1.5 : Montage expérimental complet.....	8
Figure 2.1 : Architecture générale du système	15
Figure 2.2 : Géométrie de la cible	16
Figure 2.3 : Module de vision.....	17
Figure 2.4 : Traitement de l'information visuelle.....	19
Figure 2.5 : Compensation neuronique.....	21
Figure 2.6 : Plate-forme expérimentale temps réel.....	22
Figure 2.7 : Caméra stéréo Bumblebee	23
Figure 2.8 : Géométrie du bras CRS.....	24
Figure 2.9 : Chaîne cinématique du CRS	25
Figure 3.1 : Optique et caméra	29
Figure 3.2 : Modèle de caméra standard.....	30
Figure 3.3 : Stéréo triangulation	31
Figure 3.4 : Cible à 3 points	33
Figure 3.5 : Cible à 4 points	34
Figure 3.6 : Montage qualité de l'inférence 3D.....	36
Figure 3.7 : Test comparatif, cible 3 points et 4 points	37

Figure 3.8 : Trajectoire de la cible.....	39
Figure 3.9 : Qualité de l'inférence 3D pour une cible mouvante	40
Figure 4.1 : Montage expérimental et matrice de transformation	47
Figure 4.2 : Qualité d'approximation de la matrice de transformation	48
Figure 4.3 : Position et orientation désirées du manipulateur	49
Figure 4.4 : Structure de filtre de Kalman	51
Figure 4.5 : Filtre de Kalman.....	52
Figure 4.6 : Extrapolation de Taylor comme trajectoire désirée	54
Figure 4.7 : Méthode du couple précalculé	58
Figure 4.8 : Méthode du couple précalculé compensée.....	59
Figure 4.9 : Schéma du contrôleur choisi	60
Figure 4.10 : Détails d'un neurone	62
Figure 4.11 : Fonction d'activation sigmoïde.....	63
Figure 4.12 : Réseau neuronique (simple).....	63
Figure 4.13 : Notation : Réseau neuronique	64
Figure 4.14 : Bloc Simulink associé au réseau neuronique.....	68
Figure 4.15 : Configuration du réseau neuronique	69
Figure 5.1 : Montage pour le suivi de cible	73
Figure 5.2 : Erreur de position de l'effecteur	75
Figure 5.3 : VISION : Suivi de cible	76
Figure 5.4 : Ajustement en ligne des paramètres Q et R du filtre de Kalman	77
Figure 5.5 : Montage utilisé pour les tests en contrôle de position	83
Figure 5.6 : Performance (absolue) de la compensation neuronique	84
Figure 5.7 : Performance (relative) de la compensation neuronique.....	85

Figure 5.8 : Rapidité de la convergence lors de l'entraînement	86
Figure 5.9: Test d'apprentissage.....	90
Figure A.1 : Détails d'un neurone	111
Figure A.2 : Exemple de réseau de neurone	112
Figure A.3 : Réseau de neurone : approximateur universel	114
Figure A.4 : Contrôleur neuronique robuste.....	115
Figure A.5 : Passage en logique floue	116
Figure A.6 : Surface de contrôle floue	118
Figure A.7 : Commande par mode de glissement	119
Figure A.8 : Détecteur de Reichardt	122

Liste des sigles et abréviations

3D : trois dimensions, tridimensionnel

${}^A_B T$: transformation homogène permettant de passer de l'espace B vers l'espace A

${}^A(p)$: vecteur position du point p exprimé dans le référentiel A

$\overrightarrow{OR}$: vecteur d'origine O formé par les points O et R

Chapitre 1: Introduction

Les robots sont aujourd'hui un élément incontournable du paysage industriel. On les retrouve dans beaucoup de domaines et ils deviennent de plus en plus spécialisés. À ce titre, l'industrie n'a cessé de demander des bras manipulateurs ayant un espace de travail toujours plus grand avec une précision et une rapidité d'opération considérable (Hodac [19]). Les équipements faisant l'entretien d'aéronefs, l'inspection des ponts ou encore le bras spatial canadien ne sont que quelques exemples composant un vaste champ d'applications.

En général, le rayon d'action de la plupart des bras manipulateurs est restreint. En effet, le nombre, la dimension des membrures du robot et la configuration mécanique des joints viennent limiter son espace de travail. Il est toutefois possible de l'augmenter en fixant ce manipulateur sur une plate-forme mobile; on qualifiera alors cet arrangement de macro-micro manipulateur.

La plate-forme mobile (macro-manipulateur) a pour fonction de porter le micro-manipulateur à proximité de la zone d'intérêt afin que ce dernier procède aux opérations prescrites. La Figure 1.1 montre un tel système.

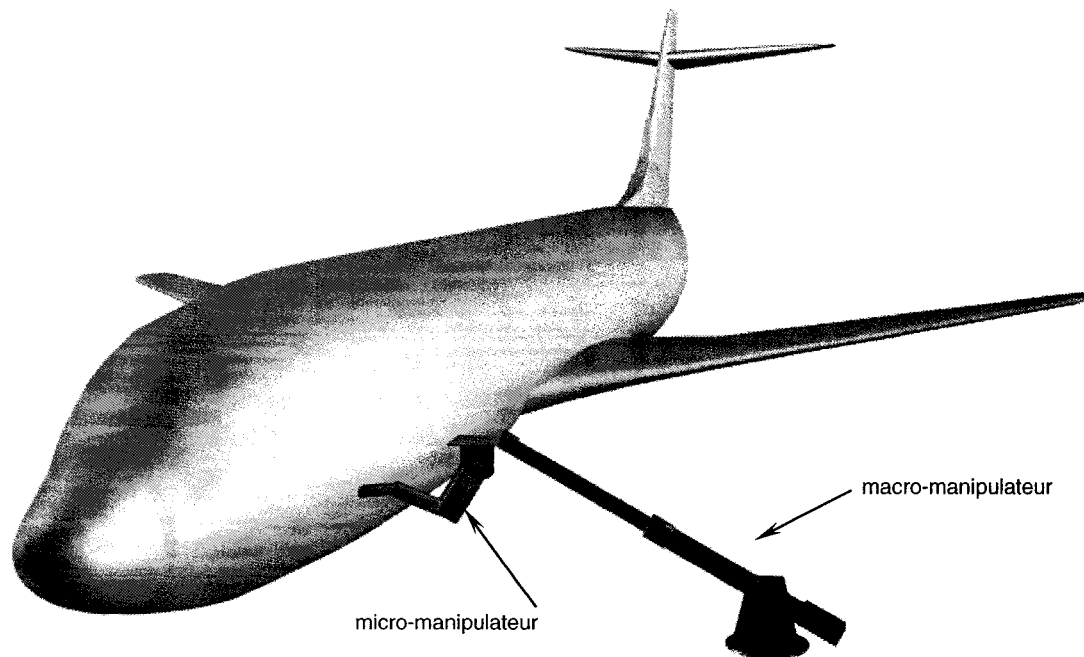


Figure 1.1 : Macro-micro manipulateur

Cet arrangement permet de combiner l'espace de travail d'un grand manipulateur avec la précision et la vitesse du micro-manipulateur.

Une telle configuration possède une mobilité et une résolution accrue mais elle est cependant très sensible aux vibrations induites par le macro-manipulateur. En effet, la flexion structurale du macro-manipulateur vient compromettre sérieusement la précision des travaux effectués par le micro-manipulateur. On en saisit l'ampleur quand on réalise que la NASA estime à plus de 10 heures le temps d'attente cumulatif qui devra être réservé à la dissipation des vibrations (jusqu'à des amplitudes inférieure à 25mm) du Bras Canadien pendant les 15 vols spatiaux où l'assemblage de la station spatiale orbitale sera effectuée (Mavroidis [10]).

Les robots manipulateurs industriels sont, en général, des systèmes dynamiques non-linéaires fortement couplés. On comprendra donc que le développement d'un contrôle performant soit une tâche complexe (Visioli [20]). La flexion structurale du macro-manipulateur vient s'ajouter à ces considérations car elle a ceci de particulier; hormis l'utilisation de jauges de déformations (qu'il a été choisi d'éviter puisqu'elles doivent être installées sur un macro-manipulateur réel), elle n'est pas détectable par les encodeurs de positions. En effet, la déformation d'une membrure ne peut être calculée directement par les encodeurs car ces derniers ne mesurent que la position relative des membrures entre elles. La Figure 1.2 illustre ce phénomène. Pour ces deux situations, la position angulaire lue par l'encodeur est de 45° mais les positions réelles des points p_1 et p_2 sont pourtant bien distinctes. On voit donc clairement que les effets de la flexion engendrent des erreurs substantielles sur le calcul de la position.

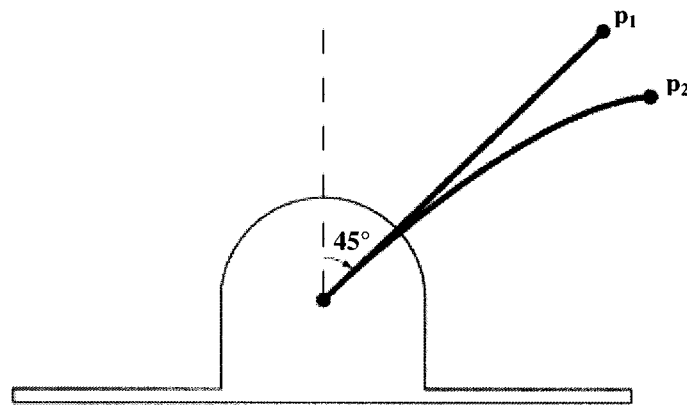


Figure 1.2 : Erreur de position engendrée par la flexion structurale

Les méthodes classiques de contrôle font l'hypothèse que chacune des membrures du manipulateur se comporte comme un corps rigide (Craig [21]). Cette hypothèse joue

un rôle majeur et est invoquée dans la plupart des algorithmes de contrôle associés aux manipulateurs. Grâce à cette hypothèse, on peut utiliser la fonction de cinématique directe et ainsi calculer la position du manipulateur de manière exacte en utilisant uniquement les valeurs de position angulaire des différents joints. La réciproque est également possible via la cinématique inverse. La problématique associée à la flexion structurale est de taille car elle vient remettre en question les méthodes de contrôle classiques.

L'étude et le développement de stratégies visant à s'affranchir des effets nuisibles engendrés par la flexion structurale se butent aux problèmes majeurs suivants :

- complexité associée à l'analyse même du phénomène de flexion structurale de structures articulées;
- difficultés de tests et de validation expérimentale sur des équipements réels.

En effet, toute tentative de modélisation dynamique ou d'étude exhaustive de tels équipements robotisés se transforme en tâche des plus ardues. Plus précisément, on doit ici composer avec des membrures déformables, ayant des géométries singulières qui sont couplées les unes aux autres par des joints aux caractéristiques fortement non linéaires. De plus, procéder à des essais expérimentaux sur de tels systèmes, qui par définition possèdent une taille imposante, pose une multitude de contraintes : (1) on devra choisir entre transporter ces équipements jusqu'à un site d'essais ou encore procéder aux tests sur le site original, ce qui implique logistique importante; (2) le coût associé à l'instrumentation et au temps de non-utilisation commerciale de ces équipements robotisés est considérable; (3) la sécurité, l'accessibilité et l'emplacement du site sont d'autres facteurs qui compliquent le travail de recherche expérimentale.

Pour s'affranchir de cet écueil, soit la difficulté de réaliser des essais expérimentaux impliquant des équipements réels, notre approche consiste à simuler en laboratoire les perturbations au micro-manipulateur engendrées par la flexion structurale. La Figure 1.3 montre le passage conceptuel entre le système réel et sa modélisation.

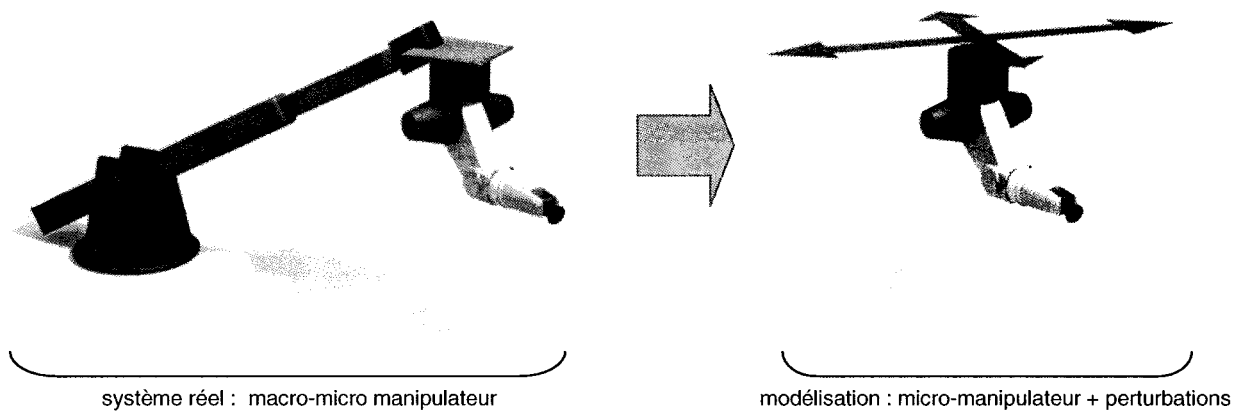


Figure 1.3 : Modélisation

Le système étudié se limite donc au micro-manipulateur et on modélise les effets engendrés par la flexion structurale du macro-manipulateur par des perturbations externes. Afin de tester et de valider expérimentalement notre stratégie de compensation des perturbations, on utilisera un bras manipulateur redondant à huit degrés de liberté (Figure 1.4).

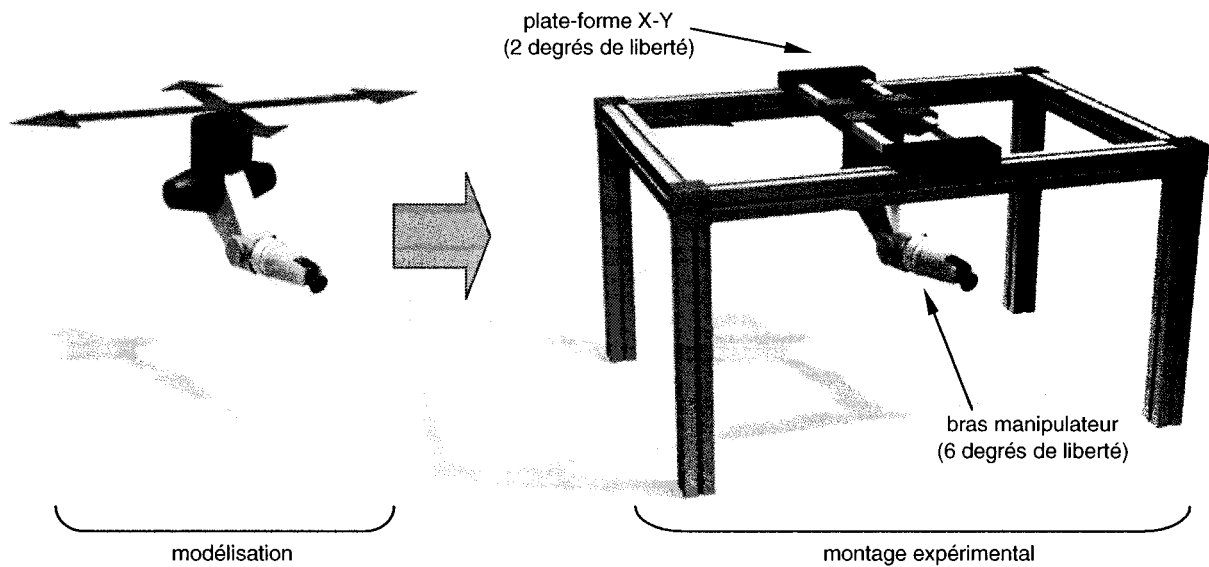


Figure 1.4 : Montage expérimental : bras manipulateur redondant

Le manipulateur redondant utilisé dans ce projet est un arrangement de type Gantry, il est composé d'un bras articulé possédant six degrés de liberté fixé à une plate-forme X-Y possédant deux degrés de liberté. Ainsi, en utilisant un micro-manipulateur réel et en émulant uniquement les perturbations engendrées par la flexion structurale on peut affirmer que les conditions de développement et d'essais expérimentaux rencontrent le réalisme nécessaire à la généralisation de nos résultats sur des équipements robotisés réels.

Les avantages à simuler la problématique en laboratoire sont multiples :

- le travail s'effectue dans un environnement contrôlé et sécuritaire;
- les coûts sont moindres car les contraintes d'encombrement, d'installation et d'instrumentation des équipements sont réduits;
- le contexte de simulation permet une rapide mise en route des essais expérimentaux tout en offrant un vaste éventail de situations de test possibles.

Cependant, il faut préciser que la qualité de la simulation est primordiale. À cet effet, on devra veiller à minimiser les différences entre le contexte d'utilisation réel et la simulation en laboratoire réalisée à partir d'équipements génériques.

La stratégie de compensation des perturbations engendrées par la flexion structurale du macro-manipulateur s'inscrit dans un contexte de suivi de cible (cas typique d'opération d'un système macro-micro manipulateur¹ réalisant l'inspection d'une structure quelconque). On notera aussi qu'une des particularités de l'approche proposée consiste à utiliser une boucle de rétroaction visuelle. Pour ce faire, un système de caméras stéréo est fixé au bout du micro-manipulateur (effecteur). Les lignes qui suivent décrivent les étapes menant à la compensation des perturbations.

- étape I : on détecte la cible dans l'espace image des deux caméras;
- étape II : on calcule la disparité puis par stéréo-triangulation on obtient la position 3D de la cible dans l'espace caméra;
- étape III : on filtre (Kalman) ces positions pour lisser la trajectoire de la cible;
- étape IV : on calcule la position et l'orientation courante de la cible dans l'espace cartésien du manipulateur;
- étape V : on génère la commande cartésienne du manipulateur prescrit par les contraintes de suivi de la cible;
- étape VI : on opère un asservissement du manipulateur en utilisant une compensation adaptative des non-linéarités par réseau neuronique.

¹ Puisque la modélisation et la stratégie de compensation des perturbations n'impliquent que le micro-manipulateur, on fera référence à ce dernier sous l'appellation «manipulateur» afin d'alléger le texte.

Le montage expérimental complet est illustré ci-dessous (Figure 1.5).

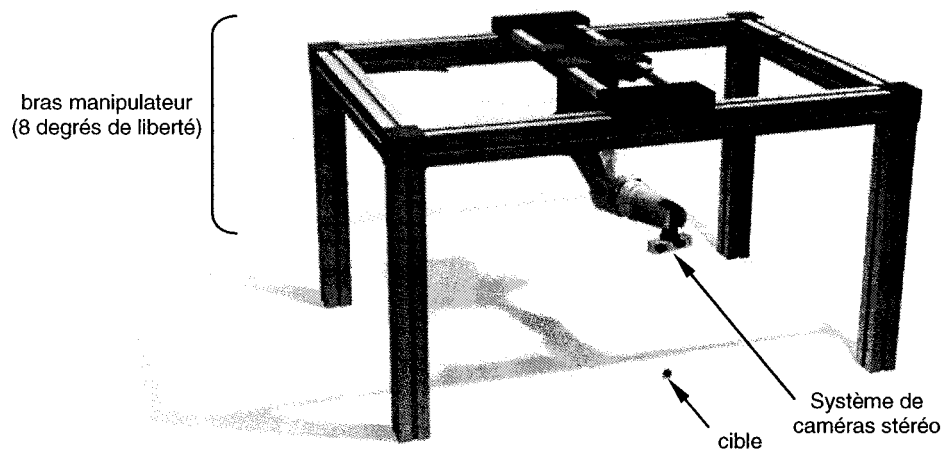


Figure 1.5 : Montage expérimental complet

On peut décomposer la stratégie de compensation en deux modules :

- **module de vision** : étapes I et II;
- **module de contrôle** : étapes III à VI.

Ces deux modules composent les parties principales des développements réalisés dans ce projet de recherche. Afin de limiter l'ampleur et la complexité du projet, il a été choisi d'employer une cible facile à détecter. Ainsi, les efforts de développement se sont principalement concentrés sur les aspects liés au contrôle et à l'utilisation d'information visuelle plutôt que sur la finesse et la robustesse de détection de la cible.

Dans ce cadre de recherche, il convient de poser les hypothèses suivantes: (a) l'espace des perturbations admissibles exercées sur la base du micro-manipulateur est engendré par les deux vecteurs associés aux degrés de liberté en translation; (b) la nature

des perturbations est cyclique et leur contenu fréquentiel appartient à la plage 0-1 Hz; (c) enfin, on fait l'hypothèse que la dynamique du micro-manipulateur n'est pas couplée à celle du macro-manipulateur. Ainsi, on suppose que les perturbations sont uniquement engendrées par le macro-manipulateur et donc qu'il n'y a pas de rétroaction avec la dynamique du micro-manipulateur.

L'approche proposée se distingue par les trois éléments suivants: (1) il y a incorporation d'information visuelle (issue de caméras numériques) dans la boucle de rétroaction; (2) un suivi de cible performant est réalisé par une méthode adaptative de compensation des non-linéarités via l'utilisation d'un réseau neuronique; (3) la validation expérimentale utilise un bras manipulateur redondant opéré en temps réel. Six degrés de libertés sont utilisés comme micro-manipulateur et deux degrés de liberté en translation émulent les perturbations engendrées par le macro-manipulateur. Plusieurs avantages sont associés à cette démarche : (1) l'information visuelle est riche et peu coûteuse à incorporer à la boucle de contrôle; (2) la compensation adaptative des non-linéarités par réseau neuronique conserve son efficacité même si les paramètres dynamiques du système asservi varient dans le temps; (3) l'utilisation d'un bras manipulateur redondant permet de faire la validation expérimentale dans un environnement contrôlé (laboratoire) pour ainsi profiter d'une sécurité d'opération et d'une rapidité d'implantation.

Les objectifs spécifiques que nous poursuivons dans ce projet de recherche lié à la problématique de flexion structurale sont les suivants :

- extraction de la position 3D d'une cible (fixe ou mouvante) à partir d'un système de caméra stéréo;
- réalisation d'un suivi de cible performant basé sur une boucle de rétroaction visuelle en utilisant un réseau neuronique pour compenser les non-linéarités d'un manipulateur à six degrés de liberté;
- développement d'une expertise dans le domaine du contrôle et de l'opération de manipulateur redondant opéré en temps réel.

Il est réaliste d'entrevoir une implantation sur des systèmes robotisés grandeur nature. En fait, considérant uniquement le robot réalisant la tâche automatisée (typiquement le micro-manipulateur), il suffit que les perturbations externes agissant sur ce dernier appartiennent à son espace de travail pour que notre approche de compensation visuelle soit directement applicable et transférable à des équipements industriels réels.

Finalement, on peut dégager comme contributions principales au domaine de la recherche les points suivants :

- implantation d'une stratégie compensant en temps réel l'effet des perturbations externes agissant sur un bras manipulateur réalisant une tâche automatisée via l'utilisation d'une boucle de rétroaction visuelle;
- utilisation d'une méthode adaptative originale basées sur les réseaux neuroniques;

- développement et opération d'une plate-forme robotisée générique (bras manipulateur redondant) utilisée pour la validation expérimentale dans un contexte d'émulation.

Dans ce premier chapitre, nous avons introduit le sujet de recherche. Le deuxième chapitre présente l'architecture du système développé, une description de principaux modules ainsi qu'une revue des équipements composant le banc d'essai expérimental. L'aspect vision, soit la détection et l'inférence 3D via stéréo triangulation, sont traités dans le troisième chapitre. L'essentiel du quatrième chapitre se concentre sur le contrôle. Dans ce chapitre, l'information visuelle est traitée afin de générer la commande de suivi de cible; puis vient la description détaillée de l'algorithme de compensation neuronique. Le cinquième chapitre est dédié aux résultats expérimentaux ainsi qu'à leur analyse. On pourra entre autre y apprécier la performance de la stratégie de compensation visuelle, tant au niveau du suivi de cible qu'au niveau du contrôle des joints. De plus, la caractéristique d'apprentissage associé à la compensation neuronique est analysée. Enfin, la conclusion se propose de faire une synthèse du travail de recherche accompli et présente une discussion traitant des avantages, inconvénients et limitations ainsi que des développements futurs envisageables.

Chapitre 2: Architecture du système

2.1 *Architecture proposée*

Rappelons tout d'abord le but du système développé, soit la compensation des perturbations engendrées par la flexion structurale dans un arrangement macro-micro manipulateur. L'architecture proposée se doit de rencontrer les objectifs et les contraintes prescrites dans le chapitre précédent. De plus, puisque notre démarche utilise une plate-forme expérimentale générique composée d'un bras manipulateur redondant, l'architecture devra permettre une flexibilité et une modularité accrue, car des ajouts ou des modifications ultérieures pourront être apportées aux présents développements. En effet, il convient de planifier à l'avance une structure d'implantation qui puisse permettre de facilement réutiliser les modules composant le système pour ainsi s'ajouter aux divers outils de développement déjà réalisés.

2.1.1 Justification de l'approche

Dans la littérature scientifique, de nombreuses approches ont été proposées afin de résoudre le problème de précision engendré par la flexion structurale. Ces approches s'inscrivent dans le domaine du contrôle des vibrations. En effet, il s'agit de dissiper activement les vibrations de la structure afin de stabiliser le micro-manipulateur.

On tente de modéliser la dynamique de ces structures pour alors estimer la déflexion au micro-manipulateur (Mavroidis [10] et Zhihong [18]). Cependant, puisque les géométries des macro-manipulateurs industriels sont en général complexes, il devient

très difficile d'en faire une modélisation suffisamment précise. De plus, comme l'information de déformation de la structure est obtenue via des jauges de déformation, cela implique qu'il faut expérimenter sur la structure réelle du macro-manipulateur. Donc, pour des motifs de faisabilité et de logistique, ces stratégies n'ont pas été retenues.

Trudnowski [22], Cannon [14] et Lew [15] ont proposé de dissiper l'énergie de vibration avant d'effectuer la tâche de précision (*Inertial Damping*). L'aspect séquentiel est ici gênant car on voudrait idéalement pouvoir opérer avec finesse à l'aide du micro-manipulateur et en même temps compenser les perturbations induites par la flexion structurale. Torres [13] et Van Vliet [16] ont aussi soumis des stratégies similaires (*Pseudo-Passive Energy Dissipation*) et soulignent qu'il devient difficile d'appliquer ces méthodes à des manipulateurs possédant plusieurs degrés de liberté. En effet, le couplage dynamique entre les diverses membrures devient important et la modélisation dynamique complexe.

Pisoni [11], Torres [12] et Dubowsky [23], soulignent le fait que la pose du macro-manipulateur est déterminante dans le transfert d'énergie de vibration. Ainsi, il est possible de déterminer les trajectoires qui minimisent l'énergie de vibration. Bien que pertinente, ces stratégies ne permettent pas de compenser l'effet de perturbations externes inconnues.

Une solution originale basée sur le suivi de cible se révèle très intéressante pour faire la compensation des perturbations. En effet, bien que le domaine du suivi de cible (*tracking*) ne soit pas directement associé à la problématique de flexion structurale, le but

poursuivi (soit la compensation de la flexion structurale) est atteint si l'on intègre cette stratégie à notre solution. En effet, lorsque le micro-manipulateur effectue ses tâches, on désire généralement un contexte d'opération où l'objet des travaux est immobile dans le repère de l'effecteur du micro-manipulateur. Par exemple, afin de réaliser le perçage robotisé sur une coque de bateau (la cible), on doit s'assurer que cette dernière est immobile dans le repère de l'effecteur du micro-manipulateur², et ce, même si le bateau suit le mouvement des vagues. Dans cette situation, si le vent vient exciter la structure du macro-manipulateur et induit des perturbations nuisibles, il n'en demeure pas moins qu'il faudra effectuer les manipulations de soudure dans un contexte où la cible reste fixe dans le repère de l'effecteur du micro-manipulateur.

Puisque le suivi de cible tente précisément d'annuler la vitesse relative entre la cible et l'effecteur d'un manipulateur, cette stratégie, appliqué au contexte de flexion structurale, convient parfaitement à la résolution de la problématique. En effet, dans l'espace de l'effecteur du micro-manipulateur, la cible se déplace puisque la base du micro-manipulateur est perturbée. Un suivi de cible performant aura comme conséquence de compenser l'effet de ces perturbations externes. De plus, cette approche, évite toute modélisation dynamique du macro-manipulateur et se prête facilement à des essais expérimentaux en laboratoire car il n'est plus question d'avoir le système complet mais seulement le micro-manipulateur.

La stratégie de suivi de cible est composée de deux aspects : (1) identification de la cible; (2) l'asservissement en position du micro-manipulateur. Dans cette optique, il a

² Ici, la coque se déplace dans le repère monde mais elle doit rester fixe dans le repère du manipulateur.

été choisi de découper le système en deux modules principaux soient, le module de vision et le module de contrôle. La Figure 2.1 montre l'architecture générale du système.

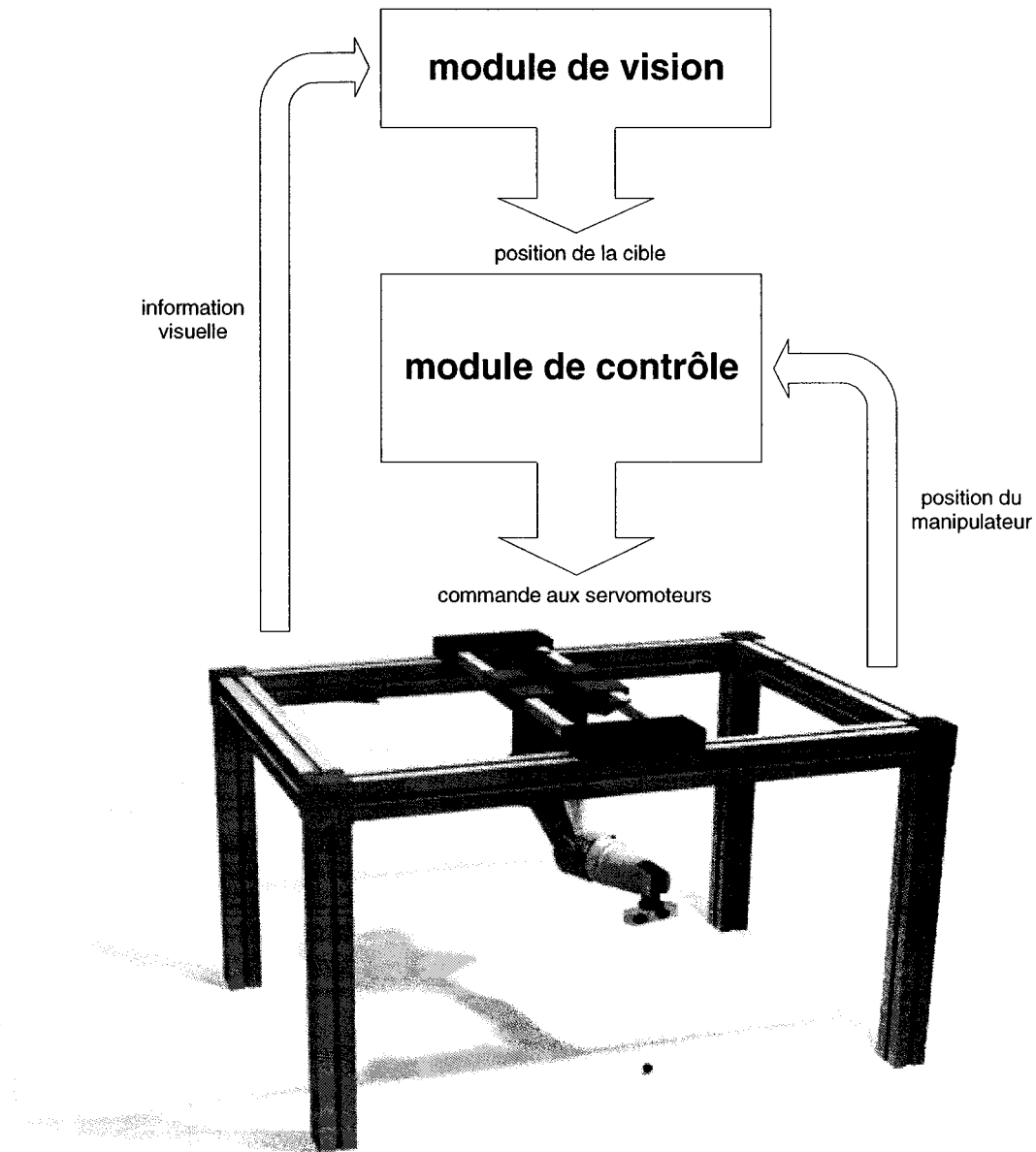


Figure 2.1 : Architecture générale du système

Les sections qui suivent présentent les modules de vision et de contrôle en détails.

2.1.2 Module de vision

Ce module a pour seule et unique fonction d'extraire la position 3D de la cible. Il a été choisi d'utiliser des caméras afin de réaliser cette tâche pour deux raisons : (1) ces appareils sont peu dispendieux comparés à des scanners laser ou à des systèmes télémétriques magnétiques (2) l'information visuelle est riche et il existe une multitude d'algorithmiques de traitement d'image. Comme mentionné précédemment, il a été choisi d'utiliser une cible facile à détecter. Elle est composée de pastilles de couleurs (rouge, jaune, bleu et vert) formant les sommets d'un carré ayant 68mm d'arêtes. La Figure 2.2 montre la cible.

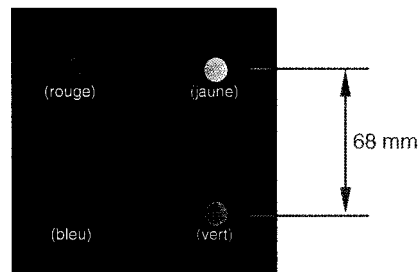


Figure 2.2 : Géométrie de la cible

Le choix d'un arrière plan noir s'inscrit dans une stratégie d'optimisation de l'algorithme de recherche des pastilles de couleurs qui sera couvert dans le troisième chapitre.

À chaque instant, on désire donc calculer la position de chacune des pastilles composant la cible. Puisque l'on veut opérer un suivi de cible en position et en orientation, on a besoin des coordonnées d'au moins trois points distincts. Afin de fixer l'orientation, on se servira du vecteur normal au plan de la cible. Toutefois, en ajoutant

un quatrième point, on améliore substantiellement la précision des calculs. Le chapitre suivant présente une analyse comparative de cette alternative (cible à trois et à quatre pastilles). Le traitement de l'information visuelle s'effectue comme suit (Figure 2.3) :

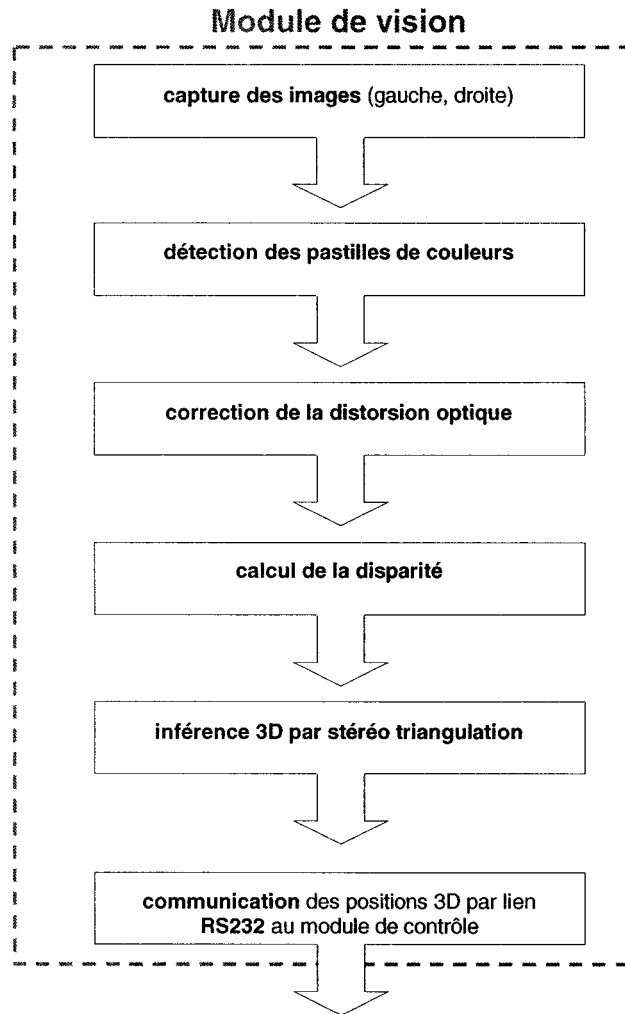


Figure 2.3 : Module de vision

La Figure 2.3 montre une séquence typique d'inférence 3D à partir de points dans la scène. Cependant, on peut noter une particularité: la détection des pastilles est faite dans les images avant la correction de la distorsion optique. De cette manière, la

correction de distorsion est appliquée uniquement aux positions des pastilles évitant ainsi de rectifier en entier les images stéréo. Cette procédure permet d'accélérer le traitement.

2.1.3 Module de contrôle

Ce module est au centre de la stratégie qui est développée dans ce projet. De manière générale, le module de contrôle reçoit en entrée l'information visuelle issue du module de vision et doit assurer un suivi de cible précis (se référer à la Figure 2.1 pour le schéma de l'architecture générale du système).

Il faut aussi réaliser que la performance et la précision finale du suivi de cible sont tributaires des deux principaux modules. Dans un premier temps, l'extraction de la position/orientation de la cible par stéréo-triangulation se doit d'être la plus précise possible et dans un deuxième temps, l'asservissement du manipulateur doit assurer un positionnement qui soit le plus près possible de la position désirée. En bref, il faut que la planification (module de vision) et l'action (module de contrôle) se conjuguent pour tenter de minimiser l'erreur de suivi.

Les deux principales parties composant le module de contrôle sont : (1) le traitement de l'information visuelle pour réaliser la commande de suivi de cible; (2) la compensation neuronique des non-linéarités du manipulateur afin d'opérer un contrôle en joint performant.

La Figure 2.4 présente le traitement de l'information visuelle soit la première partie du module de contrôle.

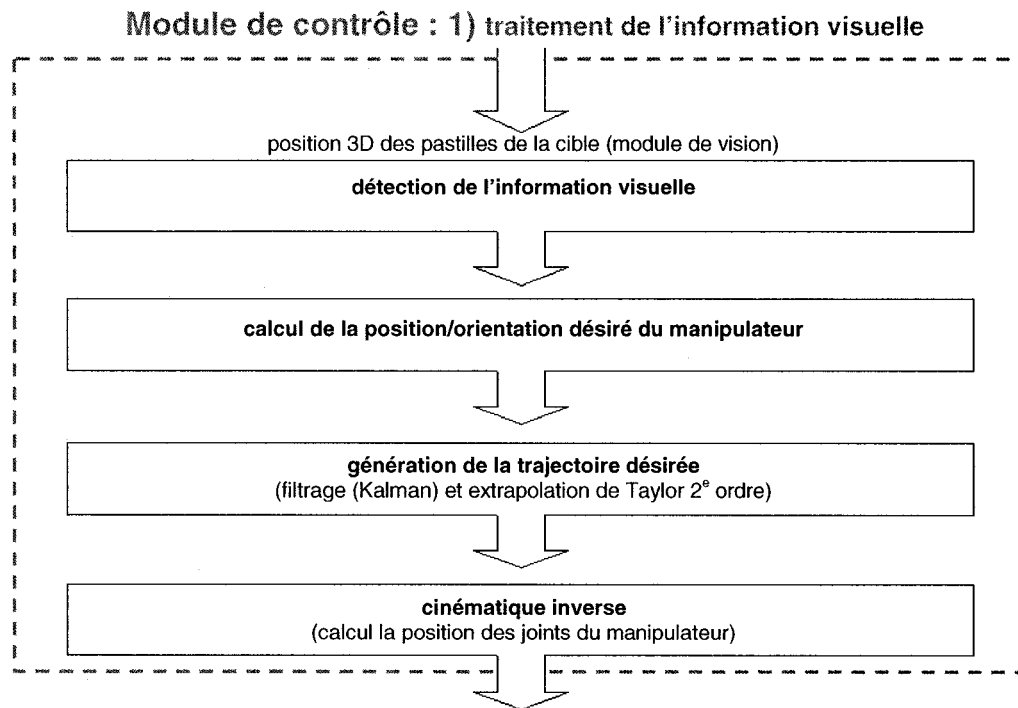


Figure 2.4 : Traitement de l'information visuelle

L'information de position issue du module de vision constitue l'entrée du module de contrôle. Dans un premier temps, on doit détecter précisément le moment de l'arrivée de l'information visuelle. En effet, il faut réaliser que le processus réalisant l'inférence 3D et la plate-forme de calcul temps réel assurant l'asservissement en suivi de cible possèdent des pas de calcul bien distincts. La boucle de contrôle fonctionne à 1000 Hz tandis que le module de vision transmet l'information de position 3D des pastilles à une fréquence moyenne de 24 Hz. Il s'agit donc dans cette première étape de détecter l'événement asynchrone visuel consistant en la communication de nouvelles positions 3D

des pastilles de couleur. Ce signal déclenchera l'actualisation de la position/orientation désirée du manipulateur.

Ensuite, intervient une série d'étapes réalisant la mise en forme de l'information visuelle. La transformation homogène et la cinématique directe permettent de rapporter les positions 3D des pastilles de couleurs du repère caméra dans le repère fixe de la base du manipulateur. Ensuite, le calcul de la position et de l'orientation de la cible s'effectue en utilisant notamment l'équation du plan passant par les pastilles. Puis, connaissant la position et l'orientation de la cible on peut alors calculer la position cartésienne désirée du manipulateur. En effet, on désire suivre la cible avec une distance fixe suivant la normale à cette dernière (position et orientation désirées).

L'actualisation de la position/orientation désirée dépend de la fréquence à laquelle l'information visuelle est reçue, soit environ 24 Hz. Ces positions/orientations désirées sont ensuite utilisées afin de générer une extrapolation de la trajectoire désirée du manipulateur. Ce faisant, une commande cartésienne à 1000 Hz est réalisée rendant ainsi les déplacements du manipulateur plus lisses. Par cette opération, on transforme la commande discrétisée à 24 Hz en une trajectoire désirée actualisée à une fréquence de 1000 Hz. L'application de la cinématique inverse, dernière étape, vient associer à la position cartésienne désirée une configuration des joints du manipulateur.

La Figure 2.5 présente l'asservissement en position, deuxième partie du module de contrôle.

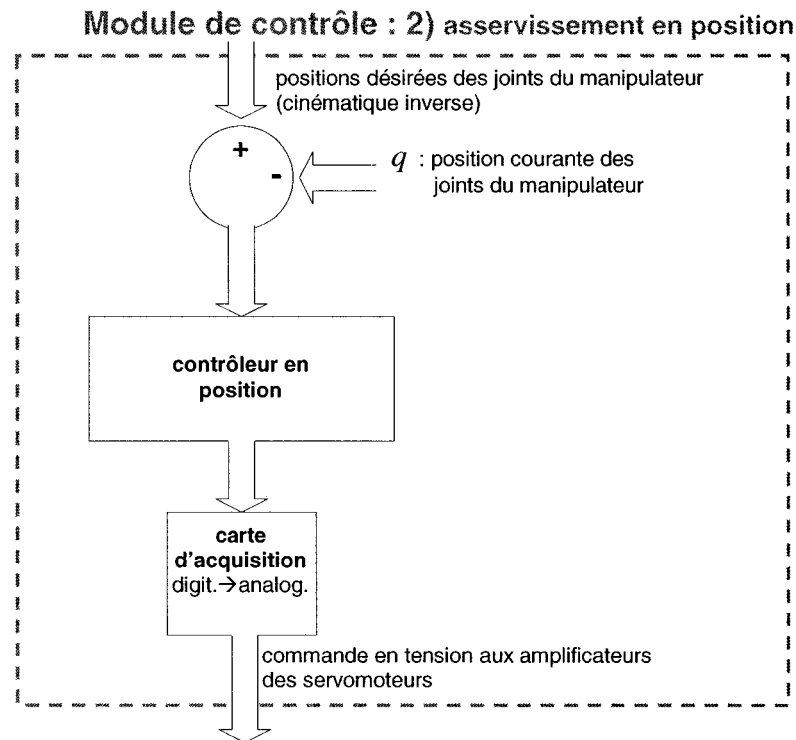


Figure 2.5 : Compensation neuronique

Dans cette deuxième partie du module de contrôle on réalise un asservissement en position des différents joints du manipulateur. L'élément central de ce module est le contrôleur de position. En effet, il a été choisi d'implanter un contrôleur utilisant une compensation neuronique. La justification de ce choix de contrôleur ainsi que les détails techniques d'implantation sont présentés au chapitre 4. Enfin, la commande finale (issue du contrôleur en position), via une carte d'acquisition, est convertie en tension de contrôle aux amplificateurs des six servomoteurs du manipulateur.

2.2 Banc d'essai

2.2.1 Plate-forme expérimentale temps réel

Dans un contexte de validation expérimentale, la qualité de la simulation est primordiale. Ainsi, l'émulation des perturbations engendrées par la flexion structurale exige que l'on se rapproche le plus possible du phénomène réel. De plus, l'asservissement et l'opération du bras redondant imposent une puissance de calcul considérable. Ces deux éléments imposent l'utilisation d'une plate-forme de calcul temps réel. Le système RT-Lab constitue l'essentiel de cette plate-forme. Une station (PC Windows) est utilisée pour faire le design du contrôleur dans l'environnement Matlab/Simulink. Via RT-Lab, on crée ce modèle de contrôle puis, ensuite, on génère le code C qui lui est associé. Ce code est alors transféré par TCP/IP à un nœud QNX où il est compilé. Cette dernière station exécute le code du contrôleur en temps réel et, à l'aide d'une carte d'acquisition, les signaux de commande sont utilisés pour piloter les amplificateurs du robot manipulateur. La Figure 2.6 présente le banc d'essai.

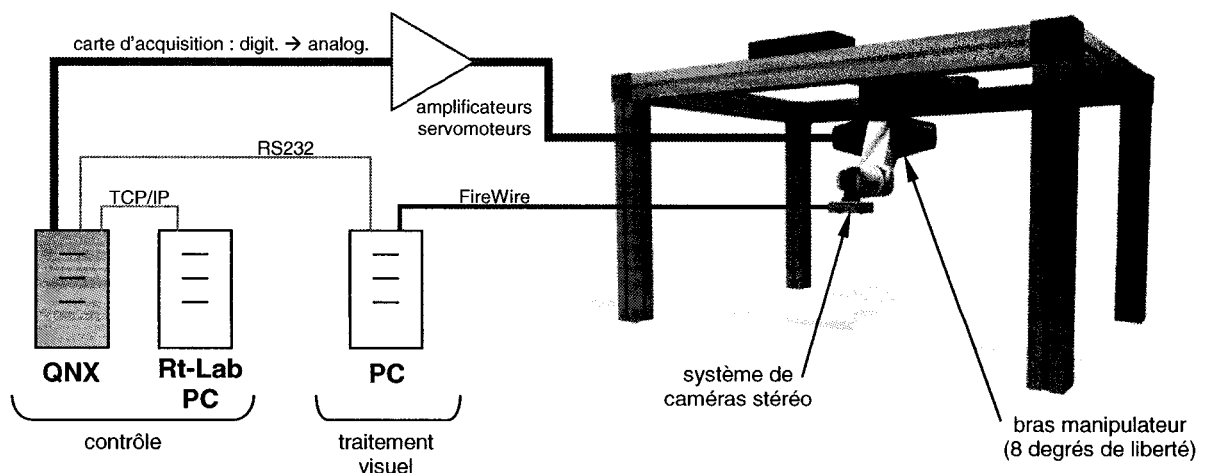


Figure 2.6 : Plate-forme expérimentale temps réel

Dans la Figure 2.6, on peut aussi remarquer que le traitement visuel est réalisé sur une station dédiée (PC Windows). En effet, cette configuration permet de maximiser la vitesse de traitement.

2.2.2 Système de caméras stéréo Bumblebee

Constituant le cœur du système de vision, la caméra stéréo qui a été sélectionnée possède de multiples avantages. Entre autre, elle est compacte, légère et la calibration faite par le fabricant offre une précision accrue lors de l'inférence 3D. La Figure 2.7 montre ce système.

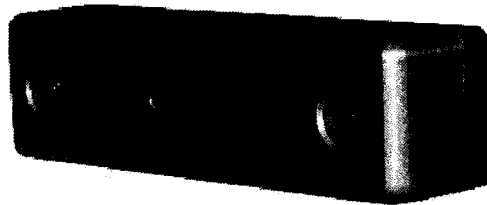


Figure 2.7 : Caméra stéréo Bumblebee

C'est aussi un atout d'avoir les caméras vidéo encastrées dans un bloc solidaire car la dynamique de l'effecteur, là où le système de vision sera fixé, ne risque pas de causer un désalignement optique, comme c'est le cas dans un arrangement où les caméras stéréo ne sont pas fermement fixées. Le Tableau 2.1 détaille les spécifications de ce système.

Tableau 2.1 : Spécification du système caméra stéréo

Spécifications	Caméra <i>Bumblebee</i>
résolution	640 x 480 pixels - RGB 8 bits/canal
vitesse de capture	30 images/seconde
synchronisation	moins de 20 μ s entre la caméra gauche et droite
gain	Auto./Manuel (0-34dB, 0.035dB résolution)
vitesse d'obturation	Auto./Manuel (1/ 16000 à 1/30 seconde @ 30 Hz)
poids	375 g.
volume	16 x 4 x 4 cm
connexion	FireWire (IEEE-1394)

2.2.3 Bras manipulateur CRS

Comme mentionné dans les sections précédentes, la plate-forme expérimentale utilise un bras redondant à huit degrés de liberté. Ce dernier se compose d'un manipulateur CRS A465 à six degrés de liberté monté sur une plate-forme possédant deux degrés de liberté en translation. Cette section présente les caractéristiques géométriques de ce bras ainsi que la fonction de cinématique directe qui lui est associée. On se rappellera qu'une telle fonction permet de calculer la position de l'effecteur dans le référentiel fixe de la base du robot connaissant la position angulaire de chacun des joints du manipulateur. La Figure 2.8 montre la géométrie, la portée ainsi que la plage angulaire admissible de chacune des articulations.

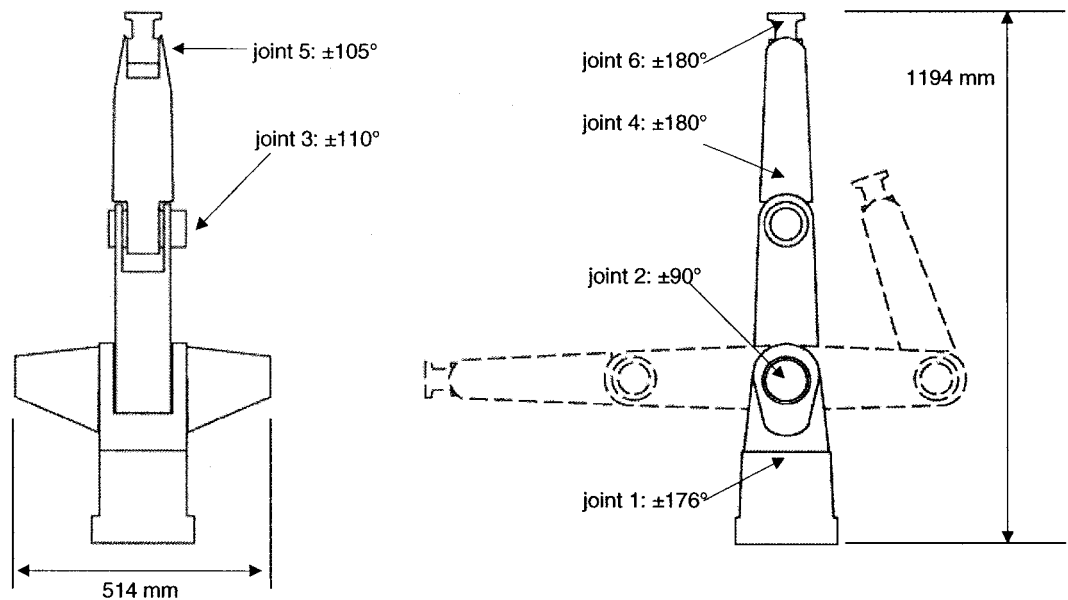


Figure 2.8 : Géométrie du bras CRS

En utilisant une série de transformations homogènes, on peut construire la fonction de cinématique directe de bras CRS permettant d'exprimer la position d'un point appartenant à un repère quelconque du manipulateur dans le référentiel fixe de la base de ce dernier. Sur la Figure 2.9, on peut observer comment on décompose le manipulateur pour en faire un système de repères articulé. Cette chaîne cinématique, où fonction de cinématique directe, est très utile notamment pour calculer la position de l'effecteur (repère six) dans le référentiel fixe de la base du manipulateur (repère zéro).

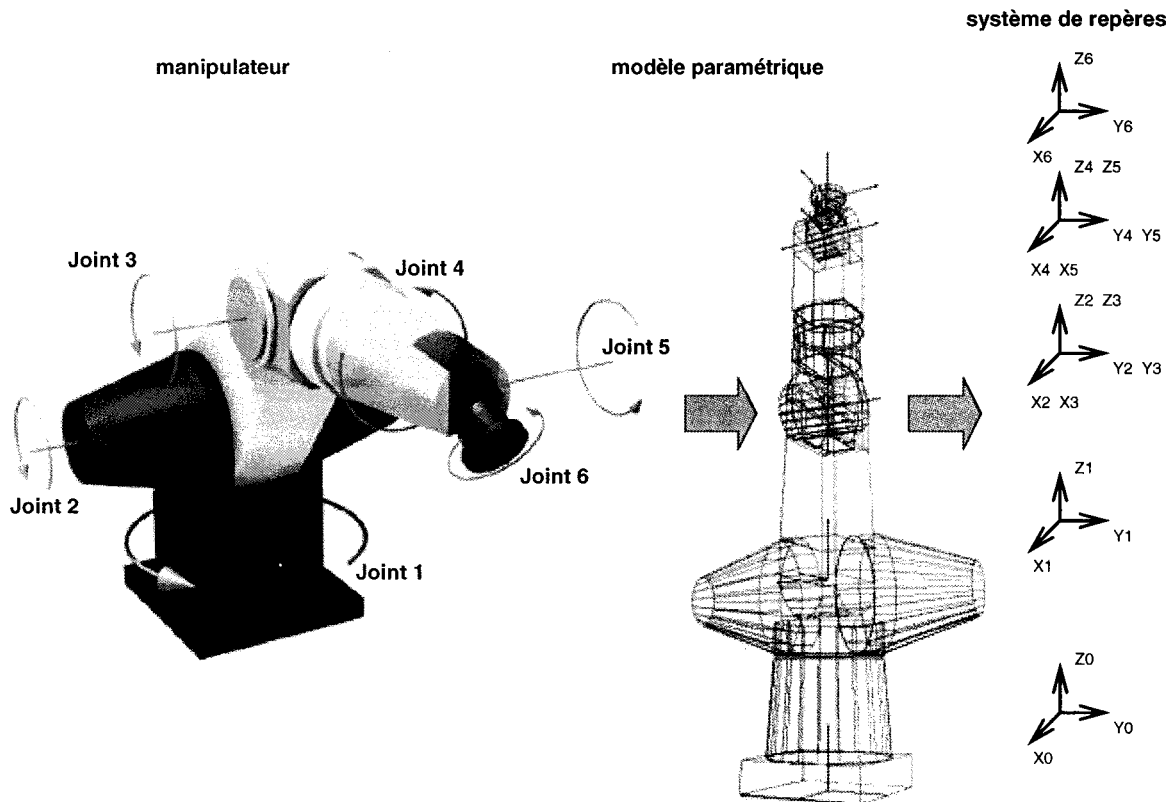


Figure 2.9 : Chaîne cinématique du CRS

La transformation homogène permettant de passer d'un référentiel B à A est la suivante :

$${}^A_B T = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_x \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_y \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Les termes en r_{ij} traduisent une rotation tridimensionnelle et les termes en t_i expriment une translation. On utilisera la relation qui suit pour calculer le vecteur position d'un point p initialement exprimée dans le référentiel B traduit dans le référentiel A :

$${}^A(p) = {}^A_B T \cdot {}^B(p)$$

La fonction de cinématique directe du bras CRS permettant de calculer la position d'un point p exprimé dans l'espace de l'effecteur dans le repère fixe de la base s'écrit comme suit :

$${}^0(p) = {}^{base CRS}_{ffacteur CRS} T \cdot {}^6(p) = {}^0_1 T \cdot {}^1_2 T \cdot {}^2_3 T \cdot {}^3_4 T \cdot {}^4_5 T \cdot {}^5_6 T \cdot {}^6(p)$$

avec les matrices de transformation suivantes :

$${}^0_1 T = \begin{bmatrix} \cos(\theta_1) & -\sin(\theta_1) & 0 & 0 \\ \sin(\theta_1) & \cos(\theta_1) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 330.2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad {}^1_2 T = \begin{bmatrix} -\cos(\theta_2) & 0 & -\sin(\theta_2) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin(\theta_2) & 0 & -\cos(\theta_2) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$${}^2_3T = \begin{bmatrix} -\cos(\theta_3) & 0 & -\sin(\theta_3) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin(\theta_3) & 0 & -\cos(\theta_3) & 304.8 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad {}^3_4T = \begin{bmatrix} \cos(\theta_4) & -\sin(\theta_4) & 0 & 0 \\ \sin(\theta_4) & \cos(\theta_4) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 330.2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$${}^4_5T = \begin{bmatrix} -\cos(\theta_5) & 0 & -\sin(\theta_5) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin(\theta_5) & 0 & -\cos(\theta_5) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad {}^5_6T = \begin{bmatrix} \cos(\theta_6) & -\sin(\theta_6) & 0 & 0 \\ \sin(\theta_6) & \cos(\theta_6) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 76.2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Les valeurs angulaires $\theta_i, i=1,2,\dots,6$ sont en radians et les translations sont en mm.

Dans ce deuxième chapitre, l'architecture du système a été présentée. Dans un premier temps, on a justifié le choix de l'approche retenue en faisant une étude des solutions proposées dans la littérature. La stratégie adoptée repose sur un suivi de cible lequel permet de compenser les effets nuisibles de la flexion structurale sans toutefois imposer de modélisation dynamique. Cette stratégie a de plus l'avantage de pouvoir être validée expérimentalement en laboratoire. Les deux principaux composants de cette stratégie de compensation sont la vision (détection de la cible par stéréo-triangulation) et l'asservissement en position du manipulateur. Afin de valider expérimentalement notre approche, on utilise un banc d'essai opéré sous une plate-forme de calcul en temps réel. Le banc est constitué d'un manipulateur redondant à huit degrés de liberté. Dans cette configuration, deux axes linéaires réalisent l'émulation des perturbations externes et les six autres degrés de liberté sont associés au manipulateur qui réalisera le suivi de cible.

Chapitre 3: Module de vision

Ce module a pour objectif d'extraire la position 3D des pastilles composant la cible. Ce processus se fait en deux temps : (1) détection des pastilles; (2) stéréo triangulation. L'information visuelle est fournie par deux caméras numériques fixées sur l'effecteur du manipulateur (se référer au montage expérimental, Figure 1.5).

3.1 *Détection des pastilles*

3.1.1 Algorithme de détection

Les images (gauche et droite) sont codées en 8 bits dans le format Rouge-Vert-Bleu (RVB). Ce faisant, il est judicieux d'employer des pastilles de couleur rouge, vert, bleu et jaune car les triplets RVB qui correspondent à ces couleurs sont bien distincts : rouge ([1 0 0]), vert ([0 1 0]), bleu ([0 0 1]), jaune ([0 1 1]). L'algorithme de détection traite chacune des images (gauche et droite) indépendamment et se doit d'être simple car on désire une vitesse de traitement la plus élevée possible. L'algorithme est le suivant :

- 1) balayer toute l'image et relever la position 2D (position x et y dans l'image) des pixels rouge, vert, bleu et jaune ;
- 2) faire la moyenne arithmétique des positions 2D des pixels correspondant à chacune des pastilles;
- 3) si les quatre pastilles sont détectées dans un même balayage, imposer une zone de recherche restreinte pour le prochain balayage et reprendre le traitement à l'étape 2.

La zone de recherche restreinte est formée par quatre rectangles centrés sur les quatre positions calculées à l'étape 2. Cette stratégie de recherche basée sur la connaissance à priori des positions des pastilles permet d'augmenter substantiellement la vitesse de traitement.

3.2 Stéréo triangulation

3.2.1 Principe

La stéréo triangulation est le calcul de la position 3D d'un point image connaissant la disparité et la géométrie du système de caméras. Afin de réaliser ce traitement, on utilise le modèle de caméra standard. La section qui suit en couvre les généralités.

3.2.2 Model de caméra standard

Le modèle de caméra standard qui est souvent utilisé dans les algorithmes d'inférence 3D est une simple mise en équation des différents paramètres optiques et géométriques d'une caméra. (Figure 3.1).

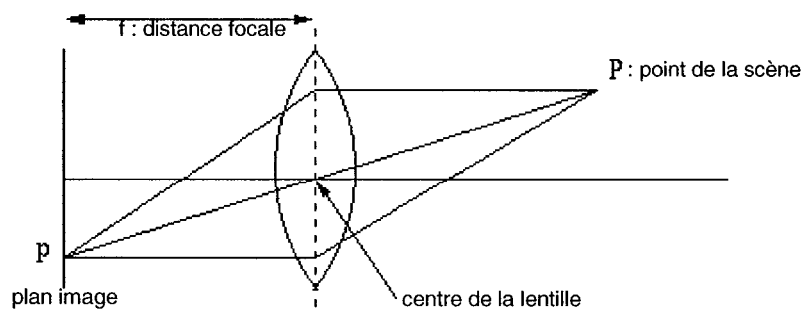


Figure 3.1 : Optique et caméra

Le modèle de caméra standard (trou-d'épingle) est le suivant (Figure 3.2).

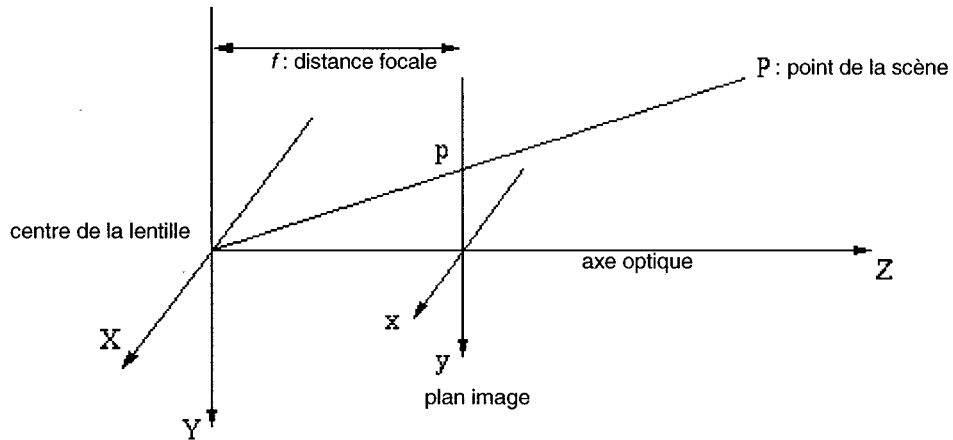


Figure 3.2 : Modèle de caméra standard

La position d'un point $P(X,Y,Z)$ de la scène projeté dans l'espace image (x,y) s'obtient comme suit :

$$x = f \cdot \left(\frac{X}{Z}\right)$$

$$y = f \cdot \left(\frac{Y}{Z}\right)$$

3.2.3 Inférence 3D de la position des pastilles

La position 3D (X,Y,Z) d'un point P de la scène peut être reconstruite à partir de la projection de P dans l'espace image des deux caméras (gauche et droite) connaissant la ligne de base b (où b représente la distance entre les centres optiques des caméras, Figure 3.3), la position et l'orientation de ces dernières.

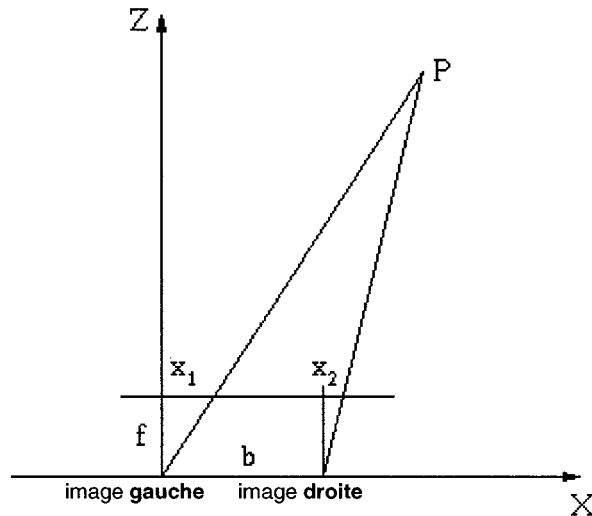


Figure 3.3 : Stéréo triangulation

La Figure 3.3 montre une configuration dans laquelle l'axe optique des caméras est parallèle (le système de caméra stéréo *Bumblebee*, présenté au chapitre précédent, utilise cette configuration). La position $P(X,Y,Z)$ s'obtient à partir des équations suivantes:

$$Z = \frac{b \cdot f}{x_1 - x_2}$$

$$Y = y_1 \cdot \left(\frac{Z}{f}\right)$$

$$X = x_1 \cdot \left(\frac{Z}{f}\right)$$

Bien que ces relations semblent simples et directes, il faut se rendre compte que la finesse et la qualité de l'inférence 3D est intimement liée au degré d'exactitude associé aux divers paramètres géométriques et optiques présentés dans la Figure 3.3. En effet, dans ce modèle, on suppose qu'il n'y a pas de distorsion optique, on suppose aussi que la

distance focale, la position des centres des caméras ainsi que le parallélisme des axes optiques sont exacts.

Puisque l'identification précise des paramètres invoqués dans la stéréo triangulation est une tâche complexe, il a été choisi d'utiliser un système de caméras stéréo pré-calibré (système *Bumblebee*), offrant une vaste gamme de fonctions associées à l'inférence 3D. Les avantages sont multiples : une rapidité d'implantation de par l'utilisation de fonctions développées spécifiquement pour le système stéréo *Bumblebee*, une précision et une fiabilité garantie par le fabricant.

3.3 Cible à 3 et 4 pastilles

Dans cette section, les calculs associés à l'extraction de la position et de l'orientation sont présentés pour une cible composée de trois points, puis pour une cible composée de quatre points.

Afin de calculer la position et l'orientation de la cible, il faut au minimum trois points de référence. Soient les trois points R , V et B dans l'espace cartésien correspondant à la position 3D (X,Y,Z) du centre des pastilles rouge, verte et bleu de la cible (Figure 3.4).

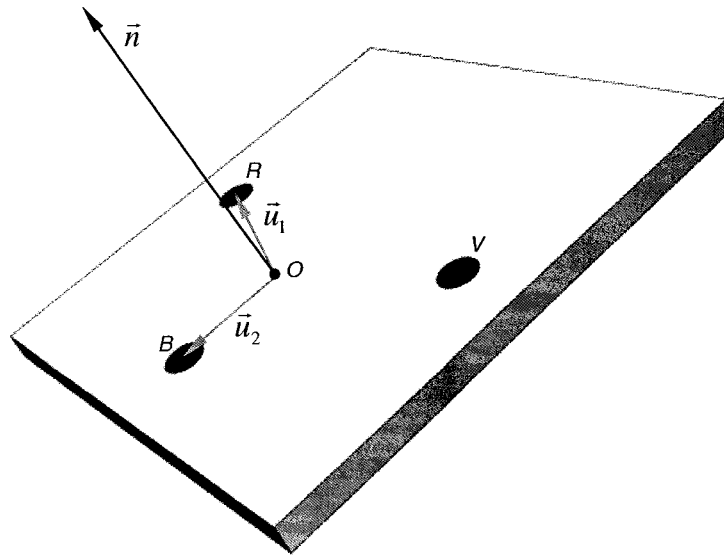


Figure 3.4 : Cible à 3 points

Le calcul de la position (point O) et de l'orientation s'effectue comme suit :

$$O = \frac{R + B + V}{3}$$

Posons $\vec{u}_1 = \overrightarrow{OR}$, $\vec{u}_2 = \overrightarrow{OB}$ et $\vec{n} = \vec{u}_1 \times \vec{u}_2$. Les trois vecteurs élémentaires $\vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3$ composant le trièdre orthonormal centré en O sont :

$$\begin{aligned}\vec{e}_3 &= \frac{\vec{n}}{\|\vec{n}\|} \\ \vec{e}_2 &= \frac{\vec{e}_3 \times \vec{u}_1}{\|\vec{e}_3 \times \vec{u}_1\|} \\ \vec{e}_1 &= \frac{\vec{u}_1}{\|\vec{u}_1\|}\end{aligned}$$

Enfin, on exprime l'orientation de la cible par la matrice de rotation R suivante:

$$R = [\vec{e}_1 \quad \vec{e}_2 \quad \vec{e}_3] = \begin{bmatrix} e_{1x} & e_{2x} & e_{3x} \\ e_{1y} & e_{2y} & e_{3y} \\ e_{1z} & e_{2z} & e_{3z} \end{bmatrix}$$

Si l'on ajoute une pastille J (jaune) à la cible décrite précédemment, on peut alors utiliser l'information redondante afin de faire une moyenne sur la normale de la cible. La Figure 3.5 montre la cible composée de quatre points.

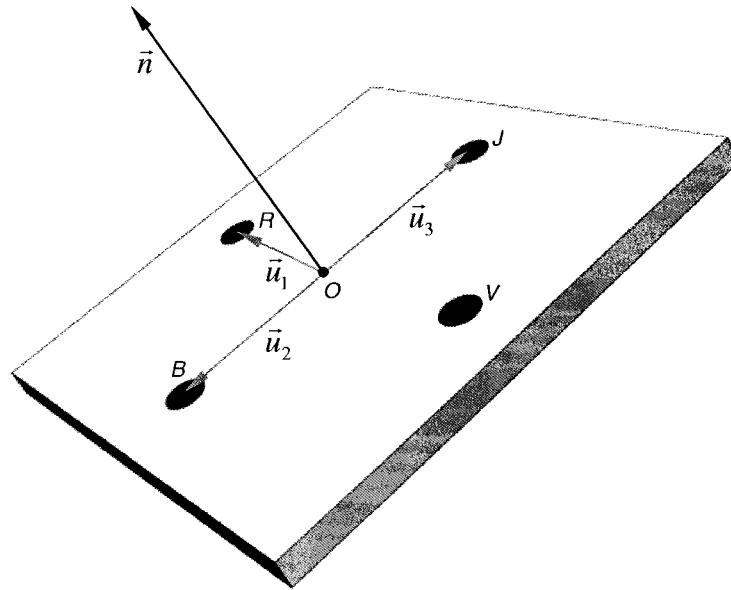


Figure 3.5 : Cible à 4 points

Le calcul de la position (point O) devient :

$$O = \frac{R + B + V + J}{4}$$

En utilisant la méthode de calcul décrite pour la cible à trois points, on fait la moyenne arithmétique des quatre normales issues des plans suivants : R - B - V , B - V - J , V - J -

R et $J-R-B$ pour former le vecteur normal moyen $\vec{e}_{3moy}$. Si maintenant on pose

$\vec{u}_1 = \overrightarrow{OR}$, $\vec{u}_2 = \overrightarrow{OB}$ et $\vec{u}_3 = \overrightarrow{OJ}$, on définit $\vec{u}_4 = \frac{\vec{u}_1 + \vec{u}_2 + \vec{u}_3}{3}$. S'ajoutant à $\vec{e}_{3moy}$, les

vecteurs élémentaire $\vec{e}_{1moy}, \vec{e}_{2moy}$ composant le trièdre orthonormal centré en O sont :

$$\begin{aligned}\vec{e}_{2moy} &= \frac{\vec{e}_{3moy} \times \vec{u}_4}{\|\vec{e}_{3moy} \times \vec{u}_4\|} \\ \vec{e}_{1moy} &= \frac{\vec{e}_{2moy} \times \vec{e}_{3moy}}{\|\vec{e}_{2moy} \times \vec{e}_{3moy}\|}\end{aligned}$$

Pour valider le gain associé à l'emploi d'une cible à quatre points par rapport à une configuration à trois points, les deux approches ont été implantées et comparées. Les résultats sont présentés dans la section qui suit.

3.4 Qualité de l'inférence 3D

Comme l'information visuelle est au centre de notre algorithme de compensation, il devient évident que d'évaluer la qualité de l'inférence 3D obtenue par stéréotriangulation est primordiale. Dans cette section, une analyse quantitative de la qualité de l'information issue du système de vision est présentée.

3.4.1 Montage expérimental

Afin de mesurer la qualité de l'inférence 3D issue du module de vision, on fixe le système de caméra stéréo sur l'effecteur du bras manipulateur (banc d'essais) et on utilise un second bras manipulateur auquel la cible aura été fixée (effecteur). Ce faisant, via les

capteurs de position de ces deux bras manipulateurs, il est possible de connaître exactement la position et l'orientation du couple caméra-cible. À l'aide de ce montage expérimental on peut faire varier la distance entre la cible et la caméra (d) ainsi que les positions angulaires θ_y et θ_z suivant le repère fixe présenté à la Figure 3.6.

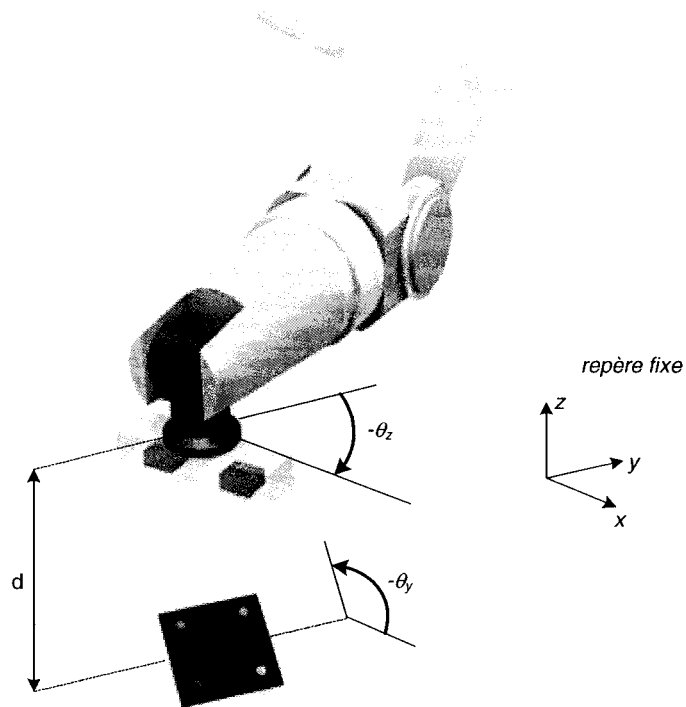


Figure 3.6 : Montage qualité de l'inférence 3D

3.4.2 Cible 3 points et cible 4 points

Dans ce test comparatif, on utilise le montage décrit précédemment et on place la cible à une distance d d'environ 450 mm. Ensuite, on impose θ_z à 0.00° (puisque θ_z correspond à la position du sixième joint du manipulateur on dispose d'une grande précision sur cette valeur). Ainsi, en utilisant un second bras manipulateur auquel la cible

est fixée, on fait varier θ_y entre 10.00° et -30.00° . Le test se fait en deux étapes : (1) on fixe θ_y à 10.00° en utilisant le second bras CRS et on extrait le vecteur normal de la cible (issu de l'inférence 3D); (2) on fixe ensuite θ_y à -30.00° puis on extrait de nouveau le vecteur normal de la cible. Ce faisant, il est possible de calculer l'angle $\Delta\theta_y$ formé par ces deux normales (ici $\Delta\theta_y$ vaut exactement 40.00°). La Figure 3.7 présente les résultats de ce test comparatif pour 867 extractions visuelles.

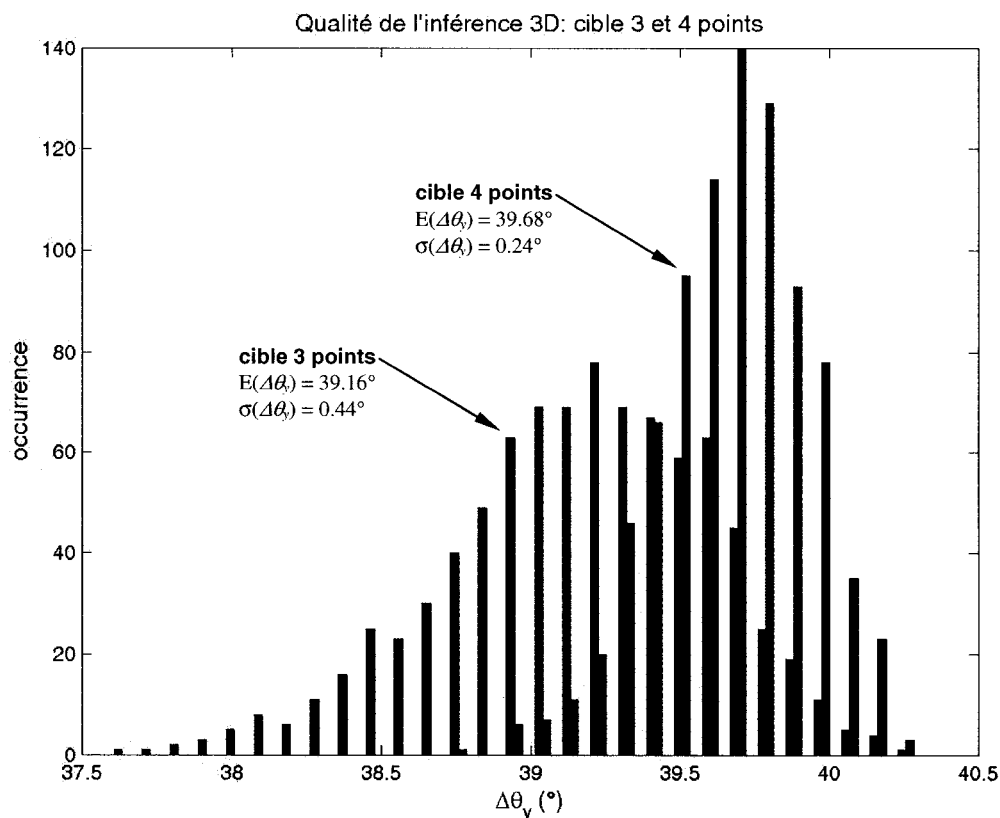


Figure 3.7 : Test comparatif, cible 3 points et 4 points

En observant la Figure 3.7, on constate que la dispersion est beaucoup plus petite (deux fois plus réduite) pour une cible composée de quatre pastilles. Cependant, les moyennes sont différentes pour ces deux configurations. Le fait que les moyennes soient

différentes provient du fait que les quatre pastilles (issues de l'inférence 3D) ne sont pas parfaitement dans un plan. L'unique explication proposée ici repose sur la détection des pixels dans l'espace image des deux caméras. On sait que la position (calculées en pixels dans l'espace image) est la moyenne arithmétique des différents pixels correspondant aux couleurs rouge, vert, bleu et jaune. On comprend aussi que pour une position fixe, on devrait retrouver sensiblement les mêmes pixels d'une acquisition d'images à l'autre, et donc, des positions moyennes qui, elles aussi, ne varient pas beaucoup. Chacune des pastilles est composée d'environ 50 pixels qui sont détectées dans l'image. Il est possible qu'il se crée un biais dans le calcul de la position moyenne des pastilles, induit par la résolution (quantification³) des caméras. Les pixels qui correspondent au contour des pastilles sont ceux qui ont le plus de chance d'être affectées par cette quantification et le calcul de la moyenne est sensible aux coordonnées de ces pixels. Cette explication est appuyée par les résultats qui suivent où on a effectué une mesure des normales pour une cible qui se déplace. Dans cette situation, le biais associé à la quantification disparaît puisque le déplacement des pixels est substantiel.

On remarque aussi que pour une cible à quatre points, la moyenne $E(\Delta\theta_y)$ se rapproche d'avantage de la valeur exacte ($\Delta\theta_y = 40.00^\circ$) cela aussi est en accord avec l'explication du biais de la moyenne $E(\Delta\theta_y)$. L'emploi d'une cible composée de quatre pastilles a donc été retenue.

³ Pour une disparité qui varie de un (1) pixel dans l'image, l'inférence 3D produit une position cartésienne qui elle varie de 0.18 mm en x , de 0.06 mm en y et de 0.92 mm en z . L'effet de la quantification est suffisamment important pour induire des variations notables dans le calcul de la normale.

3.4.3 Résolution : cible mouvante

Puisque la stratégie de compensation visuelle implique un suivi de cible, il est nécessaire de vérifier la qualité de l'inférence 3D pour une cible en mouvement. De plus, dans un souci de robustesse il faut également s'assurer que l'extraction visuelle fonctionne correctement et ce pour une orientation de la cible arbitraire. À cette fin, un test dans lequel il y a à la fois déplacement et changement d'orientation de la cible a été réalisé. En utilisant le montage présenté à la Figure 3.6, on vient fixer d à 450mm et on fait suivre à la caméra stéréo trois trajectoires circulaires concentriques dans le plan XY (trajectoires réalisées par les actionneurs linéaire X et Y, voir Figure 3.8).

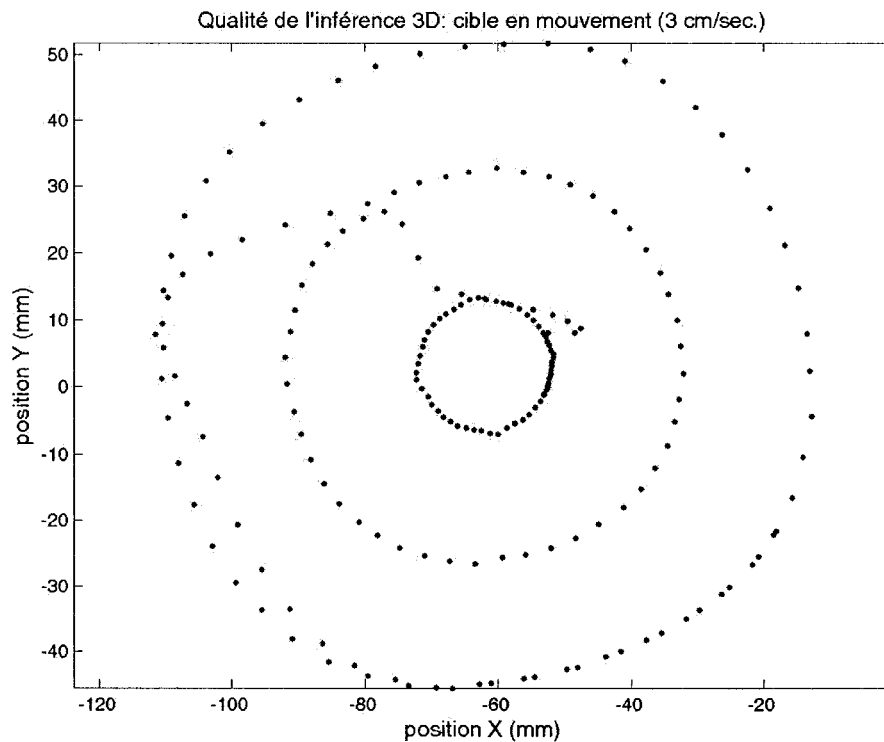


Figure 3.8 : Trajectoire de la cible

En plus de déplacer la cible, on en fait varier l'orientation suivant différentes valeurs de θ_z et θ_y . En effet, pour chaque θ_z on place la cible suivant deux θ_y distinct formant ainsi deux plans desquels on peut extraire l'angle formé par leurs normales ($\Delta\theta_y = 40.00^\circ$). Les résultats sont illustrés ci-dessous pour 196 points de mesure (Figure 3.8).

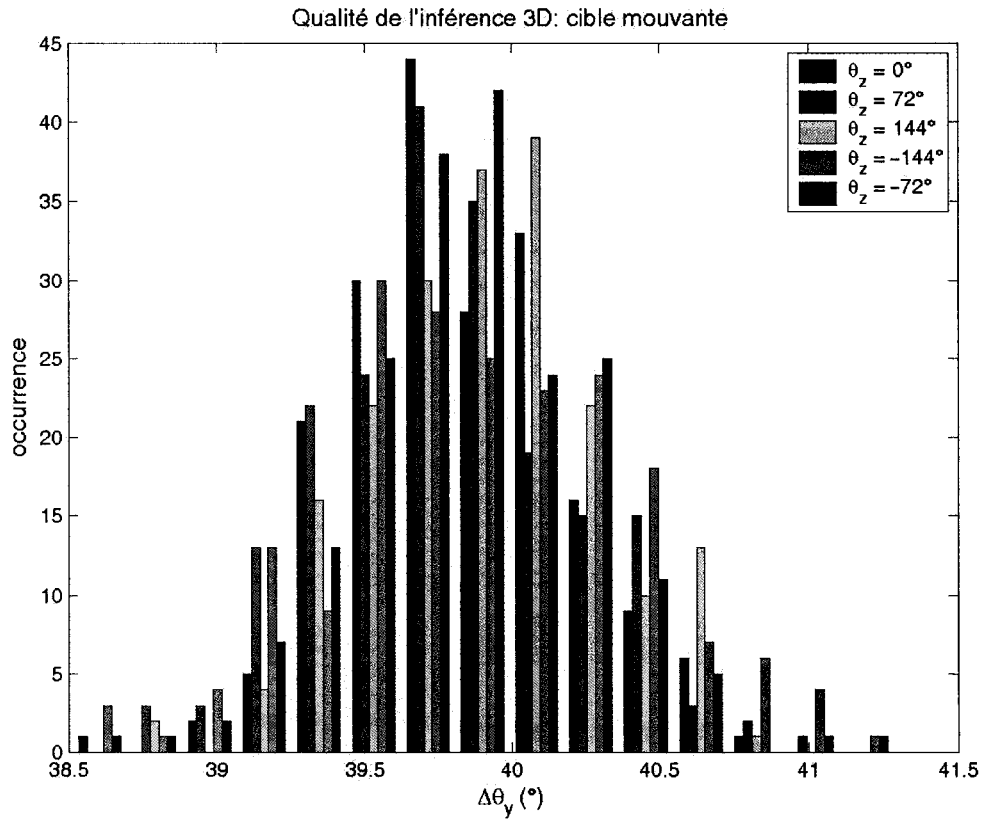


Figure 3.9 : Qualité de l'inférence 3D pour une cible mouvante

Ces résultats sont également présentés dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1 : Résultats cible mouvante

θ_z	$\Delta\theta_{y\text{réel}}$	$E(\Delta\theta_{y\text{mesure}})$	$\sigma(\Delta\theta_{y\text{mesure}})$
0.00°	40.00°	39.83°	0.37°
72.00°	40.00°	39.81°	0.43°
144.00°	40.00°	39.87°	0.38°
-144.00°	40.00°	39.89°	0.50°
-72.00°	40.00°	39.87°	0.39°

À la lumière de ces résultats, on peut attester de la qualité de l'inférence 3D pour une cible mouvante. En effet, pour les différents θ_z on retrouve un $\Delta\theta_y$ qui s'approche de la valeur exacte de 40.00° . Cependant, on remarqua un écart type $\sigma(\Delta\theta_y)$ qui est maintenant deux fois grand si l'on compare avec la situation où la cible est fixe. Toutefois, on considère que cette dispersion est acceptable compte tenu de la précision⁴ attendue dans la réalisation du suivi de cible.

⁴ Les différents critères de performance seront couverts en détail dans le chapitre dédié aux résultats.

Chapitre 4: Module de contrôle

4.1 Description des étapes

Le module de contrôle est au centre de la stratégie de compensation. Il s'agit d'utiliser l'information visuelle afin de générer un suivi de cible performant. On peut diviser le traitement de ce module comme suit :

- étape I: détection de l'instant précis où l'information visuelle est actualisée;
- étape II: calcul de la position et l'orientation désirée du manipulateur;
- étape III: génération de la trajectoire désirée via filtrage et extrapolation;
- étape IV: synthèse de la commande aux actionneurs en utilisant un contrôleur PD à compensation neuronique.

Il faut noter qu'un des éléments novateur de notre approche consiste précisément en cette quatrième étape et donc, une description détaillée de cette partie s'impose. Quant aux trois premières étapes, elles consistent en une série de transformations de l'information visuelle qui sont utiles et nécessaires, mais elles constituent des blocs de base lesquels pourront être optimisés dans des projets futurs.

4.2 Étape I : Détection de l'information visuelle

Dans un premier temps, il faut se rappeler que les calculs du module de contrôle sont tous exécutés en temps réel. Puisque cette boucle fonctionne à 1000 Hz et que le module de vision transmet l'information de position 3D des pastilles à une fréquence moyenne de 24 Hz (valeur obtenue expérimentalement), il faut alors détecter précisément

l'arrivée de cette information, car la série de calculs afférents au contrôle doit s'exécuter à chaque nouvelle capture vidéo de la cible par le système de caméra stéréo. L'information visuelle est représentée par 12 valeurs, soient les quatre triplets associés à la position 3D des pastilles de couleur de la cible. Posons $z_n, n=1,2,3,...,12$, ces valeurs d'inférence 3D, on peut alors construire le signal binaire y_i , où i est l'itération courante, répondant aux conditions suivantes :

$$\begin{cases} y_i = 1 & \text{si } x_i \neq x_{i-1} \\ y_i = 0 & \text{si } x_i = x_{i-1} \end{cases}$$

$$\text{avec } x_i = \sum_{n=1}^{12} z_n$$

Le front montant du signal binaire y_i permet donc de saisir l'instant exact où la nouvelle information visuelle est reçue par la boucle de contrôle temps réel. Le signal y_i est l'élément déclencheur de l'algorithme de contrôle. À chaque fois que y_i vaut 1, les étapes II, III et IV sont réalisées séquentiellement, soit environ 24 fois par secondes.

4.3 Étape II : Position et orientation désirée du manipulateur

4.3.1 Matrice de transformation homogène

La position et l'orientation désirées du manipulateur, dans la tâche de suivi de cible, sont calculées à partir de la position et de l'orientation de la cible dans l'espace *baseCRS* (l'espace cartésien représenté par le repère fixé sur la base du CRS, voir la Figure 2.9). Sachant que les coordonnées des points issus de l'inférence 3D appartiennent à l'espace *caméra*, dénotées $^{caméra}(p)$, l'objectif de cette section est

d'identifier la transformation homogène ${}^{baseCRS}_{caméra}T$ permettant de passer de l'espace *caméra* à l'espace *baseCRS* pour ainsi obtenir ${}^{baseCRS}(p)$ à partir de ${}^{caméra}(p)$. Cette transformation s'effectue comme suit :

$${}^{baseCRS}(p) = {}^{baseCRS}_{caméra}T \cdot {}^{caméra}(p)$$

Puisque l'on dispose de la matrice de transformation ${}^{baseCRS}_{effecteurCRS}T$, via la fonction de cinématique directe (voir 2.2.3 Bras manipulateur CRS), cette matrice peut s'exprimer par :

$${}^{baseCRS}_{caméra}T = {}^{baseCRS}_{effecteurCRS}T \cdot {}^{effecteurCRS}_{caméra}T$$

La relation finale devient:

$${}^{baseCRS}(p) = {}^{baseCRS}_{effecteurCRS}T \cdot {}^{effecteurCRS}_{caméra}T \cdot {}^{caméra}(p)$$

Ainsi, il suffit d'identifier ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$, la seule inconnue de l'expression précédente. On notera qu'il s'agit d'une matrice de transformation aux termes constants car la caméra est fixée sur l'effecteur du bras CRS.

La matrice ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$ est constituée de douze inconnues. Si on développe l'expression associée au passage des coordonnées d'un point exprimé dans l'espace *caméra* (indice *c*) vers l'espace *effecteurCRS* (indice *e*), on a :

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \\ z_e \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c & d \\ e & f & g & h \\ i & j & k & l \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix}$$

ou encore le système d'équations:

$$\begin{aligned} ax_c + by_c + cz_c + d &= x_e \\ ex_c + fy_c + gz_c + h &= y_e \\ ix_c + jy_c + kz_c + l &= z_e \end{aligned}$$

Il est possible d'identifier les douze termes de ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$ à l'aide de la procédure suivante. On recueille pour *k* positions différentes, les coordonnées de ${}^{caméra}(p_k)$ et ${}^{effecteurCRS}(p_k)$. Puisque ${}^{baseCRS}_{effecteurCRS}T$ est connue, on obtient ${}^{effecteurCRS}(p_k)$ comme suit :

$${}^{effecteurCRS}(p_k) = {}^{baseCRS}_{effecteurCRS}T^{-1} \cdot {}^{baseCRS}(p_k)$$

Dans le processus d'optimisation, on utilise la fonction objective quadratique f_{obj} suivante :

$$f_{obj} = \sum_k \begin{pmatrix} \text{Minimisation de l'erreur quadratique} \\ (ax_{ck} + by_{ck} + cz_{ck} + d - x_{ek})^2 + \\ (ex_{ck} + fy_{ck} + gz_{ck} + h - y_{ek})^2 + \\ (ix_{ck} + jy_{ck} + kz_{ck} + l - z_{ek})^2 \end{pmatrix}$$

Aussi, puisque ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$ est une matrice de transformation homogène, on soumet la minimisation de f_{obj} aux trois contraintes d'égalité non-linéaires et linéaires qui suivent :

$$\left. \begin{aligned} a^2 + b^2 + c^2 &= 1 \\ e^2 + f^2 + g^2 &= 1 \\ i^2 + j^2 + k^2 &= 1 \end{aligned} \right\} \text{ car la sous-matrice } R = \begin{bmatrix} a & b & c \\ e & f & g \\ i & j & k \end{bmatrix} \text{ est orthonormale.}$$

$$\left. \begin{aligned} ab + ef + ij &= 0 \\ ac + eg + ik &= 0 \\ bc + fg + jk &= 0 \end{aligned} \right\} \text{ car les vecteurs colonne de } R \text{ sont orthogonaux.}$$

À l'aide du banc d'essai, on réalise une série de mesure (k fois) où l'on place la cible à des position connues ${}^{baseCRS}(p_k)$ et on relève ${}^{caméra}(p_k)$, la position de la cible retournée par l'inférence 3D. Le montage est présenté à la Figure 4.1.

Il est possible de positionner la cible avec précision dans l'espace *baseCRS* puisque ce dernier peut être opéré en mode cartésien. Ainsi, via des points de références obtenus en positionnant l'effecteur près du sol, on peut réaliser un maillage de points aux coordonnées connues. Suite à ces manipulations, on pourra passer à l'étape d'optimisation.

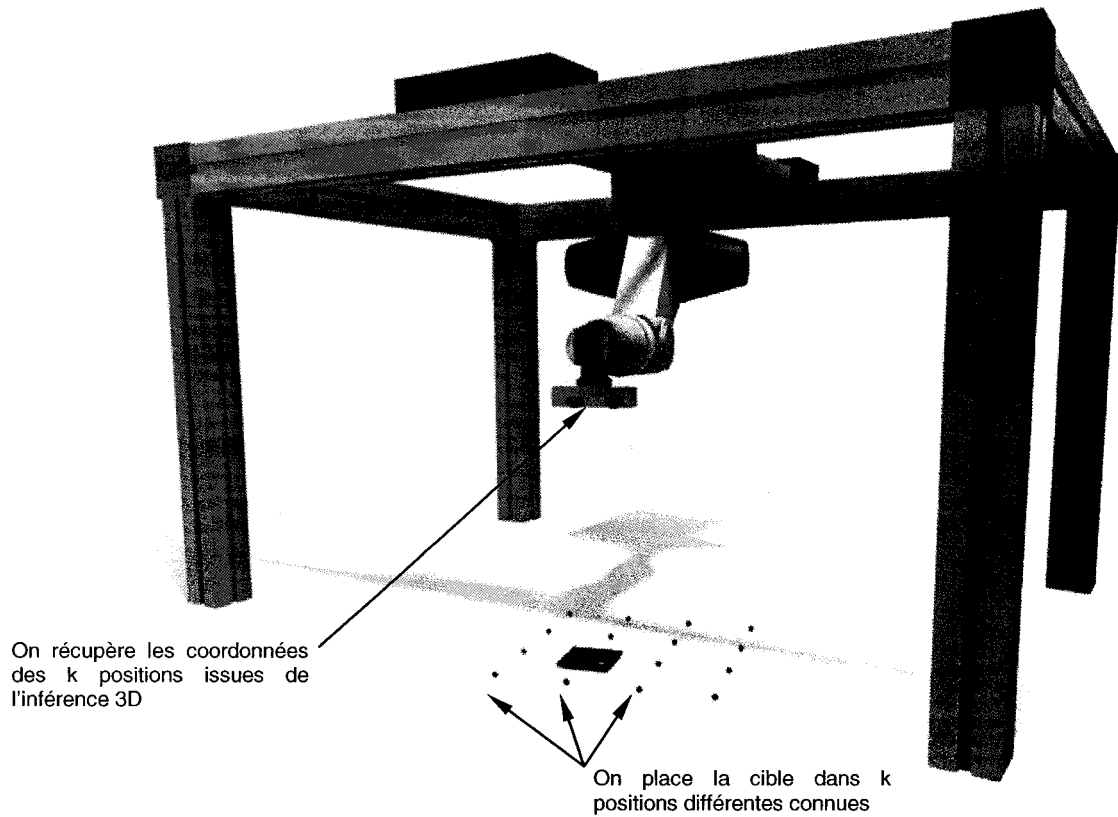


Figure 4.1 : Montage expérimental et matrice de transformation

Après optimisation⁵, on obtient la matrice ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$:

$${}^{effecteurCRS}_{caméra}T = \begin{bmatrix} 0.977077 & -0.212615 & 0.010705 & 69.043898 \\ 0.212548 & 0.977124 & 0.007065 & 20.580587 \\ -0.011962 & -0.004627 & 0.999917 & 61.203023 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

⁵ L'optimisation a été réalisée sous Matlab en utilisant la fonction fmincon.

Puisque l'optimisation des paramètres de ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$ minimise l'écart quadratique de l'erreur de position, on peut en observer le graphique pour tous les points de données et ainsi évaluer la qualité de ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$ approximée (Figure 4.2).

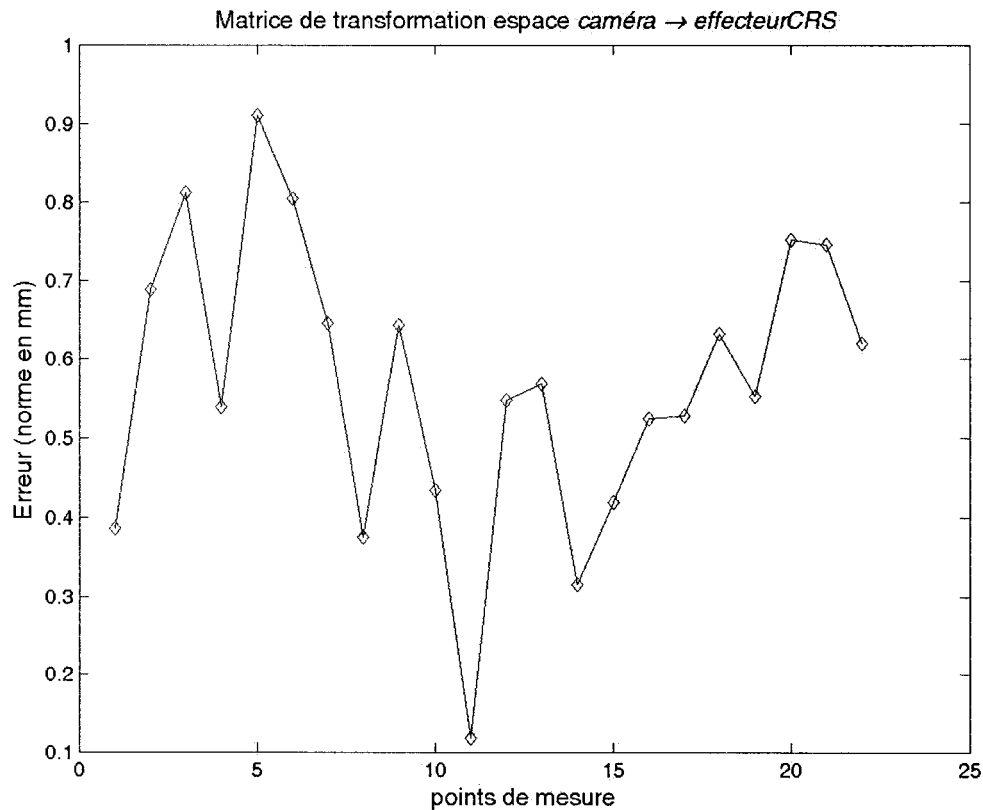


Figure 4.2 : Qualité d'approximation de la matrice de transformation

Sachant que le montage expérimental, plus spécifiquement la précision du maillage des points, est réalisé au millimètre près, on peut observer sur la Figure 4.2 que l'erreur de positionnement est comprise dans cette plage d'incertitude (1 mm). On peut accepter la qualité d'approximation de ${}^{effecteurCRS}_{caméra}T$ puisqu'on se situe dans la mesure de la précision des manipulations.

4.3.2 Calcul de la position et de l'orientation désirée

On peut maintenant exprimer la position des pastilles de la cible dans le repère *baseCRS*. Le calcul de la position et de l'orientation désirée du manipulateur (effecteur) s'effectue comme suit :

$$\begin{aligned} position_{désirée} &= O + d\vec{e}_{3moy} \\ orientation_{désirée} &= [\vec{e}_{2moy} \quad \vec{e}_{1moy} \quad -\vec{e}_{3moy}] \end{aligned}$$

Ici d est la distance imposée entre la cible et l'effecteur, comme illustré sur la Figure 4.3.

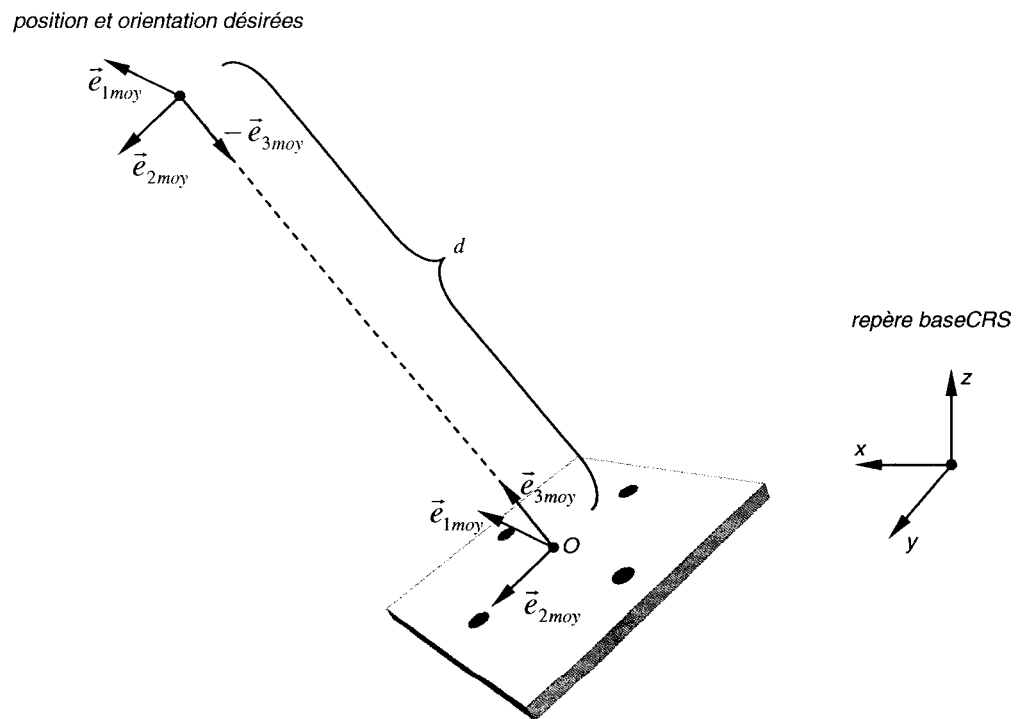


Figure 4.3 : Position et orientation désirées du manipulateur

4.4 Étape III : Trajectoire désirée via filtrage et extrapolation

4.4.1 Filtre de Kalman

Comme on peut le constater sur la Figure 4.3, la position désirée est projetée suivant la normale à la cible à une distance d imposée (cette distance est fixée à 500 mm dans le suivi de cible). Toute incertitude sur $\vec{e}_{3_{moy}}$ se traduit par une erreur de la position désirée. Aussi, afin d'obtenir un suivi de cible qui soit doux et régulier, on filtre la position désirée en utilisant un filtre de Kalman.

(Welch et Bishop [71]) Le filtre de Kalman est un estimateur optimal, c'est à dire qu'il fait l'inférence de variables d'intérêts à partir d'observations (mesures) indirectes entachées d'erreur. Parce que ce filtre est récursif, on peut traiter les données au fur et à mesure qu'elles arrivent. Ici, optimal est pris dans le sens où en présence de bruit gaussien, le filtre de Kalman minimise l'erreur moyenne quadratique, dans le sens de la variance, des variables estimées. On sait aussi qu'en présence de bruit non-gaussien, ce filtre est le meilleur estimateur linéaire. L'emploi de cet outil est très répandu et on peut en relever les avantages suivants :

- la qualité des résultats obtenus (estimateur optimal);
- la facilité d'implantation dans un contexte de calculs en temps-réel (filtre récursif);
- la simplicité de la formulation et de la structure du filtre;
- le traitement numérique est direct.

À chaque itération k , le filtre de Kalman estime les états ($\hat{x}_k$) d'un système dynamique linéaire et traite l'information de mesure (z_k). Dans ce processus, on peut donc distinguer deux groupes d'équations: (1) les équations d'actualisation du temps; (2) les équations d'actualisation des mesures. Les premières sont responsables de la projection dans le temps des états courants du système (prédiction) tandis que le second groupe permet d'améliorer l'estimation des états (correction).

La Figure 4.4 présente les différentes équations du filtre de Kalman ainsi que la séquence de traitement.

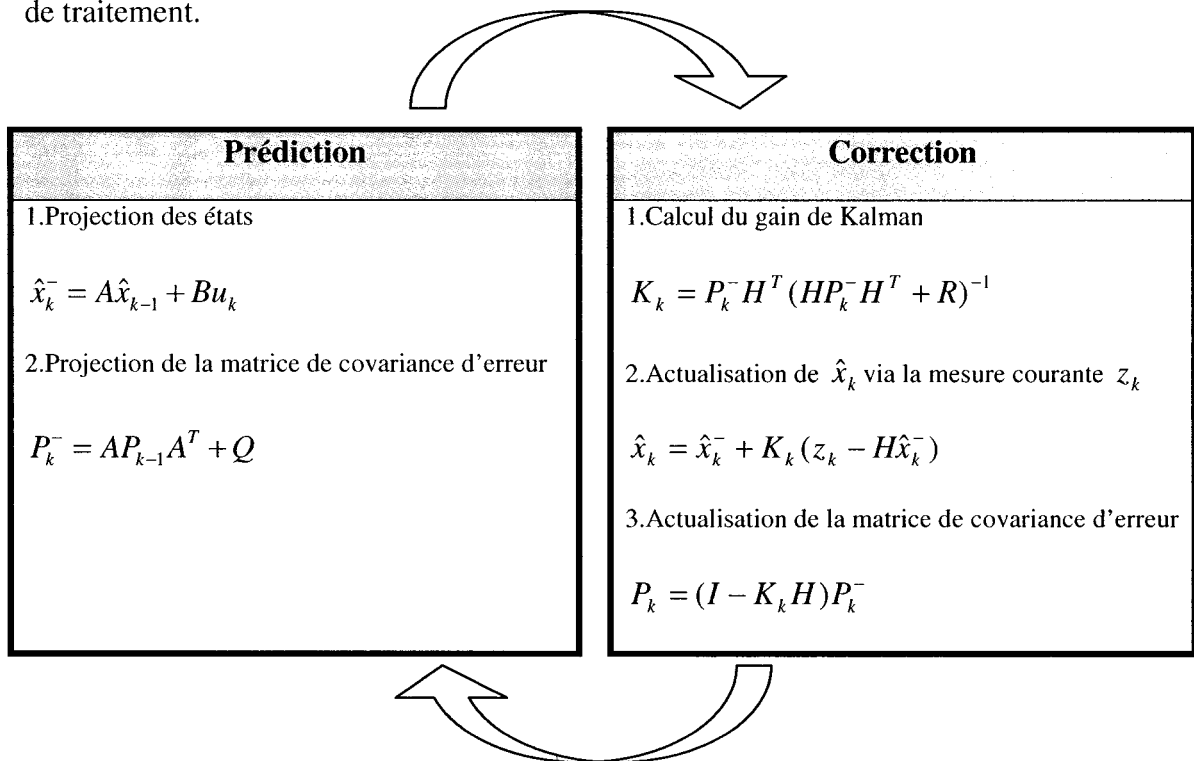


Figure 4.4 : Structure de filtre de Kalman

Ici A et B sont les matrices constituant le modèle d'état, P est la matrice de covariance de l'erreur d'estimation des états et H est la matrice de mesure (aussi appelée

C dans le formalisme classique des systèmes d'états). Les matrices Q et R sont respectivement la matrice de covariance du bruit du procédé et du bruit de mesure. La valeur de ces matrices permet entre autre de modifier le poids du filtre. Ainsi, il est alors possible de modifier en temps réel les propriétés du filtre de Kalman en ajustant Q et R .

Dans ce module de contrôle, trois filtres de Kalman sont implantés, soit un filtre pour chaque composante de la position désirée (xyz). Il est aussi important de noter que seule l'information de position constitue le signal de mesure (z_k). Dans ce schème, les différentes matrices composant le filtre deviennent des scalaires; les valeurs finales de Q et R qui ont été ajustés expérimentalement sont respectivement .001 et .03.

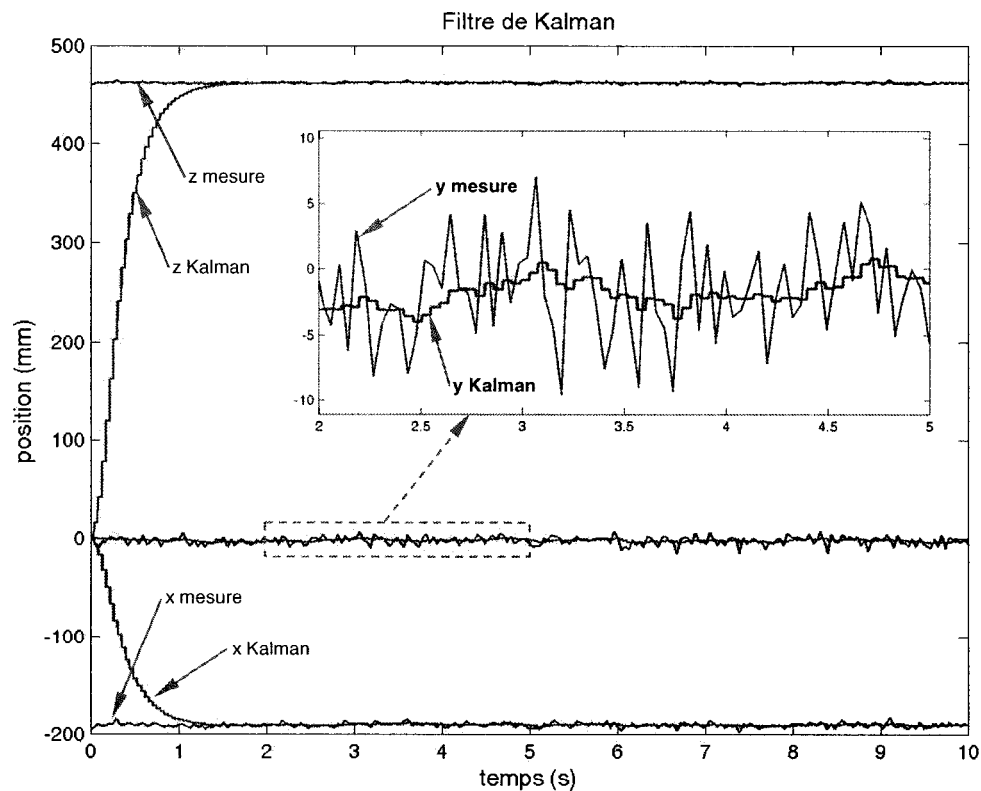


Figure 4.5 : Filtre de Kalman

La Figure 4.5 montre les composantes x , y et z de la position désirée. On peut observer qu'elles oscillent effectivement autour d'une valeur nominale et que les trois filtres de Kalman permettent un lissage substantiel. La portion agrandie de la Figure 4.5 en montre les détails. On remarque aussi une période transitoire d'un peu plus d'une seconde pendant laquelle la convergence de l'estimation des états, faite par les filtres de Kalman, s'opère (ici, pour des matrices $H=1$ et $A=1$ telles qu'utilisées, on peut associer ce traitement à une estimation de constante).

Enfin, bien qu'employé dans une configuration élémentaire, la justification du recours au filtre de Kalman est de deux ordres; (1) facilité d'implantation et d'utilisation dans un environnement de calcul temps réel; (2) possibilité de changer en ligne les caractéristiques du filtre et ainsi gagner en flexibilité d'expérimentation. Ces motivations cautionnent la description sommaire de l'outil présenté dans cette section.

4.4.2 Génération de trajectoire

On dispose actuellement d'une position (traitée par un filtre de Kalman) et d'une orientation désirée qui sont actualisées à chaque fois que l'information visuelle est reçue par le module de contrôle (approximativement 24 Hz). Cependant, imposer directement ces valeurs désirées se traduit par des déplacements saccadés du manipulateur. En effet, entre chaque événement visuel, la pose du bras est maintenue pour ensuite sauter directement à la prochaine configuration dès qu'il y a une nouvelle détection de la cible.

À l'intérieur de la boucle de contrôle (elle fonctionne à 1000 Hz), il est possible générer une trajectoire lisse basée sur l'information de position des derniers points désirés (information discrète reçue à environ 24 Hz).

En effet, si l'on dispose des trois dernières positions désirées, un développement de Taylor (tronqué au 2^e ordre) autour du dernier point permet de caractériser une équation de trajectoire à suivre entre deux événements visuels. Le graphique présenté en Figure 4.6 montre la trajectoire générée à partir des trois dernières composantes en x de la position désirée (p_1 , p_2 et p_3). Bien sur, afin d'obtenir une trajectoire en 3D on doit appliquer ce traitement sur les composantes x , y et z des positions désirées.

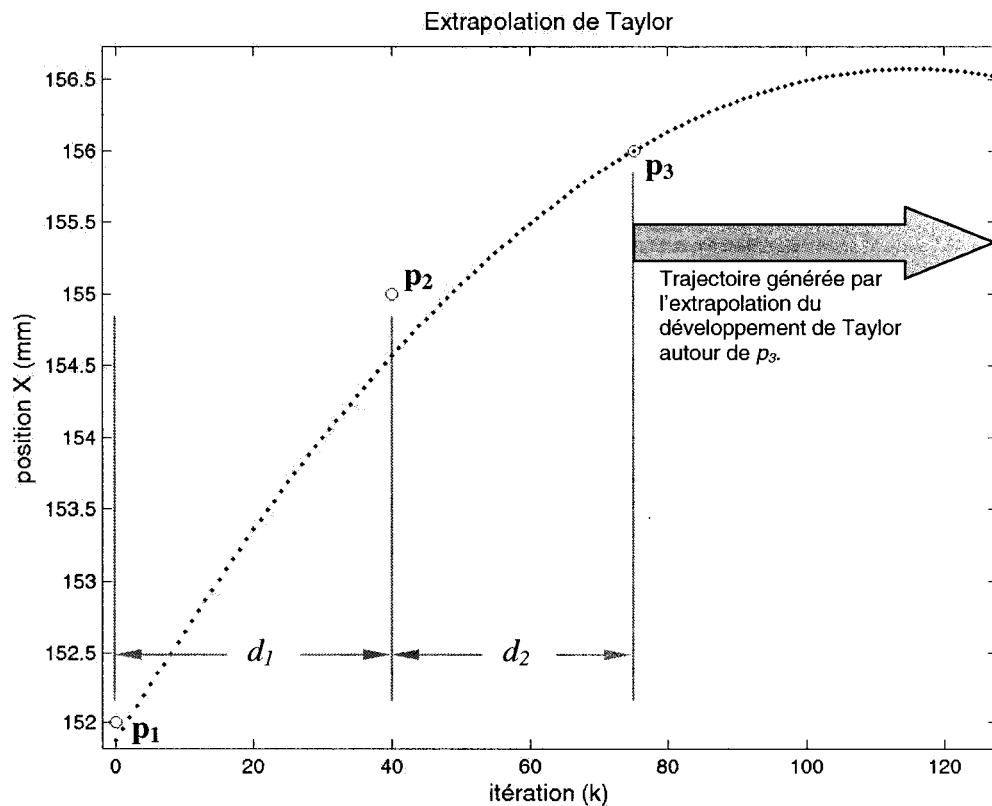


Figure 4.6 : Extrapolation de Taylor comme trajectoire désirée

On peut observer que la trajectoire générée à partir de p_1 , p_2 et p_3 ne passe pas exactement par ces points. En effet, l'objectif n'est pas d'identifier la meilleure courbe passant par ces points (car ces derniers sont partiellement bruités) mais plutôt de trouver une trajectoire temporelle qui respecte la tendance générale du signal de position et ce, afin de générer une trajectoire qui soit la plus lisse possible entre deux positions désirées. En faisant l'extrapolation de la série de Taylor à partir de p_3 on réalise ainsi une estimation des prochaines positions tout en respectant la nature asynchrone du signal des positions désirées. Ce processus est effectué à chaque fois qu'une nouvelle position désirée est calculée.

Soit $kt = k \cdot T$ le temps à l'itération k , posons p_{1kt} le temps auquel p_1 est calculée et p_{1x} la valeur de la composante en x de la position désirée calculée. La trajectoire $traj_x$ (soit la composante en x de la trajectoire) devient :

série de Taylor tronquée au 2^e ordre autour du point a :
$$f(x) = f(a) + f'(a) \cdot (x - a) + \frac{f''(a)}{2} \cdot (x - a)^2$$

$$\text{vitesse en } x \text{ au point 2 : } \left. \frac{\Delta x}{\Delta kt} \right|_{p_2} = \frac{p_{3x} - p_{1x}}{d_1 + d_2}$$

$$\text{vitesse en } x \text{ au point 3 : } \left. \frac{\Delta x}{\Delta kt} \right|_{p_3} = \frac{p_{3x} - p_{2x}}{d_2}$$

$$d_1 = p_{2kt} - p_{1kt}$$

$$d_2 = p_{3kt} - p_{2kt}$$

En utilisant le calcul par différences finis on obtient l'équation de $traj_x$:

$$traj_x(kt) = p_{3x} + \left. \frac{\Delta x}{\Delta kt} \right|_{p_3} \cdot (kt - p_{3kt}) + \frac{(kt - p_{3kt})^2}{2} \cdot \frac{\left(\left. \frac{\Delta x}{\Delta kt} \right|_{p_3} - \left. \frac{\Delta x}{\Delta kt} \right|_{p_2} \right)}{d_2}$$

4.5 Étape IV : Contrôleur PD à compensation neuronique

4.5.1 Justification du choix du contrôleur

Comme il a été mentionné, la stratégie de compensation des perturbations engendrées par la flexion structurale repose sur un suivi de cible performant. Performant signifie ici atteindre les positions désirées dans un délai qui soit le plus court possible.

Les contrôleurs à surface de glissement sont parmi les plus performants en plus d'être très robustes. Ils permettent l'asservissement de systèmes non-linéaires et sont très peu sensibles aux variations de la dynamique des systèmes asservis. Un problème courant est cependant l'apparition de vibrations induites par la commande discontinue lors du glissement (Woo Park [35]). Les articles de Moteleb et Ibraheem [38], Rye [40] et Huang [41] proposent d'utiliser une structure de type "logique floue" pour atténuer ces oscillations. Une solution générale consiste aussi à borner le plan de glissement et ainsi diminuer l'effet des transitions de la commande (Hisseine [50]). Allamehzadeh [37] a comparé la performance obtenue entre la méthode H_∞ et la commande par mode de glissement pour en arriver à la conclusion que tout deux donnent des résultats similaires mais qu'en raison de l'importante complexité du design doublé des difficultés techniques à implanter la commande H_∞ , la commande par mode de glissement est l'alternative la plus avantageuse. Enfin, comme les joints du manipulateur possèdent des boîtes de réduction comportant un certain jeu d'engrenage et que l'implantation de la commande par mode de glissement sur un tel système électromécanique peut induire une usure prématurée (Utkin [72]), il a été décidé de ne pas implanter cette stratégie de contrôle afin d'éviter de compromettre la réalisation du projet.

Une autre méthode à considérer est celle du couple précalculé (*Computed-Torque Control*). Cette méthode fait l'hypothèse suivante : les divers paramètres qui décrivent la dynamique du manipulateur sont connus.

On peut écrire l'équation générale d'un manipulateur possédant n joints comme suit :

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) + f(\dot{q}) = u(t)$$

où q est le $n \times 1$ vecteur des positions angulaires associées aux joints, $u(t)$ est le $n \times 1$ vecteur des couples de contrôle (entrée), $M(q)$ représente la matrice $n \times n$ d'inertie, $C(q, \dot{q})$ est la matrice $n \times n$ des termes de Coriolis et centrifuges, $g(q)$ est le $n \times 1$ vecteur associé aux couples induits par la gravité et $f(\dot{q})$ représente le $n \times 1$ vecteur des couples résistifs engendrés par la friction dynamique.

Dans la méthode du couple précalculé, la dynamique du manipulateur est exploitée. En effet, en utilisant divers termes de l'équation précédente on peut définir :

$$h(q, \dot{q}) = C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) + f(\dot{q})$$

et ainsi réaliser le contrôleur de type PD illustré en Figure 4.7. Les termes k_p et k_v sont les matrices diagonales de gains proportionnel et dérivé appliquées à l'erreur de position e . Cette dernière représente la différence entre la position désirée q_d et la position réelle q , soit : $e = q_d - q$.

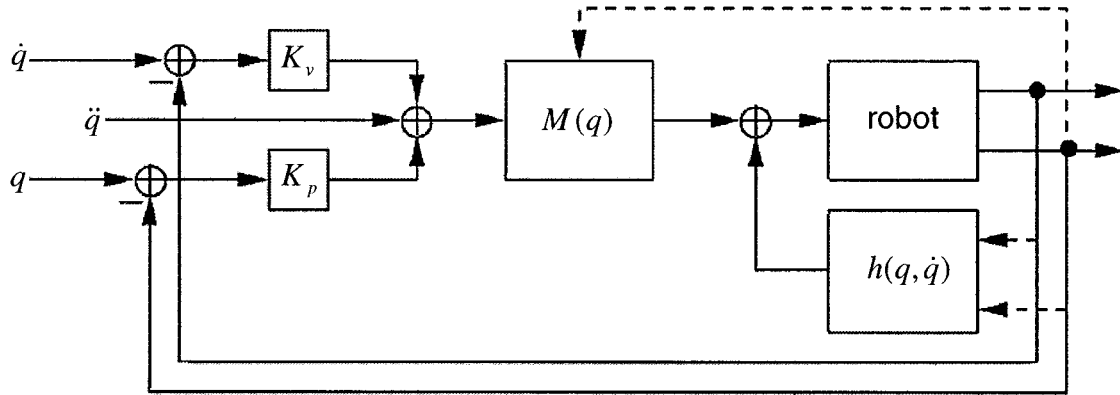


Figure 4.7 : Méthode du couple précalculé

Par cette stratégie de contrôle, le système asservi devient alors découplé et linéarisé (Visioli [20]). Cependant, il devient évident que la connaissance exacte des paramètres du système est une hypothèse difficile à satisfaire. En effet, même si cette méthode est reconnue et beaucoup utilisée, il n'en demeure pas moins que pour des opérations à haute vitesse, la méthode est sévèrement affectée par les erreurs de modélisation (Ishiguro [24]).

Afin de remédier au problème décrit précédemment, il a été proposé de compenser les erreurs de modélisation par un processus récursif estimant ces paramètres (Cheung [30]), ou encore, via un réseau de neurone. Les réseaux de neurones peuvent approximer n'importe quelle fonction non-linéaire (Hornik [25]) et c'est cette capacité qui est exploitée dans le contrôle associé au suivi de cible. Dans les articles de Visioli [20] et d'Ishiguro [24] on fait la comparaison expérimentale de plusieurs solutions de compensation par réseau de neurones et les meilleures performances sont attribuées à la méthode d'Ishiguro [24]. Dans cette approche, on propose d'entraîner le réseau de

neurone via l'algorithme de *backpropagation* basé sur la différence entre la mesure du couple réel et celui obtenu en faisant la dynamique inverse. La Figure 4.8 montre le schéma de contrôle.

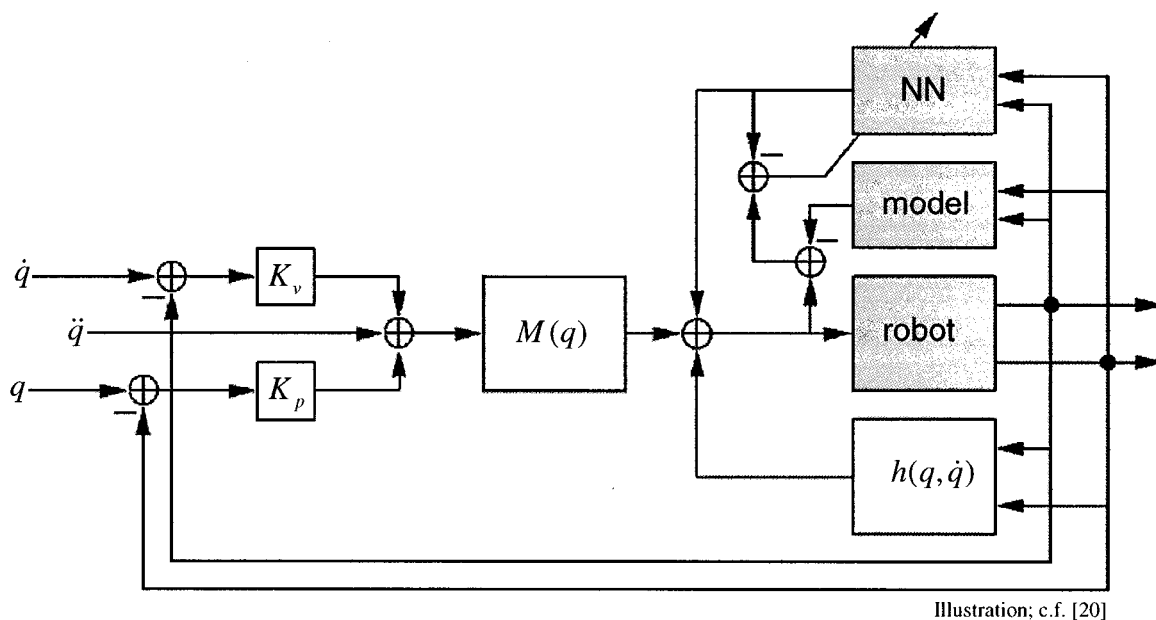


Figure 4.8 : Méthode du couple précalculé compensée

Le réseau de neurone ici ne fait que compenser les erreurs de modélisation plutôt que de tenter d'identifier la dynamique inverse complète du manipulateur comme c'est le cas avec les contrôleurs neuroniques. Cette différence importante permet une convergence plus rapide vers une compensation complète (Ishiguro [24]). Dans l'article de Visioli [20], une réduction de l'erreur cartésienne entre 10% et 50% est possible avec l'emploi de la compensation neuronique.

Les travaux de Visioli [20] et d'Ishiguro [24] sont très intéressants. D'une part, ils basent leur contrôleur sur une architecture bien éprouvée (un contrôleur PD) et ils

utilisent un réseau neuronal pour fournir une partie de la commande laquelle représente la portion non modélisée de la dynamique inverse.

Puisque le manipulateur du banc d'essai est contrôlé en tension⁶ et non en courant (proportionnel au couple), il devient impossible d'implanter directement le contrôleur basé sur la méthode du couple précalculé proposée par Visioli [20] et Ishiguro [24]. Cependant, on peut intégrer l'élément de performance présenté dans leurs travaux, la compensation neuronique, et l'appliquer à un contrôleur PD classique. Ce faisant, on s'assure d'une stabilité et d'une convergence de l'erreur, car l'élément principal demeure le contrôleur PD, et en utilisant la compensation neuronique, on vient réduire l'effet des non-linéarités du système. La Figure 4.9 présente le contrôleur choisi.

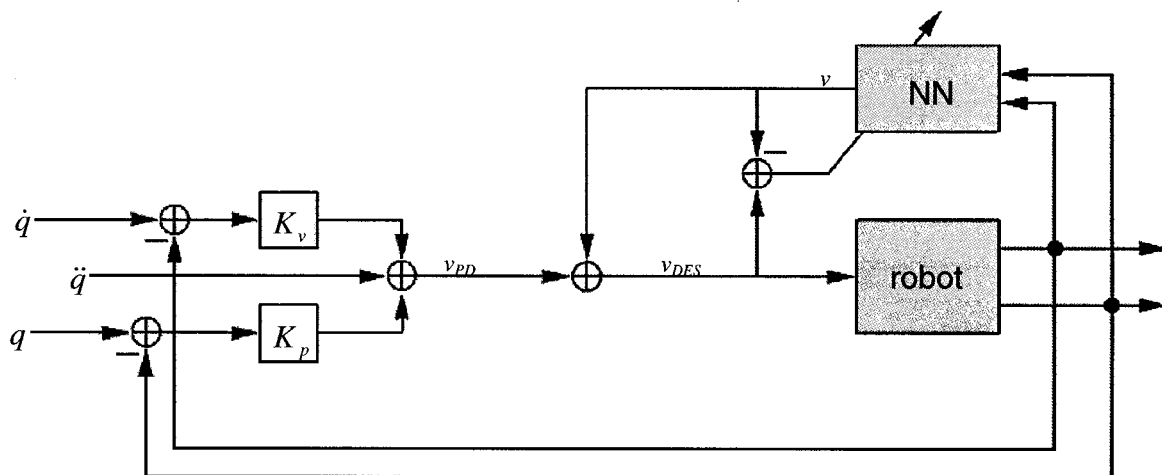


Figure 4.9 : Schéma du contrôleur choisi

⁶ Les cartes d'acquisition génèrent des tensions de commande et ne sont donc pas opérables en courant.

Tout indique que le contrôleur choisi possède les avantages suivants :

- la dynamique de l'erreur est essentiellement celle d'un contrôleur PD (stabilité et convergence);
- la compensation neuronique permet de diminuer l'effet des non-linéarités du système sans avoir recours à la modélisation;
- la sécurité d'opération est rencontrée car on ne sollicite pas les actionneurs avec une commande discontinue;
- la compensation neuronique est simple à incorporer au contrôleur PD;
- la compensation neuronique conserve son efficacité même si les paramètres dynamiques du système asservi changent avec le temps.

4.5.2 Réseaux neuronique : Notions fondamentales

Dans un premier temps, il est nécessaire de se familiariser avec la terminologie ainsi qu'avec les opérations élémentaires réalisées par les réseaux de neurones.

(Masters [67]) Un neurone est un élément simple faisant la sommation des signaux amplifiés de son entrée puis applique à cette somme une fonction d'activation $f(u)$ spécifique. La Figure 4.10 en explicite le fonctionnement.

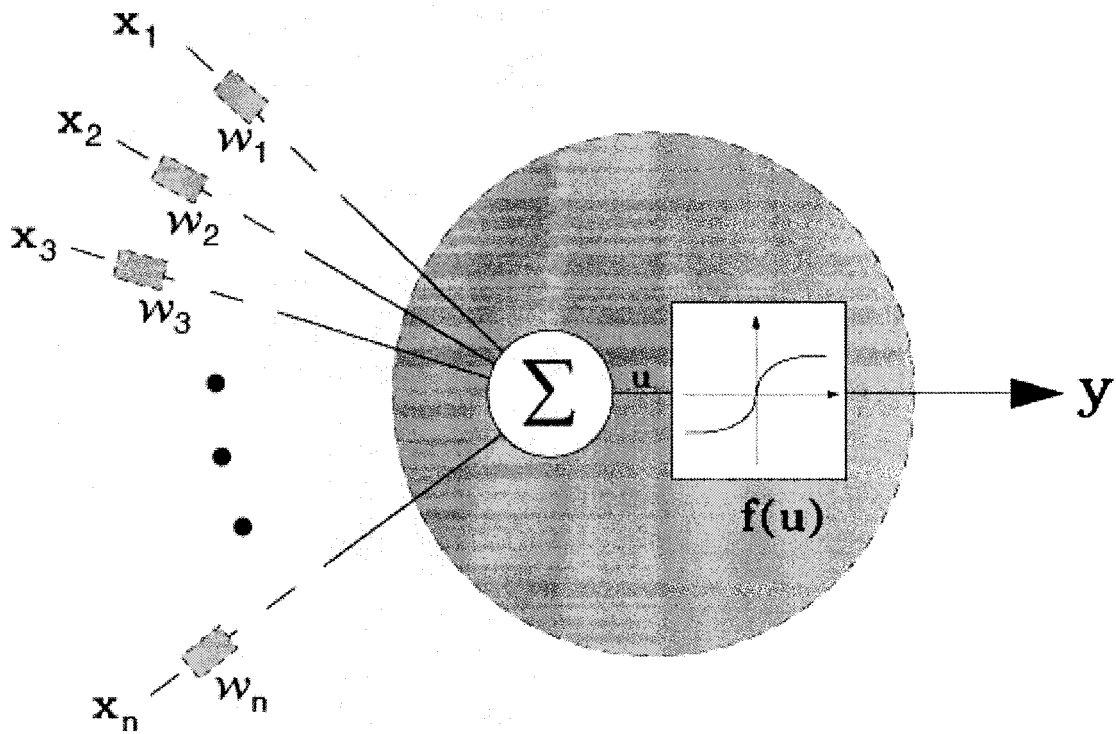


Figure 4.10 : Détails d'un neurone

Les signaux d'entrée du neurone, $x_i : i=1,2,3\dots n$ sont amplifiés par leur gain respectif $w_i : i=1,2,3\dots n$ puis sont ensuite additionnés pour donner le signal u . La sortie du neurone est alors $f(u)$ où f est appelée fonction d'activation. Cette fonction est en général linéaire, binaire ou sigmoïde selon le comportement désiré. Les réseaux de neurones implantés dans le présent travail utilisent la fonction d'activation sigmoïde, cette dernière est décrite par :

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$$

La Figure 4.11 représente la fonction d'activation sigmoïde.

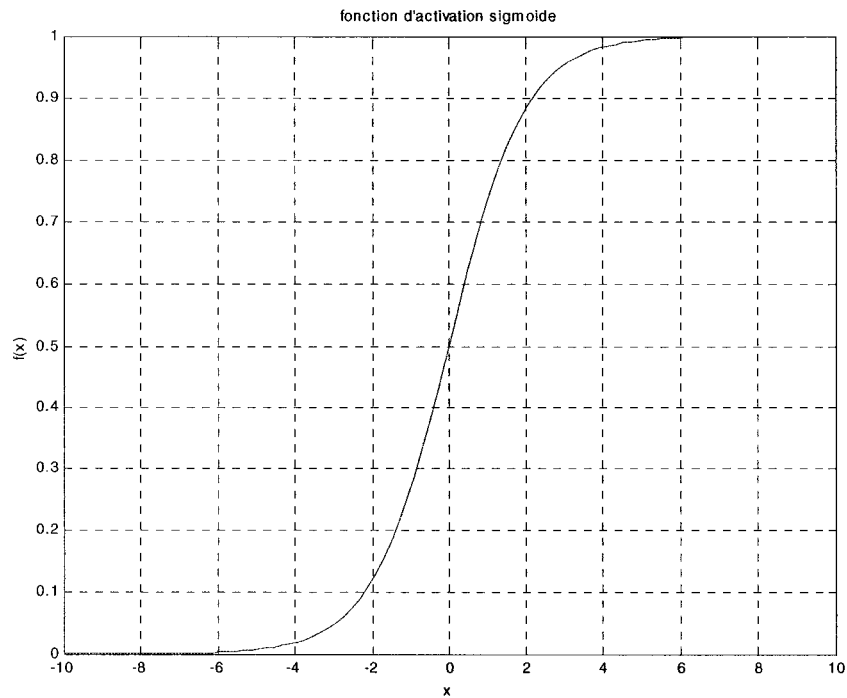


Figure 4.11 : Fonction d'activation sigmoïde

On doit se rendre compte que les possibilités de traitement réalisable par un seul neurone sont limitées. Cependant, il en va tout autrement des propriétés exhibées par plusieurs neurones interconnectés entre eux, plus communément appelés "réseau de neurone". La Figure 4.12 montre un réseau de neurones simple avec deux entrées et une sortie.

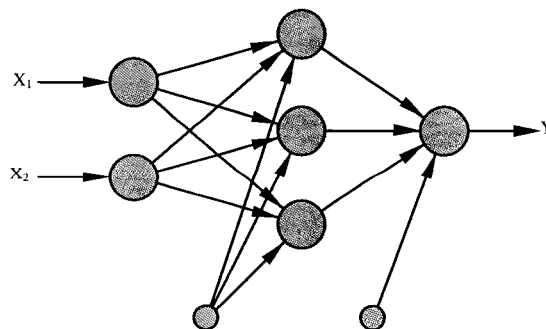


Figure 4.12 : Réseau neuronique (simple)

Comme il est possible de concevoir des réseaux ayant une multitude de configuration, une notation spécifique a été développée.

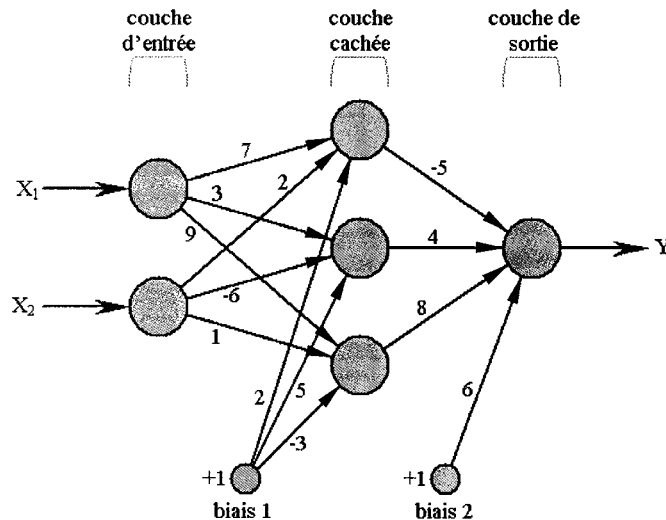


Figure 4.13 : Notation : Réseau neuronique

Ici, le nombre de neurones de la couche d'entrée vient fixer la dimension du vecteur d'entrée (pour deux neurones d'entrée, le vecteur d'entrée X doit être de dimension 2 par 1). En utilisant le même raisonnement, la sortie Y est représentée par un scalaire car il n'y a ici qu'un seul neurone dans la couche de sortie.

Les valeurs reliant les neurones entre les différentes couches représentent les gains d'amplification $w_{ij} \in R$ où w_{ij} est le gain d'amplification entre le j^e et le i^e neurone de deux couches successives. Le terme "couche successive" peut porter à confusion : les neurones i sont dans la couche qui suit celle formée par les neurones j , on doit respecter le sens des signaux : de la couche j vers la couche i . Par exemple, $w_{31} = 9$ car c'est le gain reliant le 1^{er} neurone de la couche d'entrée au 3^e neurone dans la couche cachée.

Parce qu'on veut communiquer sans équivoque la configuration exacte d'un réseau neuronique, et ce sans avoir recours à un schéma, on utilise une notation compacte. Par exemple, le réseau présenté à la Figure 4.13 se décrit comme suit :

Réseau neuronique (2,3,1) sigmoïde avec les matrices de gains :

$$V = \begin{bmatrix} 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & -6 \\ -3 & 9 & 1 \end{bmatrix}; \quad W = \begin{bmatrix} 6 & -5 & 4 & 8 \end{bmatrix}$$

Par l'appellation "réseau neuronique (2,3,1)" on comprend qu'il s'agit d'un réseau composé de trois couches avec respectivement 2, 3 et 1 neurones dans chacune des couches successives. Ici, l'existence des biais est implicite. La matrice V correspond aux gains entre les deux premières couches et W associe les gains des deux dernières couches. Ces deux matrices sont construites en respectant le formalisme des indices w_{ij} tel qu'élaboré précédemment. Il faut finalement préciser que la première colonne des matrices V et W correspondent aux gains des biais.

La notation compacte décrite précédemment permet d'écrire l'équation de la sortie du réseau neuronique de la manière suivante:

$$y = f(Wf(Vx)) \text{ , où } f(\) \text{ est la fonction d'activation sigmoïde.}$$

Un exemple détaillé se trouve à l'annexe B (exemple I).

Les lignes précédentes permettent donc de comprendre à partir de quels éléments et opérations simples on peut construire un réseau de neurones pour finalement aboutir à la relation mathématique (non-linéaire, grâce à l'utilisation de la fonction d'activation sigmoïde) liant l'entrée (x) à la sortie (y) du réseau pour une configuration donnée, c'est à dire pour des matrices de gains V et W spécifiques.

4.5.3 Réseaux neuronique : Entraînement par *backpropagation*

Une des caractéristiques exhibée par les réseaux neuroniques particulièrement intéressante est celle d'approximateur universel. C'est la capacité du réseau à pouvoir reproduire et approximer une fonction non-linéaire quelconque via un ajustement spécifique des divers gains v_{ij} et w_{ij} composant le réseau. C'est précisément cette propriété qui sera utilisée dans l'implantation du contrôleur avec compensation neuronique.

(Masters [67]) Cependant, la propriété d'approximateur universel n'est vérifiée qu'avec un arrangement des gains v_{ij} et w_{ij} bien spécifique. Cette configuration peut être identifiée par une procédure itérative d'optimisation ou communément appelée "entraînement". La méthode d'entraînement qui sera ici couverte est celle de *backpropagation*. On peut faire une analogie entre cette dernière et la méthode classique d'optimisation dite du "gradient" (*steepest descent*). Ce rapprochement doit cependant rester général car l'entraînement par *backpropagation* est complètement adapté aux réseaux neuronique.

L'algorithme de *backpropagation* est une méthode d'optimisation qui utilise une direction de recherche basée sur le gradient local et cherche à minimiser un critère d'erreur. Ce dernier n'est que la différence entre la sortie désirée du réseau neuronique et sa sortie réelle.

L'appellation *backpropagation* tient au fait que l'erreur d'approximation est propagée à partir de la couche de sortie vers la couche d'entrée, donc propagée vers l'arrière. L'algorithme est le suivant :

$$\Delta w_{ij}(k) = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(k-1)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -o_j \delta_i$$

où $\delta_i = o_i(1 - o_i)(o_{DES} - o_i)$ pour la couche de sortie

$\delta_i = o_i(1 - o_i) \sum_h (\delta_h w_{ih})$ pour les autres couches

Ici k est l'itération courante, ε est une valeur positive représentant le pas d'avance, $\alpha \in (0, 1]$ est le terme de *momentum* et permet d'éviter les oscillations lors de la convergence. $(o_{DES} - o_i)$ représente l'erreur d'approximation, soit la différence entre la sortie désirée et réelle du réseau neuronique à l'itération k . Il est important de noter la différence dans le calcul de δ_i selon la couche où l'on calcule les divers $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$. Cette distinction est relevée dans l'exemple II qui se trouve à l'annexe B.

4.5.4 Contrôleur PD avec compensation neuronique

Puisque le design du contrôleur s'effectue dans l'environnement Matlab/Simulink, un bloc associé au réseau neuronique a été implanté. La Figure 4.14 montre l'interface du bloc "réseau neuronique" réalisé dans Simulink.

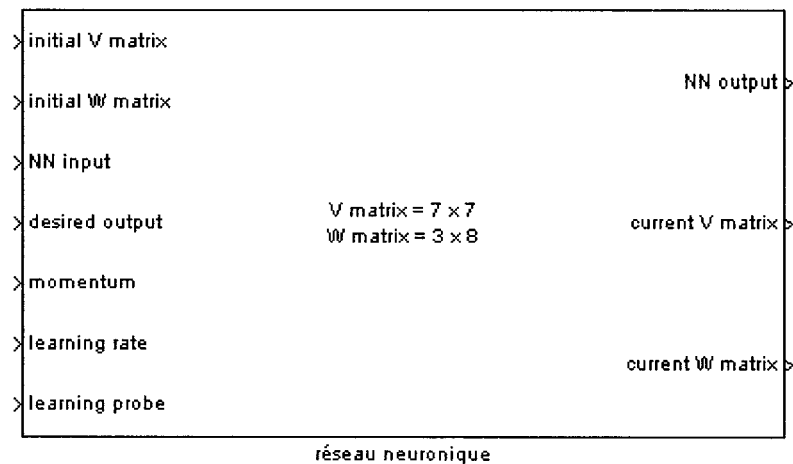


Figure 4.14 : Bloc Simulink associé au réseau neuronique

L'identification des divers ports est assez explicite. Il est toutefois bon de préciser que *desired output* est le signal d'entraînement (ce que l'on désire faire apprendre au réseau), *learning probe* active ou désactive l'entraînement par 1 et 0 respectivement. Tous les signaux sont des vecteurs ligne (les matrices étant transformées en vecteurs en mettant bout à bouts leurs colonnes respectives).

La configuration du réseau neuronique utilisé est la suivante :

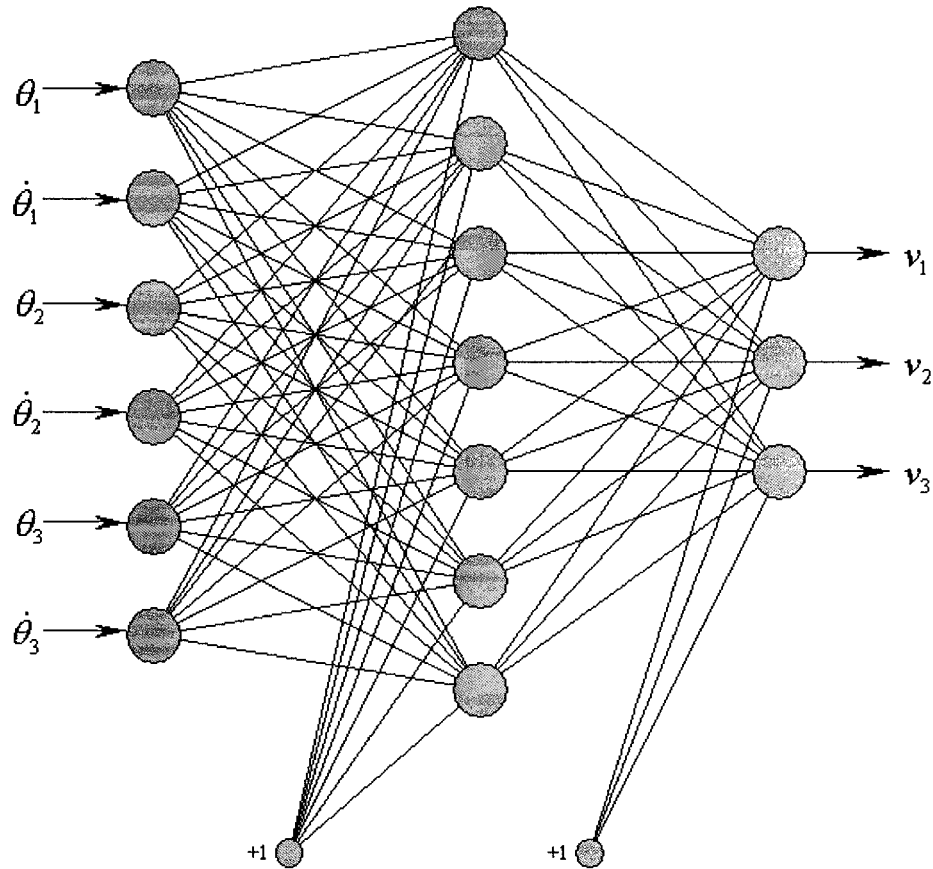


Figure 4.15 : Configuration du réseau neuronique

C'est un réseau neuronique (6,7,3) avec une fonction d'activation de type sigmoïde. Les signaux d'entrées sont les positions et vitesses angulaires des joints 1, 2 et 3. Il y a sept neurones dans la couche cachée et trois neurones dans la couche de sortie. Les signaux d'entraînement $v_{1DES}, v_{2DES}, v_{3DES}$ formant v_{DES} sont la somme des signaux (tension en volts.) de commande v_{PD} du contrôleur PD associés aux joints 1, 2 et 3 avec la sortie v du réseau neuronique (voir Figure 4.9). L'algorithme d'entraînement (*backpropagation*) doit faire que $v_i \longrightarrow v_{iDES}, i = 1, 2, 3$ pour $t \longrightarrow \infty$.

Les valeurs nominales des différents paramètres de configuration du réseau neuronique présenté dans le Tableau 4.1.

Tableau 4.1 : Paramètres du réseau neuronique

<i>initial V matrix</i>	[.018 .018 .0560 .06 .002 .02 -.001 .01 .002 -.001 .004 .05 .018 .018 .0560 .06 .02 .02 -.01 .01 .0560 .06 .02 .02 -.01 .01 .05 .018 -.01 .01 .05 .04 .02 -.03 .06 .02 -.01 .01 .05 .02 .03 -.04 .002 .013 .02 .03 -.04 .002 .03]
<i>initial W matrix</i>	[.002 .03 .02 .01 .003 .04 .02 .013 .06 .02 .04 .02 .013 .06 .012 .01 .03 .04 .012 .03 .06 .002 .003 .06]
<i>NN input</i>	$[\theta_1, \dot{\theta}_1, \theta_2, \dot{\theta}_2, \theta_3, \dot{\theta}_3]$
<i>desired output*</i>	$v_{DES} = [v_{1DES}, v_{2DES}, v_{3DES}]$
<i>Momentum (α)</i>	0.90
<i>learning rate (ε)</i>	0.001
<i>learning probe</i>	1

*Note : le vecteur *desired output* doit être mis à l'échelle, le sujet de la section qui suit.

Comme le réseau neuronique n'opère que dans la plage [0,1] en sortie à cause de la fonction d'activation sigmoïde, il faut alors mettre à l'échelle le vecteur *desired output* pour que ce dernier soit aussi dans la plage admissible [0,1]. On utilise la relation suivante :

$$A = r(V - V_{\min}) + A_{\min}$$

$$r = \frac{A_{\max} - A_{\min}}{V_{\max} - V_{\min}}$$

où A_{max} et A_{min} sont les bornes supérieure et inférieure de la sortie de réseau neuronique (ici A_{max} et A_{min} sont égaux à 1 et 0 respectivement). V_{max} et V_{min} correspondent aux bornes de la valeur désirée (ici V_{max} et V_{min} sont égales à +10 V et -10 V, soient les limites en tension de la commande que l'on peut appliquer aux amplificateurs).

Ce qui vaut pour le signal d'entraînement v_{DES} vaut aussi pour le signal de sortie du réseau de neurone. En effet, on veillera à appliquer la transformation inverse au signal *NN output* pour que la sortie du réseau corresponde au signal d'entraînement avant sa mise à l'échelle.

Dans ce cinquième chapitre, on a présenté le module de contrôle en détails. Le traitement réalisé par ce module est fait en deux temps : (1) mise en forme de l'information visuelle afin de calculer la trajectoire désirée correspondant au suivi de cible; (2) réalisation d'un asservissement en position via un contrôleur PD incorporant une compensation neuronique. Dans la première partie, on calcul la position des pastilles de la cible dans l'espace de la base du manipulateur pour ensuite identifier la position et l'orientation de l'effecteur. Ces valeurs sont ensuite filtrées, puis, à partir de cette information, une trajectoire est générée afin d'obtenir un déplacement de l'effecteur qui soit plus lisse. La seconde partie est la réalisation d'un asservissement en position des joints du manipulateur. Un contrôleur PD incorporant une compensation neuronique permet finalement de générer une commande en tension qui est envoyée aux amplificateurs des servomoteurs du bras CRS.

Chapitre 5: Résultats

5.1 *Présentation des résultats*

Dans ce chapitre, l'analyse du comportement et de la performance du suivi de cible sont présentées. La performance globale est caractérisée par la participation de deux types d'erreur : (1) l'erreur de vision; (2) l'erreur de positionnement.

La première partie se concentre sur la précision de l'information visuelle. La qualité de l'inférence 3D dans la tâche de suivi de cible y est étudiée. On observe en plus l'effet de la vitesse de déplacement de la cible sur la précision de l'information visuelle. Ensuite, la performance de l'asservissement en position et orientation est décrite. Cette seconde partie analyse le gain de précision associé à l'utilisation de la compensation neuronique. C'est aussi l'occasion d'étudier des propriétés bien spécifiques exhibées par le réseau neuronique. En effet, la caractéristique d'apprentissage et la configuration du réseau neuronique sont observées.

5.1.1 Montage pour le suivi de cible

Afin d'obtenir une précision maximale, les tests sont réalisés pour une cible fixe. En effet, les capteurs de position du banc d'essai permettent le calcul précis du manipulateur dans l'espace cartésien du Gantry (espace fixé sur la cage du Gantry). Cependant, la cible elle n'est pas équipée de capteurs de position. On fera une moyenne de position/orientation au début de chaque test afin d'estimer le plus précisément possible

la position et l'orientation réelle de la cible. Ce processus est expliqué en détails dans la section qui suit. La Figure 5.1 présente le montage utilisé.

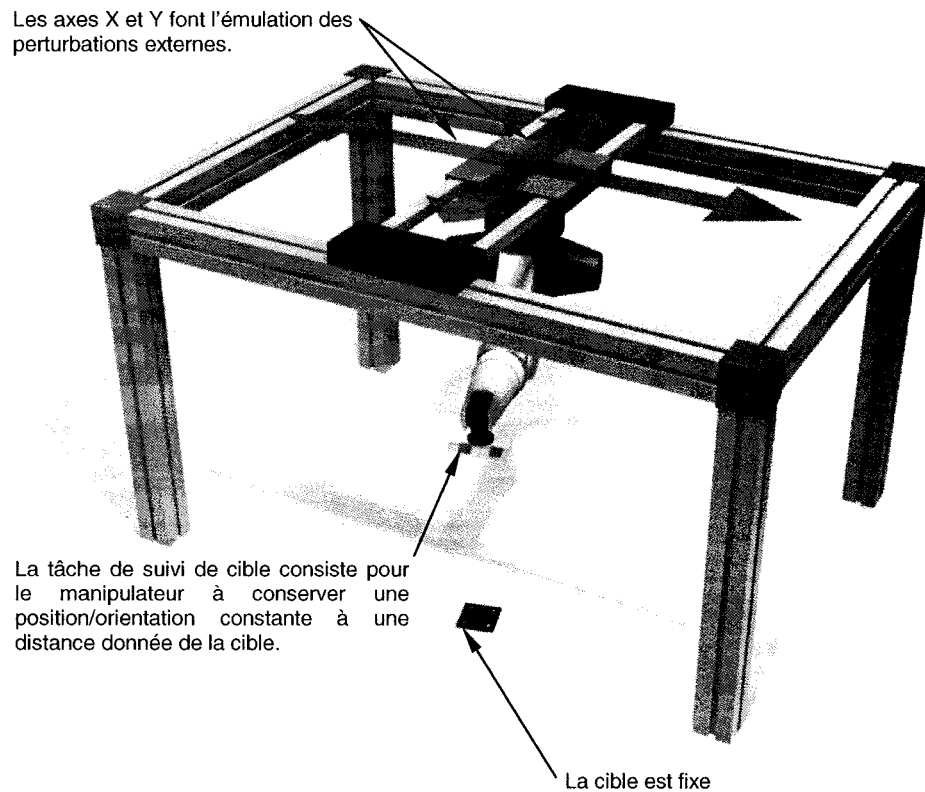


Figure 5.1 : Montage pour le suivi de cible

5.1.2 Objectifs de performance

On désire réaliser un suivi de cible qui rencontre les spécifications suivantes :

- erreur en position (centre de la cible) inférieure à 5 mm;
- erreur en orientation (normale de la cible) inférieure à 2°.

L'erreur en position est calculée par rapport aux coordonnées (xyz) du centre O de la cible (Figure 3.5) et est obtenue comme suit :

$$e_{\text{POSITION}} = \sqrt{(x_{\text{MESURÉ}} - x_{\text{RÉEL}})^2 + (y_{\text{MESURÉ}} - y_{\text{RÉEL}})^2 + (z_{\text{MESURÉ}} - z_{\text{RÉEL}})^2}$$

L'erreur d'orientation est l'angle formé par la normale de la cible mesurée et réelle, soit :

$$e_{ORIENTATION} = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{e}_{3moy_MESURÉ} \bullet \vec{e}_{3moy_RÉEL}}{\|\vec{e}_{3moy_MESURÉ}\| \|\vec{e}_{3moy_RÉEL}\|} \right) \cdot \frac{180}{\pi}$$

Afin de déterminer la position et l'orientation réelle, au début de chaque test, on réalise un suivi de cible sans ajout de perturbations (induites via les axes X et Y). Pendant ce test, on fait une moyenne sur 1000 mesures de position et d'orientation pour ainsi obtenir une estimation de $xyz_{RÉEL}$ et $\vec{e}_{3moy_RÉEL}$. Sachant que sur ces 1000 mesures, on a typiquement $\sigma(|xyz|) = 0.374$ mm et $\sigma(\vec{e}_{3moy}) = 0.229^\circ$, on peut calculer l'intervalle de confiance sur la position et l'orientation afin de vérifier si la précision de l'estimation est suffisante. L'intervalle de confiance à 95% sur la moyenne (position/orientation) se calcule comme suit :

$$\delta_{95\%} = 1.96 \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Avec ce test, on peut estimer $xyz_{RÉEL}$ et $\vec{e}_{3moy_RÉEL}$ avec des intervalles de confiance à 95% qui sont respectivement de ± 0.023 mm et $\pm 0.014^\circ$. On constate ici que la précision avec laquelle la position/orientation de référence sont calculées répond amplement à nos critères de performance car la résolution de l'inférence 3D est au dixième de millimètre soit un ordre de grandeur supérieur.

En plus de $e_{POSITION}$ et $e_{ORIENTATION}$ qui décrivent la précision avec laquelle la cible est mesurée, il est intéressant de pouvoir quantifier l'erreur de position associée à la position de l'effecteur (soit la position projetée à d mm du centre O de la cible suivant sa normale, voir Figure 4.3). Bien que ces valeurs soient intimement liées (puisque l'erreur de position de l'effecteur autour de la normale projetée est directement associée à $e_{POSITION}$ et $e_{ORIENTATION}$), la position de l'effecteur renseigne beaucoup sur la performance de la compensation des perturbations. En effet, dans le meilleur des cas et pour une cible fixe, on s'attend à observer l'effecteur immobile au-dessus de la cible bien que la base soit perturbée.

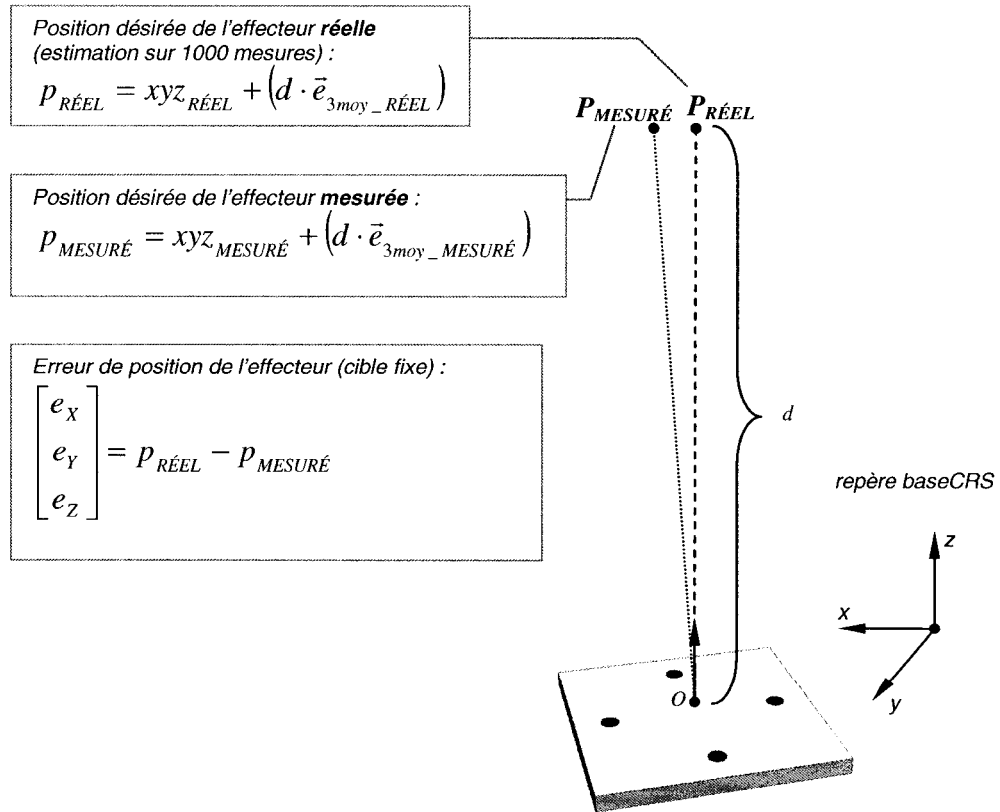


Figure 5.2 : Erreur de position de l'effecteur

5.2 Performance du système de vision

La Figure 5.3 présente les résultats du test de suivi de cible.

VISION: Suivi de cible

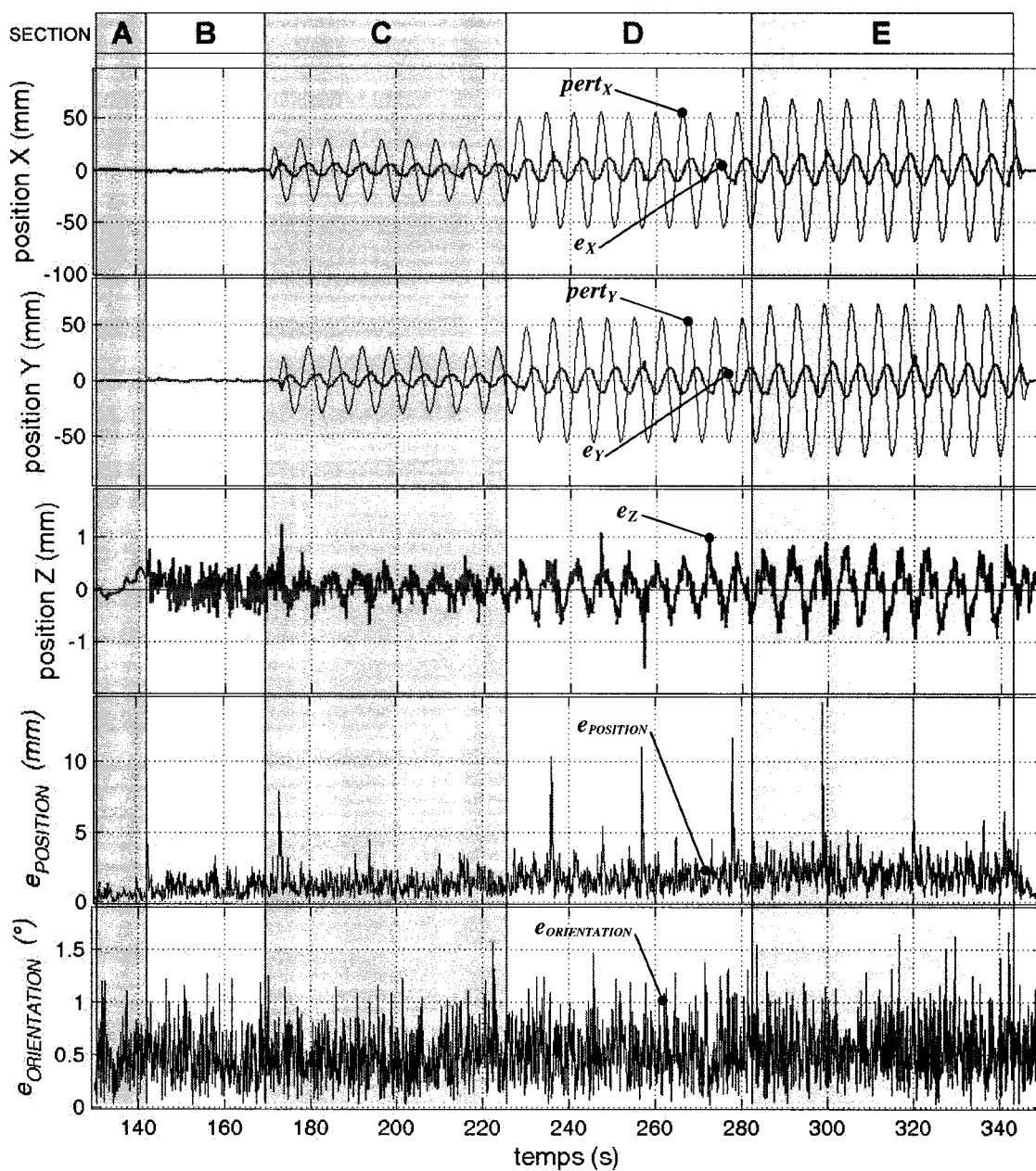


Figure 5.3 : VISION : Suivi de cible

5.2.1 Description des données étudiées

Dans un premier temps, voyons la description des différentes données qui sont présentées à la Figure 5.3. Ici, $pert_x$ et $pert_y$ correspondent aux perturbations induites par les axes X et Y. $e_{POSITION}$ et $e_{ORIENTATION}$ sont l'erreur de position et d'orientation de la cible et enfin, les courbes e_x , e_y et e_z décrivent les erreurs de position associées à l'effecteur.

5.2.2 Section A et B

La section A (Figure 5.3) permet de faire l'acquisition des mesures qui serviront ultérieurement à estimer $xyz_{RÉEL}$ et $\bar{e}_{3moy_RÉEL}$. La section B met en évidence l'effet de l'ajustement en ligne des paramètres Q et R du filtre de Kalman.

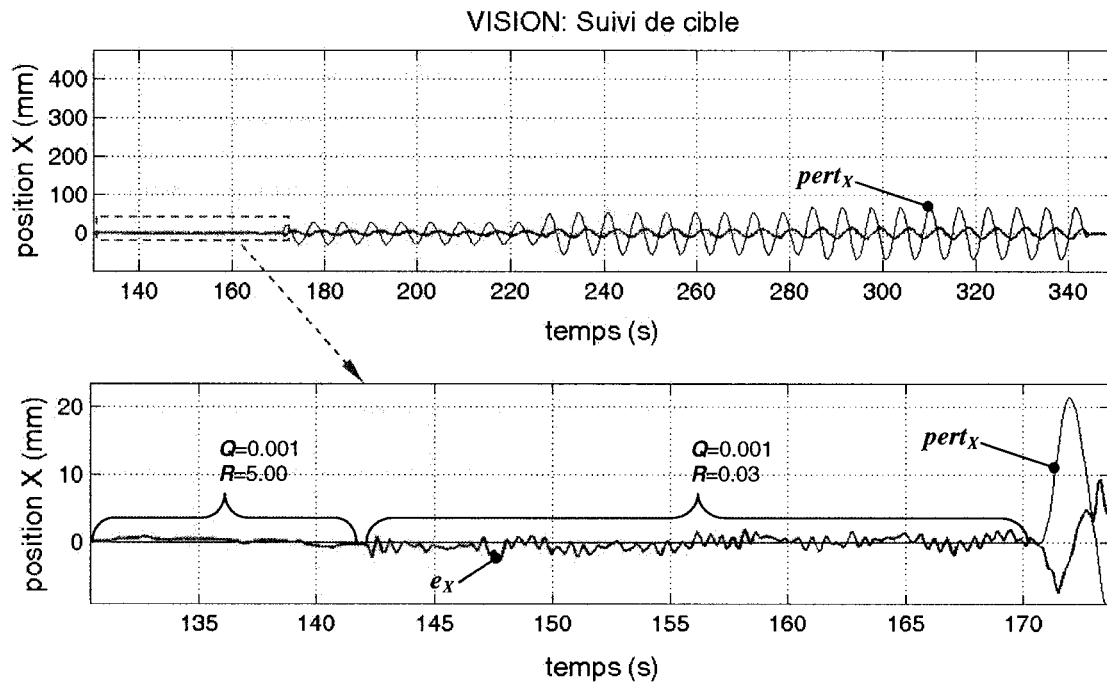


Figure 5.4 : Ajustement en ligne des paramètres Q et R du filtre de Kalman

En effet, on peut voir dans la Figure 5.4 le suivi de cible (ici, il n'y a pas de perturbations et on observe seulement la position x de l'effecteur) pour des valeurs de $Q=0.001$ et $R=5.00$ puis pour Q et R valant respectivement 0.001 et 0.03.

On remarque qu'en absence de perturbations externes, le filtre de Kalman donne de bons résultats. Par ailleurs, pour cette configuration du filtre, où l'information de vitesse n'est pas utilisée, on peut anticiper un retard important dans le cas où la base du manipulateur sera perturbée. Cette remarque est vérifiée dans les sections C, D et E.

5.2.3 Section C, D et E

Ces sections mettent en scène l'effet des perturbations engendrées par les axes X et Y (voir $pert_x$ et $pert_y$ à la Figure 5.3). Dans C, D et E, on déplace la base du manipulateur selon une trajectoire circulaire de fréquence angulaire $\omega=1$ rad/s. Pour chacune de ces trajectoires, la base se déplace à une vitesse qui vaut respectivement 3 cm/s, 6 cm/s et 7 cm/s. Dans ces trois sections, l'observation de e_x , e_y et e_z montre clairement le retard induit par le filtre de Kalman.

On peut aussi apprécier la performance de la compensation réalisée par le suivi de cible. En effet, e_x et e_y permettent de quantifier l'erreur de position lorsque la base du manipulateur est perturbée. On remarque une réduction substantielle des perturbations

engendrées par les axes X et Y. La stratégie de suivi de cible ici implantée permet de compenser les perturbations à près de 80%⁷.

Pendant les essais expérimentaux, on effectue une sauvegarde de données (temps, la position réelle et désirée du manipulateur, etc.) afin de pouvoir ultérieurement analyser la performance de l'approche implantée. Les sauts (pics) perceptibles, notamment dans $e_{POSITION}$, sont dus à la tâche périodique de transfert de données pendant laquelle la boucle de contrôle cesse d'être exécutée (environ 150 ms). Il est important de souligner ce fait car il n'est pas ici question de discontinuités dans le signal d'information visuel, c'est simplement induit par la sauvegarde de données.

5.2.4 Influence de la vitesse sur la qualité de l'inférence 3D

Afin d'analyser l'effet de la vitesse sur la qualité de l'inférence 3D et la performance du suivi de cible, quelques statistiques issues des résultats du test de vision sont présentés dans le Tableau 5.1.

Tableau 5.1 : Résultats et statistiques du test de vision

	SECTION A	SECTION B	SECTION C	SECTION D	SECTION E
$E(e_{POSITION})$	0.52 mm	1.10 mm	1.23 mm	1.67 mm	2.02 mm
$\sigma(e_{POSITION})$	0.37 mm	0.62 mm	0.65 mm	0.82 mm	0.97 mm
$E(e_{ORIENTATION})$	0.44 °	0.45 °	0.48 °	0.52 °	0.55 °
$\sigma(e_{ORIENTATION})$	0.24 °	0.25 °	0.25 °	0.28 °	0.29 °
vitesse de la base	0.0 cm/s	0.0 cm/s	3.0 cm/s	6.0 cm/s	7.0 cm/s
compensation de $pert_X$	---	---	78.6 %	79.3 %	78.5 %
compensation de $pert_Y$	---	---	83.3 %	78.2 %	79.0 %

⁷ En faisant un (1) moins le ratio des amplitudes de e_X sur $pert_X$, on obtient le pourcentage de compensation de la perturbation induite par l'axe X. On fait le même calcul pour l'erreur de position en y.

On remarque une corrélation entre la moyenne de l'erreur de position ($E(e_{POSITION})$) et la vitesse de déplacement de la base. On observe également ce phénomène pour une base immobile (sans ajout de perturbations). Ces remarques traduisent une baisse de la qualité de l'inférence 3D (dans le calcul de la position) lorsque la vitesse relative entre la caméra stéréo et la cible augmente. En effet, bien que la base ne soit pas perturbée dans les section A et B (voir Figure 5.4), on remarque une augmentation de $E(e_{POSITION})$ car on augmente la fréquence de coupure du filtre de Kalman dans la section B. Se faisant, on induit des vitesses de déplacement de l'effecteur plus grandes (les oscillations de l'effecteur autour de la position réelle sont nettement plus appréciables dans la section B que dans la section A). Cependant, l'effet de l'augmentation de la vitesse semble beaucoup moins affecter la qualité de l'inférence 3D en orientation.

Afin d'identifier la cause de cette dégradation de qualité associée à la vitesse, plusieurs pistes ont été couvertes. Les tests qui suivent sont tous restés non-concluants :

- correction du délai de traitement visuel
- correction du délai de communication (RS232)
- variation de la vitesse d'obturation des caméras stéréo
- variation de la position/orientation de la cible

On a cependant remarqué que pendant le suivi de cible, il y a constamment présence de vibrations mécaniques à l'effecteur. On perçoit aussi des bruits saccadés associés aux moteurs et aux boîtes de réductions des joints du manipulateur. Cette

observation est la seule explication qui puisse être liée à la dégradation de l'inférence 3D en fonction de la vitesse. Dans la Figure 5.3, e_z représente l'erreur de position en z de l'effecteur. On remarque ici le lien entre l'augmentation de l'amplitude des vibrations de l'effecteur et l'augmentation de la vitesse.

Une étude en profondeur de cette problématique pourrait constituer un projet futur. En effet, on doit ici rendre compte de cette zone d'ombre.

L'étude faite dans cette première partie permet d'affirmer qu'il est possible de réaliser un suivi de cible basé sur une boucle de rétroaction visuelle. De plus, les essais expérimentaux ont montré que la position de la cible peut être calculée via stéréotriangulation avec une erreur de position inférieure à 3.92 mm (à un niveau de confiance de 95%)⁸ et une erreur d'orientation inférieure à 1.11° pour une vitesse maximale des perturbations de la base de 7.0 cm/s.

Si l'on observe le déplacement de l'effecteur (lequel doit conserver une position et une orientation constatent par rapport à la cible), on remarque que la stratégie de suivi de cible implantée permet de compenser à près de 80% l'effet des perturbations externes (voir note en bas de page 79).

⁸ Ici, en faisant l'hypothèse que $e_{POSITION}$ et $e_{ORIENTATION}$ suivent une distribution de probabilité normale, on sait que 1.96σ contient 95% des probabilités. Ainsi, en relevant dans les sections C,D et E la moyenne de l'erreur la plus élevée et en y ajoutant 1.96σ , on obtient un seuil où 95 mesures d'erreur sur 100 y seront inférieures. Il faut aussi spécifier que cette valeur est associée à la vitesse maximale de 7.0 cm/s.

5.3 Performance de l'asservissement en position

Dans cette section, on analyse la performance de l'asservissement en position du bras manipulateur. Ici, le critère de performance est la norme de l'erreur en position cartésienne du manipulateur. Dans notre étude, l'erreur de position des contrôleurs PD, e_{PD} , sera utilisée comme niveau de performance de référence. En effet, puisqu'on veut quantifier le gain de précision engendré par l'utilisation de la compensation neuronique, on choisit e_{PD} comme base de comparaison. On notera par e_{PD+NN} l'erreur cartésienne en utilisant la compensation neuronique.

5.3.1 Montage pour les essais en contrôle de position

Puisqu'il est essentiellement question de contrôle en position du bras manipulateur, on utilise seulement le bras CRS, ainsi, les deux axes redondants ne sont pas sollicités.

Dans ces essais expérimentaux, on impose une série de trajectoires qui ont pour objectif d'opérer un suivi en position couvrant une multitude de configuration du manipulateur. En effet, dans une optique d'analyse de performance du contrôleur, on doit s'assurer de couvrir une multitude de poses différentes du bras.

Les trajectoires imposées suivent un cercle de 80 mm de diamètre et sont exécutées à une vitesse de 4.20 cm/s. La disposition des ces trajectoires est présentée à la Figure 5.5.

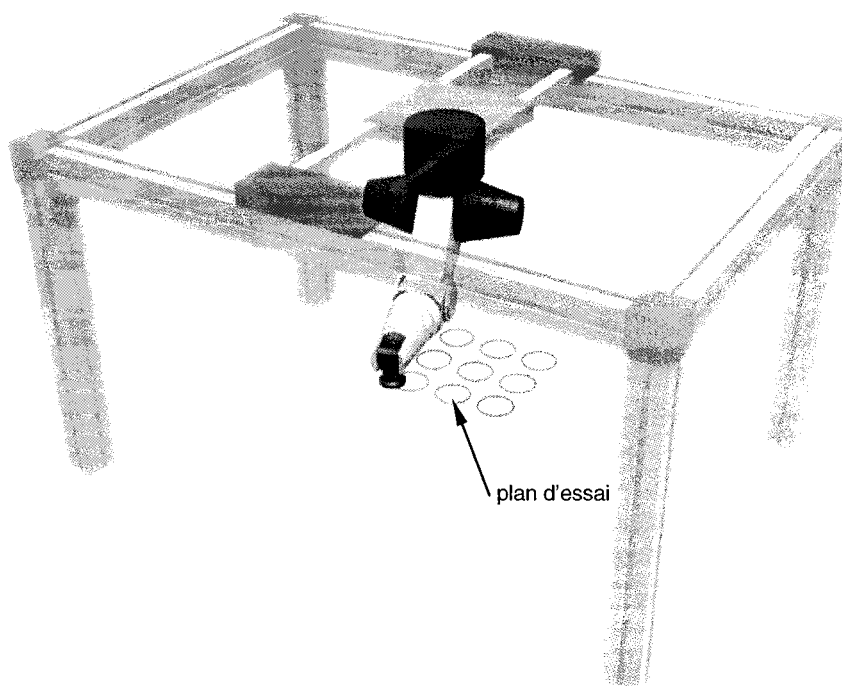


Figure 5.5 : Montage utilisé pour les tests en contrôle de position

5.3.2 Performance de la compensation neuronique

Comme il a été mentionné, la performance de la compensation neuronique est comparée au contrôleur PD classique. Il faut aussi préciser que le banc d'essai est le fruit d'un long processus de développement. Ainsi, toute une série de mesures de sécurité ont été implantées afin de prévenir tout risque d'accidents. En effet, le système de sécurité prévient les collisions du manipulateur avec la structure du Gantry, les limites de joints activent l'arrêt d'urgence et les vitesses angulaires des joints sont limitées afin de ménager les composantes électromécaniques. Il a donc été décidé de conserver les contrôleurs PD déjà implanté puisqu'ils intégraient ces mesures de sécurité en plus de posséder des caractéristiques de performance correctes.

La Figure 5.6 compare la performance de la compensation neuronique à celle obtenue par l'emploi des contrôleurs PD seuls pour les neuf trajectoires circulaires (un total de 674 points de mesure).

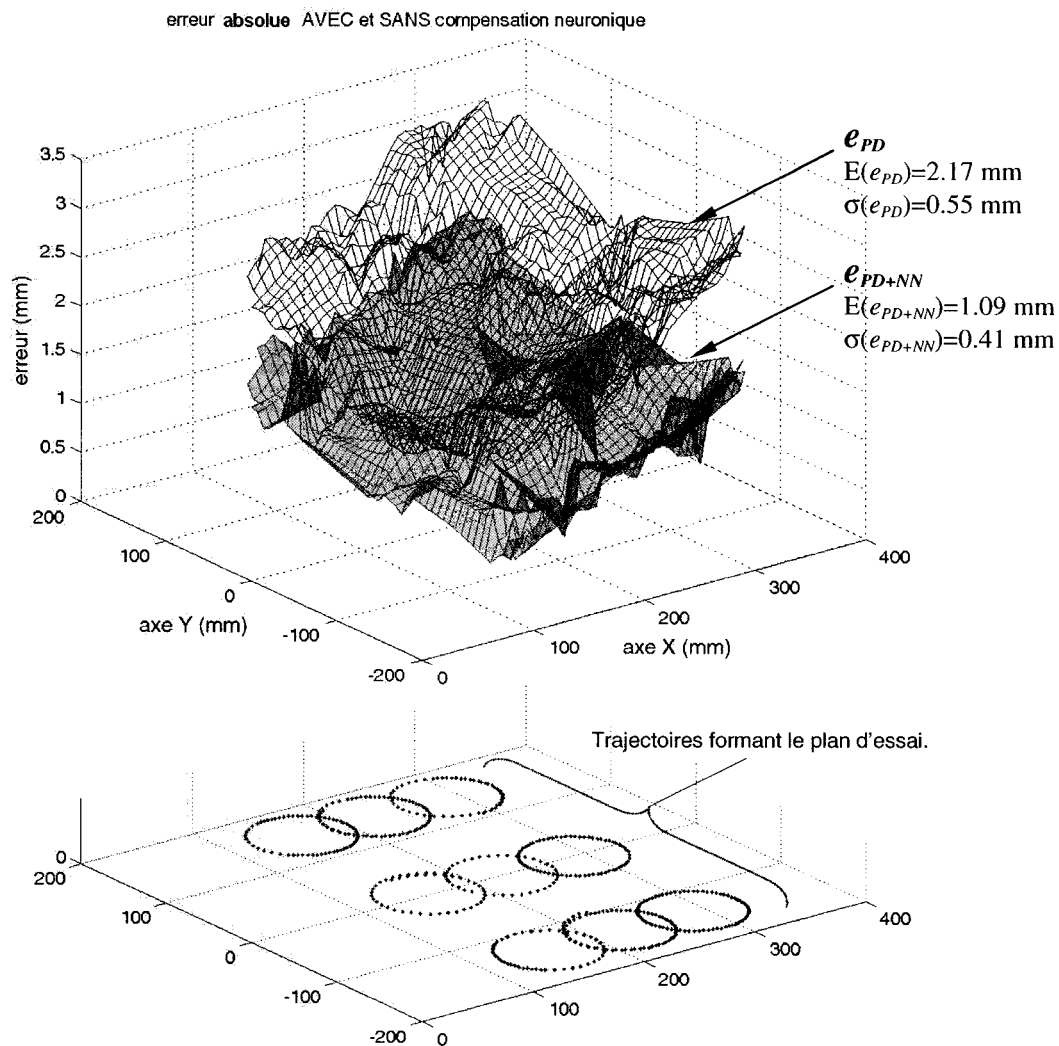


Figure 5.6 : Performance (absolue) de la compensation neuronique

On constate que l'application de la compensation neuronique permet d'obtenir une erreur systématiquement inférieure à celle obtenue par l'utilisation des contrôleurs PD seuls. Le gain associé à l'emploi de la compensation neuronique est important, soit

une réduction d'environ 50% de l'erreur de position cartésienne. Il est intéressant de pouvoir apprécier quantitativement la performance d'une telle stratégie car dans la littérature scientifique, on reste souvent dans le qualitatif et les applications très simplifiées (souvent des validations expérimentales faites sur des bras planaires possédant deux ou trois degrés de liberté). On peut aussi visualiser les résultats en observant l'erreur relative (e_{PD+NN_REL}) induite par la compensation neuronique :

$$e_{PD+NN_REL} = \left(\frac{e_{PD+NN}}{e_{PD}} - 1 \right) \cdot 100$$

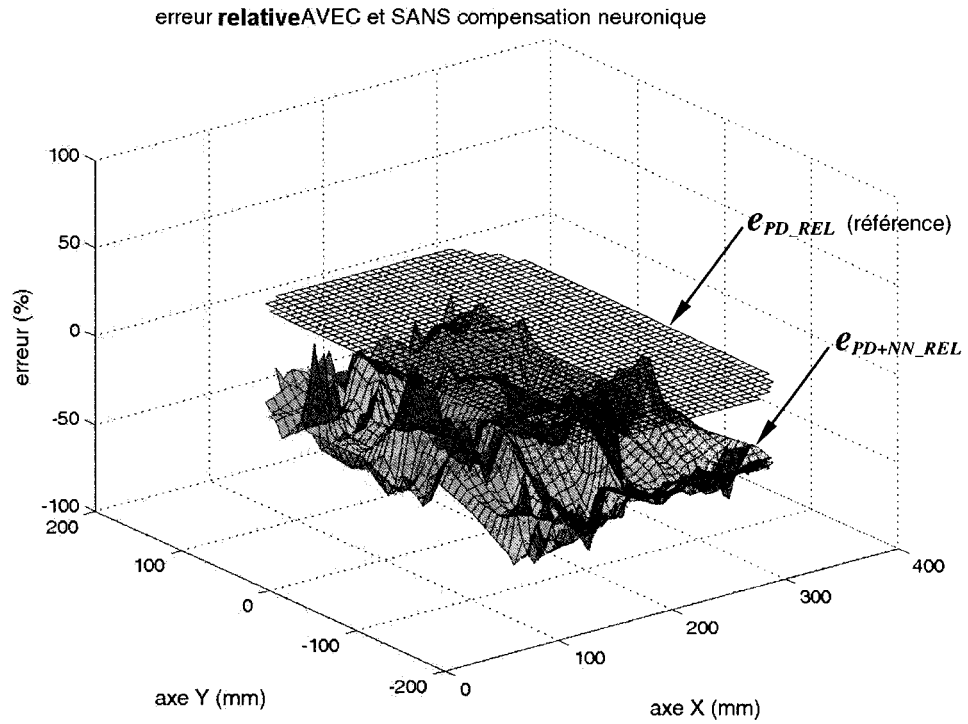


Figure 5.7 : Performance (relative) de la compensation neuronique

5.3.3 Rapidité d'apprentissage

On sait que le réseau neuronique subit un réajustement de divers gains qui le compose via l'algorithme d'entraînement de *backpropagation* (voir section 4.5.3). On veut ici analyser le comportement de la compensation neuronique avant, pendant et après l'entraînement.

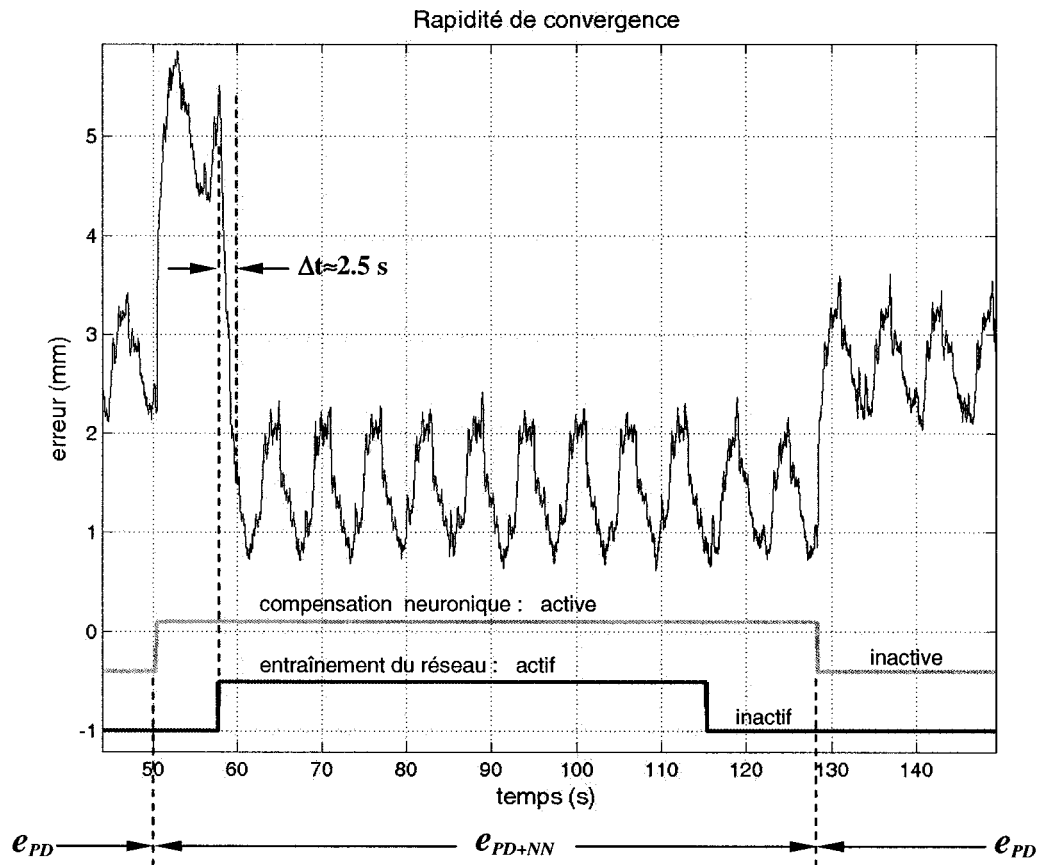


Figure 5.8 : Rapidité de la convergence lors de l'entraînement

Dans la Figure 5.8, on a imposé une trajectoire circulaire de 120 mm de diamètre à l'effecteur. Il est normal que l'erreur cartésienne oscille puisque la position désirée est

cyclique. Le signal de la compensation neuronique permet de déterminer dans quel mode de contrôle on opère : (actif) contrôle PD plus compensation neuronique; (inactif) contrôle PD seulement. Ainsi, on remarque que jusqu'à 50 secondes, on est dans un mode de contrôle PD. À partir de cet instant, on active la compensation neuronique et on constate que l'erreur augmente substantiellement. Puisque le réseau neuronique est dans sa configuration initiale avant entraînement, la sortie du réseau est tout autant arbitraire et l'ajout de la compensation à la commande du contrôleur PD dégrade la performance. Cependant, à environ 58 secondes, on active l'entraînement par *backpropagation* et on observe une réduction considérable de l'erreur cartésienne. En effet, il faut seulement 2.5 secondes pour que le réseau atteigne son plein potentiel de compensation. Bien que ce délai semble court, il faut réaliser que cela correspond à environ 2500 actualisations de la configuration du réseau car à chaque itération il y a recalcule des matrices V et W . L'arrêt de l'entraînement (vers 115 secondes) vient fixer V et W . Ensuite, un phénomène très intéressant est observé : la capacité du réseau à apprendre (Visioli [20], Ishiguro [24] et Lewis [27]). En effet, la diminution de l'erreur persiste même si l'on a cessé l'entraînement. Cette observation confirme qu'il y a une rétention d'information dans le réseau. Ce comportement est vérifié dans la littérature et les résultats présentés sur la Figure 5.8 le confirme. Finalement, vers 127 secondes, on cesse d'appliquer la compensation neuronique et on revient dans un mode de contrôle PD.

Il est important de préciser que le seul moment où la compensation neuronique dégrade la performance de l'asservissement correspond aux premières secondes de l'entraînement (lorsque le réseau est dans sa configuration initiale). Par la suite, il y aura

toujours⁹ une diminution de l'erreur cartésienne lorsque la compensation neuronique est appliquée. En effet, tous les tests qui ont été mené montrent une diminution de l'erreur cartésienne d'environ 50% engendrée par l'utilisation de la compensation neuronique. Cette remarque est vérifiée autant pour des suivis de trajectoire que pour des points fixes.

5.3.4 Influence du nombre de neurones sur la performance

La théorie des réseaux neuroniques stipule que plus il y a de neurones dans la couche cachée, plus le réseau sera capable d'approximer une fonction avec degré de complexité élevé. Cependant, il y a un compromis à faire, car plus la couche cachée est importante, plus le réseau est sensible aux effets du bruit (Masters [67]). Il est généralement entendu qu'il faut tenter d'identifier le réseau neuronique le plus simple possible qui réponde aux besoins. Afin de vérifier cet effet, le test présenté à la Figure 5.6 a été exécuté quatre fois et pour chacune de ces manipulations on a utilisé respectivement 3, 7, 10 et 17 neurones dans la couche cachée. Les résultats sont présentés dans le Tableau 5.2.

Tableau 5.2 : Effet du nombre de neurones dans la couche cachée

	Nb. neurones (c. cachée)	E() mm	σ () mm	% de réduction de l'erreur (par rapport au contrôleur PD)
Configuration: contrôleur PD (référence)	---	2.17	0.55	---
Configuration: contrôleur PD+NN	3	1.14	0.46	47 %
	7	1.09	0.41	50 %
	10	1.08	0.47	50 %
	17	1.11	0.53	49 %

⁹ Aucune manipulation expérimentale n'a pu montrer que la compensation neuronique dégradait la performance (à l'exception de la phase initiale d'entraînement).

On pourrait croire qu'un nombre de neurones dans la couche cachée se situant entre 7 et 10 correspond à la configuration recherchée. Cependant, bien que la tendance soit observée, on ne dispose pas d'un nombre suffisant de données pour prendre une position ferme à ce sujet. Si l'on devait optimiser notre stratégie de compensation (afin de diminuer la complexité des calculs), on pourrait pousser d'avantage ce test et ainsi identifier une configuration qui soit optimale.

5.3.5 Influence du nombre de neurones sur l'apprentissage

Comme on l'a vu précédemment, le réseau neuronique est capable d'emmagasiner de l'information utile à l'aide de l'ajustement spécifique des matrices V et W . Afin d'étudier ce phénomène, on a réalisé un suivi de neuf trajectoires (voir Figure 5.6). Toutefois, on a débuté chacun des essais en entraînant le réseau uniquement sur la trajectoire du centre (cercle centré en $x=250.00$ mm et $y=0.00$ mm). Ainsi, on peut observer le comportement de l'erreur cartésienne pour des positions voisinant la zone d'entraînement. De plus, on a fait ce test pour quatre configurations où la couche cachée possède spécifiquement 3, 7, 10 et 17 neurones.

Suivant les observations faites dans la section précédente, on peut s'attendre à de bons résultats dans la zone où il y a eu entraînement. On devrait aussi percevoir une dégradation progressive à mesure que l'on s'éloigne de cette région. La Figure 5.9 présente les résultats pour un réseau ayant respectivement 17 (haut de la figure) et 3 (bas) neurones dans la couche cachée. Ce sont les deux configurations extrêmes pour lesquelles les différences sont appréciables. Dans un premier temps, sans regarder l'effet du nombre de neurone dans la couche cachée, on remarque une erreur cartésienne plus

faible dans la zone d'entraînement (centre du plan d'essai). Ensuite, comme anticipé, plus on s'éloigne de cette région, plus l'erreur augmente. Finalement, vient une position où l'effet de la compensation neuronique dégrade nettement la performance du suivi de trajectoire. Ce comportement est prévisible puisque l'on quitte peu à peu les conditions qui prévalaient là où le réseau a été entraîné.

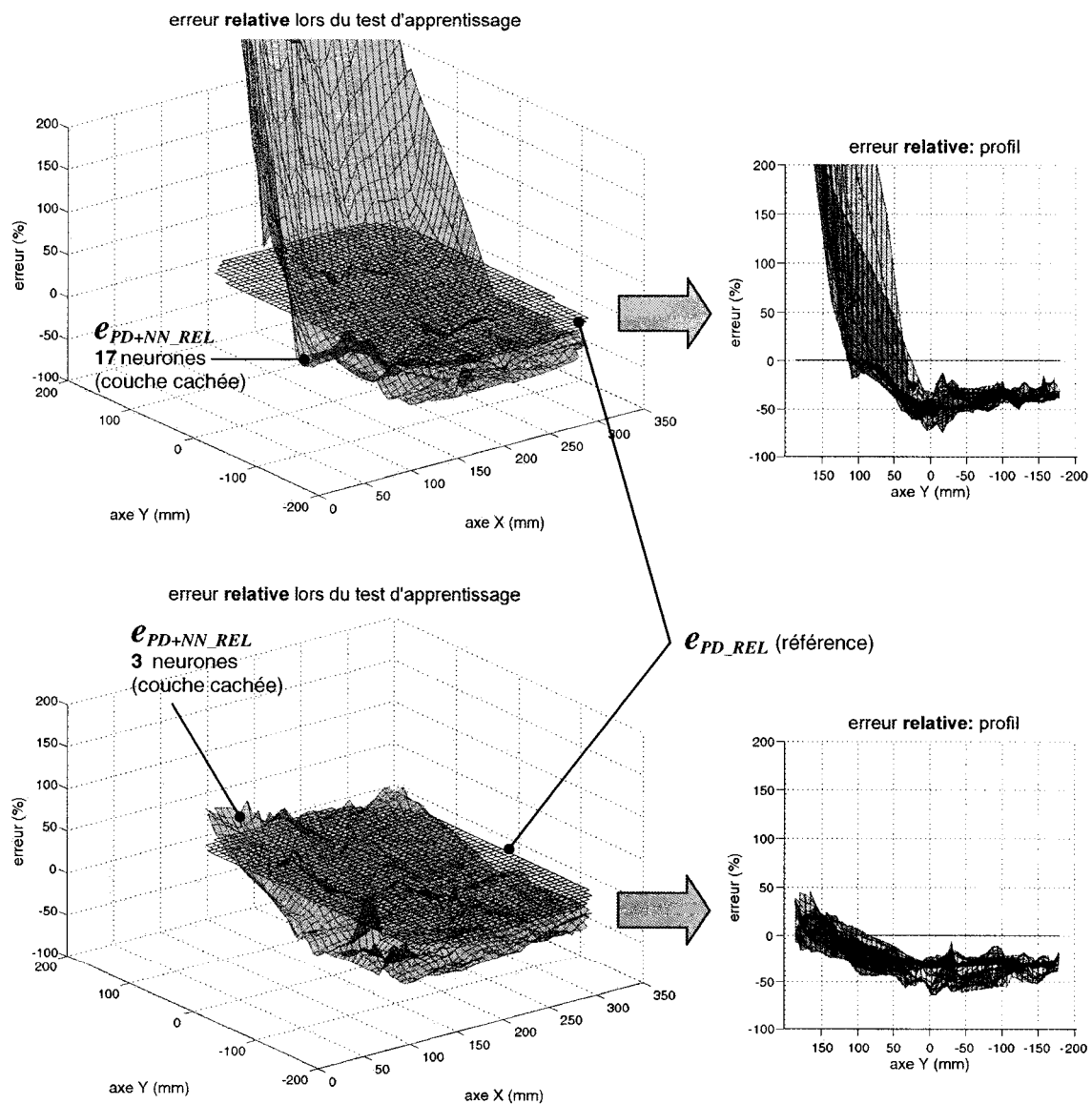


Figure 5.9: Test d'apprentissage

Maintenant, si l'on étudie l'effet du nombre de neurone de la couche cachée on constate un comportement qui rencontre la théorie et les observations décrites par Visioli [20] et Ishiguro [24]. Sur la Figure 5.9, le réseau ayant 17 neurones dans la couche cachée est plus performant dans la région centrale (zone où il y a eu entraînement) que celui qui en possède seulement 3. On sait que la capacité à approximer une fonction est proportionnelle au nombre de neurones de la couche cachée. Il est donc cohérent d'observer localement une meilleure performance pour le réseau le plus complexe. Cependant, le réseau simple (celui à 3 neurones), bien que moins performant, possède une plus grande capacité à généraliser. Cela se traduit par la plus lente dégradation de l'erreur pour des positions qui s'éloignent de la zone d'entraînement.

Dans ce cinquième chapitre, on a montré que la stratégie de suivi de cible basée sur l'utilisation d'un feedback visuel est réalisable. Les essais expérimentaux ont permis de réaliser de multiples tests desquels on peut tirer les conclusions suivantes :

- l'erreur d'inférence 3D lors du suivi de cible vaut respectivement en position et orientation 3.92 mm et 1.11° pour une vitesse de perturbation de 7 cm/s;
- la stratégie de suivi de cible permet de compenser les effets à 80% des perturbations externes induites par les axes X et Y;
- en comparant avec la performance du contrôleur PD utilisé seul, la compensation neuronique est systématiquement avantageuse et elle engendre une diminution de l'erreur cartésienne (du manipulateur) de 50%;
- le phénomène d'apprentissage exhibé par le réseau neuronique est observable et son comportement est en accord avec la théorie.

Enfin, bien que la compensation neuronique ait démontré son efficacité, il faut souligner que des améliorations futures pourraient y être apportées. En effet, il faut préciser que la méthode d'entraînement *backpropagation* n'est pas la plus rapide (mais elle a l'avantage d'être très stable).

En ce qui a trait à la vitesse, des méthodes telles RPROP (Riedmiller [68]) et QuickProp (Schiffmann [69]) peuvent diminuer par cinq le temps de convergence tout en garantissant une stabilité. Aussi, on peut accélérer la convergence de la méthode *backpropagation* en employant des ϵ différents pour chaque couche (méthode appelée *variable learning rate*). De plus, le traitement des signaux utilisé pour l'entraînement du réseau neuronique peut lui aussi être optimisé. Il est possible d'accélérer la convergence si les signaux d'entrées du réseau sont décorrélés.

Chapitre 6: Conclusion

Un problème majeur est rencontré dans l'opération et le contrôle précis de bras manipulateur ayant une grande portée. En effet, la flexion structurale des membrures du bras induit des erreurs substantielles de positionnement car les encodeurs de position, bien que très précis, ne peuvent pas détecter cet effet. Ces grands manipulateurs sont souvent composés de deux parties : (1) un macro-manipulateur possédant un grand espace de travail au bout duquel (2) un micro-manipulateur effectue les tâches robotisées. Dans cet arrangement, la flexion structurale intervient principalement dans les membrures du macro-manipulateur. Face à cette problématique, un nouveau concept de compensation des perturbations appliquées à un manipulateur réalisant un suivi de cible a été mis en oeuvre.

Dans un premier temps, une synthèse du travail de recherche a été présentée. Il a été choisi d'opter pour une approche intégrant le suivi de cible car plusieurs avantages en découlent. Cette stratégie permet de réaliser une compensation des perturbations induites par la flexion structurale en utilisant uniquement l'information visuelle. En effet, si l'on parvient à maintenir une position et une orientation constante par rapport à l'objet d'intérêt c'est donc qu'on aura réussi à compenser l'effet des perturbations externes. Il y a ici un gain majeur en comparaison des autres solutions proposées dans la littérature scientifique. Ces dernières proposent une modélisation du comportement dynamique associé à la flexion pour ensuite tenter d'en diminuer l'effet sur la précision des opérations effectuées. Notre stratégie permet aussi de porter en laboratoire l'étude et

l'analyse du phénomène de flexion car maintenant que le comportement du macro-manipulateur est sans importance, notre solution n'impliquant que le micro-manipulateur. On peut faire l'émulation des perturbations et valider expérimentalement la performance de notre approche en utilisant uniquement le micro-manipulateur.

Pour les expériences, un banc d'essai opéré en temps réel a été utilisé. Ce dernier est composé d'un manipulateur redondant à huit degrés de liberté. Il s'agit d'un bras à six degrés de liberté, constituant le micro-manipulateur, fixé à une plate-forme ayant deux degrés de libertés (ces deux axes linéaires sont employés pour l'émulation des perturbations externes engendrées par la flexion structurale). La stratégie de compensation se divise en deux principaux modules. Le premier est associé à la vision. En effet, il faut pouvoir détecter et mesurer la position de la cible le plus précisément possible. Une fois cette information disponible, le second module a pour fonction de réaliser un asservissement performant des joints du manipulateur.

Dans ce paragraphe, une récapitulation des diverses étapes qui entrent dans la réalisation de la compensation est présentée. La cible utilisée dans notre projet est composée de quatre pastilles de couleurs. Un système de caméra stéréo fait l'inférence 3D de la position des ces pastilles. C'est là l'essentiel du traitement fait par le module de vision. Ensuite, cette information de position (xyz) est transmise au module de contrôle. Puisque les positions sont calculées dans l'espace cartésien des caméras, il faut les exprimer dans l'espace cartésien du manipulateur. L'utilisation de transformations homogènes permet ce passage. Une fois que l'on connaît la position de la cible dans le repère du manipulateur, on peut calculer la position et l'orientation désirée de l'effecteur.

La position désirée est la projection du centre de la cible à une distance fixe suivant la normale de la cible (une distance de 500 mm a été utilisée). L'orientation désirée correspond à celle de la cible. Ensuite, parce que l'incertitude sur la normale de la cible fait osciller la position désirée de l'effecteur, on emploie un filtre de Kalman afin de la réduire. Comme l'information visuelle est obtenue à une fréquence moyenne de 24 Hz, il est nécessaire de générer une trajectoire (basée sur les dernières positions/orientations désirées calculées) afin d'obtenir un déplacement de l'effecteur qui soit plus lisse. Cette trajectoire est calculée en faisant un développement de Taylor autour de la dernière position désirée calculée. C'est cette position/orientation qui est fournie au contrôleur de position des joints du manipulateur. Ce dernier est composé d'un contrôleur PD classique auquel on a ajouté une compensation adaptative des non-linéarités réalisée à l'aide d'un réseau neuronique. Avec cette structure, on s'assure d'obtenir une dynamique de l'erreur qui soit bornée et convergente (contrôleur PD) tout en intégrant une composante adaptative permettant une amélioration de la performance (compensation neuronique). Enfin, la commande en tension issue du contrôleur est envoyée aux amplificateurs des moteurs du bras manipulateur.

Les résultats présentés au chapitre 5 permettent de montrer qu'il est possible de compenser les perturbations externes appliquées à un manipulateur effectuant une tâche de suivi de cible. En effet, l'intégration de l'information visuelle dans la boucle de rétroaction permet de réduire à 80% l'effet de ces perturbations. Pour une base du manipulateur perturbée à une vitesse de 7 cm/s, on est capable d'estimer la position réelle de la cible avec une erreur inférieure à 3.84 mm et une erreur d'orientation inférieure à 1.11° (95% de probabilité). Si l'on s'attarde maintenant à la performance du contrôleur,

on constate que la compensation neuronique engendre une diminution de l'erreur cartésienne de l'effecteur de 50%. Ce gain associé à la compensation neuronique est valable pour tout type de trajectoires. On a aussi pu observer le comportement d'apprentissage exhibé par le réseau. En faisant varier le nombre de neurones de la couche cachée, on affecte la quantité d'information que le réseau est capable d'emmagasiner.

Les points forts du système développé sont les suivants : (1) on évite l'analyse complexe associée au phénomène de flexion structurale de membrures articulées : (2) l'étude et la validation expérimentale en laboratoire est sécuritaire en plus d'engendrer des économies de temps et d'argent substantielles; (3) l'architecture du système adoptée permet une grande flexibilité de développement; (4) l'architecture modulaire qui a été faite permet de facilement intégrer la stratégie de compensation dans d'autres projets¹⁰. Cependant, on doit aussi souligner certaines limitations. La cible utilisée dans ce projet est rudimentaire et l'algorithme de détection est peu robuste aux variations importantes de luminosité. Le banc d'essai possède un espace de travail limité. Aussi, on doit considérer les limitations mécaniques associées au manipulateur et aux deux axes linéaires du Gantry. En effet, la puissance des moteurs et la rigidité de la structure du Gantry ne permettent pas d'opérer à des vitesses importantes. De plus, il faut réaliser que la qualité de la compensation des perturbations est intimement liée à la fréquence d'échantillonnage du système de vision stéréo. Plus cette dernière est grande, meilleure est la compensation des perturbations car la position de la cible estimée par le système stéréo tend vers la position réelle.

¹⁰ À ce sujet, la stratégie de compensation qui a été implanté est déjà intégrée à un autre projet portant sur la télé-manipulation. Ce transfert s'est effectué rapidement et sans problèmes majeurs.

Suivant ces observations, on peut identifier quatre principales améliorations pourraient être apportées au système actuel : (1) implanter un traitement visuel intelligent qui pourrait repérer la cible dans l'environnement sans recourir à des marqueurs; (2) développer des stratégies de recherche pour une cible à l'extérieur du champ de vision ou encore partiellement cachée et ce pour des variations importantes de luminosité dans la scène; (3) augmenter la fréquence d'échantillonnage du système vidéo et ainsi diminuer d'autant le retard dans le suivi de cible; (4) perturber la base du manipulateur selon plusieurs degrés de liberté (translation et rotation) et développer un contrôleur utilisant la redondance du manipulateur.

Les résultats expérimentaux permettent de valider l'efficacité de notre stratégie de compensation des perturbations engendrées par la flexion structurale. Il serait possible d'envisager une implantation éventuelle sur un équipement industriel réel. L'approche proposée s'inscrit dans un processus où les développements s'effectuent en laboratoire, sur une plate-forme d'émulation essayant de représenter au mieux possible les conditions d'opération réelles. Ensuite, quand la technologie est suffisamment au point, on peut envisager une implantation sur un équipement réel. Cette approche basée sur l'émulation permet de porter une technologie à un niveau de maturité notable et ce, dans un contexte de développement accéléré.

Enfin, la contribution scientifique principale de ce projet tient en trois points : (1) utilisation de l'information visuelle dans la boucle de rétroaction d'un manipulateur réalisant un suivi de cible afin de compenser l'effet des perturbations engendrées par la

flexion structurale; (2) le développement d'une compensation adaptative des non-linéarités à l'aide d'un réseau neuronique; (3) la validation expérimentale de la stratégie de compensation en utilisant un manipulateur redondant à huit degrés de liberté opéré en temps réel.

Le monde des sciences est riche d'esprit qui n'ont de cesse de nous impressionner par leurs capacités créatrices. Ce qui nous semble complexe aujourd'hui sera probablement bien banal pour nos contemporains. Dans tous les cas, participer à l'avancement de cette exploration sans fin est pour moi un plaisir et un privilège.

Références

- [1] P.I. Corke, S. Hutchison, and G.D Hager, "A tutorial on visual servo control," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 12(5), 1996.
- [2] G.S. Bell, W. J. Wilson, and C. C. W. Hulls, "Relative end-effector control using position based visual servoing," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 12(5), 1996.
- [3] D.E. Koditschek, A. A. Rizzi, "An active visual estimator for dextrous manipulation," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 12(5), 1996.
- [4] L. Rong, A. K. C. Wong, R. V. Mayorga, and Liang X., "A vision based online motion planning of robot manipulator," *In IROS 96 – Intelligent Robots and Systems*, volume 2, 1996.
- [5] C. Malcom C, "Dynamic effects in visual closed-loop systems," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 12(5), 1996.
- [6] R.Kelly, "Robust asymptotically stable visual servoing of planar robot," *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 12(5), 1996.
- [7] A. Oddera, G. Sandini, E. Grosso, and G. Metta, "Robust visual servoing in 3D tasks", *IEEE Transaction on Robotics and Automation*, 12(5), 1996.
- [8] 7. C. L. Boddy, "A Real-Time Trajectory Planner and End-Effector Collision Control System for a Robotic Arm", *Proceedings of the IEEE International Conference on Control'91*, pp. 69–74, March 1991

- [9] J. Woodfill and R. Zabih, "A Real-Time Vision System for Robots in structured Domains", *Proceedings of SPIE Sensor Fusion IV: Control Paradigms and Data Structures*(November, 1991) Vol. 1611, pp. 346–355.
- [10] Mavroidis, C., Rowe, and Dubowsky, "Inferred End-Point of long reach Manipulators," *IEEE International Conference on Robotics And Automation*, 1995.
- [11] Torres M.A., Dubowsky, S., and Pisoni, A., "Path-Planning for elastically Mounted Space Manipulators: Experimental evaluation of the Coupling Map," *Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and automation, san Diego, CA*, 1994, pp. 2227-2233.
- [12] Torres, M.A., Modeling, "Path-Planning and control of Space Manipulators: The Coupling Map Concept," PH.D. Thesis, Mechanical Engineering Department, MIT, Cambridge, MA, 1993
- [13] Miguel A. Torres, Steven Dubowsky, and Atilio C. Pisoni., "Vibration Control of Deployment Structures: Long Reach Space Manipulators, The P-PED Method," *IEEE International Conference on Robotics and automation*, pp.2498-2879, June 1993
- [14] David W. Cannon, David P. Magee, and Wayne J. Book, "Experimental Study on Macro/Micro Manipulator Vibration Control," *Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Robotics and automation*, pp. 2549-2554, 1996.
- [15] Jae Y. Lew and Dan J. Trudnowsky, " Vibration Control of a Macro/Micro-Manipulator System," *IEEE Control Systems*, pp. 26-31, 1996
- [16] John Van Vliet, Dr. Ianna Sharf, "A Frequency Matching Algorithm for Active Damping of Macro-Micro Manipulator Vibrations," *Proceeding of the 1998*

IEEE/RSJ Intl. Conference on Intelligent Robots and Systems, Victoria, BC, Canada, October 1998

- [17] H.D. Stevens, Jonathan How, "The limitation of Independent Controller Design for a Multiple-link Flexible Macro-manipulator Carrying a Rigid Mini-manipulator," *Aerospace Robotics Laboratory, Stanford University*, Stanford, CA, 1998
- [18] Zhihong, and Khorasani, "A Neural-Network-Based Controller for a Single-Link Flexible Manipulator Using the Inverse Dynamic Approach," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 48, No. 6, December 2001
- [19] Hodac A., Siegwart R., "End-Point Control of a Fast and Precise Macro/Micro-Manipulator," *Proc. 4th Internat. Conf. on Motion and Vibration Control MOVIC'98*, Zurich, Vol. 3, pp. 883-888, 1998
- [20] A. Visioli and G. Legnani, "On the trajectory tracking control of industrial SCARA robot manipulators," *Industrial Electronics, IEEE Transactions*, Volume: 49 Issue: 1, Page(s): 224 –232, , Feb. 2002
- [21] J. J. Craig, "Introduction to Robotics : Mechanic and Control," 2nd ed New York, Addison-Wesley, 1989
- [22] Dan J. Trudnowski, C.P. Baker, and M.S. Evans, "Damping Control of a Large Flexible Manipulator Throught Inertial Forces of a Small Manipulator," *Proceeding of the American Control Conference*, pp. 2878-2879, 1993
- [23] S. Dubowsky, , "Dealing With Vibrations in the Deployment Structures of Space Robotic Systems," *Fifth International Conference on Adaptive Structures*, Sendai International Center, Sendai, Japan, December 5-7, 1994

- [24] A. Ishiguro, T. Furuhashi, S. Okuma "A Neural Network Compensator for Uncertainties of Robotic Manipulator," *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 39, No. 6, December 1992
- [25] K. Hornik, M. Stinchcombe and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximator, " *Neural Networks* , vol. 2, pp. 359-366, 1989
- [26] F. L. Lewis "Neural Network Control of Robot Manipulator," *IEEE Intelligent Control, IEEE Expert*, December 1996
- [27] F.L. Lewis, T. Parisini, "New Developments in Neurocontrol," *Proceeding of the 1998 International Conference on Control Applications*, Trieste, Italy, 1-4 September 1998
- [28] Jinyu Li; Danwei Wang, " A NN controller and tracking error bound for robotic manipulators," *Decision and Control, 2000. Proceedings of the 39th IEEE*, vol. 1, pp. 872-876, December 2000
- [29] Zhihong Su, K. Khorasani, " A Neural-Network-Based Controller for a Single-Link Flexible Manipulator Using the Inverse Dynamics Approach," *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, vol. 48, No. 6, December 2001
- [30] Jacob W.F. Cheung, Alexis W.F. Cheung and Norbert C. Cheung, " Self-tuning Control of Brushless Servo Drive for a High Performance Tracking Manipulator," *IEEE Transaction on Industrial Electronics*, 1997
- [31] Fu-Chuang Chen, "A Dead Zone Approach in the Nonlinear Adaptive Control Using Neural Networks," *Proceedings of the 30th IEEE Decision and Control*, Brighton, England, December 1991
- [32] "Europe Gets into Fuzzy Logic" (Electronics Engineering Times, Nov. 11, 1991
- [33] B. M. Wilamowski , " Neural Network Design" Fall 2001

- [34] J.J. Slotine and W. Li , “Applied Nonlinear Control”, Prentice Hall, 1991
- [35] Chang Woo Park, JaeHoon Kim, Mignon Park and Cheol Kwon, “Tracking Control of a Manipulator using Sliding Mode Controller with Fast and Accurate Performance,” *Proceeding of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 305-310, 1999
- [36] Allamehzadeh, H.; Cheung, J.Y. , “Chattering-free sliding mode fuzzy control with continuous inherent boundary layer,” *Fuzzy Systems, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference*, pp. 1393 –1398, vol.2, 2002
- [37] Allamehzadeh, Cheung, “Robust control for a flexible-link manipulator using sliding mode techniques and nonlinear H_{∞} control design methods,” *Robotics and Automation, 2001. Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference*, pp. 3865 –3870, vol.4, 2001
- [38] Moteleb and Ibraheem, “Robust fuzzy sliding mode controller design for DC motor with experimental implementation ,” *Proceedings of the 39th SICE Annual Conference. International Session Papers*, pp. 159 -164, 2000
- [39] Jezernik K., “Robust chattering free sliding mode control of servo drives,” *Power Electronics and Drive Systems, 1995., Proceedings of 1995 International Conference*, pp. 202 -207, vol.1, 1995
- [40] P. Ha, C. Rye and F. Durrant-Whyte, “Fuzzy Sliding-Mode Controller with Applications,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, pp. 38 –46, vol. 48, No.1, February 2001.

- [41] Shiuh-Jer Huang, Kuo-See Huang, “An adaptive fuzzy sliding-mode controller for servomechanism disturbance rejection,” *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, pp. 845 –852, vol. 48, No.4, August 2001
- [42] Hassan K. Khalil , “Nonlinear Systems”, Prentice Hall, 2002
- [43] Rong-Jong Wai; Kuan-Yun Hsieh,“ Tracking control design for robot manipulator via fuzzy neural network ,” *Fuzzy Systems, 2002. FUZZ-IEEE'02. Proceedings of the 2002 IEEE International Conference*, pp. 1422 -1427, vol. 2, 2002
- [44] H. Morioka, K. Wada, A. Sabanovic and K. Jezernik,“ Neural network based chattering free sliding mode control ,” *SICE '95. Proceedings of the 34th SICE Annual Conference. International Session Papers*, pp. 1303 -1308, 1995
- [45] Yeong-Chan Chang, “ Adaptive fuzzy-based tracking control for nonlinear SISO systems via VSS and H_{∞} approaches,” *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, pp. 278 -292, vol. 9, No.2, April 2001
- [46] Anthony Green and Jurek Z. Sasiadek, “Fuzzy and Optimal Control of a Two-Link Flexible Manipulator,” *2001 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics Proceedings*, 8-12 July 2001, Como, Italy
- [47] L. Peters, K. Beck and R. Camposano, “Adaptive fuzzy controller improves comfort,” *Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 512 - 515, vol. 1, 1993
- [48] E. Kwan and Liu Ming, “An adaptive fuzzy approach for robot manipulator tracking,” *CIRA '99. Proceedings. 1999 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp. 53 -58, 1999

- [49] Wu Shing-Jen and Lin Chin-Teng, "Global optimal fuzzy tracker design based on local concept approach," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, pp. 128 -143, vol. 10, No.2, April 2001
- [50] Dadi Hisseine and Boris Lohmann, "Nonlinear Tracking Control for a lightweight Flexible Robot," *Industrial Electronics, IEEE Transactions*, pp. 3360-3365, 2002
- [51] M. Asai Sasaki, H. Kawafuku and M. Hori, "Self-tuning control of a translational flexible arm using neural networks," *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, pp. 3259 -3264, vol. 5, 2000
- [52] F.C Sun, Z.Q. Sun, R.J. Zhang and Y.B. Chen, " Neural adaptive tracking controller for robot manipulators with unknown dynamics," *IEEE Proceedings on Control Theory and Applications*, pp. 366 -370, vol. 3, May 2000
- [53] J.M. Zanker, M.V. Srinivasan and M. Egelhaaf, "Speed tuning in elementary motion detectors of the correlation type," *Biological and Cybernetics*, pp. 109-116, No.80, 1999
- [54] R. Voss and J. Zeil, "Active vision in insects: an analysis of object-directed zig-zag flights in wasps (*Odynerus spinipes*, Eumenidae)," *Journal of Comp. Physiology*, No. 182, pp. 373-387, 1998
- [55] Matthias O. Franz and Hanspeter A. Mallot, "Biomimetic robot navigation," *Robotics and Autonomous Systems*, No. 30, pp. 133–153, 2000
- [56] R. M. Olberg and A. H. Worthington · K. R. Venator, "Prey pursuit and interception in dragonflies," *Journal of Comp. Physiology*, No. 186, pp. 155-162, 2000

- [57] M. V. Srinivasan, S. W. Zhang, M. Lehrer and T. S. Collett, "Honeybee Navigation En Route to the Goal: Visual Flight Control and Odometry," *The Journal of Experimental Biology*, No. 199, pp. 237–244, 1996
- [58] T. S. Collett and J. A. Rees, "View-based navigation in Hymenoptera: multiple strategies of landmark guidance in the approach to a feeder ," *Journal of Comp. Physiology*, No. 181, pp. 47-58, 1997
- [59] M. V. Srinivasan, S. W. Zhang, J. Berry, K. Cheng and H. Zhu, "Honeybee navigation: linear perception of short distances travelled," *Journal of Comp. Physiology*, No. 185, pp. 239–245, 1999
- [60] M. V. Srinivasan, S. W. Zhang and M. Lehrer, "Honeybee Memory: Navigation by Associative Grouping and Recall of Visual Stimuli," *Neurobiology of Learning and Memory*, No. 72, pp. 180-201, 1999
- [61] Fumiya Iida and Dimitrios Lambrinos, "Navigation in an autonomous flying robot by using a biologically inspired visual odometer ," *AILab, Department of Information Technology, University of Zurich*, 1999
- [62] M. Giurfa, G. Zaccardi and M. Vorobyev, "How bees detect coloured targets using different regions of their compound eyes," *Journal of Comp. Physiology*, No. 185, pp. 591-600, 1999
- [63] Shaowu Zhang, Akiko Mizutani, and Mandyam V. Srinivasan, "Maze Navigation by Honeybees: Learning Path Regularity," *Learning and Memory*, No. 7, pp. 363-374, 2000
- [64] M. V. Srinivasan, S. W. Zhang, J.S. Chahl, E. Barth and S. Venkatesh, "How honeybee make grazing landing on flat surface," *Biological and Cybernetics*, No. 83, pp. 171-183, 2000

- [65] M.I. Rabinovicha, R. Huertaa, A. Volkovskiia, H.D.I. Abarbanela, M. Stopferd and G. Laurentd, “Dynamical coding of sensory information with competitive networks,” *Journal of Physiology*, No. 94, pp. 465-471, 2000
- [66] M.I. Rabinovicha, R. Huertaa, A. Volkovskiia, H.D.I. Abarbanela and G. Laurentd, “Dynamical Encoding by Networks of Competing Neuron Groups: Winnerless Competition,” *The American Physical Society*, Vol. 87, No. 6, pp. 465-471, 2001
- [67] Timothy Masters, “Practical Neural Network Recipes in C++,” Morgan Kaufmann, 1993
- [68] Martin Riedmiller, Heinrich Braun, “RPROP – A Fast Adaptive Learning Algorithm,” *Institut for Logic, Complex and Intelligent Systems, Karlsruhe University, Germany*, 1992
- [69] W. Schiffmann, M. Joost, R. Werner, “Optimization of the Backpropagation Algorithm for Training Multilayer Perceptrons,” *Institute of Physics, University of Koblenz*, September 1994
- [70] CRS Robotics Corporation, a465_v4_F_2002.pdf “A465 Articulated Robot,” *www.CRSrobotics.com*, 2003
- [71] Gary Bishop, Greg Welch , “An Introduction to the Kalman Filter,” *University of North Carolina, SIGGRAPH 2001*
- [72] Vadim Ivanovich Utkin and al, “Sliding Mode Control in Electro-mechanical Systems”, Library Binding, May 1999

Annexe A : Revue de littérature

Bon nombre de solutions ont été développées pour résoudre le problème de précision engendré par la flexion structurale dans les systèmes macro-micro manipulateurs. Cependant, même si les performances associées à ces méthodes retiennent de plus en plus l'attention, il n'en demeure pas moins que le domaine est toujours développement car cette problématique n'est pas encore maîtrisée. Les sections qui suivent présentent une revue de littérature pertinente au problème envisagé dans ce mémoire.

Approche I: contrôle des vibrations

Dans un premier temps, les solutions issues du domaine du contrôle des vibrations sont couvertes. Ces approches se concentrent sur l'analyse des vibrations induites par la flexion structurale et proposent donc des stratégies pour en compenser les effets.

Inferred end-point control (IEC)

Dans cette approche, des jauges de déformation sont placées sur la structure du macro-manipulateur. La mesure de ces déformations couplées à un modèle analytique permet de déterminer la position et l'orientation de la base du micro-manipulateur à chaque instant [10]. Ces informations sont alors utilisées par le micro-manipulateur pour compenser l'effet des vibrations lors de l'accomplissement de la tâche. La précision de la compensation est intimement liée à la qualité de la modélisation (déplacements de l'extrémité du macro-manipulateur calculés à partir de la lectures des jauges de

déformation). Parce que les géométries des macro-manipulateurs industriels sont en général complexes, il en est donc d'autant plus difficile d'en modéliser exactement le comportement. Dans [18], *The Inverse Dynamic Method*, on propose une démarche similaire.

Inertial Damping

Dans cette approche, l'inertie du micro-manipulateur est utilisée afin de dissiper l'énergie de vibration de la structure [22] [14] [15]. Cette étape est réalisée avant que la tâche désirée ne soit effectuée. Ce point est important car il limite l'application de la méthode. En effet, on ne peut pas traiter les perturbations externes car la phase de dissipation d'énergie ne s'effectue pas simultanément avec la manipulation désirée. On comprendra donc pourquoi les perspectives d'applications ne concernent principalement que le domaine de l'aérospatial [10]. Il y a aussi un couplage indéniable entre le macro-micro manipulateur [17] qui devient difficile à modéliser.

Pseudo-Passive Energy Dissipation Method (P-PED)

Cette méthode propose d'ajuster les gains, lors du contrôle des joints du manipulateur, de manière à utiliser les actionneurs comme amortisseurs permettant ainsi de dissiper l'énergie de vibration structurale [13]. Comme la précédente, cette méthode est séquentielle et ne pourra donc pas traiter les perturbations externes. De plus, on notera deux contraintes importantes. Premièrement, la méthode assume une masse négligeable pour le micro-manipulateur. Cette hypothèse est généralement invalide. Finalement, les résultats se dégradent lorsque les degrés de liberté du micro-manipulateur sont couplés [13]. Dans [16], *Frequency Matching Algorithm Method*, ces deux dernières limitations sont solutionnées.

Coupling Map Method

Sachant que la configuration du macro-manipulateur est déterminante dans le transfert de l'énergie de vibration, il devient alors possible de déterminer les trajectoires qui minimisent cette énergie de vibration [11] [12] [23]. Cette approche se veut un apport aux techniques, présentées précédemment, qui elles, visent à dissiper l'énergie de vibration. Les hypothèses contraignantes qui suivent viennent cependant en limiter les champs d'application; les forces de gravité sont négligées, les forces et moments transmis par le macro-manipulateur sont de faible amplitude, le système macro-micro manipulateur est initialement immobile et il n'y a pas de contact entre le micro-manipulateur et l'environnement pendant les déplacements [23]. De par ces contraintes, on comprendra que cette méthode s'inscrit principalement dans le domaine de l'aérospatiale.

On retiendra de cette section que seul la méthode *Inferred End-Point Control* se prête au projet de recherche proposé, soit l'émulation des perturbations induites par un macro-manipulateur, les autres ne pouvant s'implanter directement (par la nécessité d'avoir des jauges de déformation et une structure réelle notamment).

Approche II: suivi de cible 'tracking'

Ce champ de recherche propose de réaliser un suivi de cible performant pour compenser les erreurs induites par la flexion structurale. On s'évite alors l'analyse et la compensation complexe associée aux vibrations. Une description détaillée de ces méthodes est faite dans les sections qui suivent.

Neural Networks Control

Les réseaux de neurones sont un outil puissant dans la modélisation de la dynamique des systèmes non linéaires et occupent donc un rôle important dans la réalisation des contrôleurs intelligents [29].

Un neurone est un élément simple qui fait la sommation des signaux amplifiés de son entrée puis applique à cette somme une fonction d'activation $f(u)$ spécifique. La Figure A.1 en explicite le fonctionnement.

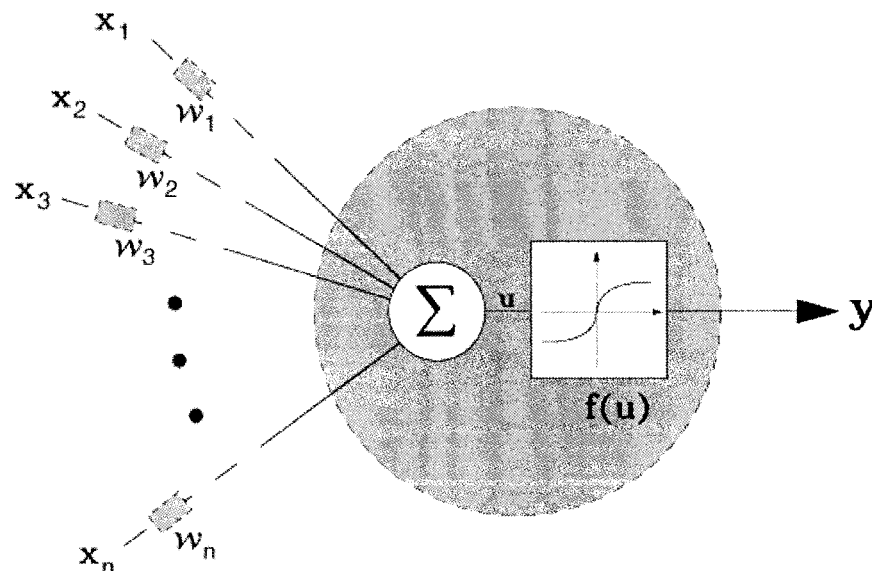


Figure A.1 : Détails d'un neurone

Les signaux d'entrée du neurone, $x_i : i = 1, 2, 3 \dots n$ sont amplifiés par leur gain respectif $w_i : i = 1, 2, 3 \dots n$ puis sont additionnés pour donner le signal u . La sortie du neurone est alors $f(u)$ où f est appelée fonction d'activation. Cette fonction est en général linéaire, binaire ou sigmoïde selon le comportement désiré.

On doit se rendre compte que les possibilités de traitement réalisable par un neurone sont limitées. Cependant, il en va tout autrement des propriétés exhibées par plusieurs neurones interconnectés entre eux communément appelé réseau de neurone. Une de ces caractéristiques particulièrement intéressante est celle d'approximateur universel. C'est la capacité du réseau à pouvoir reproduire, approximer, une fonction non linéaire quelconque via un ajustement spécifique des divers gains w_i composant le réseau [27] [24]. La Figure A.2 montre un réseau de neurone typique ayant deux entrées et une sortie.

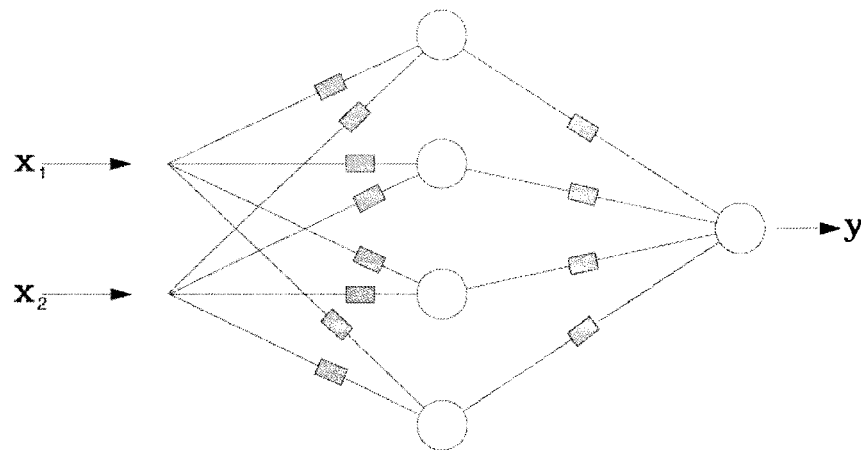


Figure A.2 : Exemple de réseau de neurone

La propriété d'approximation que possèdent les réseaux de neurones est très souvent sollicitée dans la réalisation de contrôleur adaptatif et c'est pourquoi il devient essentiel de bien en saisir le fonctionnement.

Posons la situation suivante; on désire utiliser un réseau de neurones pour représenter la fonction continue en A.3c. On devra pour y parvenir, « entraîner » le réseau de neurone avec un ensemble de points issus de A.3c, soit l'ensemble des points illustrés en A.3a. Ladite période d'entraînement n'est autre chose qu'une procédure itérative d'optimisation (méthode du gradient, gradient-conjugé, etc.) dans laquelle les divers gains w_i du réseau de neurones sont successivement ajustés. L'illustration A.3d montre l'erreur d'approximation (une fois la procédure d'optimisation terminée) soit la différence entre la fonction en A.3c et l'approximation en A.3b faite par le réseau de neurones.

La nature adaptative du réseau de neurones est engendrée par la phase d'optimisation. En effet, au début de l'entraînement, les gains w_i sont initialisées aléatoirement ce qui induit une erreur importante. Mais par la nature même du processus d'optimisation, cette erreur d'approximation diminuera de façon monotonique à chaque fois qu'un même point d'entraînement sera revisité.

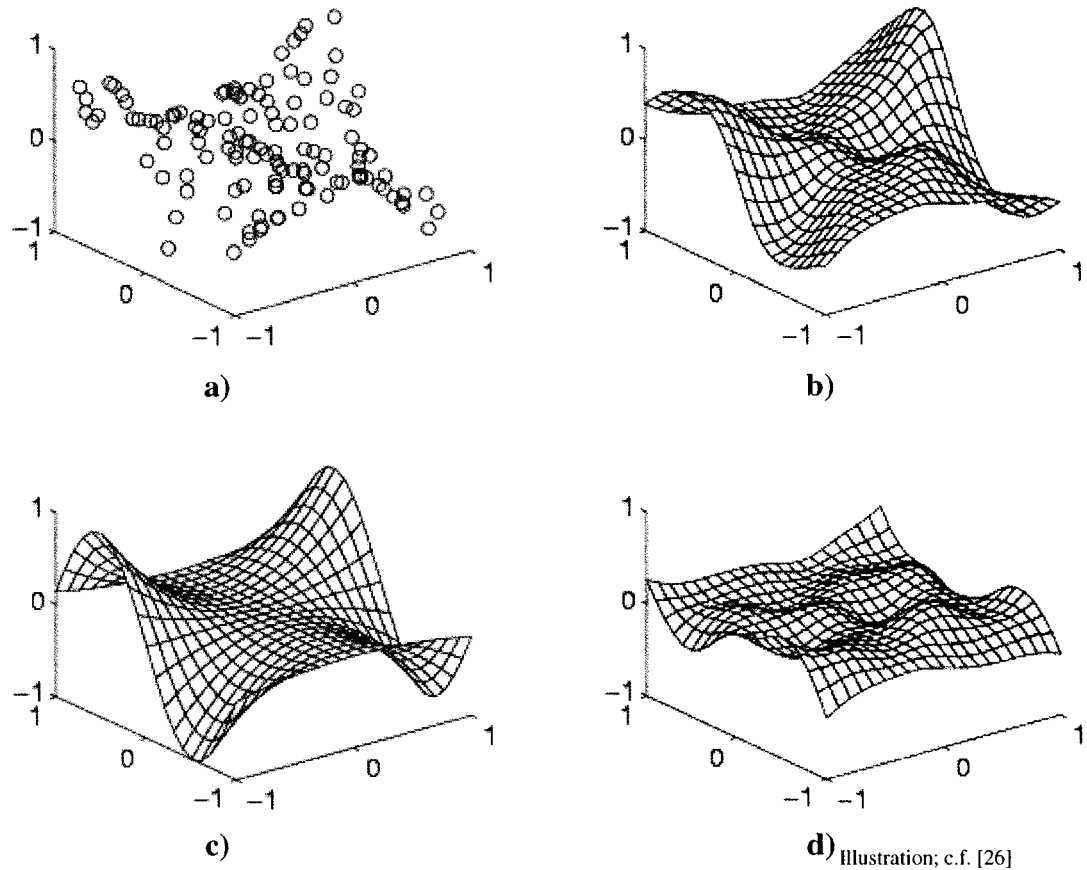


Figure A.3 : Réseau de neurone : approximateur universel

Afin de réaliser un contrôleur robuste et stable, les contrôleurs neuronique incorporent souvent un contrôleur de type PD comme signal de base. L'erreur en poursuite demeure alors bornée et la nature adaptative du réseau de neurone tend à la diminuer progressivement.

Les contrôleurs neuroniques existe dans une multitude de configurations. Le schéma présenté dans [26] [27] [28], voir Figure A.4, propose un contrôleur neuronique où l'entraînement du réseau est réalisé par un processus d'optimisation intégrant un signal robuste.

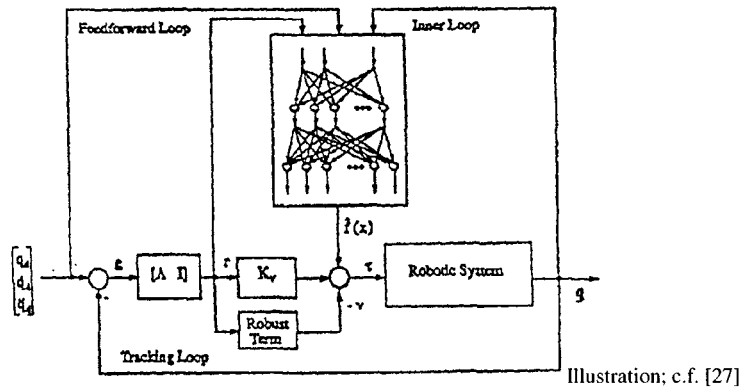


Figure A.4 : Contrôleur neuronique robuste

D'autres auteurs comme [31] proposent d'introduire une zone morte dans l'entraînement du réseau afin d'accélérer la convergence. [26] propose d'utiliser plusieurs réseaux de neurones en parallèle plutôt qu'un seul plus important, cela afin de raffiner les résultats. Dans [51], le réseau de neurone réalise une commande non linéaire en ajustant directement les gains de contrôle de la commande. [52] incorpore une estimation de l'erreur induite par le réseau de neurone dans le calcul associé à l'ajustement des gains.

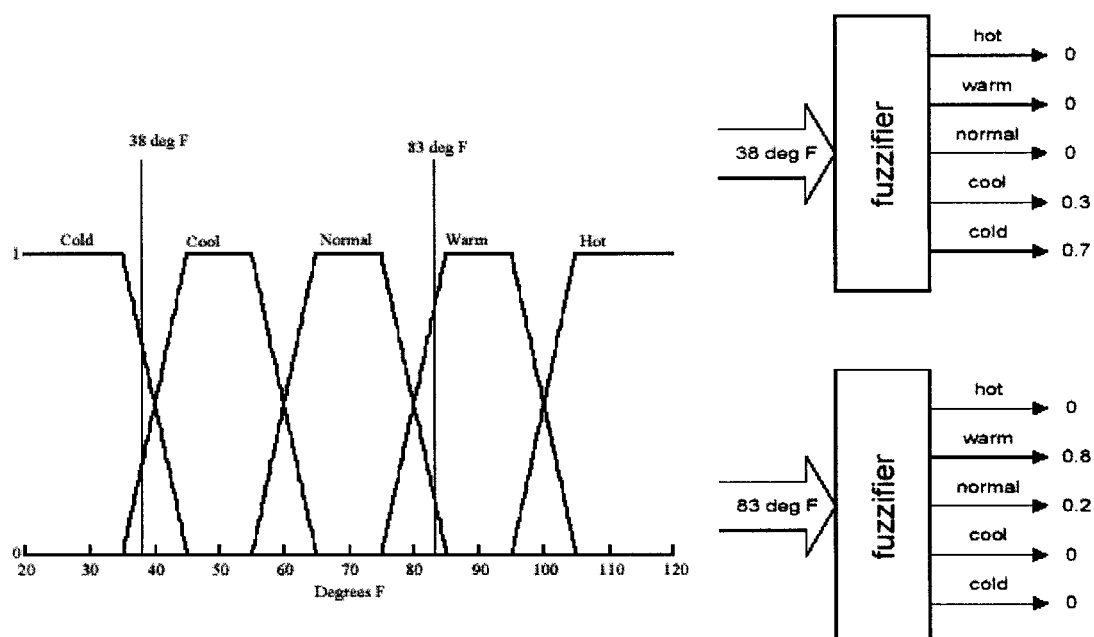
Contrôleur logique floue

Les contrôleurs de type logique floue ont la particularité d'imiter la logique de contrôle humain et donc s'adapte bien au contrôle de systèmes non linéaires. Cette approche a montrée son plein potentiel par les nombreux domaines où elle est devenue incontournable : autofocus vidéo, freins ABS, régulation de puissance, etc.

Le contrôleur logique floue est une approche incorporant un ensemble de règles simples de type *IF X AND Y THEN Z* au lieu d'essayer de modéliser mathématiquement le système asservi. C'est donc méthode empirique qui se base sur l'expérience de l'opérateur plutôt que sur sa compréhension technique [32].

Bien que les contrôleurs incorporant uniquement l'approche logique floue soient performants [46] [47] [48] [49], il est important de noter que bon nombre d'autres méthodes d'asservissement non linéaires y font référence. A titre d'exemple, [43] propose un contrôleur floue-neural, [38] [40] [41] intègrent la structure floue dans un contrôleur avec mode de glissement. [45] combine la commande H_∞ avec la logique floue. On peut donc observer que cette méthode a su s'imposer dans une multitude d'approches d'où l'intérêt de la couvrir en détail.

La réalisation d'un contrôleur logique floue passe par trois étapes. Il s'agit dans un premier temps de convertir les valeurs quantitatives (température, vitesse, force, etc.) en valeurs qualitatives (trop élevée, bas, correct, chaud, trop chaud, etc.). Cette première étape est appelée passage en logique floue.



Illustration; c.f. [33]

Figure A.5 : Passage en logique floue

On voit ici dans la Figure A.5 que la valeur quantitative 38°F est transformé en deux valeurs qualitatives, soit la valeur *cool* (niveau 0.3) et la valeur *cold* (niveau 0.7). On dénote ces valeurs qualitatives par l'appellation variable floue.

La deuxième étape se veut la description du comportement de l'opérateur. Elle consiste en un ensemble de règles simples ou règles floues. À titre d'exemple, imaginons qu'on veuille contrôler la température d'un procédé. Posons comme première variable floue e l'erreur entre la température désirée et réelle, puis comme deuxième variable floue $\dot{e} = \frac{d(e)}{dt}$.

Une analyse du comportement du contrôleur pourrait se traduire par les 9 règles suivantes :

1. If ($e < 0$) AND ($\dot{e} < 0$) then Cool
2. If ($e = 0$) AND ($\dot{e} < 0$) then Heat
3. If ($e > 0$) AND ($\dot{e} < 0$) then Heat
4. If ($e < 0$) AND ($\dot{e} = 0$) then Cool
5. If ($e = 0$) AND ($\dot{e} = 0$) then aucun changement
6. If ($e > 0$) AND ($\dot{e} = 0$) then Heat
7. If ($e < 0$) AND ($\dot{e} > 0$) then Cool
8. If ($e = 0$) AND ($\dot{e} > 0$) then Cool
9. If ($e > 0$) AND ($\dot{e} > 0$) then Heat

La troisième et dernière étape fait la sommation pondérée des résultats issus de l'application des 9 règles présentées à la deuxième étape. La Figure A.6 montre la surface de contrôle du contrôleur logique floue.

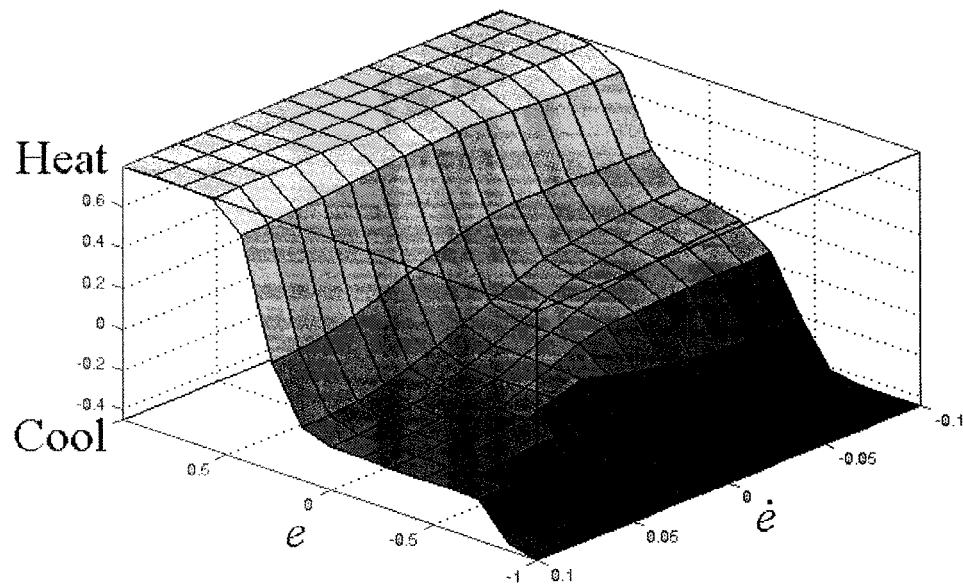


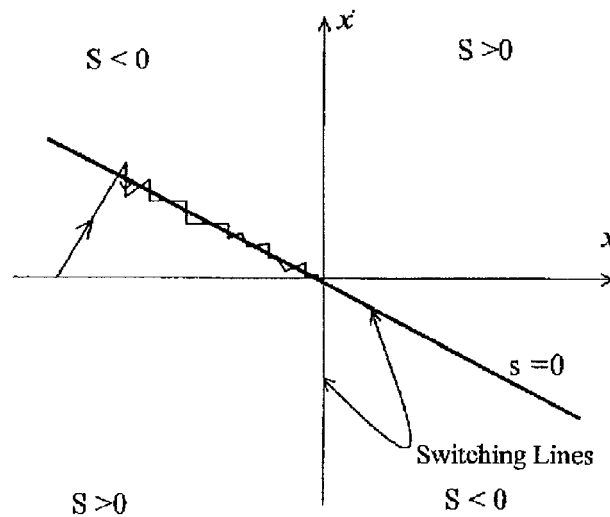
Figure A.6 : Surface de contrôle floue

La Figure A.6 permet d'observer le caractère non linéaire de la commande issue du contrôleur logique floue.

Une importante limitation cependant, puisque la méthode repose sur une série de règles issues de l'analyse du comportement d'un opérateur expérimenté, il devient alors difficile de surpasser la performance de ce dernier. En bref, la qualité de l'asservissement est à la mesure de l'analyse du comportement observé.

Commande par mode de glissement

La commande par mode de glissement constitue une classe d'asservissement non linéaire robuste où la structure change selon l'état du système. La réponse du système dans le plan de phase est forcée de suivre une trajectoire de glissement, plan de glissement, pour atteindre un état spécifique (associé à la position désirée) [34]. Cette méthode a l'avantage d'être peu sensible à la dynamique du système asservi et peut tout aussi bien être utilisée pour des systèmes instables [38]. On peut observer dans la Figure A.7 le plan de glissement ($s=0$). Une description détaillée du sujet est faite par [34] et [42].



Illustration; c.f. [38]

Figure A.7 : Commande par mode de glissement

Comme l'analyse de la méthode devient rapidement complexe, il est difficile d'en expliquer l'essence brièvement. Pour cette raison, les lignes qui suivent se concentrent plutôt sur les récentes avancées dans ce domaine.

Comme mentionné plus haut, la commande par mode de glissement est une méthode robuste très performante qui permet l'asservissement des systèmes non linéaires

même s'ils sont instables¹¹. On remarquera cependant un problème majeur, des oscillations sont souvent engendrées par le contrôleur, mieux connu sous le nom de *chattering*. On peut voir dans la Figure A.7 que ces oscillations sont causées pendant le glissement. C'est un élément problématique car ces vibrations peuvent exciter des fréquences de résonance du système asservi et ainsi dégrader la performance du contrôle [35]. Afin d'y remédier, plusieurs solutions sont proposées. Dans [38] [40] [41] on propose d'utiliser une structure de type floue pour atténuer les oscillations, [44] utilise lui un réseau de neurones. [39] fait appel à un algorithme pour réaliser des transitions rapides et ainsi réduire le *chattering*. Une solution largement répandue consiste à borner le plan de glissement pour diminuer l'effet des transitions de commande [35] [50].

Dans [37], on compare la performance obtenue entre la méthode H_∞ et la commande par mode de glissement pour en arriver à la conclusion que tout deux donnent des résultats similaires mais qu'en raison de l'importante complexité de design doublé des difficultés techniques à implanter la commande H_∞ la commande par mode de glissement est l'alternative la plus avantageuse.

¹¹ Cette propriété n'est cependant pas valide pour tous les systèmes instables.

Recherche élargie

Afin d'ouvrir l'horizon et ainsi tenter d'identifier des concepts novateurs qui pourraient être repris dans des travaux ultérieurs, une couverture (réduite) hors du domaine d'étude a été réalisée. Comme il s'agit ici de synthétiser les résultats de recherche et non de s'égarer dans des conjectures sans grand potentiel, la section qui suit présente les concepts les plus intéressants. On remarquera que ces derniers sont associés à la neurobiologie, aux comportements et aux stratégies exhibées par les insectes.

Elementary Motion Detector (EMD)

L'analyse du système visuel humain et animal a accouché d'une quantité de théories expliquant les processus par lesquels il est possible de transformer les stimuli visuels en information riche et intelligible. Dans ce cadre de recherche, l'étude des insectes est particulièrement intéressante.

En effet, l'analyse d'organismes simples permet de dégager des stratégies élémentaires à partir desquelles on peut s'inspirer pour l'analyse de systèmes plus complexes. Le détecteur de Reichardt, s'inscrit dans cette démarche. Cet arrangement simple permet d'extraire la vitesse à partir de l'intensité lumineuse (*Elementary Motion Detector*). La Figure A.8 en montre la composition.

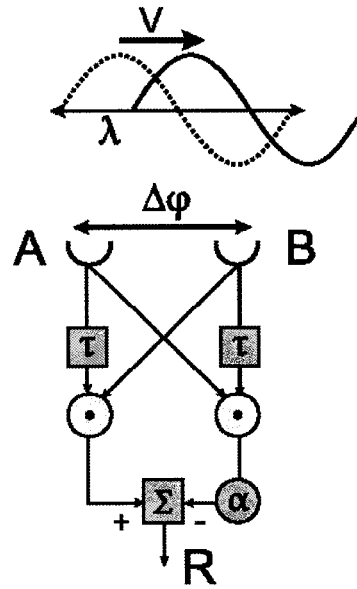


Figure A.8 : Détecteur de Reichardt

Ici, V et λ représentent la vitesse et la période spatiale de l'image. A et B sont les deux capteurs d'intensité lumineuse du détecteur séparés d'une distance $\Delta\phi$. τ représente un délais temporel. α est un gain ajustable avec $\alpha \in [0,1]$. Les blocs représentés par des cercles font la multiplication des signaux. Cet arrangement permet donc d'extraire la vitesse et sa direction via la valeur R . En effet, R est positif pour un déplacement de l'image de $A \rightarrow B$ et inversement. Pour $\alpha = 1$, nous avons $R = f(V, \lambda, \Delta\phi, \tau, \alpha)$. De plus, une propriété très intéressante émerge pour $\alpha = 0$. Dans cette configuration, $R = f(V, \tau, \alpha)$. On voit donc qu'il est possible avec le détecteur de Reichardt de mesurer la vitesse indépendamment de la fréquence spatiale et de l'espacement $\Delta\phi$.

Cette capacité à mesurer la vitesse indépendamment de la structure spatiale de l'image est au centre du système de vision des insectes volants [53].

Insectes volants : analyse et bio mimétisme

Les lignes suivantes relèvent un certain nombre d'articles où on analyse et implante des stratégies comportementales exhibées par les insectes.

Les auteurs de [54] analyse le vol de type zigzag des insectes, [58] décortique et [55] [61] élaborent des stratégies de navigation autonome inspirées de celles qu'utilisent les insectes. [56] se penche sur le vol d'interception, un comportement plus complexe que la simple poursuite, d'un insecte prédateur.

Une série d'articles très détaillés se concentrent sur l'analyse des abeilles. Dans [57] [59] [63] on y observe la navigation et le calcul des distances parcourues. La détection des couleurs et de cibles est faite dans [59]. La référence [60] traite de la plasticité de la mémoire de l'insecte et de l'apprentissage. L'étude détaillée de l'atterrissage réalisée par l'abeille sur une surface plane est abordée dans [64].

Neurobiologie

Le domaine est bien entendu en plein développement et bon nombre de recherches s'y démarque. Un concept récent retient cependant l'attention. Se basant sur les mécanismes olfactifs des poissons et des insectes, un nouveau type de réseau de neurone faisant intervenir des cycles limites s'apparentant aux attracteurs chaotiques a été développé [65] [66]. La corrélation des résultats obtenus avec les données expérimentales est impressionnante. Cette justesse confère un potentiel certain à cette approche.

Annexe B : Exemple de calculs

Exemple I : Calcul de la sortie du réseau neuronique

Bien que très simple, il est important de bien saisir l'opération élémentaire permettant de trouver la valeur de la sortie du réseau de neurone pour une entrée donnée. Dans cet exemple, le réseau présenté en Figure 4.13 est repris.

Posons le vecteur d'entrée $x = \begin{bmatrix} -5.36 \\ 2.44 \end{bmatrix}$, le calcul de la sortie s'effectue par la relation :

$$y = f(Wf(Vx))$$

Le calcul est divisé en quatre étapes :

Étape 1) calcul de (Vx)

$$V(x) = \begin{bmatrix} 2 & 7 & 2 \\ 5 & 3 & -6 \\ -3 & 9 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \textcircled{1} \\ -5.36 \\ 2.44 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -30.64 \\ -25.72 \\ -48.80 \end{bmatrix}$$

Puisque la première colonne de V représente les gains associés au biais il faut TOUJOURS augmenter le vecteur d'entrée de un (le signal du biais).

Étape 2) calcul de $f(Vx)$

$$f(Vx) = f\left(\begin{bmatrix} -30.64 \\ -25.72 \\ -48.80 \end{bmatrix}\right) = \begin{bmatrix} 4.934E-14 \\ 6.760E-12 \\ 6.404E-22 \end{bmatrix}$$

Étape 3) calcul de $Wf(Vx)$

$$Wf(Vx) = \begin{bmatrix} 6 & -5 & 4 & 8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \textcircled{1} \\ 4.934E-14 \\ 6.760E-12 \\ 6.404E-22 \end{bmatrix} = 6.000$$

Idem Étape 1)...

Étape 4) calcul de $y = f(Wf(Vx))$

$$y = f(Wf(Vx)) = 0.9975$$

Exemple II : *Backpropagation*

Toujours en se référant au réseau présenté en Figure 4.13, calculons Δv_{ij} et Δw_{ij} à appliquer aux matrices de gains V et W par *backpropagation*.

Utilisons les résultats obtenus à l'exemple I et pour l'entrée x précédemment utilisée, supposons que l'on désire une sortie $y=0.24$.

Le calcul s'effectue comme suit :

Étape 1) calcul des δ_i de la couche de sortie

$$\delta_i = o_i(1 - o_i)(o_{DES} - o_i) = .9975(1 - .9975)(0.24 - .9975) = -1.889E - 3$$

Ici il n'y a qu'une seule valeur pour δ_i de la couche de sortie car elle ne possède qu'un neurone.

Étape 2) calcul de Δw_{ij}

Posons $\varepsilon = .001$ et $\Delta w_{ij}(n-1) = 0, \forall i = 1, \forall j = 1, 2, 3, 4$ pour simplifier la démonstration.

$$\Delta w_{ij}(n) = -\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \Delta w_{ij}(n-1) = \varepsilon o_j \delta_i = (.001) \begin{bmatrix} \textcircled{1} \\ 4.934E-14 \\ 6.760E-12 \\ 6.404E-22 \end{bmatrix}^T (-1.889E-3) = \begin{bmatrix} -1.889E-6 \\ -9.320E-20 \\ -1.277E-17 \\ -1.210E-27 \end{bmatrix}^T$$

Ne pas oublier le biais...

Étape 3) calcul des δ_i de la couche cachée

$$\delta_i = o_i(1 - o_i) \sum_h (\delta_h w_{ih}) = \begin{bmatrix} 4.934E-14(1 - 4.934E-14)(-1.889E-3 \times -5) \\ 6.760E-12(1 - 6.760E-12)(-1.889E-3 \times 4) \\ 6.404E-22(1 - 6.404E-22)(-1.889E-3 \times 8) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4.660E-16 \\ 5.108E-14 \\ -9.677E-24 \end{bmatrix}$$

Étape 4) calcul de Δv_{ij}

Posons $\varepsilon = .001$ et $\Delta v_{ij}(n-1) = 0, \forall i = 1, 2, 3; \forall j = 1, 2, 3$ pour simplifier la démonstration.

$$\Delta v_{ij} = \begin{bmatrix} 4.660E-16 \\ 5.108E-14 \\ -9.677E-24 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \textcircled{1} \\ -5.36 \\ 2.44 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} 4.660E-016 & -2.498E-015 & 1.137E-015 \\ 5.108E-014 & -2.738E-013 & 1.246E-013 \\ -9.677E-024 & 5.187E-023 & -2.361E-023 \end{bmatrix}$$