



HAL
open science

Modélisation et apprentissage de synergies pour le contrôle du mouvement de personnages virtuels - Application au geste d'atteinte de cible

Matthieu Aubry

► **To cite this version:**

Matthieu Aubry. Modélisation et apprentissage de synergies pour le contrôle du mouvement de personnages virtuels - Application au geste d'atteinte de cible. Modélisation et simulation. Université de Bretagne occidentale - Brest, 2010. Français. NNT : . tel-00506601

HAL Id: tel-00506601

<https://theses.hal.science/tel-00506601>

Submitted on 28 Jul 2010

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

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



université de bretagne
occidentale



THÈSE / UNIVERSITÉ DE BRETAGNE OCCIDENTALE

sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

pour obtenir le titre de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ EUROPÉENNE DE BRETAGNE

Mention : Informatique

École Doctorale SICMA

présentée par

Matthieu Aubry

Préparée au Centre Européen
de Réalité Virtuelle

**Modélisation et apprentissage de synergies
pour le contrôle du mouvement
de personnages virtuels**

Application au geste d'atteinte de cible

Thèse soutenue le 12 juillet 2010

devant le jury composé de :

Franck MULTON

Professeur, Université de Rennes 2 / *rapporteur*

Philippe SOUERES

Directeur de Recherche, LAAS-CNRS / *rapporteur*

Pierre DE LOOR

Maître de Conférence (HDR), ENIB / *examineur*

Sylvie GIBET

Professeur, Université de Bretagne Sud / *examinatrice*

Agnès ROBY-BRAMI

Professeur, Université de Paris 5 / *examinatrice*

Jacques TISSEAU

Professeur, ENIB / *examineur*

UNIVERSITÉ EUROPÉENNE DE BRETAGNE

— Mémoire de thèse —

Spécialité : Informatique

Modélisation et apprentissage de synergies
pour le contrôle du mouvement de personnages virtuels

Application au geste d'atteinte de cible

MATTHIEU AUBRY

Soutenue le 12 juillet 2010 devant la commission d'examen :

Rapporteurs

Franck
Philippe

MULTON
SOUÈRES

Professeur à l'Université de Rennes 2
Directeur de Recherche au LAAS-CNRS

Examineurs

Pierre
Sylvie
Agnès
Jacques

DE LOOR
GIBET
ROBY-BRAMI
TISSEAU

Maitre de Conférence à l'ENIB
Professeur à l'Université de Bretagne Sud
Professeur à l'Université de Paris 5
Professeur à l'ENIB

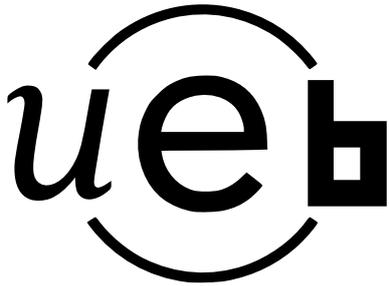
**Modélisation et apprentissage de synergies
pour le contrôle du mouvement de
personnages virtuels**

Application au geste d'atteinte de cible

Mémoire de thèse

MATTHIEU AUBRY

— juillet 2010 —



UEB

Université Européenne de Bretagne
5 Boulevard Laënnec, 35000 Rennes

LISyC

Laboratoire d'Informatique des Systèmes Complexes
Université de Bretagne Occidentale, 20 Avenue Le Gorgeu, 29200 Brest

VALORIA

Laboratoire de Recherche en Informatique et ses Applications de Vannes et Lorient
Université de Bretagne Sud, Campus de Tohannic, 56000 Vannes

Contact

MATTHIEU AUBRY - aubry@enib.fr
<http://www.enib.fr/~aubry/>



Thèse financée par la Région Bretagne

Remerciements

Cette thèse n'aurait pas pu être réalisée sans l'ensemble des personnes croisées tout au long de ces quatre années (et même avant). La réussite de cette thèse leur revient donc en partie et je voudrais les en remercier.

Tout d'abord, je tiens à remercier Jacques TISSEAU grâce à qui cette *aventure* a pu commencer et qu'il a symboliquement conclu en étant mon président de jury. J'ai aussi une pensée particulière à l'attention de Frédéric JULLIARD, pour m'avoir fait confiance en me confiant son sujet. S'il nous a malheureusement quitté trop tôt pour voir le résultat final, j'espère qu'il lui aurait plu. Je remercie également Pierre DE LOOR et Sylvie GIBET pour leur encadrement dont j'ai apprécié la rigueur scientifique et la valeur humaine.

Je tiens aussi à remercier Franck MULTON et Philippe SOUÈRES d'avoir rapporté cette thèse. J'adresse aussi mes remerciements à Agnès ROBY-BRAMI pour avoir participé à mon jury de thèse. Je souhaite remercier l'ensemble des membres de mon jury pour avoir fait le déplacement jusqu'au *bout du monde* et pour leurs remarques qui devraient permettre de longues années d'amélioration et d'exploitation de ces travaux.

Je souhaite ensuite remercier l'ensemble des membres du CERV que j'ai côtoyé au fil de ces années ainsi que les amis les plus proches qui ont été d'une efficacité à toute épreuve pour me faire oublier le travail autour d'une bonne bière. Merci¹ à Dr Doudou, Sandrine, Thomas, Robin, Gilles, les deux Pierre, Jacques, Cédric, Ronan Q., Fabrice, Champion, Franck, Patoche², Kristen, Fabien, Haï, Camille, Simeon, Ewen, Ronan B., Gireg, Mathieu, tous les Cyril(le), Zak, Poulpo, Romain, Bruno, Alex, Steevy, Pit et tous les autres. Un merci spécial à Nicole qui est un peu notre seconde maman à tous.

Je n'oublie pas non plus ma famille. Je les remercie pour le soutien qu'ils m'ont apporté tout au long de ces années. Je voudrais particulièrement remercier mes parents et mon *petit* frère pour leur soutien tout au long de mes études. Puisque mon frère a choisi, lui aussi, de faire une thèse, je ne lui dirait que de profiter de ces années, le reste viendra tout seul.

Finalement, afin de finir par le meilleur, je souhaiterais remercier ma femme, Pauline. Elle m'a tout d'abord encouragé à suivre ce chemin sans vraiment imaginer ce qui allait se passer. Elle m'a permis de surmonter l'ensemble des épreuves qui se sont présentées sur mon parcours et je la remercie pour l'équilibre qu'elle a su m'apporter. Je la remercie aussi d'avoir supporté mon humeur changeante lors des ces neuf derniers mois, (presque) sans rien dire. Finalement, j'espère qu'elle est rassurée, et qu'elle trouve que les efforts en valaient bien la peine. Encore merci.

1. Dans le désordre et avec forcément quelques oublis ...
2. Where are you my friend ?

Avant-propos

Mon projet de recherche s’inscrit dans le cadre du Centre Européen de Réalité Virtuelle (CERV) à Brest, au sein du Laboratoire Informatique des Systèmes Complexes (LISYC) regroupant des chercheurs de l’Université de Bretagne Occidentale (UBO), de l’École Nationale d’Ingénieurs de Brest (ENIB) et de l’École Nationale Supérieure des Ingénieurs des Etudes et Techniques d’Armement (ENSIETA). Il a été réalisé sous la direction de Pierre DE LOOR en collaboration avec Sylvie GIBET du Laboratoire d’Informatique de Vannes et Lorient (VALORIA).

La réalité virtuelle est définie comme “un domaine scientifique et technique exploitant l’informatique et des interfaces comportementales en vue de simuler dans un monde virtuel le comportement d’entités 3D, qui sont en interaction en temps réel entre elles et avec un ou des utilisateurs en immersion pseudo naturelle par l’intermédiaire de canaux sensorimoteurs” (Fuchs et Moreau, 2003). Les travaux menés au CERV l’utilisent pour interagir avec des modèles complexes. La principale thématique de l’équipe ARéVi (Atelier de Réalité Virtuelle), au sein de laquelle a été réalisée cette thèse, est de doter les entités peuplant les environnements virtuels d’autonomie. Les travaux de Manac’h (2010) sur l’autonomie, de Tence et al. (2010) sur la crédibilité, de Billon (2010) sur l’interaction entre l’utilisateur et un personnage virtuel ou de Marion (2010); Trinh et al. (2009) sur la modélisation sont autant d’exemples des problèmes soulevés.

Cette thèse s’inscrit dans le cadre du projet HANDIPOSTE destiné à analyser l’ergonomie de postes de travail de personnes handicapées. Afin de pouvoir analyser au mieux les mouvements d’une personne, nous avons étudié la possibilité de reproduire certaines caractéristiques des mouvements d’atteinte de cible. L’influence des problématiques de l’équipe ARéVi nous a poussé à trouver le meilleur compromis entre le réalisme des mouvements obtenus, l’autonomie apportée au personnage et la simplicité du modèle de contrôle du mouvement.

Table des matières

| | |
|---|------------|
| Remerciements | vii |
| Avant-propos | ix |
| Table des matières | xi |
| Table des figures | xv |
| 1 Introduction | 1 |
| 1.1 Proposition | 3 |
| 1.2 Plan | 4 |
| 2 État de l’art | 7 |
| 2.1 Contrôle moteur | 7 |
| 2.1.1 Modèles du contrôle moteur | 8 |
| 2.1.2 Robotique humanoïde et sciences du mouvement | 11 |
| 2.1.3 Utilisation de la réalité virtuelle pour l’étude des mouvements humains | 12 |
| 2.2 Contrôle cinématique | 16 |
| 2.2.1 Cinématique directe | 16 |
| 2.2.2 Cinématique inverse | 17 |
| 2.2.2.1 Résolution analytique | 17 |
| 2.2.2.2 Résolution itérative | 19 |
| 2.2.2.3 Tâches secondaires | 21 |
| 2.2.2.4 Méthodes alternatives | 22 |
| 2.3 Modélisation physique | 23 |
| 2.3.1 Contrôle dynamique direct | 23 |
| 2.3.2 Optimisation de contraintes | 24 |
| 2.3.3 Contrôle dynamique | 24 |
| 2.4 Approches basées données | 25 |
| 2.4.1 Capture de mouvement | 25 |
| 2.4.2 Adaptation à l’anatomie et à l’environnement | 26 |
| 2.4.3 Adaptation d’un mouvement à une nouvelle tâche | 28 |

| | | |
|----------|---|-----------|
| 2.4.3.1 | Filtrage du mouvement | 28 |
| 2.4.3.2 | Ajout de contraintes au mouvement | 28 |
| 2.4.3.3 | Interpolation de mouvements | 29 |
| 2.4.3.4 | Apprentissage statistique | 30 |
| 2.5 | Discussion | 32 |
| 2.5.1 | Autonomie | 32 |
| 2.5.2 | Réalisme | 33 |
| 2.5.3 | Analyse | 34 |
| 2.5.4 | Proposition | 35 |
| 3 | Modèle de synergies & Apprentissage | 37 |
| 3.1 | Chaîne cinématique | 37 |
| 3.2 | Synthèse de mouvements | 39 |
| 3.2.1 | Contrôle du mouvement | 39 |
| 3.2.2 | Modélisation des synergies | 41 |
| 3.3 | Évaluer la reproduction d'une synergie | 46 |
| 3.3.1 | Mesurer la distance cumulée entre deux mouvements | 46 |
| 3.3.2 | Évaluer un jeu de paramètres | 49 |
| 3.4 | Recherche des paramètres optimaux | 50 |
| 3.4.1 | Utilisation d'une métaheuristique | 50 |
| 3.4.2 | Fonction d'évaluation d'un individu | 52 |
| 3.5 | Bilan | 52 |
| 4 | Expériences | 55 |
| 4.1 | Protocole de capture de mouvements | 56 |
| 4.1.1 | Nature des données | 56 |
| 4.1.2 | Protocole utilisé lors de la capture des données | 56 |
| 4.1.3 | Création des données d'entraînement | 58 |
| 4.2 | Expériences préliminaires | 60 |
| 4.3 | Comparaison de différents modèles de synergies | 63 |
| 4.3.1 | Modèle de synergies sans composante temporelle | 64 |
| 4.3.2 | Modèle de synergies minimal | 65 |
| 4.3.3 | Modèle de synergies intermédiaire | 65 |
| 4.3.4 | Modèle de synergies étendu | 65 |
| 4.3.5 | Résultats | 66 |
| 4.4 | Comparaison de différentes heuristiques | 67 |
| 4.4.1 | Pseudo descente de gradient | 68 |
| 4.4.2 | Algorithme génétique | 70 |
| 4.4.3 | Recuit simulé adapté | 73 |
| 4.4.4 | Comparaison des résultats | 75 |
| 4.4.5 | Bilan | 81 |
| 4.5 | Comparaison de différentes fonctions d'optimisation | 81 |
| 4.6 | Propriétés des mouvements synthétisés | 85 |
| 4.6.1 | Vitesse | 86 |
| 4.6.2 | Trajectoires des articulations | 87 |
| 4.7 | Bilan | 89 |
| 5 | Exploitation des résultats | 93 |

| | | |
|----------|---|------------|
| 5.1 | Expériences préliminaires | 94 |
| 5.1.1 | Réutilisation d'un jeu de paramètres | 94 |
| 5.1.2 | Problème d'instabilité de la boucle de contrôle | 95 |
| 5.1.3 | Amélioration de la fonction d'évaluation | 96 |
| 5.1.4 | Conditions d'apprentissage optimales pour la réutilisation des paramètres | 98 |
| 5.2 | Classification des synergies | 101 |
| 5.2.1 | Regroupement des données | 102 |
| 5.2.2 | Formation du catalogue de synergies | 104 |
| 5.3 | Expériences sur la classification | 105 |
| 5.3.1 | Perte de qualité due au regroupement des données | 106 |
| 5.3.2 | Analyse des synergies | 108 |
| 5.4 | Extrapolation des synergies | 110 |
| 5.4.1 | Extrapolation des jeux de paramètres | 110 |
| 5.4.2 | Expérience | 112 |
| 5.5 | Bilan | 114 |
| 6 | Conclusion | 117 |
| 6.1 | Discussion | 118 |
| 6.2 | Perspectives | 119 |
| 6.2.1 | Amélioration des résultats | 119 |
| 6.2.2 | Étendre l'étude des synergies | 121 |
| A | Notations | 123 |
| A.1 | Notation en coordonnées homogènes | 123 |
| A.2 | Représentation d'une chaîne articulée | 124 |
| B | Implémentation & Codes sources | 127 |
| B.1 | Implémentation du modèle | 127 |
| B.1.1 | Fonctions d'optimisation | 127 |
| B.1.2 | Diagrammes de classes | 127 |
| B.2 | Algorithmes des heuristiques | 131 |
| B.2.1 | Module de test des heuristiques | 131 |
| B.2.2 | Pseudo descente de gradient | 132 |
| B.2.3 | Algorithme génétique | 133 |
| B.2.4 | Recuit simulé adapté | 134 |
| B.3 | Algorithme de regroupement | 135 |
| C | Résultats détaillés | 137 |
| C.1 | Comparaison entre différentes réalisations de la même tâche | 138 |
| C.2 | Comparaison entre modèles de synergies | 139 |
| C.2.1 | Apprentissage sans synergies | 139 |
| C.2.2 | Modèle de synergie minimal | 140 |
| C.2.3 | Modèle de synergie intermédiaire | 142 |
| C.2.4 | Modèle de synergie étendu | 144 |
| C.3 | Comparaison entre heuristiques | 148 |
| C.3.1 | Apprentissage avec la pseudo descente de gradient | 148 |
| C.3.2 | Apprentissage avec l'algorithme génétique | 150 |
| C.3.3 | Apprentissage avec l'heuristique de type recuit simulé | 152 |

| | | |
|-------|---|------------|
| C.4 | Comparaison entre fonctions d'optimisation | 154 |
| C.5 | Trajectoires des articulations | 156 |
| C.6 | Critère de stabilité | 158 |
| C.6.1 | Résultats sans critère de stabilité | 158 |
| C.7 | Evaluation de l'impact du regroupement de synergies | 160 |
| C.7.1 | Avec un jeu d'entraînements limité | 160 |
| C.7.2 | Avec un jeu d'entraînement complet | 161 |
| C.8 | Evaluation de l'extrapolation | 164 |
| C.8.1 | Jeu de données contenant 30 mouvements | 164 |
| | Publications scientifiques | 165 |
| | Références bibliographiques | 167 |
| | Résumé de thèse | 177 |

Table des figures

| | | |
|------|---|----|
| 2.1 | Un système de contrôle proactif (Kerlirzin et al., 2009) | 9 |
| 2.2 | Un système de contrôle rétroactif (Kerlirzin et al., 2009) | 9 |
| 2.3 | Le contrôle optimal (Kerlirzin et al., 2009) | 10 |
| 2.4 | Modélisation d'un humanoïde | 13 |
| 2.5 | De la posture au mouvement | 14 |
| 2.6 | Modélisation de la musculature humaine | 14 |
| 2.7 | Animation 3D de la locomotion bipède de Lucy | 15 |
| 2.8 | Trois modes d'interpolations de trajectoires | 16 |
| 2.9 | Illustration de la redondance des articulations | 17 |
| 2.10 | Redondance des articulations lors de la résolution analytique | 18 |
| 2.11 | Comparaison entre pondération et priorité des contraintes cinématiques | 22 |
| 2.12 | Combinaison de capture de mouvement Moven © | 26 |
| 2.13 | Système de capture de mouvement Vicon © | 26 |
| 2.14 | Adaptation de mouvements capturés | 27 |
| 2.15 | Schéma global des contributions de la thèse | 36 |
| | | |
| 3.1 | La chaîne articulée utilisée lors des expériences | 38 |
| 3.2 | Boucle de contrôle sensorimotrice | 40 |
| 3.3 | Le modèle de synergies au sein de la boucle sensorimotrice | 41 |
| 3.4 | Impact de la valeur des paramètres sur la dynamique du mouvement | 43 |
| 3.5 | Impact de la valeur des paramètres sur les trajectoires des articulations | 45 |
| 3.6 | Bloc de synthèse de mouvement | 46 |
| 3.7 | Calcul de la distance entre deux mouvements | 47 |
| 3.8 | Calcul de la distance entre deux postures | 48 |
| 3.9 | Évaluation d'un jeu de paramètres | 49 |
| 3.10 | Recherche de paramètres optimaux avec une métaheuristique | 51 |
| | | |
| 4.1 | Photo du sujet lors de la séance de capture | 57 |
| 4.2 | Phases du mouvement d'atteinte | 58 |
| 4.3 | Segmentation des mouvements | 59 |
| 4.4 | Création des données d'entraînement à partir d'un mouvement capturé | 61 |
| 4.5 | Trajectoires des articulations : Mouvements capturés pour une même tâche | 62 |

| | | |
|------|--|-----|
| 4.6 | Profils de vitesse : Mouvements capturés pour une même tâche | 63 |
| 4.7 | Comparaison des résultats de l'apprentissage pour différents modèles de synergies | 66 |
| 4.8 | Heuristique : pseudo descente de gradient | 68 |
| 4.9 | Distribution des résultats de l'apprentissage : pseudo-gradient | 70 |
| 4.10 | Heuristique : algorithme génétique | 71 |
| 4.11 | Heuristique : croisement de deux individus | 72 |
| 4.12 | Heuristique : Recuit simulé adapté | 74 |
| 4.13 | Distribution des résultats de l'apprentissage : entraînement 082, le bon cas . . | 76 |
| 4.14 | Distribution des résultats de l'apprentissage : entraînement 014, le mauvais cas | 77 |
| 4.15 | Résultats de l'apprentissage : heuristique de type pseudo descente de gradient | 78 |
| 4.16 | Résultats de l'apprentissage : heuristique de type algorithme génétique | 79 |
| 4.17 | Résultats de l'apprentissage : heuristique de type recuit simulé | 80 |
| 4.18 | Résultats de l'apprentissage : comparaison entre deux fonctions d'optimisation | 83 |
| 4.19 | Variabilité du score en fonction des valeurs des paramètres : J^T | 84 |
| 4.20 | Variabilité du score en fonction des valeurs des paramètres : J^+ | 85 |
| 4.21 | Profils de vitesse : Entraînement 011 | 87 |
| 4.22 | Profils de vitesse : Entraînement 080 | 87 |
| 4.23 | Positions des articulations : Entraînement 011 | 88 |
| 4.24 | Positions des articulations : Entraînement 080 | 89 |
| | | |
| 5.1 | Interface de comparaison entre mouvement capturé et mouvement synthétisé | 94 |
| 5.2 | Trajectoires des articulations : cas provoquant une instabilité | 95 |
| 5.3 | Trajectoires des articulations : boucle de contrôle non stoppée avec instabilité | 96 |
| 5.4 | Trajectoires des articulations : boucle de contrôle non stoppée sans instabilité | 97 |
| 5.5 | Disposition des cibles en étoile | 99 |
| 5.6 | Extrapolation de synergies : avec / sans p_2 , gains positifs / négatifs | 100 |
| 5.7 | Liens entre conditions initiales et jeux de paramètres | 102 |
| 5.8 | Classification des synergies | 105 |
| 5.9 | Perte de qualité lors de la synthèse : regroupement de 30 données | 107 |
| 5.10 | Perte de qualité lors de la synthèse : regroupement de 90 données | 108 |
| 5.11 | Regroupement des synergies en 2 groupes | 109 |
| 5.12 | Regroupement des synergies en 3 groupes | 109 |
| 5.13 | Regroupement des synergies en 4 groupes | 110 |
| 5.14 | Extrapolation de synergies | 111 |
| 5.15 | Exemple d'extrapolation des synergies | 111 |
| 5.16 | Extrapolation des synergies : validation croisée sur 30 données | 113 |
| | | |
| A.1 | Repères liés à une chaîne articulée | 124 |
| | | |
| B.1 | Diagramme de classe de la partie synthèse de mouvements | 128 |
| B.2 | Diagramme de classe de la partie apprentissage | 129 |
| B.3 | Diagramme de classe du catalogue de synergies | 130 |
| | | |
| C.1 | Trajectoires des articulations : Entraînement 011 | 156 |
| C.2 | Trajectoires des articulations : Entraînement 080 | 157 |

Chapitre 1

Introduction



phdcomics.com - READY, SET...

La vie quotidienne de l'homme est conditionnée par ses mouvements qui représentent son principal moyen d'interaction avec l'environnement (déplacements, atteintes et manipulations d'objets, *etc*). La performance et le succès de ces interactions dépendent de ses capacités motrices. En cherchant à comprendre le fonctionnement du contrôle moteur humain, il est possible d'identifier les facteurs influant sur l'efficacité de la réalisation d'une tâche, et ainsi de savoir pourquoi certaines personnes ont de meilleures performances que d'autres. Les applications de l'étude du mouvement sont nombreuses, dans des domaines variés : sport, musique, handicap, robotique, ergonomie, *etc*.

Personnages virtuels

De son côté, la réalité virtuelle a connu un réel essor avec l'accès du grand public à cette technologie. La représentation de l'homme dans les environnements virtuels, sous forme de personnages virtuels, a nécessité la mise en place de techniques de contrôle du mouvement de plus en plus avancées. En effet, si les premiers environnements virtuels se contentaient de personnages aux mouvements simples (animations peu crédibles, transitions brutales,

mauvaise gestion des collisions), les techniques actuelles ont largement progressé et laissent place à des enchaînements de mouvements de plus en plus fluides et réalistes.

Outre la synthèse, l'analyse des mouvements a aussi pu être améliorée grâce aux nouvelles technologies. Par exemple, les techniques de capture de mouvements permettent des analyses de plus en plus fines des mouvements humains. Les capacités de la réalité virtuelle pour simuler et interagir avec les modèles sont aussi particulièrement intéressantes pour vérifier des hypothèses sur le contrôle moteur au moyen d'humains virtuels (Multon, 2006).

Si l'existence d'un volume du TRAITÉ DE LA RÉALITÉ VIRTUELLE entièrement dédié aux humains virtuels montre leur importance, il fait aussi état de la complexité de leur modélisation (Fuchs et al., 2009). Cette thèse contribue à approfondir les connaissances sur les mécanismes de contrôle du mouvement de personnages virtuels, en particulier lors de mouvements d'atteinte de cible.

Autonomie du contrôle du mouvement

La notion d'autonomie est complexe et multiple (De Loor, 2006). Dans le cadre de ce travail, nous nous concentrons sur l'autonomie perçue par l'utilisateur lors de la réalisation de tâches motrices par un personnage virtuel. Il n'est donc ici ni question de perception, ni de décision, mais uniquement d'action. Nous nous intéressons aux gestes mettant en oeuvre une certaine dextérité, en opposition à des mouvements répétitifs tels la marche ou la course (Gibet, 2002).

L'autonomie d'un personnage virtuel lors de la réalisation de tâches motrices possède différents niveaux. Le niveau requis dépend principalement de l'application à laquelle il est destiné (Badler, 1997). Par exemple, un animateur va vouloir contrôler finement les mouvements de l'humanoïde pour pouvoir *chorégrapier* ses gestes. Au contraire, dans une simulation plus complexe, par exemple dans les environnements virtuels de formation, les utilisateurs (apprenant, formateur) ont besoin que les personnages réalisent les tâches demandées sans avoir à spécifier les détails du mouvement (Gonçalves et al., 2002).

Dans le cas d'un niveau d'autonomie faible, l'humanoïde se contente de reproduire un mouvement prédéfini ou capturé en temps réel sur une personne – à la manière d'une marionnette¹. Le manipulateur possède dans ce cas un niveau de contrôle très élevé sur le personnage. Au contraire, plus le niveau d'autonomie de l'humanoïde va progresser, plus le niveau de contrôle de l'utilisateur sera abstrait. La manière de réaliser la tâche ne pourra alors plus être spécifiée.

Réalisme des mouvements synthétisés

Dans le cadre d'entités virtuelles, en particulier lors de la représentation d'humains, le réalisme des mouvements est généralement un élément primordial. Ainsi le modèle de contrôle du mouvement se substituant à l'animateur doit être capable d'apporter le réalisme nécessaire

1. Voir l'habilitation à diriger des recherches de Tisseau (2001) pour une réflexion sur l'autonomie au travers de la métaphore de Pinocchio

aux mouvements synthétisés. Ce réalisme passe par la reproduction de caractéristiques propres au contrôle moteur humain.

L'obtention de mouvements réalistes à partir de modèles de contrôle du mouvement est un verrou scientifique important. Différentes méthodes peuvent alors être mises en oeuvre en fonction des résultats attendus, de la tâche à réaliser et des données disponibles (van Welbergen et al., 2009).

Les méthodes utilisées pour reproduire les caractéristiques du mouvement humain dans le domaine de l'animation peuvent se séparer en trois catégories. La première consiste à étudier les mouvements humains afin d'extraire un ensemble de lois qui pourront être utilisées au sein des modèles de contrôle de personnages. La seconde consiste à s'appuyer sur une modélisation physique du corps de l'humain virtuel et de son environnement. Finalement, la dernière s'appuie sur des données capturées pour construire des modèles statistiques et reproduire des spécificités du mouvement humain.

1.1 Proposition

Le défi posé est donc d'apporter un maximum d'autonomie à l'humanoïde, tout en conservant le réalisme des mouvements. En effet, le fonctionnement du contrôle moteur humain est – à l'heure actuelle au moins – trop complexe pour être simulé dans son ensemble. Une solution est alors de créer des modèles abstraits de son fonctionnement (De Loor, 2006).

Dans cette démarche, le couplage entre les sciences du mouvement (biomécanique, physiologie, neurosciences, ...) et les modèles issus de l'animation d'humanoïde peuvent s'enrichir mutuellement pour permettre à la fois l'analyse et la synthèse de mouvements (Gibet, 2002; Multon, 2006).

La démarche adoptée dans ce manuscrit s'inscrit dans cette volonté de coupler synthèse et analyse tout en conservant un modèle de contrôle moteur le plus simple et le plus autonome possible, reproduisant au mieux les caractéristiques du mouvement humain.

La modélisation cinématique des stratégies motrices humaines est au centre de ce travail. Nous proposons pour cela un modèle de synergies dont le rôle est de représenter la collaboration entre les différentes articulations afin d'ajuster la dynamique temporelle du mouvement et les trajectoires empruntées par les articulations. Par le biais d'un paramétrage de ce modèle, nous adaptons la synergie mise en oeuvre afin de reproduire les spécificités propres à une personne dans des conditions données. Une méthode d'apprentissage, basée sur la comparaison entre mouvements synthétisés et mouvements capturés, est utilisée pour trouver les valeurs représentant au mieux les synergies d'une personne.

Nous faisons l'hypothèse que les différences sur les valeurs des paramètres obtenues par apprentissage, si elles existent, permettent de représenter les différentes synergies d'une personne. La dernière contribution de cette thèse consiste à les utiliser pour classifier les synergies mises en oeuvre en fonction des conditions de réalisation du mouvement. Cette classification est utilisée pour analyser les mouvements d'une personne et synthétiser de

nouveaux mouvements par extrapolation des jeux de paramètres appris.

L'étude réalisée au cours de cette thèse s'est limitée aux mouvements d'atteinte de cible et au contrôle des mouvements du bras. En effet, cette thèse s'inscrit initialement dans le cadre d'un projet destiné à l'analyse ergonomique de postes de travail. Dans le cadre de ces études le mouvement d'atteinte est primordial pour évaluer l'accessibilité des différents éléments du poste.

1.2 Plan

Le corps de ce manuscrit est composé de quatre chapitres. Le chapitre 2 est consacré à l'étude des travaux existants. Son objectif est de donner un aperçu du contrôle moteur humain et de montrer comment la réalité virtuelle, par ses capacités d'interaction avec les modèles, peut être utilisée pour éprouver certaines hypothèses formulées en sciences du mouvement. Nous étudions ensuite les trois catégories de travaux permettant de synthétiser des mouvements afin d'identifier les méthodes utilisées pour assurer leur réalisme. Les limitations de la cinématique inverse et le coût en calculs de la modélisation physique de l'environnement nous amènent à la conclusion que les méthodes basées sur des données capturées représentent le meilleur compromis entre réalisme et simplicité.

Nous proposons de modéliser une partie du contrôle moteur humain – les synergies – et d'extraire les spécificités propres à une personne à partir de mouvements capturés. Les trois chapitres suivants concernent à la fois la description formelle du modèle proposé et les expérimentations menées sur celui-ci.

Le chapitre 3 présente le modèle de contrôle du mouvement faisant l'objet de cette thèse. Il présente la manière dont la notion de synergie est intégrée pour assurer la reproduction de caractéristiques du contrôle moteur humain. Afin de résoudre le problème du paramétrage du modèle proposé, une méthode d'apprentissage est ensuite proposée. A cette occasion, la comparaison entre deux mouvements est abordée pour servir de critère d'évaluation des paramètres.

Le chapitre 4, après avoir présenté le protocole de capture des mouvements servants d'exemples, met en oeuvre le modèle de contrôle du mouvement dans différentes expériences afin d'étudier ses capacités et ses limites. La première expérience consiste à comparer différents modèles de synergies afin de trouver le meilleur compromis entre le nombre de paramètres du modèle et la qualité des mouvements obtenus. Différentes heuristiques d'apprentissage sont ensuite comparées afin d'évaluer les caractéristiques nécessaires pour obtenir un résultat de bonne qualité, fiable et le plus rapidement possible. La généralité du modèle proposé est finalement testée en utilisant différentes fonctions d'optimisation au sein de la boucle sensorimotrice. L'ensemble de ces expériences nous permet de tirer un bilan sur les meilleures conditions d'utilisation du modèle.

Finalemment, le chapitre 5 associe la formalisation et les expériences pour l'exploitation du modèle de contrôle proposé. Les premières expériences réalisées étudient les conditions idéales d'utilisation du modèle pour pouvoir extrapoler les spécificités d'un mouvement dans de nouvelles conditions. Une structure est proposée pour lier les jeux de paramètres représentant les spécificités des synergies aux conditions de réalisation du mouvement. La fin du chapitre est consacrée à l'expérimentation de cette structure. Les possibilités d'analyser les synergies d'un sujet à partir de la structure formée sont d'abord présentées. Les dernières expériences relativisent les résultats pouvant être attendus de l'extrapolation des jeux de paramètres appris pour reproduire les caractéristiques des mouvements d'un sujet.

Le manuscrit est conclu par une discussion sur les apports et les limites du modèle par rapport à la problématique fixée. Des perspectives sont ensuite proposées en vue de l'extension de la modélisation et de l'apprentissage de synergies dans de futurs travaux.

Chapitre 2

État de l'art



phdcomics.com - CECILIA IN THESISLAND, PT. 3 : TO BE SURE, THIS IS GENERALLY WHAT HAPPENS WHEN YOU THINK

Ce chapitre commence par une présentation des principes généraux du contrôle moteur humain. Nous identifions alors le rôle des synergies dans la production des mouvements. Nous continuons cette étude par une série d'exemples sélectionnés afin de montrer le rôle que peut jouer la réalité virtuelle pour l'étude des mouvements humains.

Finalement, la fin de ce chapitre est consacrée à un état de l'art sur les différentes méthodes d'animation de personnages virtuels. Si celui-ci ne référence pas l'ensemble des travaux existants, il cherche cependant à montrer comment les différents courants du domaine de l'animation ont cherché à reproduire certaines caractéristiques du contrôle moteur humain.

2.1 Contrôle moteur

Le contrôle moteur de l'humain est effectué par le Système Nerveux Central (SNC) et le Système Nerveux Périphérique (SNP). Le rôle du SNC est d'activer, de manière coordonnée, les différents muscles afin de produire le mouvement, tandis que le SNP se charge

de transmettre l'information. La principale préoccupation du cerveau lors des mouvements est de résoudre des problèmes mécaniques. Les sciences du mouvement cherchent à mettre en évidence les règles qui sous-tendent la production de mouvements. Après un rapide tour d'horizon des bases du contrôle moteur, nous développerons la notion de synergie musculaire, qui est au centre du modèle proposé.

2.1.1 Modèles du contrôle moteur

Berthoz (1997) développe l'idée que le cerveau sert à prédire le futur afin d'anticiper les conséquences de l'action à partir de modèles internes du monde et du corps. En effet, de nombreuses expériences (Berthoz, 1997; Kerlirzin et al., 2009) montrent que le cerveau est capable de planifier le mouvement avant son exécution.

Lors de la planification de mouvements à l'aide d'outils mathématiques, le premier problème auquel nous sommes confrontés est la redondance des articulations du corps humain. La redondance signifie qu'il y a plus de degrés de liberté à contrôler que de contraintes à résoudre. En effet, pour un même objectif, il existe différentes solutions (cf. expérience ci-dessous). Cette redondance procure une certaine flexibilité au contrôle du mouvement et va permettre de compenser certaines perturbations (par exemple : éviter un obstacle, des positions inconfortables, *etc*). Cependant, même s'il y a plusieurs solutions, le cerveau en choisit une, la question est de savoir comment.



Si vous posez votre main sur la table, vous pouvez encore bouger votre coude sans changer la position de votre main. Il existe bien une infinité de solutions pour résoudre l'objectif : mettre la main sur la table. Cependant, lorsque vous avez posé votre main sur la table pour la première fois, votre cerveau a bien choisi une position. Comment votre cerveau l'a-t-il choisie ? (Berthoz, 1997)

Un certain nombre d'hypothèses ont été proposées sur la manière qu'a le cerveau de planifier une trajectoire. Elles se basent sur des critères d'optimisation, par exemple :

- ▷ **la secousse minimale** (*minimum jerk*) : optimise la fluidité du mouvement en minimisant les variations d'accélération,
- ▷ **l'effort minimal** : minimise la force nécessaire pour amener le corps à un point d'équilibre,
- ▷ **le changement minimal de couple** (*minimum torque change model*) : est l'équivalent du *minimum jerk* dans le domaine dynamique au lieu du domaine cinématique,
- ▷ **la variance minimale** : unifie cinématique et dynamique tout en enlevant de la complexité calculatoire ;

Une fois la trajectoire planifiée, le mouvement peut être réalisé de deux manières différentes : le mode proactif et le mode rétroactif.

Dans un système en mode proactif – aussi appelé boucle ouverte –, le système de commande va produire les signaux qui, théoriquement, permettent de produire le mouvement planifié (cf. fig. 2.1). Idéalement, il permet de reproduire à chaque fois le même mouvement. Cependant, n'ayant pas de retour sur les commandes exécutées, un système en boucle ouverte ne pourra pas prendre en compte les perturbations survenant lors de l'exécution

du mouvement. La précision de ce genre de systèmes s'en trouve généralement grandement réduite et il est assez rare de voir de tels systèmes seuls en biologie (Kerlirzin et al., 2009).

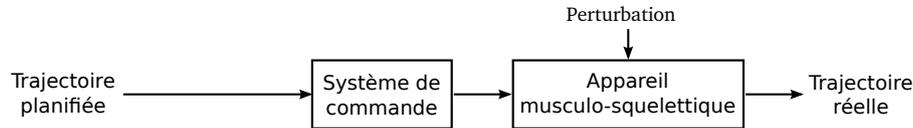


FIGURE 2.1 – Un système de contrôle proactif (boucle ouverte) agit sans prendre en compte l'état courant de l'appareil musculo-squelettique. Figure extraite de l'ouvrage (Kerlirzin et al., 2009)

Au contraire, un système rétroactif – aussi appelé boucle fermée –, va chercher à corriger l'erreur entre la trajectoire planifiée et la trajectoire réelle (cf. fig. 2.2). Ce genre de boucle sera donc moins sensible aux perturbations, qu'elle sera à même de compenser dès qu'elles se présenteront. Le mouvement planifié peut donc être reproduit avec une bonne précision et de manière flexible. Le seul élément entraînant une imprécision dans ce type de boucle est la qualité de la perception ainsi que le temps de propagation et de traitement de l'information relevée. Ces mécanismes sont les plus courants dans le contrôle moteur.

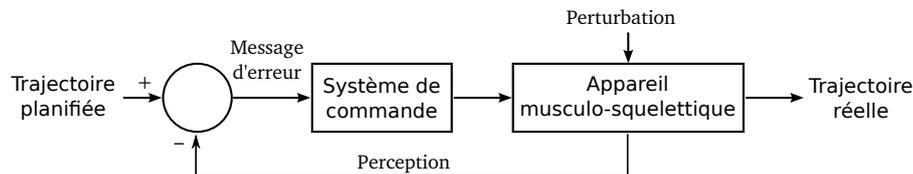


FIGURE 2.2 – Un système de contrôle rétroactif (boucle fermée) agit en fonction de sa perception de l'appareil musculo-squelettique. Figure extraite de l'ouvrage (Kerlirzin et al., 2009)

Une autre méthode d'optimisation se fonde sur le principe d'intervention minimale pour atteindre un objectif sans planification préalable de la trajectoire. Le modèle de contrôle optimal en boucle fermée (*optimal feedback control*) n'apporte une correction que si elle permet de rapprocher le système contrôlé de l'objectif (cf. fig. 2.3). La loi de contrôle utilise les différents degrés de liberté pour réduire l'erreur entre l'état de l'appareil musculo-squelettique et l'objectif à atteindre. La redondance des articulations peut alors être utilisée pour répartir les corrections de manière optimale. Dans le cas de la boucle de contrôle optimal, le mouvement résulte de la succession des optimisations nécessaires pour atteindre l'objectif.

Nous développons maintenant la notion de synergie propre au contrôle moteur humain et développée dans le cadre de ce travail.

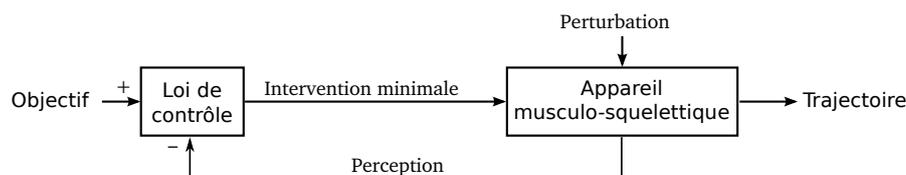


FIGURE 2.3 – Le contrôle optimal utilise sa perception de l'appareil musculo-squelettique pour déterminer l'intervention minimale à appliquer pour atteindre l'objectif donné. L'objectif remplace alors la trajectoire précédemment planifiée. Figure extraite de l'ouvrage (Kerlirzin et al., 2009).

Synergie

La notion de synergie musculaire a été développée par J. F. Babinski (Smith, 1993) lors de la comparaison de l'activation coordonnée des muscles chez des patients sains ou atteints de troubles neurologiques. Cependant cette notion est couramment associée au nom de Bernstein (Turvey, 1990). Pour Bernstein, la synergie est la solution du cerveau pour résoudre le problème de redondance. Elle représente le schéma de contrôle mis en oeuvre par le cerveau pour atteindre l'objectif.

Synergie (Larousse)



n.f. (gr. *sunergia*, coopération). **1.** PHYSIOL. Association de plusieurs organes pour l'accomplissement d'une fonction. **2.** Mise en commun de plusieurs actions concourant à un effet unique avec une économie de moyens.

Une synergie musculaire regroupe un ensemble de muscles qui vont être utilisés afin d'atteindre un objectif commun. Selon Latash (2008), une synergie – pas seulement musculaire, au sens large – possède trois propriétés fondamentales : le partage, la compensation de l'erreur et la dépendance à la tâche.

Le principe le plus important de la synergie est la notion de partage de la tâche entre plusieurs entités. Ce partage n'est pas systématiquement équitable, en effet on va plutôt parler de collaboration entre les différents acteurs. Cette collaboration implique que le groupe peut compenser une faiblesse d'une entité par une augmentation du travail des autres. Le mécanisme mis en oeuvre pour atteindre l'objectif introduit une très grande flexibilité du système. Si le groupe subit une perturbation, il sera capable de s'adapter. De même, une fois l'objectif atteint, une stabilité peut être maintenue.

Malgré la flexibilité et la stabilité d'une synergie, il faut la considérer comme une stratégie mise en place pour atteindre un objectif bien précis. Si cet objectif change, la synergie doit être adaptée, en modifiant par exemple les entités mises en jeu ou leur organisation.

Un travail intéressant sur les synergies est réalisé par Hoffmann et al. (2006) lors de la comparaison de mouvements d'atteinte de cible de sujets sains et de sujets handicapés. L'étude de l'utilisation des différents degrés de liberté et des trajectoires du mouvement

montre que les sujets soumis à un handicap mettent en place une synergie différente mais obtiennent tout de même une trajectoire de l'extrémité de la main similaire. Ainsi, chaque personne posséderait ses propres synergies.

Les travaux sur les synergies sont nombreux (Latash, 2008) et l'objectif de cette thèse n'est pas d'en faire une liste exhaustive. Le modèle proposé essaye cependant de s'inspirer de cette notion pour améliorer le réalisme de mouvements synthétisés dans un environnement cinématique.

Nous étudions maintenant, au travers de la présentation de travaux sélectionnés, l'intérêt de la robotique humanoïde pour l'étude du contrôle moteur humain.

2.1.2 Robotique humanoïde et sciences du mouvement

Les nouvelles tendances de la robotique laissent entrevoir une place grandissante des robots humanoïdes dans la vie courante des humains dans des domaines comme l'aide aux personnes âgées, l'éducation ou encore la médecine pour n'en citer que quelques-uns. La nécessité d'un comportement bio-mimétique de ces entités a poussé la robotique à s'inspirer du fonctionnement biologique humain (Grossberg, 1995; Schaal, 2007).

Les robots sont mieux acceptés par les humains s'ils bougent comme eux car les humains s'adaptent mieux à la perception des mouvements naturels (Johansson, 1973). Pour obtenir de tels mouvements, il peut être nécessaire d'étudier les lois du contrôle moteur humain afin de reproduire leurs caractéristiques. Par exemple, les travaux de Arechavaleta et al. (2008) ont permis de modéliser la trajectoire d'un humain lors de sa locomotion vers un objectif donné. Bien que la modélisation des stratégies motrices humaines soit traitée depuis plusieurs dizaines d'années (Fitts et Posner, 1967; Viviani et Schneider, 1991; Arbib, 2003; Schmidt et Lee, 2005), de nombreuses questions restent encore en suspens (Schaal, 2007; Kerlirzin et al., 2009).

Une alternative à la modélisation de lois du contrôle moteur humain est de reproduire les mécanismes neuronaux permettant la production du geste. Le domaine des neurosciences computationnelles cherche à modéliser le fonctionnement du système nerveux afin de générer les commandes motrices appropriées, tout en respectant les fonctions cognitives humaines. Les modèles développés (Bullock et al., 1993; Hersch et Billard, 2006; Kambara et al., 2009) ont montré qu'il était possible de générer des mouvements proches des mouvements humains. Ils apportent un fort crédit à ces approches, cependant ils demandent encore un paramétrage complexe nécessitant une longue phase d'optimisation ou d'apprentissage. Par ailleurs, la modélisation des fonctions du système neural ne peut se faire sans une compréhension du fonctionnement de l'appareil sensoriel et moteur, de façon à rendre possible l'interaction avec l'environnement.

Le bouclage visuo-moteur a été abordé à la fois dans le domaine des neurosciences (Grossberg et al., 1993) et dans le domaine de la robotique dans le cadre de la commande référencée vision (Chaumette, 1990; Espiau et al., 1991). Depuis, les travaux issus à la fois des

neurosciences et de la robotique suggèrent l'existence d'un codage multi-sensoriel oculo-centré pour la représentation de l'espace et la commande (Souères et al., 2007). En particulier, les travaux de Tuan et al. (2009), partants du modèle de Guigon et al. (2007) pour des mouvements d'atteinte de cible, ont permis de comparer différents référentiels (oculo-centré et corps-centré), et ont montré que le codage oculo-centré était plus robuste face aux délais sensitifs et aux biais proprioceptifs. Ce travail démontre bien les propriétés de la robotiques humanoïde pour comprendre le cerveau humain (Kawato, 2008).

L'utilisation de robots humanoïdes pour l'étude du mouvement pose cependant de nombreuses difficultés, tout d'abord mécaniques, mais aussi par rapport à la perception de leur environnement, limitée par les capteurs disponibles. L'utilisation de personnages virtuels ne pose pas ce genre de limitations. En effet, le personnage peut être placé dans un environnement informé, mettant à sa disposition toutes les informations nécessaire à son interaction avec les autres entités (Badler et al., 1998). Si la réalité virtuelle ne permet pas d'interaction physique avec le monde réel, elle permet cependant d'étudier les mouvements humains.

2.1.3 Utilisation de la réalité virtuelle pour l'étude des mouvements humains

Modélisation d'un personnage virtuel

Dans un environnement virtuel, le squelette du corps humain, est généralement réduit à un ensemble limité de segments (les os) reliés entre eux de manière hiérarchique par des liaisons cinématiques (les articulations). Classiquement, chaque liaison est composée de 1 à 3 rotations. Chacune de ces transformations est appelée degré de liberté. C'est en modifiant la valeur des angles des n degrés de liberté que l'on peut modifier la posture de l'humanoïde. L'aspect extérieur du personnage est pour sa part représenté par une *peau* constituée d'un ensemble de polygones. Lors des rotations des articulations, les polygones constituant la peau de l'humanoïde sont déplacés et déformés¹.



Pour avoir un ordre d'idée, le squelette de Pinocchio (cf. fig. 2.4) contient : 27 segments, 23 articulations et 72 degrés de liberté (3 rotations par articulation + la position de la racine). Il correspond au squelette de la combinaison de capture Moven², dans sa version 2.

La modélisation du squelette et de la peau d'un humanoïde est généralement réalisée selon les quatre étapes suivantes (cf. fig. 2.4) :

1. la modélisation du squelette (segments et articulations),
2. la création d'une *peau* représentant la couche extérieure de l'humanoïde,

1. La transformation de la peau n'est pas abordée dans ce manuscrit, pour un état de l'art récent, se reporter au volume 5 du traité de la réalité virtuelle (Fuchs et al., 2009).

2. <http://www.xsens.com/en/general/mvn>

3. la définition de liens entre le squelette et la peau,
4. l'application de textures à la peau ;

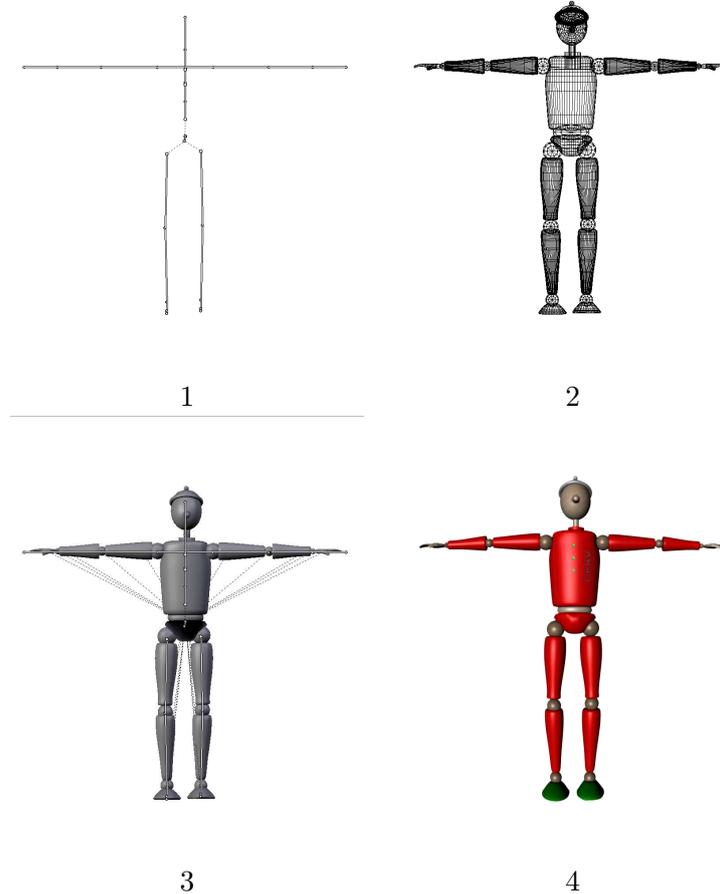


FIGURE 2.4 – Les différentes étapes de modélisation d'un humanoïde : (1) Définition du squelette, (2) Définition de la *peau* de l'humanoïde, (3) Création des liaisons entre les os et la *peau*, (4) Création des textures pour habiller l'humanoïde.

La hiérarchie de segments et d'articulations permettant de représenter le squelette de l'humanoïde peut être découpée en plusieurs chaînes articulées. Chacune de ces chaînes part d'un noeud racine de la hiérarchie (usuellement, les hanches de l'humanoïde), pour atteindre une extrémité du squelette (mains, pieds, tête). Il se peut alors que certaines articulations soient partagées par plusieurs chaînes. La posture de l'humanoïde peut alors être définie par un vecteur \mathcal{Q} contenant la valeur des angles formés par chacun des degrés de liberté de la chaîne :

$$\mathcal{Q} = \{\Theta_1, \dots, \Theta_n\}$$

où chaque Θ_i est la valeur de l'angle pour le i -ème degré de liberté, $i \in [1; n]$ et $n \leq 3m$.

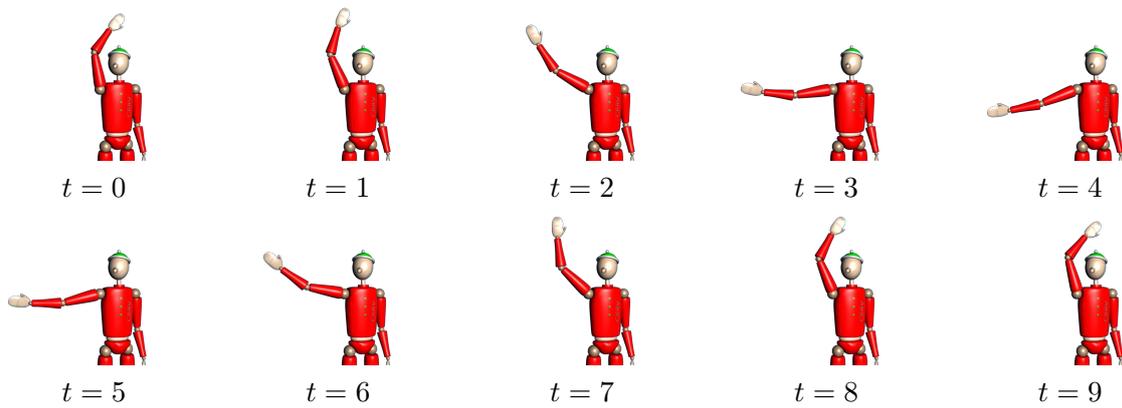


FIGURE 2.5 – En définissant plusieurs postures et en les enchaînant à intervalles réguliers, on obtient un mouvement.

Tout comme un film est une succession d'images, le mouvement d'un humanoïde virtuel peut être défini comme un enchaînement de postures (cf. fig. 2.5). Différentes méthodes, permettent d'obtenir cette succession de postures. Nous revenons plus en détail sur les moyens mis en oeuvre pour animer un personnage virtuel dans les sections 2.2 à 2.4.

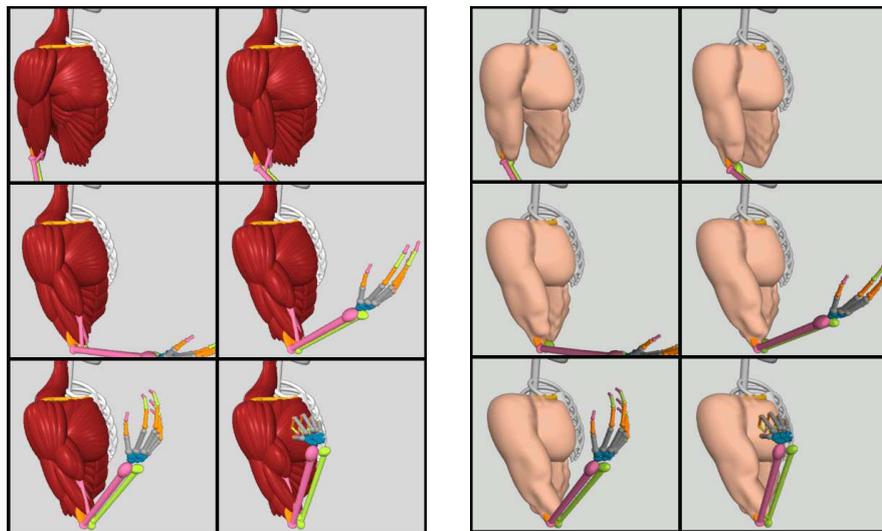


FIGURE 2.6 – Modélisation de la musculature humaine basée sur l'anatomie. Images extraites de l'article (Scheepers et al., 1997).

La représentation de l'humanoïde peut être améliorée grâce à un modèle de rendu du corps humain. Les travaux de Scheepers et al. (1997) permettent par exemple de modéliser la contraction et l'étirement des muscles en fonction de la posture. Un modèle de peau est ensuite plaqué sur les muscles pour reproduire les déformations du corps dues aux mouvements. L'exemple présenté figure 2.6 montre l'application de ce modèle pour la modélisation des muscles liés au bras.

Étude du mouvement à l'aide de la réalité virtuelle

La simulation de mouvements humains à l'aide de modèles mathématiques permet l'expérimentation *in silico* ou *in virtuo* (Tisseau, 2001) d'hypothèses des sciences du mouvement. Ces expérimentations ont l'avantage d'être réalisées dans un environnement contrôlé et de permettre une visualisation des résultats grâce aux techniques de réalité virtuelle. Ces résultats peuvent alors être comparés à des données réelles pour éprouver les fondements du modèle.

Les travaux de Nicolas et al. (2007) cherchent à analyser la possibilité de reproduire le mouvement de marche d'une personne à partir de ses caractéristiques biomécaniques. Dans le contexte de ce travail, un modèle de cinématique inverse est utilisé pour suivre la trajectoire des chevilles définie dans le repère du bassin (poulaine). Ce modèle a été validé à l'aide de données réelles de sujets humains et de chimpanzés. Grâce à cette validation, une extrapolation de ce modèle a pu être réalisée pour obtenir une estimation du mouvement de marche de "Lucy" à partir de données reconstituées à partir de ses ossements (cf. fig. 2.7). Si ces résultats n'ont pas pu être vérifiés, la validation de ce modèle sur la marche d'autres bipèdes suggère la qualité du mouvement produit.

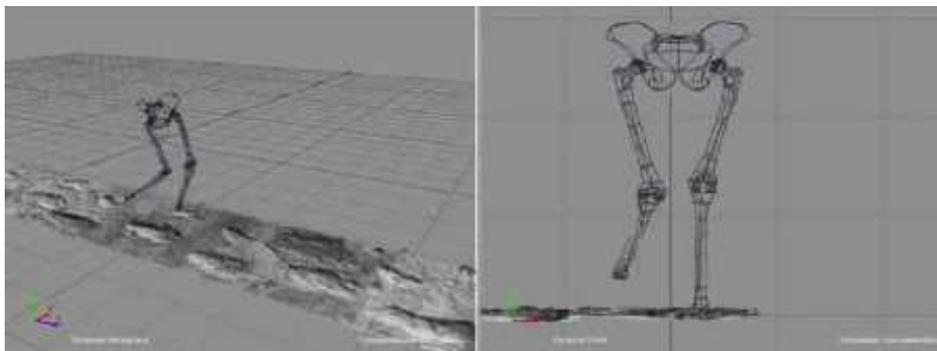


FIGURE 2.7 – Animation 3D de la locomotion bipède de Lucy. Images extraites de la thèse (Nicolas, 2007).

Si le cadre du travail de thèse décrit dans ce manuscrit est plus proche de l'animation de personnages virtuels que de la réelle compréhension du contrôle moteur humain, nous avons cependant cherché à utiliser les résultats obtenus avec notre modèle pour analyser les synergies d'un sujet.

Dans les sections suivantes, nous proposons d'étudier comment la reproduction des caractéristiques du mouvement humain est réalisée dans le domaine de l'animation de personnages virtuels. Pour cela, nous avons divisé les travaux existants en trois catégories faisant chacune l'objet d'une section.

2.2 Contrôle cinématique

Dans le cadre d'environnements cinématiques, il est possible de définir à chaque instant t la posture Q_t à appliquer à l'humanoïde en définissant la valeur de chacune des rotations. En effet, l'humanoïde n'étant pas soumis aux lois de la physique, l'algorithme de contrôle du mouvement possède un contrôle total sur la posture.

2.2.1 Cinématique directe

A l'état le plus brut, la cinématique directe consiste à définir à chaque instant t une valeur pour chacune des rotations. Si l'on considère que la fréquence minimale des postures est de 25 Hz, cela veut dire que l'animateur doit régler $25 \times 3.n$ rotations pour chaque seconde de mouvement. La mise en pratique d'une telle méthode est très complexe.

Afin de simplifier ce processus d'animation, une méthode consiste à limiter la définition d'un sous-ensemble de postures clés disposées à différents instants du mouvement. Une fonction d'interpolation est alors utilisée pour déterminer les postures intermédiaires. Le développement de fonctions d'interpolation de plus en plus évoluées (Burtnyk et Wein, 1971; Kochanek et Bartels, 1984; Steketee et Badler, 1985) a permis d'améliorer le rendu en donnant un aspect plus fluide au mouvement, tout en apportant des paramètres de contrôle à l'animateur (cf. fig. 2.8).

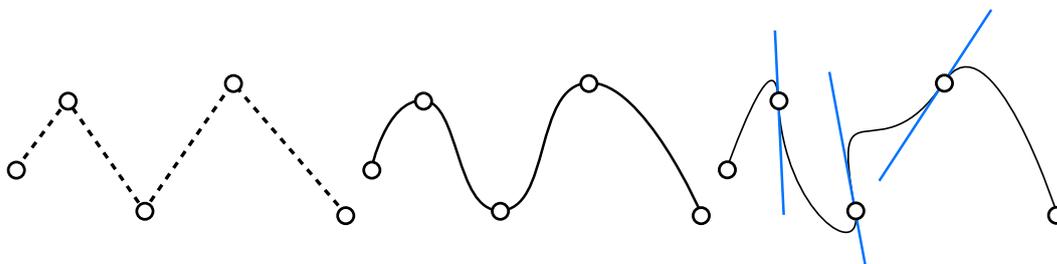


FIGURE 2.8 – Trois types d'interpolations, respectivement de gauche à droite : linéaire, splines, splines avec contrôle de l'utilisateur.

Le problème de ces techniques de cinématique directe est que l'animation créée est spécifique à un humanoïde dans un environnement particulier. Ainsi, toute modification de l'humanoïde ou de son environnement nécessite la réédition du mouvement, par exemple dans le cas de contacts entre les pieds et le sol ou pour atteindre un objet si celui-ci a changé de position. Afin de résoudre ce problème, la cinématique inverse propose de contrôler l'humanoïde à partir de la position de ses extrémités (mains, pieds, tête). En positionnant l'humanoïde relativement à l'environnement, les problèmes posés précédemment sont annulés.

2.2.2 Cinématique inverse

Il est possible de définir à partir de la posture \mathcal{Q} , la position \mathcal{X} de l'extrémité d'une chaîne à l'aide d'une combinaison de fonctions trigonométriques permettant de rendre compte des rotations des différentes articulations. Ce passage de la posture à la position de l'extrémité de la chaîne est défini par la fonction \mathcal{H} telle que :

$$\begin{aligned} \mathcal{H} : \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R}^3 \\ \mathcal{Q} &\rightarrow \mathcal{X} = \mathcal{H}(\mathcal{Q}) \end{aligned}$$

Résoudre le problème de cinématique inverse consiste à trouver une posture \mathcal{Q}_d telle que l'extrémité se trouve à la position de la cible \mathcal{X}_d :

$$\mathcal{X}_d = \mathcal{H}(\mathcal{Q}_d)$$

Cependant, il se peut qu'il n'y ait pas de solution, une seule solution ou de multiples solutions à cette équation (cf. fig. 2.9). Le problème de redondance des articulations devient plus complexe à résoudre si parmi un ensemble de solutions, il n'en existe pas une fondamentalement meilleure que les autres (cf. section 2.1.1). Il faut alors être capable de choisir une posture parmi les différentes solutions possibles.

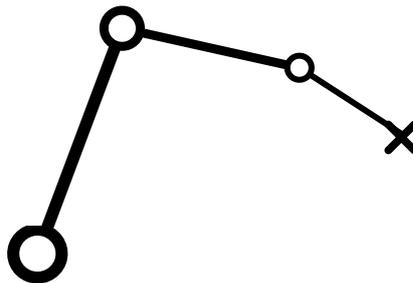


FIGURE 2.9 – Un système cinématique plan constitué de trois segments et trois degrés de liberté peut disposer, dans certains cas, d'une infinité de configurations pour atteindre une même position.

Nous détaillons maintenant différentes méthodes utilisées pour résoudre le problème de cinématique inverse, ainsi que les moyens employés pour choisir une posture réaliste dans l'ensemble des solutions.

2.2.2.1 Résolution analytique

Une première méthode pour résoudre le problème de cinématique inverse est d'inverser la fonction \mathcal{H} :

$$\mathcal{Q}_d = \mathcal{H}^{-1}(\mathcal{X}_d)$$

Cependant, \mathcal{H} étant une fonction non linéaire, composée de fonctions trigonométriques, son inversion est complexe même pour des systèmes à seulement 3 ou 4 degrés de liberté.

Si l'on ajoute à cela le fait qu'il n'existe pas toujours une solution unique au problème de cinématique inverse, l'expression d'ensembles de solutions rend la fonction encore plus compliquée.

Afin d'éviter ces problèmes de complexité, les solutions proposées reposent sur deux critères :

- ▷ simplifier au maximum la chaîne cinématique à contrôler,
- ▷ proposer une fonction spécifique à l'utilisation de cette chaîne.

Ainsi dans le cadre du contrôle du bras, la chaîne cinématique est limitée à un modèle biomécanique du bras à 7 degrés de liberté : 3 pour l'épaule, 1 pour le coude et 3 pour le poignet. A cela est rajouté un maximum de contraintes (6 = 3 positions et 3 rotations) sur l'extrémité de la main pour limiter les redondances. Une analyse du problème posé permet finalement de résoudre la dernière contrainte.

Si l'on considère une contrainte de l'extrémité de la main en position et en orientation, le segment représentant la main est totalement contraint et il ne reste qu'à résoudre la cinématique inverse entre le poignet et l'épaule (cf. segment \mathcal{S}_3 fig. 2.10).

Ce problème peut être simplifié avec l'introduction d'un segment virtuel \mathcal{S}_v entre l'épaule et le poignet remplaçant les segments \mathcal{S}_1 et \mathcal{S}_2 (cf. fig. 2.10). Si sa longueur est supérieure à la somme de la longueur des deux segments ($\|\mathcal{S}_3\| > \|\mathcal{S}_1\| + \|\mathcal{S}_2\|$), c'est que la cible ne peut pas être atteinte. Sinon, ce segment permet de résoudre le problème du degré de liberté du coude car il est le seul impliqué dans le calcul de la longueur du segment \mathcal{S}_v .

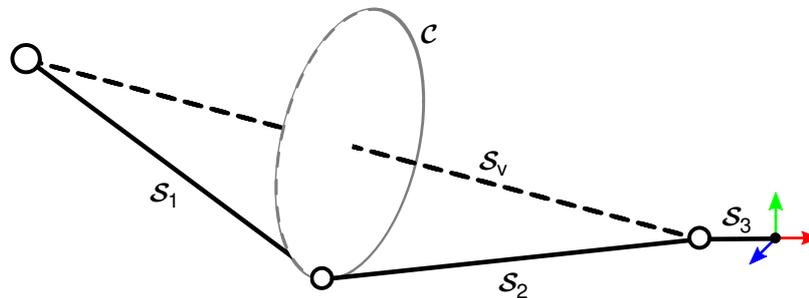


FIGURE 2.10 – La main (\mathcal{S}_3) est contrainte en position et en orientation. La redondance des degrés de liberté permet au coude de prendre n'importe quelle position sur le cercle \mathcal{C} .

Le problème n'est cependant pas entièrement résolu. En effet, en jouant sur les degrés de liberté de l'épaule, le coude peut prendre n'importe quelle position sur le cercle \mathcal{C} (cf. fig. 2.10). En définissant des butées articulaires, il est possible de réduire le cercle à un arc de cercle (Korein, 1985). Le choix de la posture finale peut être effectué à partir d'une posture désirée (Tolani et al., 2000). La posture précédente peut aussi être utilisée lors de la synthèse de mouvements pour éviter de trop fortes discontinuités dans le mouvement.

Une autre approche intéressante pour résoudre le problème de cinématique inverse de manière analytique est celle de Yang et al. (2002). Celle-ci consiste à étudier le mouvement d'atteinte de cible dans sa globalité pour en extraire un ensemble de paramètres. Ces

paramètres peuvent alors être réutilisés pour synthétiser un mouvement d'atteinte. Cependant, ce modèle n'a été appliqué qu'à un système plan à deux degrés de liberté (épaule et coude, le poignet étant bloqué).

Le travail de Unzueta et al. (2008) propose une résolution analytique de la configuration articulaire de la colonne vertébrale et des clavicules à partir de positions cartésiennes de marqueurs. De nouveau, le système à contrôler est limité (la colonne vertébrale et les clavicules sont traitées séparément) et cette solution est couplée à un algorithme de résolution itérative pour les bras et les jambes.

Si la résolution analytique fournit une réponse au problème de cinématique inverse, elle présente certains inconvénients comme :

- ▷ la spécificité de la fonction à la chaîne articulée,
- ▷ les risques de discontinuité dans le mouvement,
- ▷ la complexité à prendre en compte certaines contraintes.

Ces trois critères font que cette méthode est actuellement peu utilisée pour la synthèse de mouvements sauf dans le cadre d'applications bien précises. L'utilisation des méthodes de résolution itératives présentées ci-dessous est actuellement préférée.

2.2.2.2 Résolution itérative

Contrairement à la résolution analytique, la résolution itérative d'un problème de cinématique inverse ne cherche pas à obtenir une fonction inverse de \mathcal{H} . L'objectif est de rapprocher par petits déplacements successifs ($\Delta\mathcal{Q}$) la posture courante (\mathcal{Q}) de la cible (\mathcal{X}_d). Ces petits déplacements sont ajoutés à la posture courante jusqu'à ce que la distance entre l'extrémité de la chaîne et la cible passe en dessous d'un seuil de tolérance acceptable. La posture \mathcal{Q}_d ainsi obtenue est alors conservée et est une réponse à l'atteinte de la cible \mathcal{X}_d .

Afin d'obtenir un mouvement avec cette méthode, il est possible de déplacer successivement la cible à atteindre sur la trajectoire de l'extrémité de la chaîne. En répétant la boucle de calcul sur chacun des points de la trajectoire, il est possible d'utiliser les postures résultantes pour former le mouvement. Dans ce cas, la dynamique du mouvement est définie par la longueur des déplacements effectués par l'extrémité de la chaîne entre chaque point de sa trajectoire.

Une autre solution pour obtenir un mouvement est de considérer qu'à chaque itération de la boucle de calcul, la posture $\mathcal{Q}_{t+1} = \mathcal{Q}_t + \Delta\mathcal{Q}$ fait partie du mouvement. La dynamique du mouvement est alors définie par la norme de la commande motrice $\Delta\mathcal{Q}$.

Les méthodes classiques de calcul de $\Delta\mathcal{Q}$ s'appuient sur l'approximation linéaire du problème autour de la posture courante. Cette approximation est obtenue grâce à la matrice jacobienne (J) de la fonction \mathcal{H} :

$$J(\mathcal{Q}) = \left(\frac{\partial \mathcal{H}_j}{\partial \mathcal{Q}_i} \right)_{j,i} (\mathcal{Q})$$

La jacobienne permet d'exprimer la vitesse de l'extrémité ($\dot{\mathcal{X}}$) en fonction de la vitesse angulaire ($\dot{\mathcal{Q}}$) :

$$\dot{\mathcal{X}} = J(\mathcal{Q}).\dot{\mathcal{Q}}$$

Le déplacement de l'extrémité peut alors être estimé grâce à une approximation linéaire :

$$\Delta\mathcal{X} \approx J(\mathcal{Q}).\Delta\mathcal{Q}$$

Théoriquement, on pourrait alors utiliser l'inverse de la jacobienne pour trouver un déplacement $\Delta\mathcal{Q}$ permettant de rapprocher l'effecteur de la cible :

$$\Delta\mathcal{Q}_d = J^{-1}(\mathcal{Q}).(\mathcal{X} - \mathcal{X}_d)$$

Cependant, il n'est pas toujours possible d'inverser la jacobienne. Deux approches se distinguent pour résoudre ce problème : l'utilisation de la jacobienne transposée (J^T) ou de la pseudo-inverse de la jacobienne (J^+).

Jacobienne transposée

L'utilisation de la jacobienne transposée pour résoudre le problème de cinématique inverse a été proposée par Wolovich et Elliott (1984) et étendue aux contrôle de chaînes cinématiques redondantes par Sciavicco et Siciliano (1988). La jacobienne transposée J^T remplace la jacobienne inverse et permet de formuler le déplacement $\Delta\mathcal{Q}$ de la manière suivante :

$$\Delta\mathcal{Q} = \alpha.J^T(\mathcal{Q}).(\mathcal{X}_d - \mathcal{X})$$

Cette expression est équivalente à la modélisation d'un élastique tendu entre l'effecteur et la cible. La force de cet élastique appliquée à l'effecteur ($\mathcal{X}_d - \mathcal{X}$) est dirigée dans la direction de la cible. Le résultat de ce calcul est un déplacement de la chaîne articulée vers la cible. En utilisant une valeur de α faible, le résultat $\Delta\mathcal{Q}$ permet de faire converger progressivement la chaîne articulée vers la cible.

L'utilisation de la jacobienne transposée est particulièrement intéressante dans des systèmes temps réel car une fois la jacobienne obtenue, elle ne demande aucun calcul supplémentaire et n'est pas sensible aux singularités – contrairement à la pseudo-inverse décrite plus bas. Si cette méthode est stable et donne de bons résultats pour le contrôle d'un seul effecteur, sa vitesse de convergence devient cependant très faible lors du passage à plusieurs effecteurs.

Des recherches menées sur le contrôle du mouvement à partir de la jacobienne transposée ont permis d'améliorer ses performances. Nous pouvons par exemple citer le travail de Moosavian et Papadopoulos (2007) proposant une nouvelle modélisation de la force de traction appliquée à l'effecteur. Ainsi en incluant la vitesse de la cible dans sa formulation, le contrôle est amélioré lors du suivi d'une cible mobile.

Pseudo inverse

La notion de pseudo-inverse est utilisée en mathématique pour généraliser la notion de matrice inverse dans des cas non inversibles. Son utilisation permet de trouver une solution

optimale (au sens des moindres carrés) sous la forme suivante :

$$\Delta \mathcal{Q} = \lambda J^+(\mathcal{Q}).(\mathcal{X}_d - \mathcal{X})$$

Il n'existe pas une unique manière de calculer la pseudo-inverse J^+ d'une jacobienne. Une des premières méthodes employées a été proposée par Whitney (1969). La sensibilité de la pseudo-inverse aux singularités pose cependant des problèmes pour la résolution de problèmes de cinématique inverse. En effet, quand la direction du mouvement ($\mathcal{X}_d - \mathcal{X}$) n'est pas directement réalisable par un degré de liberté, l'utilisation de la pseudo-inverse produit un très grand déplacement sur ce degré de liberté. Si l'utilisation d'un seuil peut suffire à réduire cet effet, on trouve de nombreuses autres méthodes de calcul de la pseudo-inverse capables de limiter les valeurs des déplacements en présence de singularités : *Singular Value Decomposition* (Maciejewski et Klein, 1989), *Damped Least Squares* (Nakamura et Hanafusa, 1986; Wampler, 1986) et *Selectively Damped Least Squares* (Buss et Kim, 2005).

L'utilisation de la pseudo-inverse connaît un grand succès dans le domaine de la cinématique inverse de par ses performances (convergence rapide, applicable à plusieurs effecteurs), mais aussi car il est possible d'ajouter une tâche secondaire permettant d'exploiter la redondance des articulations de la chaîne contrôlée. En effet, tout vecteur \mathcal{V} peut être projeté dans l'espace nul de J en le multipliant par la matrice $(I - J^+.J)$. Ainsi on peut définir $\Delta \mathcal{Q}$ sous la forme :

$$\Delta \mathcal{Q} = \lambda J^+(\mathcal{Q}).(\mathcal{X}_e - \mathcal{X}_d) + (I - J^+.J).\mathcal{V}$$

pour toute variation angulaire représentée par le vecteur \mathcal{V} . La valeur de $\Delta \mathcal{Q}$ obtenue permet toujours de minimiser la distance entre l'extrémité de la chaîne et la cible tout en prenant en compte la variation angulaire \mathcal{V} . Ce vecteur est couramment utilisé en tant que tâche secondaire et peut être défini de manière à améliorer le réalisme des postures obtenues.

2.2.2.3 Tâches secondaires

La première utilisation de la tâche secondaire a été réalisée par Liegeois (1977) afin de limiter les débâtements angulaires des degrés de liberté. On trouve d'autres tâches secondaires permettant d'améliorer le contrôle du mouvement, par exemple : atteindre une seconde cible avec un autre effecteur, éviter un obstacle (Maciejewski et Klein, 1985), maintenir l'équilibre de l'humanoïde (Boulic et al., 1996), rapprocher la posture d'une position de confort (Yang et al., 2005) ou même suivre un mouvement capturé (cf. section 2.4). Le principal problème dans toutes ces approches est de calculer un vecteur \mathcal{V} capable de représenter la tâche secondaire.

Afin de tirer parti de plusieurs tâches secondaires, il est possible de les combiner. On trouve deux approches distinctes : la pondération et l'utilisation de priorités. Tandis que la première méthode tente de résoudre au mieux toutes les contraintes (Badler et al., 1987; Phillips et Badler, 1991; Zhao et Badler, 1994), la seconde ne va résoudre les contraintes avec une faible priorité que si celles-ci n'interfèrent pas avec la résolution des contraintes de plus haut niveau (Siciliano et Slotine, 1991; Baerlocher et Boulic, 2004).

La figure 2.11 compare l'utilisation de poids ou de priorités sur une structure articulée avec deux effecteurs pour l'utilisation de deux contraintes – une pour chaque effecteur. Dans

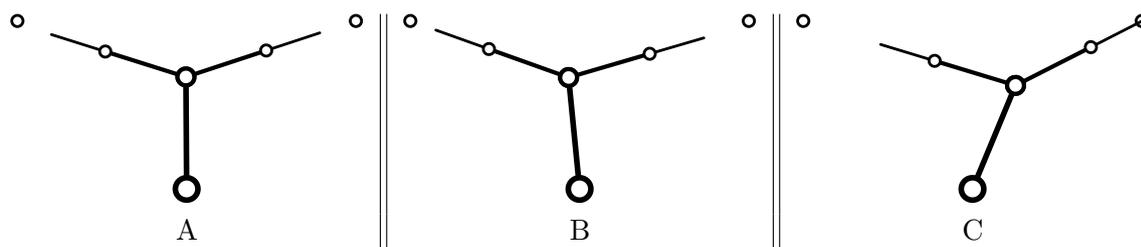


FIGURE 2.11 – Résolution de deux contraintes : avec un poids égal pour chacune (A), avec un poids plus élevé pour celle de gauche (B), avec une priorité supérieure pour celle de droite (C).

l'intérêt de cet exemple, les cibles ont été choisies de manière à ce quelles soient accessibles par les effecteurs une par une, mais pas les deux en même temps. Dans le premier cas (A) un algorithme de cinématique inverse classique est appliqué. On remarque que les effecteurs sont placés à distances égales en direction des cibles sans pour autant les toucher. Dans le second cas (B), on pondère l'importance des tâches. Ainsi, la cible de gauche ayant un plus fort poids, la distance entre cette cible et l'effecteur va être inférieure, cependant aucune des deux cibles n'est encore touchée. Dans le dernier cas (C), la cible de droite possède une priorité plus élevée que la cible de gauche. Ainsi un effecteur est bien amené sur la cible droite, tout en essayant de toucher la cible gauche – sans pour autant y arriver.

2.2.2.4 Méthodes alternatives

Il existe encore d'autres méthodes pour faire de la cinématique inverse. L'avantage de ces méthodes est de limiter les calculs (pas d'inversion, pas de jacobienne) ou d'avoir une optimisation globale sur tout le mouvement.

L'algorithme *Cyclic Coordinate Descent* (CCD) (Wang et Chen, 1991) propose une méthode itérative pour amener l'effecteur sur la cible. Il se base sur l'alignement successifs des segments avec la cible. Au fur et à mesure des itérations, l'effecteur va converger vers la cible. Le principal inconvénient de cette méthode est que de fortes discontinuités sont provoquées sur la posture. Cependant elle est moins coûteuse en calculs et surtout n'est pas sensible aux singularités.

Une méthode itérative similaire a été employée récemment par Kulpa et Multon (2005). Elle permet en plus de contrôler l'équilibre de l'humanoïde. On peut aussi citer les travaux de Unzueta et al. (2008) qui combinent résolution analytique – colonne vertébrale et épaules – et méthode itérative type CCD – bras, jambes – pour reconstruire un mouvement à partir d'un minimum de marqueurs sur le corps.

Une autre alternative est de considérer la trajectoire dans son ensemble et d'optimiser le mouvement dans sa globalité. Par exemple, Zhao et Badler (1989) proposent d'utiliser la programmation non linéaire pour trouver un mouvement selon un certain nombre de critères d'optimisation. Un autre travail innovant est celui de Courty et Arnaud (2007) qui utilisent une méthode de type Monte-Carlo pour synthétiser le mouvement le plus probable.

Le principal reproche que l'on peut faire aux méthodes de cinématique inverse est l'absence de modélisation de la physique pouvant entraîner des incohérences.

2.3 Modélisation physique

Afin d'améliorer le réalisme du mouvement, il est possible d'utiliser un environnement physique. Les contraintes – inerties, forces, collisions – appliquées sur le personnage permettent d'assurer le réalisme physique du mouvement. Le contrôle de l'humanoïde est alors effectué en appliquant des couples au niveau des articulations.

Les couples appliqués aux différentes articulations peuvent être définis directement ou peuvent être engendrés par un modèle de muscles. Dans ce cas les muscles sont représentés comme un système masse-ressort reliant deux segments entre eux. En jouant sur les paramètres de ce système, il est possible de produire un étirement ou une contraction du muscle, engendrant un couple au niveau d'un ou de plusieurs degrés de liberté (Wilhelms, 1991).

Dans un environnement dynamique, la posture de l'humanoïde (\mathcal{Q}) ne peut alors plus être définie de manière arbitraire. Elle est le résultat de la simulation physique régissant l'environnement. Les différentes méthodes proposées pour contrôler un humanoïde dans un environnement dynamique sont présentées dans cette section.

2.3.1 Contrôle dynamique direct

Tout comme dans le cas de la cinématique, l'humanoïde peut être contrôlé de manière directe en définissant à chaque instant la valeur des forces ou des couples à appliquer sur les différentes articulations (Wilhelms, 1991). Le mouvement est alors obtenu en simulant leurs effets sur l'humanoïde.

Cette méthode est très longue et fastidieuse pour l'animateur. Lors de la définition des forces, à chaque instant, il faut que l'animateur prenne en compte la dynamique du corps (masse, inertie). L'étude de la physique du mouvement peut être utilisée comme référence pour définir l'évolution des forces au cours du temps (Wilhelms et Barsky, 1985) et simplifier ce travail.

Le fait que l'humanoïde se trouve dans un environnement physique complexifie le rendu de l'animation. En effet la moindre variation de l'environnement peut provoquer une collision entraînant un déséquilibre de l'humanoïde. Sans compensation immédiate, l'humanoïde peut alors chuter.

Contrairement aux techniques de cinématique directe qui sont encore utilisées, les techniques de dynamique directe ne sont plus utilisées. Les méthodes capables de déterminer elles-mêmes les valeurs des forces à appliquer leur sont préférées.

2.3.2 Optimisation de contraintes

Afin d'alléger la charge de travail de l'animateur, l'une des solutions est de calculer à sa place les forces à appliquer sur les articulations de l'humanoïde. L'approche *Spacetime constraints* proposée par Witkin et Kass (1988) permet à l'utilisateur de définir le mouvement d'un système articulé sous forme de contraintes : postures clés, forces extérieures, limites angulaires et limites des forces.

Le problème doit être mis en équations pour obtenir le mouvement respectant l'ensemble des contraintes. Cet ensemble d'équations, décrivant les contraintes appliquées à l'humanoïde, est alors assemblé dans un problème global à optimiser. Un algorithme d'optimisation intervient alors pour trouver une solution pour résoudre toutes les contraintes (Witkin et Kass, 1988).

Malgré l'efficacité de telles approches, le coût en calcul impliqué par le processus d'optimisation reste un réel problème. Bien que cette problématique ait été traitée dans différents articles (Cohen, 1992; Ngo et Marks, 1993; Liu et al., 1994), il n'est pas encore possible, à l'heure actuelle de donner un résultat en temps réel (van Welbergen et al., 2009). Ce genre d'approche est cependant intéressant pour l'animateur car elle lui permet d'obtenir un résultat respectant les lois de la physique, donc a priori réaliste, sans avoir à spécifier manuellement les forces à appliquer.

2.3.3 Contrôle dynamique

Au contraire des approches basées sur l'optimisation de contraintes, il est possible d'utiliser un contrôleur pour calculer en temps réel les forces à appliquer aux différents segments. Dans ce genre d'approches, les muscles sont modélisés sous forme de ressorts – au niveau de l'articulation ou par couple muscle agoniste - antagoniste – et leur contrôle est effectué par deux coefficients représentant la raideur et l'amortissement du muscle. La simulation de ce système à ressorts, permet à l'humanoïde d'atteindre une nouvelle posture tout en respectant les lois de la physique.

La principale problématique de ces approches est de trouver les valeurs de raideur et d'amortissement à appliquer. Ces valeurs sont généralement constantes pour une phase du mouvement et doivent être trouvées spécifiquement pour chaque tâche. On trouve des applications pour de nombreux types de mouvements comme, par exemple : marcher (Hodgins et Raibert, 1991), nager (Yang et al., 2004), courir, faire du vélo ou plonger (Hodgins et al., 1995). Le principal inconvénient de ce type d'approches est la phase d'étude nécessaire afin de déterminer comment segmenter le mouvement et trouver les coefficients adéquats pour chacune des phases. Une amélioration proposée est la composition de contrôleurs afin de pouvoir adapter le contrôle à l'objectif à atteindre (van de Panne et al., 1990; Wooten et Hodgins, 1997; Yang et al., 2004; Coros et al., 2009).

Les approches se rapportant aux neurosciences utilisent des réseaux de neurones représentant le fonctionnement du cerveau humain afin de générer les commandes appliquées aux

muscles (Bullock et al., 1993; Gullapalli et al., 1996; Fagg et al., 1997; Hersch et Billard, 2006; Souères et al., 2007; Tuan et al., 2008; Kambara et al., 2009). La possibilité d'obtenir des mouvements proches des mouvements humains apporte un fort crédit à ces approches, cependant ils demandent encore un paramétrage complexe nécessitant une longue phase d'optimisation ou d'apprentissage.

La complexité à mettre en oeuvre le contrôle d'un personnage dans un environnement physique nécessite parfois la mise en oeuvre d'autres techniques plus simples.

2.4 Approches basées données

L'essor du matériel de capture de mouvements ouvre de nouvelles perspectives pour l'animation de personnages virtuels. Les mouvements capturés peuvent servir de référence pour la synthèse de nouveaux mouvements. L'avantage de ce genre de méthodes réside en deux points :

- ▷ le respect des lois de la physique, l'humain y étant contraint,
- ▷ la reproduction des caractéristiques propres au contrôle moteur d'une personne.

2.4.1 Capture de mouvement

On distingue actuellement deux catégories de matériel de capture de mouvement : les systèmes actifs et les systèmes passifs. La différence réside dans leur manière de capter le mouvement.

Les systèmes actifs sont composés de capteurs type accéléromètres ou gyroscopes, disposés sur l'ensemble du corps de la personne. Les informations relevées par ces capteurs sont transmises à un algorithme chargé de les traduire en mouvement sur l'humanoïde. Le principal inconvénient de ces techniques est l'alimentation des capteurs qui nécessite soit un câble encombrant les mouvements de la personne, soit une batterie et une connexion sans fil limitant la durée maximum de capture.

Les systèmes passifs, au contraire, utilisent des capteurs extérieurs – typiquement un ensemble de caméras – pour déterminer la posture de la personne. Usuellement, des marqueurs sont placés sur la personne à des emplacements permettant de reconstruire la posture de la personne. Les principaux inconvénients de ces techniques sont les occlusions de capteurs. En effet, les marqueurs ne sont pas tous visibles par toutes les caméras à chaque instant. Ainsi il est nécessaire de disposer de suffisamment de matériel pour pouvoir suivre les points ou de disposer d'algorithmes de reconstruction des données.

L'utilisation directe d'un mouvement capturé impose des contraintes fortes :

- ▷ avoir une correspondance entre l'anatomie de la personne enregistrée et du personnage virtuel,
- ▷ avoir le même environnement lors de la capture et lors de l'animation,
- ▷ réaliser la même tâche lors de la capture et lors de l'animation ;



FIGURE 2.12 – Ronan Billon dans une combinaison de capture Moven ©(à gauche) et la reproduction de sa posture sur Pinocchio (à droite).



FIGURE 2.13 – Un système de capture Vicon©. Les marqueurs (sphères blanches) disposés sur l'acteur (au centre) sont suivies par l'ensemble des 8 caméras. (<http://www.vicon.com/>)

Ces conditions étant rarement toutes rassemblées, l'utilisation de mouvements capturés à l'état brut est très rare et généralement limitée aux études faites en sciences du mouvement.

2.4.2 Adaptation à l'anatomie et à l'environnement

La capture de mouvement nous permet d'obtenir à un instant t la configuration articulaire Q_t de la personne ainsi que la position de la racine de ses chaînes articulées $\mathcal{X}_{r,t}$. Cependant, si l'on recopie directement ces valeurs sur le squelette de l'humanoïde, on risque d'obtenir des anomalies.

On trouve trois catégories d'anomalies (Choi et al., 1999) :

- ▷ *intra - personnelles*, en cas de contact entre deux parties du corps (par exemple : applaudissement),

- ▷ *personne - objet*, en cas de contact avec un objet / l'environnement (par exemple : s'il est plus petit l'humanoïde va se retrouver suspendu en l'air ou si l'environnement est différent, cf. fig. 2.14),
- ▷ *personne - personne*, en cas de contact entre deux humanoïdes (par exemple : coup de poing dans une simulation de boxe) ;

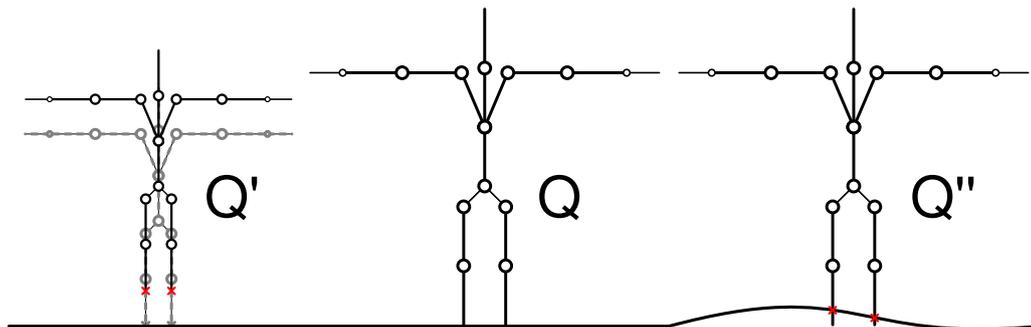


FIGURE 2.14 – La posture capturée (Q , en trait continu) est appliquée à un humanoïde plus petit (Q' , en pointillé, à gauche) et à un humanoïde dans un environnement différent (Q'' , en pointillé, à droite). Dans les deux cas, pour que les postures soient valides, on est obligé de rétablir le contact entre ses pieds et le sol (en pointillé).

En regardant les corrections apportées dans la figure 2.14 on se rend compte de l'importance des relations entre l'humanoïde et son environnement.

Pour adapter les mouvements à un nouveau squelette ou un nouvel environnement, il est alors possible d'annoter les mouvements avec les contraintes à respecter (par exemple : les périodes de contact entre les pieds et le sol) tout au long du mouvement (Choi et Ko, 1999; Choi et al., 1999). Ces contraintes peuvent ensuite être appliquées au mouvement en temps réel grâce à des algorithmes de cinématique inverse (Boulic et Thalmann, 1992; Gleicher, 1998).

Afin de pouvoir combiner un maximum de mouvements, Kulpa et al. (2005) proposent de normaliser les postures. Ainsi, grâce à une notation indépendante de la taille du squelette, il est possible de mélanger différentes sources de captures.

Le travail de Komura et al. (2000) a poussé les limites de l'adaptation encore plus loin en proposant d'adapter un mouvement capturé à une nouvelle physiologie. Cette méthode est non seulement capable d'adapter la taille de l'humanoïde mais aussi l'énergie pouvant être mise en oeuvre par une personne. Ainsi le mouvement peut être adapté à la force musculaire ou à la fatigue d'une personne. Cette approche a été appliquée au mouvement de marche (Komura et Shinagawa, 2001).

2.4.3 Adaptation d'un mouvement à une nouvelle tâche

La problématique principale lors de la synthèse de mouvements est de pouvoir réaliser un maximum de tâches dans l'environnement. Ainsi l'utilisation de mouvements capturés, même adaptés à l'environnement et à l'anatomie de l'humanoïde, ne permet de réaliser qu'une seule tâche dans une condition bien précise. Pour que l'humanoïde réalise différentes actions dans l'environnement il faut capturer chacun des mouvements un par un. Ce processus peut s'avérer très coûteux en temps et en ressources et n'est utilisé que dans des cas bien précis (avatars, simulations temps réel avec immersion totale, animation).

Une autre solution est de prendre un mouvement capturé comme référence et de l'adapter à la tâche à réaliser. Nous proposons de découper les travaux existants en quatre catégories : le traitement du signal, l'ajout de contraintes, l'interpolation de mouvement et l'apprentissage.

2.4.3.1 Filtrage du mouvement

Comme nous l'avons présenté précédemment un mouvement \mathcal{M} peut être considéré comme est une succession de postures $\mathcal{Q}_0, \dots, \mathcal{Q}_T$. La première technique de déformation que nous présentons ici considère la succession de valeurs $\Theta_{i,0}, \dots, \Theta_{i,T}$ prises par chaque degré de liberté i comme un signal. En lui appliquant le filtre adéquat il devient alors possible d'en conserver une caractéristique tout en le déformant. Alors que Bruderlin et Williams (1995) proposent d'utiliser un filtrage à résolutions multiples, Unuma et al. (1995) utilisent des transformées de Fourier. Ces méthodes permettent d'interpoler, d'extrapoler des mouvements ou même de créer une transition entre deux mouvements (Witkin et Popovic, 1995).

Cependant, le filtrage de mouvements en lui-même ne donne aucun contrôle sur les extrémités de l'humanoïde. On peut alors se retrouver avec différentes sortes d'anomalies (cf. section 2.4.2). Afin d'assurer les contraintes propres aux interactions entre l'humanoïde et son environnement, il est préférable d'utiliser des méthodes d'ajout de contraintes, plus aptes à conserver ces interactions.

2.4.3.2 Ajout de contraintes au mouvement

Si les mouvements sont annotés pendant la phase de capture, il convient de s'assurer que ces contraintes sont toujours respectées, même si le mouvement est déformé pour être adapté à une nouvelle tâche. Si les contraintes permettent d'assurer la cohérence du mouvement, ce genre d'approche compte sur le mouvement de base pour apporter le réalisme au nouveau mouvement (Gleicher, 2001). Afin que le mouvement synthétisé soit agréable pour l'utilisateur, il est aussi important que les contraintes appliquées ne provoquent pas de discontinuités dans le mouvement.

La résolution de contraintes cinématiques peut être effectuée de différentes manières : avec des approches locales de type cinématique inverse analytique (Lee et Shin, 1999; Kulpa et al., 2005) ou itératives (Boulic et Thalmann, 1992; Choi et Ko, 1999; Tak et Ko, 2000; Gleicher, 2001; Le Callennec et Boulic, 2006) ou avec des approches globales d'optimisation

de contraintes (Gleicher, 1997, 1998; Choi et al., 1999; Popović et Witkin, 1999). Selon le type de résolution, différents problèmes vont se poser pour assurer à la fois la continuité et la cohérence du mouvement.

Dans le cas des approches locales effectuant une optimisation posture par posture, le principal problème va être d'assurer la continuité du mouvement. En effet, il est possible que l'algorithme de cinématique inverse soit obligé d'appliquer une transformation importante à la chaîne pour assurer la validité d'une contrainte apparue brusquement. Il est alors nécessaire de s'assurer que la trajectoire des effecteurs soit lisse (Lee et Shin, 1999), que les contraintes soient appliquées progressivement (Boulic et Thalmann, 1992; Choi et Ko, 1999), ou alors de filtrer le mouvement après l'avoir synthétisé (Gleicher, 2001; Le Callennec et Boulic, 2006).

Au contraire, les fonctions d'optimisation globales sont utilisées pour optimiser le mouvement dans sa globalité, non pas à certains instants, ce qui permet de garantir une bonne continuité du mouvement. Cependant selon la fonction donnée à optimiser, il se peut que certaines contraintes ne soient pas assurées au profit de la ressemblance avec le mouvement d'origine (Gleicher, 1997; Popović et Witkin, 1999). La solution est alors d'assurer une priorité élevée aux contraintes et une priorité plus faible à la ressemblance, au risque de perdre en réalisme (Gleicher, 1998; Choi et al., 1999).

Si l'ajout de contraintes sur la déformation permet de maintenir la cohérence du mouvement, tout en gardant certaines caractéristiques, les possibilités d'extrapolation restent tout de même limitées. En effet, l'espace des tâches d'un humanoïde est généralement relativement large. De ce fait, un seul mouvement n'est pas toujours suffisant pour représenter l'ensemble de cet espace.

2.4.3.3 Interpolation de mouvements

Afin de couvrir une portion plus large de l'espace des tâches, une solution est de multiplier le nombre d'exemples. Au lieu de simplement déformer un mouvement, il convient alors d'en mélanger plusieurs. Un mécanisme d'interpolation permet alors d'obtenir le mouvement adéquat pour résoudre une nouvelle tâche. Il est parfois possible d'utiliser le même mécanisme pour extrapoler les données en dehors de l'espace des exemples. Cependant dans ce cas, le réalisme du mouvement est plus souvent compromis.

Les méthodes classiques de traitement du signal (Witkin et Popovic, 1995; Bruderlin et Williams, 1995) permettent déjà de combiner deux mouvements. Wiley et Hahn (1997) ont proposé une méthode d'interpolation linéaire permettant de combiner plusieurs mouvements par traitements successifs. Des approches basées sur des fonctions à bases radiales (Rose et al., 1998, 2001) ou sur les plus proches voisins (Allen et al., 2007; Kovar et al., 2002) permettent d'obtenir un résultat sans traitement intermédiaire.

Les graphes de mouvements (*motion graphs*) sont une des premières méthodes à faire abstraction du mouvement dans son ensemble. Ils synthétisent l'ensemble des postures dans un même graphe (Kovar et al., 2002). Les noeuds de ce graphe sont les différentes postures et les arcs sont généralement utilisés pour représenter les possibilité de passage d'une posture à une autre. Afin de déterminer le mouvement d'un humanoïde, il convient alors de parcourir ce graphe à la recherches des postures lui permettant d'atteindre le but fixé.

Si l'approche de Kovar et al. (2002) permet de synthétiser différents mouvements de marche afin de générer les déplacements d'un humanoïde pour de nouvelles trajectoires, les progrès fait dans ce domaine ont permis à Safonova et Hodgins (2007) de proposer une modélisation capable de synthétiser un mouvement comprenant différentes tâches et permettant de résoudre différentes contraintes imposées par l'utilisateur. Cette approche souffre cependant d'une complexité assez élevée, ne lui permettant pas de synthétiser un mouvement en temps réel.

Malgré les capacités de synthèse des algorithmes d'interpolation, il reste des inconvénients majeurs à ce genre d'approche : la nécessité de données d'exemples concernant la tâche à réaliser, la quantité de données en mémoire et par conséquent la complexité à chercher la bonne posture. Une solution pour réduire la complexité est de synthétiser les données par apprentissage statistique.

2.4.3.4 Apprentissage statistique

La section 2.2 sur le contrôle cinématique a montré qu'il était possible d'améliorer la synthèse de mouvements avec l'ajout de tâches secondaires. Cependant, ces méthodes, basées sur des optimisations mathématiques, ne permettent pas toujours de représenter les spécificités du contrôle moteur humain. En effet, il n'a pas encore été démontré formellement que telle ou telle méthode d'optimisation permettait de représenter exactement le contrôle moteur humain. Au mieux, on dispose de règles générales propres au contrôle humain dans certaines conditions (Kerlirzin et al., 2009).

Plutôt que d'intégrer directement ces règles sous forme de tâches secondaires dans un algorithme de cinématique inverse, les approches que nous présentons maintenant proposent de les apprendre à partir de mouvements exemples : soit en les intégrant directement au contrôle moteur, en apprenant la fonction d'optimisation, soit en extrayant une caractéristique des mouvements exemples et en l'exploitant lors de la synthèse.

Apprentissage du contrôleur

Une autre formulation du problème de cinématique inverse (cf. section 2.2.2) peut être donnée par l'équation :

$$\Delta Q = g(Q, \mathcal{X}_d)$$

où ΔQ est le déplacement angulaire exprimé en fonction de la posture courante Q et de la position désirée \mathcal{X}_d . L'objectif de l'apprentissage du contrôleur de mouvements est de trouver une fonction g permettant de résoudre ce problème. Les mouvements enregistrés servent d'exemples pour trouver la fonction g , en effet, le déplacement angulaire ΔQ_t et la cible à atteindre \mathcal{X}_{t+1} sont donnés dans les exemples par :

$$\Delta Q_t = Q_{t+1} - Q_t \quad \mathcal{X}_{t+1} = \mathcal{H}(Q_{t+1})$$

Martin et Millan (2000); Rezzoug et Gorce (2005) ont proposé d'utiliser un réseau de neurones pour modéliser le contrôle d'une chaîne articulée. Cependant le principal problème

de la fonction g est sa non linéarité. Pour résoudre ce problème Oyama et al. (2001) ont proposé de découper le contrôleur en plusieurs réseaux de neurones. Des travaux similaires de Gibet et al. (2002); Gibet et Marteau (2003); Li et al. (2007) proposent d'apprendre la jacobienne transposée ou inverse pour des portions de l'espace des tâches. Les travaux de Marteau et Gibet (2007) couplent dans cette approche le contrôle cinématique et dynamique. Matari (1998); Schaal (2003); Tuan (2009) proposent l'extraction de primitives du mouvement pouvant être combinées pour synthétiser de nouveaux mouvements.

Si ces méthodes permettent d'apprendre le contrôle d'une chaîne articulée, elles présentent cependant un inconvénient de taille : elles ne peuvent pas résoudre le problème de cinématique inverse dans des portions d'espaces pour lesquelles elles n'ont pas eu de données.

Une autre approche, plus générale consiste à apprendre le contrôle du mouvement dans son ensemble, par exemple : la marche, la course, la danse, ... L'approche de Brand et Hertzmann (2000) propose d'utiliser des chaînes de Markov (*Stylistic Hidden Markov Model*) pour modéliser la structure et le style d'un ensemble de mouvements capturés. Il n'y a alors plus besoin de connaître la trajectoire des effecteurs et même un simple bruit en entrée du modèle peut permettre de synthétiser un nouveau mouvement possédant le même style que les exemples. Malgré les possibilités apparentes de ce modèle, le manque de contrôle sur le mouvement en sortie le rend cependant peu apte à la synthèse de mouvements réalisant une tâche précise.

Extraction du style du mouvement

Une approche différente consiste à ne pas apprendre l'ensemble du contrôleur, mais seulement à extraire une caractéristique d'un ou de plusieurs mouvements qui sera réutilisée par la suite pour *guider* l'algorithme de synthèse. Cette caractéristique est couramment désignée sous le nom de *style* du mouvement. Cette information extraite à partir d'un ensemble de mouvements capturés est généralement spécifique au mécanisme de contrôle associé et ne peut pas être utilisée dans d'autres contrôleurs.

On trouve différentes manières de modéliser le style sous forme : de contraintes articulaires (Ong et Hilton, 2006), de gains (Komura et al., 2003) ou d'un espace latent (Li et al., 2002; Grochow et al., 2004; Raunhardt et Boulic, 2009; Tournier et al., 2009). Principalement, ces approches cherchent à modéliser l'espace des postures (contraintes) ou les synergies du mouvement (gains et espaces latents).

L'approche de Ong et Hilton (2006) propose de prendre une base de mouvements et, à partir de toutes les postures prises par l'humanoïde, d'établir un apprentissage statistique de la configuration articulaire la plus probable en fonction de la position de l'effecteur. Ainsi lors de la boucle d'optimisation, la cinématique inverse peut être guidée vers la posture la plus probable.

Ce genre d'approche pose cependant deux problèmes : tout d'abord la quantité de données pour un apprentissage statistique fiable doit être assez conséquent, ce qui implique le deuxième inconvénient, différentes tâches sont mélangées lors de l'apprentissage. Cependant l'aspect intéressant de cette approche est qu'elle n'est pas limitée à l'espace appris. En effet, il est possible de sortir des données d'exemple, le résultat sera alors peut-être moins réaliste,

mais il y aura tout de même un résultat.

Afin de limiter le nombre de mouvements nécessaires comme exemples, il est possible de se concentrer sur une seule tâche. Dans ce cas, il est possible d'extraire un style à partir d'un nombre très limité de mouvements. Li et al. (2002) ont proposé l'utilisation d'une texture pour modéliser le style d'une tâche, approche étendue ensuite par Grochow et al. (2004) avec l'utilisation de *Scaled Gaussian Process Latent Variable Model* (SGPLVM). La réduction des dimensions du mouvement peut aussi être abordée avec l'utilisation d'une analyse en composantes principales ou en géodésiques principales (Heloir et al., 2006; Raunhardt et Boulic, 2009; Tournier et al., 2009).

Toutes ces méthodes cherchent à extraire des liens entre les différentes articulations du corps. Il s'agit alors de trouver une corrélation entre les différentes postures au cours du mouvement. L'espace réduit obtenu représente alors une manière de bouger propre à l'individu et à la tâche donnée en exemple. En résolvant la cinématique inverse dans cet espace, on est sûr de reproduire les synergies du ou des mouvements initiaux. Il est alors très facile d'interpoler ou d'extrapoler différents mouvements si le passage de l'espace original à l'espace réduit est le même.

2.5 Discussion

Après une présentation des grands principes du contrôle moteur humain, nous avons montré, à travers différents exemples, comment la réalité virtuelle pouvait être utilisée pour l'étude des mouvements humains. Nous avons ensuite étudié les méthodes mises en oeuvre, dans le domaine de l'animation de personnages virtuels, pour synthétiser des mouvements les plus réalistes possibles.

Nous proposons maintenant une discussion mettant en avant les avantages et les inconvénients de ces différentes méthodes en terme d'autonomie du contrôleur, de réalisme des mouvements synthétisés et d'analyse des mouvements humains.

2.5.1 Autonomie

Le contrôle cinématique d'un humanoïde laisse une grande liberté à l'animateur qui va pouvoir régler exactement les postures ou les trajectoires afin d'obtenir le mouvement qu'il désire. En contrepartie de ce contrôle, le niveau d'autonomie de l'humanoïde est nul. En effet, même si l'humanoïde est capable de respecter certaines contraintes assurant le réalisme des mouvements, il est toujours nécessaire de lui spécifier au moins la trajectoire à suivre. Une autonomie artificielle peut être atteinte en intégrant ces trajectoires dans la description des objets de l'environnement (Badler et al., 1998).

La complexité de la spécification directe des forces appliquées aux personnages a poussé

les travaux utilisant des environnements dynamiques à abstraire le plus possible le contrôle du mouvement. Ainsi les méthodes d'optimisation de contraintes permettent d'atteindre une bonne autonomie (Witkin et Kass, 1988; Cohen, 1992; Safonova et Hodgins, 2007). La planification nécessaire à ces méthodes est cependant coûteuse en calculs et ne permet pas l'utilisation de ces approches de manière interactive. L'utilisation de contrôleurs dynamiques reste une méthode alternative adéquate pour l'animation de personnages en temps réel, au prix de la spécificité des contrôleurs (Wooten et Hodgins, 1997; Coros et al., 2009).

Finalement, les modèles de cinématique inverse se basant sur des mouvements capturés, qu'ils soient appris (Martin et Millan, 2000; Oyama et al., 2001; Li et al., 2007) ou se reposent sur un guidage (Ong et Hilton, 2006; Komura et al., 2003; Li et al., 2002; Grochow et al., 2004), nécessitent une trajectoire prédéfinie par l'utilisateur. L'autonomie la plus élevée n'est obtenue qu'en étant capable de contrôler le mouvement au niveau de la tâche : en planifiant la trajectoire à suivre (Raunhardt et Boulic, 2009) ou en interpolant différents mouvements (Witkin et Popovic, 1995; Rose et al., 2001).

Le niveau d'autonomie du modèle de contrôle du mouvement est un critère important qui va définir les modes d'interaction entre l'utilisateur, le personnage virtuel et son environnement. Afin d'atteindre le niveau optimal d'autonomie il est nécessaire que la commande soit donnée au niveau de la tâche et réalisée en temps réel.

2.5.2 Réalisme

En augmentant l'autonomie de l'humanoïde, la possibilité pour l'utilisateur de contrôler la manière dont sont réalisés les mouvements va diminuer. Ainsi, il est important d'assurer le réalisme des mouvements lors de la synthèse.

Le contrôle cinématique d'un personnage virtuel est la méthode la plus contraignante pour obtenir un mouvement réaliste. En effet, même s'il est possible d'utiliser des contraintes pour améliorer la crédibilité du mouvement, seul l'utilisateur peut définir quand activer les contraintes, comment modifier le mouvement pour améliorer la qualité. Ainsi, le réalisme du mouvement synthétisé est dépendant de la perception de l'utilisateur (Baerlocher et Boulic, 2004).

L'avantage d'un environnement dynamique par rapport à un environnement cinématique est la simulation de la physique du corps humain. Ainsi les mouvements obtenus rendent bien compte des interactions physiques entre l'humanoïde et son environnement ainsi que des propriétés de masse et d'inertie. Cependant, si le mouvement est réaliste du point de vue de la physique, cela n'implique pas qu'un humain aurait employé exactement la même stratégie. Une solution est de reproduire les modèles de contrôle issus des sciences du mouvement (Bullock et al., 1993; Tuan, 2009). Une méthode originale est le couplage entre un modèle de dynamique inverse et de cinématique inverse (Bouënard et al., 2009), donnant ainsi la possibilité de garantir le réalisme du mouvement en simplifiant le contrôle.

Finalement, le parti pris par les méthodes utilisant des données capturées est que les caractéristiques contenues dans les mouvements de références vont pouvoir être conservées lors de leur extrapolation pour conserver le réalisme. Une constante dans tous ces modèles est que plus le nombre de mouvements de références est important, plus la synthèse résultante sera proche du mouvement réalisé par un humain. Différentes approches tentent de réduire le nombre de mouvements nécessaires.

Les méthodes de déformation de mouvements (*retargeting*) ne se basent que sur un mouvement dont les caractéristiques sont extrapolées (Boulic et Thalmann, 1992; Lee et Shin, 1999; Popović et Witkin, 1999; Tak et Ko, 2000; Gleicher, 2001; Le Callennec et Boulic, 2006). Ainsi les résultats obtenus vont dépendre de la proximité entre la tâche initiale et la tâche à réaliser. Ces méthodes sont plutôt destinées à assister l'animateur qui est alors capable de corriger le mouvement produit. D'autres méthodes au contraire cherchent à combiner les informations de plusieurs mouvements, permettant ainsi de couvrir un plus large espace et d'obtenir une meilleure approximation. Les méthodes d'apprentissage de contrôleur (Brand et Hertzmann, 2000; Martin et Millan, 2000; Oyama et al., 2001; Li et al., 2007) ne permettent de couvrir que l'espace des exemples, alors que l'utilisation d'un modèle statistique pour guider la cinématique permet une meilleure extrapolation (Li et al., 2002; Grochow et al., 2004; Ong et Hilton, 2006; Raunhardt et Boulic, 2009).

Si l'utilisation d'un environnement physique permet d'assurer la cohérence des mouvements de l'humanoïde en simulant les caractéristiques physiques, rester dans le domaine cinématique du mouvement permet d'alléger les calculs. L'utilisation de mouvements capturés qui, réalisés par un humain, respectent déjà implicitement les lois de la physique, est une solution intéressante.

2.5.3 Analyse

Une solution pour s'assurer du réalisme du mouvement, est d'étudier la manière de faire des humains pour arriver à reproduire le contrôle le plus proche possible du contrôle moteur humain. La capacité de modélisation des muscles sur l'humanoïde virtuel dans un environnement physique est alors un réel atout pour ce genre d'approches qui vont permettre d'éprouver de la manière la plus proche possible de la réalité, des modèles de contrôle moteur humains (Bullock et al., 1993; Gullapalli et al., 1996; Fagg et al., 1997; Komura et al., 2000; Hersch et Billard, 2006; Marteau et Gibet, 2007; Souères et al., 2007; Tuan et al., 2008; Kambara et al., 2009).

Lors de l'utilisation de modèles de cinématique inverse, des tâches secondaires peuvent être introduites pour améliorer le réalisme. Un de leurs avantages est de pouvoir modéliser une règle issue de l'étude du mouvement afin de vérifier la validité d'une hypothèse (Yang et al., 2002). Cependant, ces règles étant valides pour la majorité de la population, elles ne permettent pas de représenter les spécificités des mouvements d'un individu.

Les méthodes basées données cherchent à reproduire des caractéristiques de mouvements capturés et pourraient s'appliquer à l'étude des mouvements d'une personne en particulier. Cependant, peu permettent d'étudier les mouvements utilisés comme référence. En effet, les données fournies sont regroupées dans des structures de type *boites noires* ne permettant pas leur analyse, par exemple, dans le cas de l'apprentissage du contrôleur avec l'utilisation de réseaux de neurones (Brand et Hertzmann, 2000; Martin et Millan, 2000; Oyama et al., 2001; Li et al., 2002; Grochow et al., 2004; Li et al., 2007).

Au contraire, il est possible d'utiliser des modèles plus explicites permettant par exemple de représenter sous forme de gains l'utilisation de chaque articulation au cours du temps (Komura et al., 2003) ou les relations entre degrés de liberté grâce à un espace latent liant l'utilisation de chacun des degrés de liberté lors de la réalisation du mouvement (Heloir et al., 2006; Raunhardt et Boulic, 2009; Tournier et al., 2009).

L'utilisation d'un modèle explicite de la stratégie motrice d'un individu est alors un atout pour l'analyse des mouvements. Ainsi en étudiant les caractéristiques extraites, des connaissances sur les mouvements d'une personne peuvent être acquises. Ces connaissances peuvent ensuite être utilisées pour affiner le modèle.

2.5.4 Proposition

A l'heure actuelle, l'utilisation de données capturées semble la méthode la plus apte à maximiser à la fois l'autonomie et le réalisme du modèle de contrôle de mouvement. Cependant, l'extraction de caractéristiques de mouvements capturés sous forme de *boites noires* ne permet pas l'analyse des mouvements.

La proposition de cette thèse est de combiner l'utilisation de données capturées avec la modélisation d'un mécanisme du contrôle moteur afin de trouver un compromis entre l'autonomie du contrôleur de mouvement, le réalisme des mouvements synthétisés et les possibilités d'analyse des mouvements humains. Le mécanisme auquel nous sommes intéressé est celui des synergies. Nous avons transposé cette notion dans le domaine cinématique. Afin de représenter les différentes stratégies mises en oeuvre par un individu, nous avons introduit un ensemble de paramètres ayant un *sens* dans le contexte de notre modèle. Des méthodes d'apprentissage, d'analyse et d'extrapolation de ces paramètres sont proposées.

Le travail effectué lors de cette thèse peut être décomposé en différents blocs (cf. fig. 2.15). Le bloc central de cette thèse est le modèle de synthèse de mouvements. Celui-ci utilise une boucle sensorimotrice couplée à un modèle de synergies pour synthétiser un mouvement d'atteinte de cible en fonction de la posture de l'humanoïde, de la position de la cible et des paramètres du modèle de synergies.

Le second apport de cette thèse est un modèle d'apprentissage permettant de trouver les valeurs des paramètres adéquates pour représenter la synergie mise en oeuvre dans un mouvement capturé. Cet apprentissage est basé sur l'évolution de la valeur des paramètres au moyen d'une heuristique et sur une fonction d'évaluation permettant de comparer

mouvements synthétisés et mouvements capturés.

Les jeux de paramètres extraits des mouvements d'entraînement sont ensuite regroupés dans un catalogue permettant de classifier les synergies en fonction des conditions initiales du mouvement. Cette base est approvisionnée au fur et à mesure des apprentissages sur de nouveaux mouvements. Un outil est alors proposé pour visualiser les résultats de cette classification et analyser les synergies du sujet. Finalement, un mécanisme d'extrapolation des synergies apprises est proposé afin de pouvoir réaliser la synthèse de nouveaux mouvements.

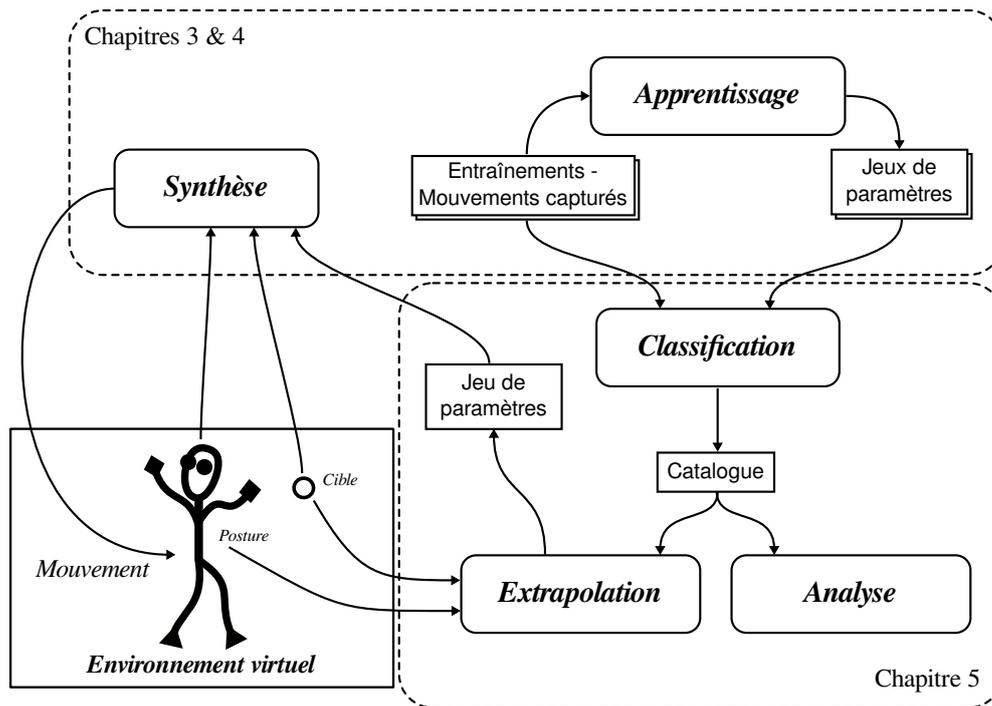
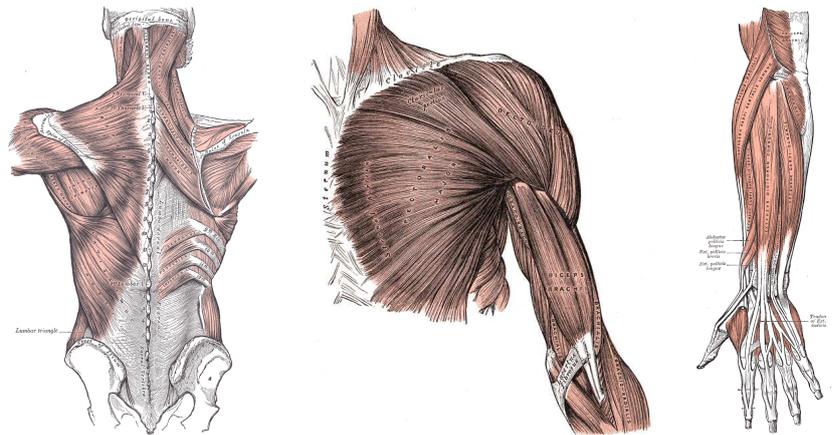


FIGURE 2.15 – Schématisation des contributions de cette thèse.

Chapitre 3

Modèle de synergies & Apprentissage



ANATOMY OF THE HUMAN BODY - (Gray, 1918)

Ce chapitre présente une formalisation du modèle de synergies proposé pour répondre aux questions d'autonomie du contrôleur, de réalisme des mouvements synthétisés et d'analyse des mouvements humains. De plus, nous cherchons à avoir un contrôleur de mouvement très peu coûteux en calculs.

3.1 Chaîne cinématique

Dans le cadre de ce travail, l'utilisation des coordonnées homogènes a été choisie pour sa compatibilité avec les données issues du matériel de capture. Cependant, le mécanisme de contrôle moteur présenté dans la suite de ce chapitre peut être adapté à d'autres notations.

Une description détaillée de la notation en coordonnées homogènes peut être trouvée en annexe A. Dans cet espace la configuration articulaire d'une chaîne cinématique est

représentée par un vecteur. Chaque composante de ce vecteur représente la valeur de la rotation sur un degré de liberté. Ainsi, pour une chaîne à n degrés de liberté la posture à un instant donné est notée :

$$\mathcal{Q} = \{\Theta_1, \dots, \Theta_n\}$$

avec Θ_i la valeur de l'angle formé par le i -ème degré de liberté.

A partir de cette posture \mathcal{Q} il est possible de définir un opérateur \mathcal{H} de cinématique directe définissant la position de l'extrémité de la chaîne articulée (\mathcal{X}) dans l'espace cartésien en fonction de la posture (cf. section 2.2.2) :

$$\mathcal{X} = \mathcal{H}(\mathcal{Q})$$

Contrôle cinématique du bras

La chaîne articulée utilisée lors des expériences suivantes reste toujours la même. Elle représente le bras de la personne et est constituée de trois segments (cf. fig. 3.1) : le bras, l'avant-bras et la main. Les doigts ne sont pas représentés et on considère par la suite que l'humain conserve la main tendue tout au long du mouvement.

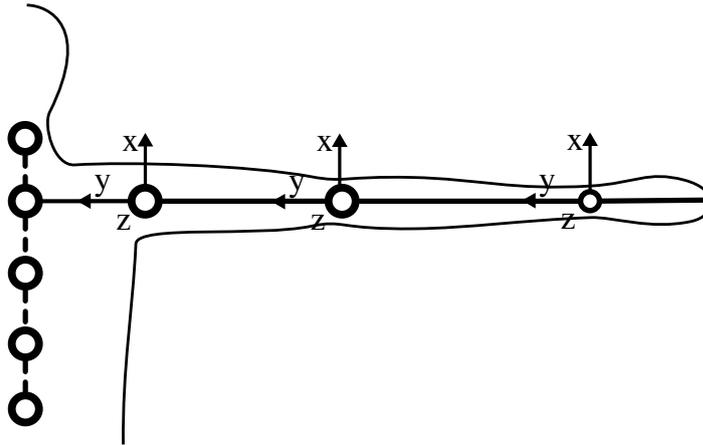


FIGURE 3.1 – La chaîne articulée utilisée lors des expériences est constituée de trois segments : le bras, l'avant-bras et la main.

Trois articulations sont ainsi disponibles pour contrôler le mouvement du bras : l'épaule, le coude et le poignet. Au total, 7 degrés de liberté ont été répartis sur ces 3 articulations : 3 pour l'épaule, 1 pour le coude et 3 pour le poignet. Cette répartition permet de limiter la redondance des articulations et de reproduire un modèle biomécaniquement correct, tout en autorisant une bonne reproduction des mouvements du bras (Prokopenko et al., 2001).

La posture de l'humanoïde, dans le cadre du contrôle du bras est exprimée sous la forme d'un vecteur à 7 dimensions :

$$\mathcal{Q} = \underbrace{\{\Theta_1, \Theta_2, \Theta_3\}}_{\text{Epaule}} \underbrace{\{\Theta_4\}}_{\text{Coude}} \underbrace{\{\Theta_5, \Theta_6, \Theta_7\}}_{\text{Poignet}}$$



Les valeurs de distances exprimées dans le reste de ce manuscrit sont toujours données en *cm*.

3.2 Synthèse de mouvements

La description de l'architecture de contrôle moteur est effectuée en deux temps. Dans un premier temps, un algorithme de contrôle le plus autonome et le plus simple possible est nécessaire. Dans un second temps, la possibilité de modéliser une stratégie motrice particulière est étudiée avec l'introduction du modèle de synergies. Ce modèle permet par sa structure, de compléter le contrôleur de mouvement, et par son paramétrage, de reproduire différentes stratégies.

3.2.1 Contrôle du mouvement

Lors de l'utilisation d'algorithmes de cinématique inverse (Buss et Kim, 2005), la nécessité de converger successivement vers chacun des points de la trajectoire de l'effecteur est un réel handicap du point de vue de l'autonomie. En effet, il est systématiquement nécessaire de planifier cette trajectoire avant de démarrer la synthèse du mouvement. Ensuite, si une perturbation arrive lors de la synthèse du mouvement, il est nécessaire de planifier une nouvelle trajectoire. Bien que cela soit possible – même en temps réel (Raunhardt et Boulic, 2009) – cela entraîne un sur-coût de calcul qui s'oppose à notre argument de simplicité algorithmique.

Au contraire, une boucle sensorimotrice (Gibet et Marteau, 1994; Moosavian et Papadopoulos, 2007), n'a pas besoin de planifier la trajectoire de l'effecteur. La fonction d'optimisation est simplement utilisée à chaque pas de temps pour calculer une commande permettant de se rapprocher de l'objectif. Une fois l'objectif atteint, le même mécanisme est utilisé pour assurer la stabilité de la chaîne sur l'objectif. Dans ce cas, toute perturbation intervenant au cours du mouvement est corrigée à l'itération suivante de la boucle de contrôle.

Ce genre d'approches, basées sur une boucle de contrôle sensorimotrice, nous intéressent particulièrement car elles rappellent le critère de compensation introduit par Latash (2008) dans sa description d'une synergie (cf. section 2.1.1). En effet, une synergie n'est pas mise en oeuvre pour résoudre un objectif local (atteindre un point de la trajectoire) mais pour résoudre un problème global (atteindre la cible). Un autre critère intéressant est la simplicité algorithmique d'un tel modèle. En effet, au lieu de converger successivement vers chaque point de la trajectoire, seule la cible finale est prise en compte.

La boucle sensorimotrice utilisée est présentée figure 3.2. Elle est chargée de commander une chaîne articulée représentée par le vecteur d'état \mathcal{Q} pour lui faire atteindre l'objectif \mathcal{X}_d .

Trois blocs principaux composent cette boucle :

- ▷ la *cinématique directe* (\mathcal{H}) permettant de donner à partir du vecteur d'état courant \mathcal{Q} l'objectif atteint actuellement \mathcal{X} ,

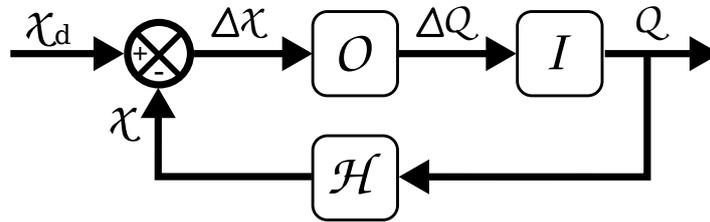


FIGURE 3.2 – Boucle de contrôle permettant de faire converger l'état de la chaîne articulaire Q vers l'objectif x_d .

- ▷ l'*optimisation* (\mathcal{O}) calculant une commande ΔQ permettant de compenser l'erreur entre l'état courant et l'objectif à atteindre,
- ▷ un *intégrateur* (\mathcal{I}) dont le rôle est d'appliquer la commande en fonction du pas de temps de la simulation.

Dans le cas de mouvements d'atteinte de cible, l'optimisation peut être effectuée par linéarisation de la fonction inverse, en utilisant la Jacobienne de \mathcal{H} (cf. section 2.2.2.2). Un point important du fonctionnement de ces méthodes est leur manière de calculer une commande répartie sur les différents degrés de liberté pour converger vers la cible. On retrouve alors le critère de collaboration entre les différents opérateurs pour atteindre un objectif commun.

Au contraire, les méthodes de résolution analytiques (cf. section 2.2.2.1) ou les algorithmes de type CCD (cf. section 2.2.2.4), ne sont pas utilisables dans une boucle de contrôle sensorimotrice. En effet, les méthodes analytiques donnent une réponse immédiate pour atteindre l'objectif tandis que les méthodes de type CCD ne permettent pas de produire une commande sur l'ensemble des degrés de liberté. Ces dernières méthodes, de par leur fonctionnement, provoqueraient des discontinuités dans le mouvement.

Un point critique de l'utilisation d'une boucle de contrôle est la dynamique du mouvement. Dans les approches classiques de cinématique inverse ce sont la fréquence d'échantillonnage de la trajectoire ainsi que l'espacement entre chaque point qui définissent la vitesse de l'effecteur. Une boucle sensorimotrice n'étant pas guidée par une trajectoire, l'information sur la vitesse est perdue.

Dans une boucle de contrôle sensorimotrice, la composante temporelle du mouvement est due au pas de simulation ainsi qu'à la norme de la commande ΔQ calculée par la fonction d'optimisation. La fonction d'optimisation n'étant pas connue à priori, il est difficile de savoir si la dynamique du mouvement résultante sera correcte. Un mécanisme d'ajustement est donc nécessaire pour reproduire la dynamique d'un mouvement humain. À la manière des travaux de Gibet et Marteau (1995), nous proposons d'inclure une composante temporelle dans le modèle de synergies, afin de reproduire la dynamique temporelle de mouvements humains. Nous allons cependant plus loin que ce modèle en incluant aussi une composante spatiale et un mécanisme de paramétrage.

3.2.2 Modélisation des synergies

Les synergies sont modélisées dans la boucle de contrôle par un bloc séparé nommé \mathcal{S} (cf. fig. 3.3). Ce bloc est chargé d'adapter la commande ΔQ pour obtenir une nouvelle commande $\Delta Q'$ prenant en compte la synergie désirée. Le modèle proposé est composé de deux parties. Nous avons déjà vu dans la section précédente, la nécessité d'intégrer une fonction temporelle dans le modèle de synergies afin de pouvoir ajuster la dynamique du mouvement. Le modèle de synergies, afin de reproduire différentes stratégies, doit aussi comporter une composante spatiale, capable de modifier les trajectoires des articulations au cours du mouvement.

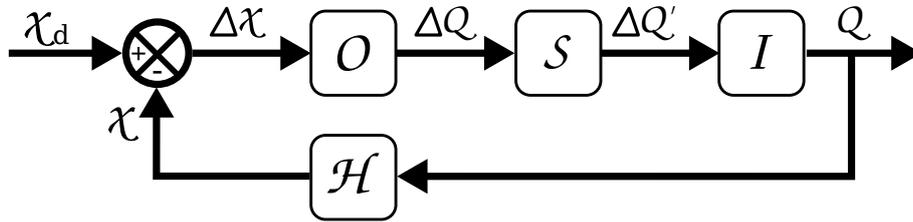


FIGURE 3.3 – Intégration du modèle de synergies \mathcal{S} dans la boucle de contrôle sensorimotrice.

Composante temporelle

La vitesse du mouvement est définie par la norme du vecteur de commande ΔQ , qui définit la dynamique du mouvement. Afin de l'adapter, nous proposons d'appliquer un gain aux composantes du vecteur ΔQ : un gain inférieur à 1 réduit la vitesse et, au contraire, un gain supérieur à 1 accélère le mouvement. Afin d'ajuster au mieux la dynamique du mouvement, le gain doit pouvoir évoluer au cours du temps, il est ainsi représenté par une fonction $\phi(t)$.

Le mouvement d'atteinte de cible est un mouvement qui a largement été étudié dans le passé. Afin de définir la fonction temporelle, nous nous sommes intéressés aux travaux concernant la dynamique du mouvement. Selon l'étude, menée par Abend et al. (1982), une caractéristique particulière du mouvement d'atteinte de cible chez l'humain est la forme en cloche de la vitesse de la main (cf. fig. 3.4.a). Cette caractéristique s'explique, d'un point de vue physique, par l'accélération progressive du bras due à l'inertie du corps humain. La décélération permet l'atteinte de la cible à une vitesse faible.

La fonction d'optimisation pour sa part peut être basée sur toutes les techniques utilisant l'approximation linéaire donnée par la Jacobienne (cf. section 3.2.1). Ainsi, on peut par exemple noter ΔQ sous la forme (cf. sec. 2.2.2.2) :

$$\Delta Q = \alpha J^T(Q) \cdot (\mathcal{X}_d - \mathcal{H}(Q)) \quad \text{ou} \quad \Delta Q = \lambda J^+(Q) \cdot (\mathcal{X}_d - \mathcal{H}(Q))$$

avec Q la posture actuelle, \mathcal{X}_d la position de la cible et $\mathcal{H}(Q)$ la position de l'extrémité de la main.

Il est intéressant de remarquer que la norme de ΔQ , représentant la vitesse de la chaîne articulée, est fonction de la distance entre la cible et l'extrémité de la main. Plus cette distance sera réduite, plus la norme de ΔQ sera réduite, représentant ainsi l'effet de décélération que l'on désire représenter lors de l'approche de la cible (cf. fig. 3.4.b). La principale caractéristique de la fonction ϕ doit donc être la représentation de l'accélération progressive du bras au cours du temps. Pour cela, la fonction sigmoïde a déjà été utilisée avec succès pour contrôler la vitesse dans une boucle d'asservissement et, à cette occasion, a montré ses capacités à reproduire la dynamique de mouvements d'atteinte de cible.

Nous proposons de définir la composante temporelle ϕ du modèle de synergies à partir de la fonction sigmoïde :

$$\begin{aligned} sig : \mathbb{R} &\rightarrow \mathbb{R} \\ t &\rightarrow \frac{1}{1+e^{-s \cdot (t-o)}} \end{aligned}$$

Afin d'étendre l'approche précédente, nous proposons cependant d'ajouter deux paramètres à chaque sigmoïde composant la fonction temporelle : o et s . Ils permettent d'ajuster la pente (s , *slope*) et le décalage temporel (o , *offset*) de la fonction. Le nombre de paramètres total nécessaire à la définition de la fonction ϕ sera alors fonction du nombre de sigmoïdes utilisées dans la composante temporelle. Typiquement, une même sigmoïde, utilisée pour tous les degrés de liberté nécessitera seulement 2 paramètres alors que l'utilisation d'une sigmoïde différente par degré de liberté nécessitera $2 \cdot n$ paramètres.



La fonction temporelle n'étant fonction que du temps, toute perturbation intervenant lors du mouvement n'aurait pas de conséquence sur la vitesse du mouvement. Dans le cadre de l'utilisation de ce modèle, sans gestion de collisions, ceci n'aura cependant pas d'impact sur le résultat.

La figure 3.4 montre le résultat de l'utilisation de la composante temporelle – ici constituée d'une seule sigmoïde – lors de la synthèse d'un mouvement d'atteinte. Pour cela, la vitesse de la main est comparée dans le cas d'un mouvement capturé, d'un mouvement synthétisé sans modèle de synergies et de plusieurs mouvements synthétisés avec la composante temporelle du modèle de synergies pour plusieurs valeurs de o et de s .

Les courbes de vitesses obtenues dans les figures 3.4.c et 3.4.d montrent bien la capacité de la fonction ϕ à adapter la vitesse du mouvement afin de reproduire la courbe en cloche caractéristique du mouvement humain. Cependant, il faudra aussi s'inquiéter du choix des paramètres qui peuvent entraîner une incohérence avec une vitesse non nulle au départ du mouvement (par exemple dans la figure 3.4.d). Le choix des valeurs de o et s est donc délicat si l'on veut s'assurer du réalisme du mouvement.

Composante Spatiale

La seconde partie du modèle de synergies doit permettre d'adapter les trajectoires des articulations pour reproduire au mieux la synergie mise en oeuvre par le sujet. Pour cela, nous proposons de modifier la collaboration entre les degrés de liberté pour atteindre l'objectif.

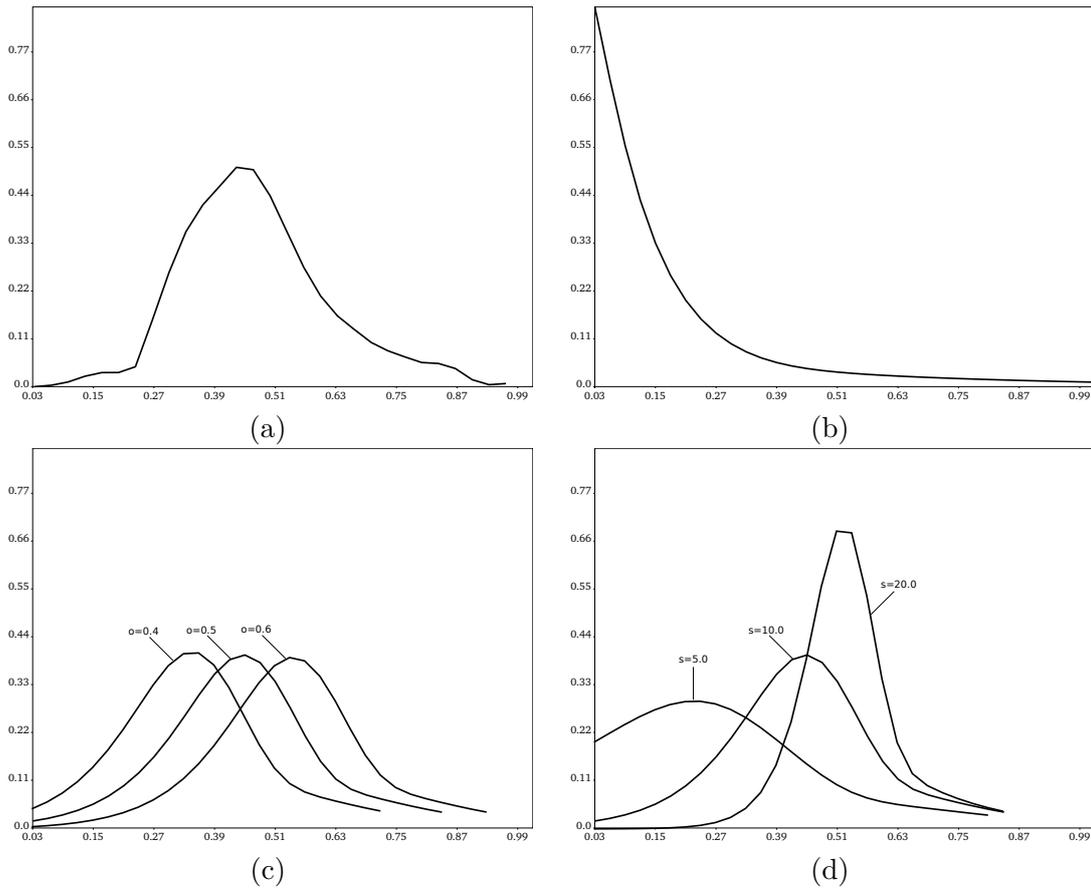


FIGURE 3.4 – Comparaison de la vitesse de l'extrémité de la main (en $m.s^{-1}$) en fonction du temps (en s) pour un mouvement : capturé (a), synthétisé sans ϕ (b) et plusieurs mouvements synthétisés avec ϕ pour différentes valeurs de o (c) ou de s (d).

Un des avantages de la boucle sensorimotrice est que **tous** les degrés de liberté sont impliqués dans le calcul de la compensation de l'erreur entre l'état actuel et l'objectif. Il y a ainsi déjà une certaine forme de collaboration entre tous les degrés de liberté. Cependant, en comparant un mouvement synthétisé sans modèle de synergies à un mouvement capturé, on peut s'apercevoir que les trajectoires empruntées par les articulations sont différentes.

La proposition effectuée dans ce manuscrit est qu'il est possible d'adapter cette stratégie en modélisant la synergie mise en oeuvre en pondérant l'implication des degrés de liberté dans la commande ΔQ . Ainsi, un gain est appliqué à chaque degré de liberté afin de modifier son importance relativement aux autres. Selon la synergie mise en oeuvre, il devient possible d'accentuer la part de travail de certains degrés de liberté par rapport aux autres. Il est important de noter que ce modèle ne remet pas en cause la collaboration entre les différents degrés de liberté. En effet, même si certains éléments de la synergie peuvent avoir plus d'influence que d'autres, au final tous collaborent pour atteindre le même objectif.

Afin d'appliquer un gain différent à chaque degré de liberté, nous proposons de modéliser

cette composante spatiale sur la forme d'une matrice M :

$$M = \begin{pmatrix} g_{1,1} & g_{1,2} & \cdots & g_{1,n} \\ g_{2,1} & g_{2,2} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & g_{n-1,n} \\ g_{n,1} & \cdots & g_{n,n-1} & g_{n,n} \end{pmatrix}$$

avec $g_{i,j}$, les $n \times n$ gains utilisés. Lors de l'obtention de $\Delta Q'$ à partir de ΔQ et M , les gains $g_{i,i}$ sur la diagonale permettent d'amplifier ou de réduire la commande sur le degré de liberté Θ_i correspondant. Au contraire, les gains $g_{i,j}$ tels que $i \neq j$ permettent de modéliser des relations entre les différents degrés de liberté.

Si l'utilisation de gains pour reproduire une stratégie motrice a déjà été utilisée par Komura et al. (2003), contrairement à cette approche utilisant des gains différents tout au long du mouvement, notre proposition est de maintenir constants les rapports entre la participation de chaque articulation pendant toute la durée du mouvement. Les gains $g_{i,j}$ représentant la synergie sont donc définis au début du mouvement selon la tâche à réaliser et restent les mêmes tout au long du mouvement.

L'objectif de ce travail n'étant pas d'étudier les liens entre les différents degrés de liberté mais bel et bien de modéliser les préférences du sujet pour l'utilisation de chacun des degrés de liberté, seuls les gains $g_{i,i}$ disposés sur la diagonale ont été gardés. La matrice M peut alors être notée sous la forme d'une matrice diagonale :

$$M = \begin{pmatrix} g_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & g_2 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & g_n \end{pmatrix}$$

La figure 3.5 montre, sur un système plan à 3 degrés de liberté, comment l'utilisation des gains permet de modifier la stratégie motrice mise en oeuvre. On se rend compte en effet que selon les gains appliqués, on obtient des mouvements différents avec une posture finale différente bien qu'on atteigne toujours la même cible.

Assemblage et paramétrage du modèle

En combinant la composante temporelle avec la composante spatiale, on obtient un modèle de synergies de la forme :

$$S(t) = \phi(t).M$$

qui peut être appliqué à la commande ΔQ de la manière suivante :

$$\Delta Q' = S(t).\Delta Q$$

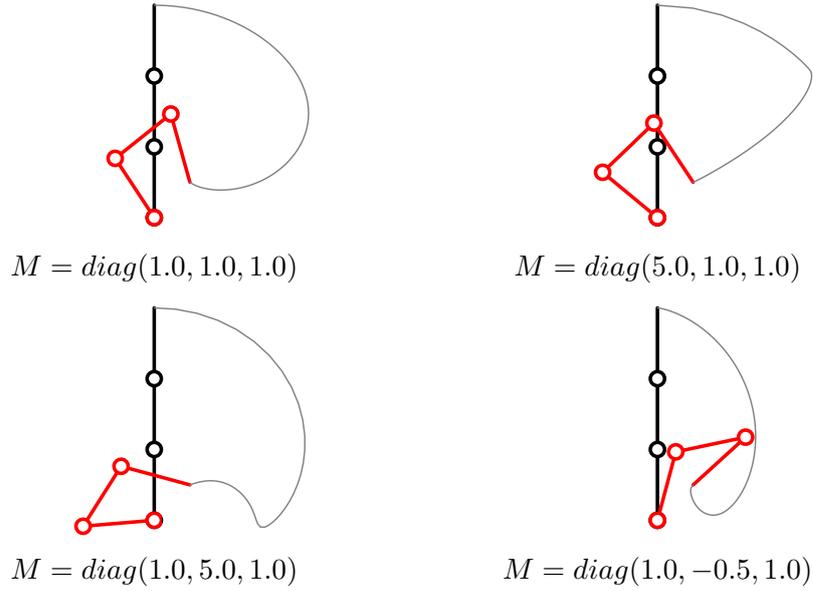


FIGURE 3.5 – Comparaison, pour un système plan à 3 degrés de liberté, des mouvements synthétisés avec des matrices de gains différentes. La posture initiale est représentée en noir, la trajectoire en trait fin gris et la posture finale en rouge.

avec t le temps depuis le début du mouvement. Ce modèle de synergies respecte parfaitement la simplicité désirée lors de la spécification du modèle, sans pour autant compromettre l'autonomie du modèle dont le fonctionnement est toujours basé sur une boucle de contrôle sensorimotrice.

Pour finir, afin de pouvoir représenter différentes synergies, le modèle \mathcal{S} peut être paramétré. Nous proposons de regrouper l'ensemble des paramètres à la fois de la composante temporelle et de la composante spatiale dans un vecteur \mathcal{P} . La dimension et la définition de ce vecteur est déterminée par le modèle de synergies utilisé, notamment par le nombre de gains et de sigmoïdes utilisés.

Par exemple, dans le cas où une seule sigmoïde est utilisée et où un gain est attribué par degré de liberté, les paramètres du modèle de synergies sont représentés par : $\mathcal{P} = \{o, s, g_1, \dots, g_n\}$ avec o et s respectivement l'offset et la pente de la sigmoïde et g_i le gain associé à chaque degré de liberté tel que la matrice M soit exprimée de la manière suivante : $M = \text{diag}(g_1, \dots, g_n)$

Le modèle de synthèse de mouvement complet est présenté en figure 3.6. Il peut être utilisé pour obtenir un mouvement synthétisé à partir : d'une posture initiale, de la position de la cible et des paramètres du modèle de synergies. Selon les valeurs des paramètres, à posture initiale et position de cible identiques, le mouvement résultant du processus de synthèse sera différent. La synthèse du mouvement est arrêtée lorsque la cible est atteinte ($\|\mathcal{X}_T - \mathcal{H}(\mathcal{Q})\| < \epsilon$) ou qu'un temps de simulation maximum a été atteint.

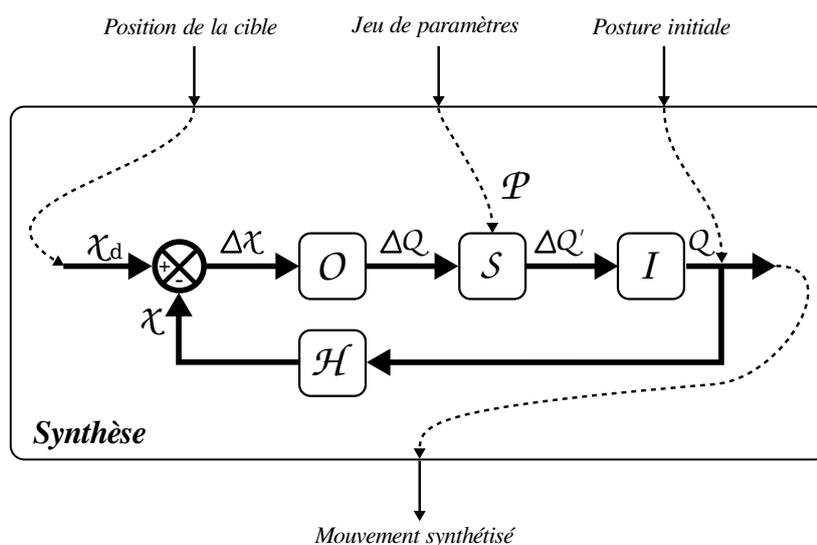


FIGURE 3.6 – Le modèle de synthèse de mouvement complet. La posture initiale est utilisée pour initialiser la chaîne à contrôler. La boucle de contrôle utilise le modèle de synergies paramétré par le vecteur \mathcal{P} fourni en entrée. Le mouvement résultant est obtenu quand la cible est atteinte ou au bout d’un temps maximum.

Nous proposons maintenant un mécanisme d’évaluation capable de déterminer le niveau de correspondance entre un jeu de paramètres et la synergie mise en oeuvre dans un mouvement capturé.

3.3 Évaluer la reproduction d’une synergie

En modifiant les valeurs des paramètres du modèle de synergies, il est possible de modifier la synergie mise en oeuvre lors de la synthèse du mouvement pour obtenir des mouvements différents. Nous proposons tout d’abord un critère de distance entre deux mouvements. Ce critère prenant en compte la dynamique temporelle du mouvement et les trajectoires des articulations, nous l’utilisons ensuite pour évaluer la qualité d’un jeu de paramètres pour reproduire la synergie mise en oeuvre dans un mouvement capturé.

3.3.1 Mesurer la distance cumulée entre deux mouvements

La comparaison de mouvements est une technique couramment utilisée dans le domaine de la reconnaissance de mouvements. Il s’agit de comparer un mouvement à une base de mouvements pour trouver le plus proche afin de déterminer l’action réalisée. Sachant qu’une même action peut être réalisée avec des dynamiques différentes, il est nécessaire de prendre en compte ces décalages temporels. Une approche classique consiste à utiliser des distances *élastiques*, typiquement à l’aide de programmation dynamique, par exemple avec un algorithme de *Dynamic Time Warping* (Berndt et Clifford, 1996).

Au contraire, la distance calculée lors de l'évaluation des paramètres doit prendre en compte la dynamique du mouvement au cours de son exécution. Ainsi le mouvement de référence et le mouvement synthétisé doivent être comparés en temps réel afin de conserver leurs dynamiques originales.

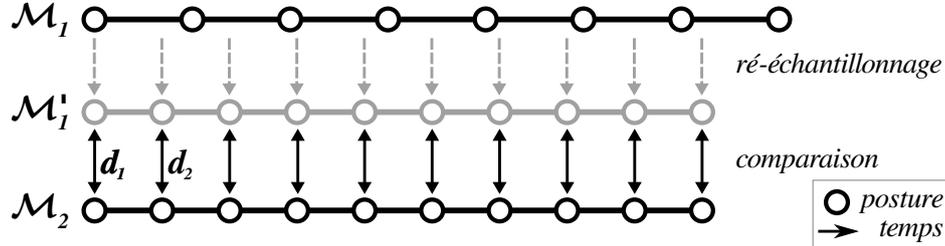


FIGURE 3.7 – Calcul de la distance entre deux mouvements.

La méthode proposée consiste alors à prendre à intervalles réguliers les postures dans chacun des mouvements et à les comparer entre elles (cf. fig. 3.7). Il peut être nécessaire de ré-échantillonner les mouvements en fonction du pas de temps entre chaque comparaison. Si les deux mouvements n'ont pas la même durée, la comparaison s'arrête à la fin du premier mouvement. La distance finale calculée est la moyenne des distances entre postures et prend la forme suivante :

$$d_{\mathcal{M}}(\mathcal{M}_1, \mathcal{M}_2) = \frac{1}{\min(T_1, T_2)} \cdot \sum_{t=0}^{\min(T_1, T_2)} d_{\mathcal{Q}}(\mathcal{M}_1(t), \mathcal{M}_2(t))$$

avec T_1 et T_2 les durées respectives des mouvements \mathcal{M}_1 et \mathcal{M}_2 , $\mathcal{M}_i(t)$ la posture du mouvement i à l'instant t et $d_{\mathcal{Q}}(\mathcal{M}_1(t), \mathcal{M}_2(t))$ la distance entre les deux postures¹. Cette distance prenant en compte un ensemble de postures, elle est désignée dans la suite de ce manuscrit sous le nom de distance cumulée. Elle est exprimée dans l'unité de la mesure de distance entre deux postures.

Mesurer la distance entre deux postures

Il n'existe pas de méthode idéale pour mesurer la distance entre deux postures, chaque technique étant spécifique au problème posé (Wang et Bodenheimer, 2003). Outre la reconnaissance de mouvements (Billon, 2010), on retrouve la problématique de la comparaison de postures lors de la recherche de transitions (Kovar et al., 2002; Wang et Bodenheimer, 2003) ou de l'imitation de mouvements (Tak et Ko, 2000).

La comparaison peut être effectuée dans l'espace angulaire (Tak et Ko, 2000; Wang et Bodenheimer, 2003) ou dans l'espace cartésien (Kovar et al., 2002; Kovar et Gleicher, 2003). La comparaison dans l'espace angulaire se base sur la différence entre les valeurs des rotations pour chaque degré de liberté. Si cette distance a l'avantage d'être indépendante de la taille de l'humanoïde, elle pose cependant un certain nombre de problèmes :

1. Le ré-échantillonnage préalable du mouvement permet de gagner du temps lorsqu'il y a plusieurs comparaisons successives à réaliser, plutôt que d'interpoler les postures à chaque comparaison. Dans le même sens, en prenant pour fréquence de comparaison la fréquence d'un mouvement il n'y a plus qu'un mouvement à ré-échantillonner.

- ▷ le même nombre de degrés de liberté est nécessaire,
- ▷ il y a une discontinuité dans les valeurs (*gimbal-lock*),
- ▷ de multiples valeurs peuvent donner le même résultat,
- ▷ et la distance entre deux angles ne permet pas toujours de refléter la distance entre deux postures.

Au contraire, en passant dans l'espace cartésien, des points de référence (marqueurs) peuvent être positionnés sur le corps de l'humanoïde. La distance entre leurs positions dans l'espace pour une posture ou l'autre est alors utilisée pour évaluer la différence entre les postures. Si cette méthode est sensible à la taille de l'humanoïde, elle offre cependant plus de flexibilité :

- ▷ le calcul est indépendant du nombre de degrés de liberté,
- ▷ les marqueurs peuvent être placés n'importe où sur le corps,
- ▷ il n'y a pas de discontinuité dans les valeurs,
- ▷ il est possible d'appliquer une transformation à une posture pour trouver la distance minimum (Kovar et Gleicher, 2003).

Afin d'éviter les problèmes de discontinuité dans les valeurs et d'éviter la contrainte sur le nombre de degrés de liberté, nous avons choisi d'effectuer le calcul de la distance dans l'espace cartésien. Pour simplifier le calcul, nous considérons que (cf. fig. 3.8) :

- ▷ les chaînes articulées de chacun des deux mouvements ont la même origine, pour ne pas avoir à calculer de transformation optimale entre les deux postures,
- ▷ les marqueurs sont placés sur les centres de rotation des articulations et à l'extrémité de la chaîne.

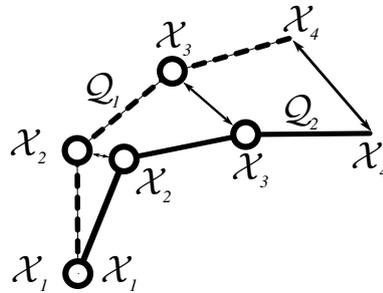


FIGURE 3.8 – Calcul de la distance entre les marqueurs dans le cas de la posture 1 (en pointillé) et les marqueurs dans le cas de la posture 2 (en trait plein).

La distance $d_{\mathcal{Q}}$ entre les deux postures est alors calculée comme la somme des distances entre les marqueurs, selon l'équation :

$$d_{\mathcal{Q}}(\mathcal{Q}_1, \mathcal{Q}_2) = \sum_{j=1}^m \|\mathcal{X}_j[\mathcal{Q}_1] - \mathcal{X}_j[\mathcal{Q}_2]\|$$

avec $\mathcal{X}_j[\mathcal{Q}_i]$ la position du marqueur j pour la posture \mathcal{Q}_i (cf. fig. 3.8) et m le nombre de marqueurs dans la chaîne articulée (un par articulation, plus un pour l'extrémité de la chaîne).

En associant le calcul de la distance entre deux postures et l'équation de comparaison de mouvements, on obtient un critère simple en terme de calcul, capable de comparer à la fois la dynamique temporelle du mouvement et les trajectoires des marqueurs positionnés sur l'humanoïde. Nous décrivons maintenant le protocole d'évaluation d'un jeu de paramètres par rapport à un mouvement de référence.

3.3.2 Évaluer un jeu de paramètres

Afin d'obtenir un aperçu objectif d'un jeu de paramètres, il est nécessaire d'utiliser le contrôleur de mouvement paramétré par \mathcal{P} dans les mêmes conditions que celles du mouvement de référence. Pour cela, le personnage doit être placé dans la même posture initiale et la cible à atteindre doit être à la même position que celle du mouvement de référence. Afin d'utiliser les mêmes conditions initiales, pour un même mouvement et différents jeux de paramètres, nous introduisons la notion d'entraînement \mathcal{T} .

Un entraînement \mathcal{T} est composé :

- ▷ du mouvement de référence \mathcal{M}_R , par exemple une capture,
- ▷ de la posture initiale de ce mouvement : \mathcal{Q}_I ,
- ▷ de la position de la cible correspondant au mouvement de référence : \mathcal{X}_T .

La posture initiale et la position de la cible peuvent être déterminés selon les équations suivantes :

$$\mathcal{Q}_I = \mathcal{M}_R(0) \quad \text{et} \quad \mathcal{X}_T = \mathcal{H}(\mathcal{M}_R(T_R))$$

avec T_R la durée du mouvement, $\mathcal{M}_R(0)$ la posture initiale du mouvement de référence et $\mathcal{M}_R(T_R)$ sa posture finale.

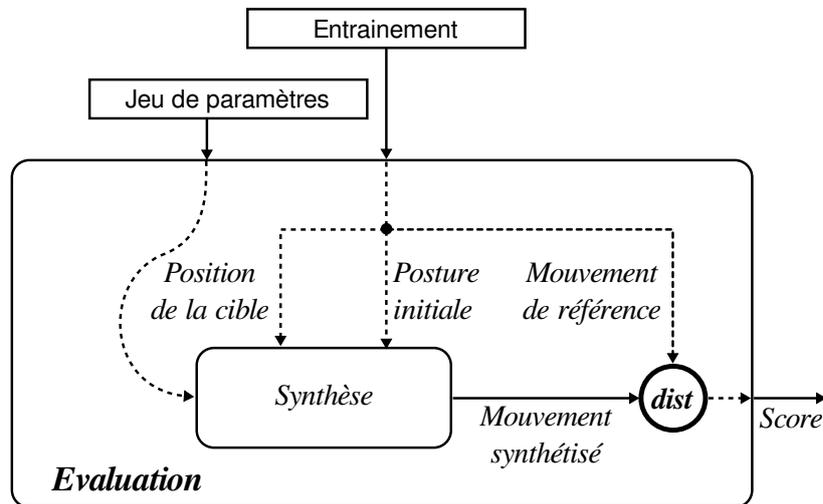


FIGURE 3.9 – Évaluation de la capacité d'un jeu de paramètres \mathcal{P} à reproduire les caractéristiques dynamiques et spatiales d'un mouvement de référence.

Pour estimer la valeur d'un jeu de paramètres \mathcal{P} , par rapport à un entraînement \mathcal{T} , nous avons adopté le processus suivant (cf. fig. 3.9) :

1. appliquer la posture \mathcal{Q}_I de l’entraînement à la chaîne cinématique contrôlée,
2. synthétiser le mouvement en utilisant le modèle de synergies paramétré par \mathcal{P} , pour atteindre la cible \mathcal{X}_T ,
3. et calculer la distance cumulée $d_{\mathcal{M}}(\mathcal{M}_S[\mathcal{P}], \mathcal{M}_R)$ entre le mouvement synthétisé en utilisant le jeu de paramètres \mathcal{P} ($\mathcal{M}_S[\mathcal{P}]$) et le mouvement de référence (\mathcal{M}_R).

La distance cumulée obtenue – le score – sera toujours la même si on teste plusieurs fois le même jeu de paramètres avec le même entraînement. Plus ce score sera proche de 0, plus les mouvements seront proches. Il est alors possible d’évaluer l’amélioration apportée à un jeu de paramètres en comparant son score avant et après sa modification. Si ce score diminue, les valeurs représentent mieux la synergie, sinon on s’est éloigné du mouvement de référence.

Nous proposons maintenant d’utiliser la fonction d’évaluation d’un jeu de paramètres pour rechercher de manière automatique les valeurs de paramètres permettant de représenter au mieux la synergie mise en oeuvre dans un mouvement capturé.

3.4 Recherche des paramètres optimaux

Afin de pouvoir reproduire la synergie mise en oeuvre dans un mouvement de référence, il est nécessaire de trouver les valeurs des paramètres permettant de la représenter le plus fidèlement possible. Ces paramètres sont aussi désignés par la suite comme les “paramètres optimaux”. Dans le cadre de ce manuscrit cette optimalité est définie à partir de la fonction d’évaluation d’un jeu de paramètres proposée précédemment.

L’objectif est donc de trouver le jeu de paramètres $\mathcal{P}_{optimal}$ permettant d’obtenir la distance la plus faible entre le mouvement synthétisé et le mouvement de référence :

$$d_{\mathcal{M}}(\mathcal{M}_R, \mathcal{M}_S[\mathcal{P}_{optimal}]) < d_{\mathcal{M}}(\mathcal{M}_R, \mathcal{M}_S[\mathcal{P}]), \forall \mathcal{P} \neq \mathcal{P}_{optimal}$$

avec \mathcal{M}_R le mouvement de référence, $\mathcal{M}_S[\mathcal{P}]$ le mouvement synthétisé en utilisant le jeu de paramètres \mathcal{P} .

En fonction du modèle de synergies, nous avons vu que le nombre de paramètres pouvait varier (cf. section 3.2.2). Explorer l’ensemble de l’espace des paramètres est impossible. Afin de permettre la recherche automatique des valeurs optimales, nous proposons d’utiliser une heuristique pour l’exploration de l’espace.

3.4.1 Utilisation d’une métaheuristique

Une métaheuristique est un algorithme capable, sans connaissance préalable du domaine d’application, de faire évoluer une population d’individus pour tenter d’atteindre un extremum global au sens d’un critère d’évaluation. Le mécanisme de recherche mis en place

doit éviter d'explorer l'ensemble des possibilités en se basant sur une heuristique. L'évolution se déroule généralement de manière itérative sur l'ensemble de la population à laquelle sont appliquées des transformations aléatoires. D'itération en itération, un mécanisme effectue une sélection d'individus dans la population afin d'obtenir une solution optimale à la fin de l'exécution.

Il est théoriquement possible d'appliquer une métaheuristique à n'importe quel type de problème à condition :

- ▷ que toute solution du problème puisse être modélisée par un individu,
- ▷ qu'il soit possible d'évaluer cet individu.

Dans la pratique, le choix de la métaheuristique peut influencer la vitesse de convergence vers la solution, ou la fiabilité du résultat. Il existe ainsi de nombreuses métaheuristicues (Blum et Roli, 2003). Elles se différencient principalement par leur capacité de modélisation des solutions, leur aptitude à explorer l'espace des solutions ainsi que par leur propension à tomber dans des extremums locaux.

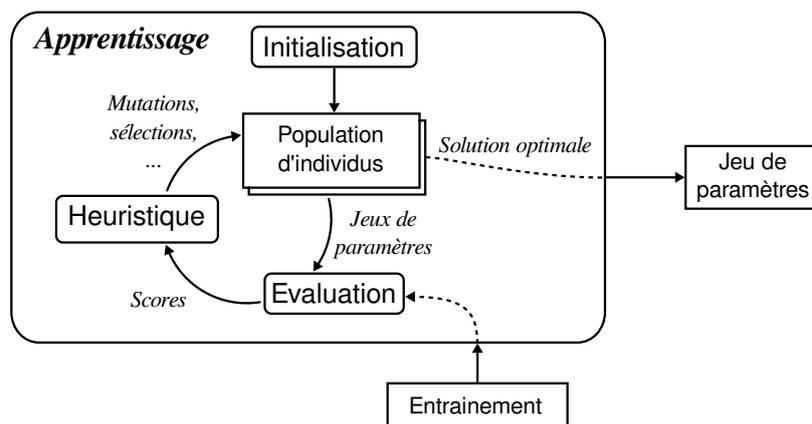


FIGURE 3.10 – Application du concept de métaheuristique à la recherche de paramètres optimaux. La population est constituée de jeux de paramètres qui vont successivement être évalués par rapport à un entraînement donné (cf. section 3.4.2). L'heuristique se base alors sur les scores obtenus pour appliquer des transformations (mutations, sélections, ...) à la population. Ce cycle est répété jusqu'à l'obtention d'une solution jugée optimale par l'heuristique.

Pour appliquer une métaheuristique à la recherche de paramètres optimaux, les individus sont utilisés pour modéliser des jeux de paramètres et le critère d'évaluation défini précédemment peut être utilisé comme fonction d'évaluation d'un individu. L'objectif de la métaheuristique sera donc de trouver le jeu de paramètres permettant de synthétiser le mouvement le plus proche possible de l'entraînement donné (cf. fig. 3.10).

Le choix de l'heuristique n'est pas discuté dans cette partie, mais plusieurs méthodes sont comparées dans la section 4.4. Nous verrons alors quelles sont les caractéristiques de l'heuristique à privilégier.

3.4.2 Fonction d'évaluation d'un individu

Lors de la synthèse du mouvement, la boucle de contrôle est arrêtée lorsque l'extrémité de la chaîne entre en contact avec la cible ou, si la cible n'est pas touchée, après un temps de simulation donné. Le score attribué à l'individu est la distance cumulée mesurée entre le mouvement synthétisé et le mouvement capturé. Cependant, il ne prend pas en compte le fait que la cible soit atteinte ou pas. Nous proposons d'inclure un critère permettant d'évaluer si le mouvement a bien permis d'atteindre la cible. Pour cela, nous introduisons une pénalité p_1 définie de la manière suivante :

$$p_1 = \begin{cases} 1 & \text{si la cible a été touchée,} \\ 5 & \text{sinon.} \end{cases}$$

La fonction de *fitness* utilisée dans la métaheuristique attribuer un score à un individu peut alors être notée sous la forme :

$$\mathcal{F}(\mathcal{P}, \mathcal{M}_R) = p_1 \cdot d_{\mathcal{M}}(\mathcal{M}_S[\mathcal{P}], \mathcal{M}_R) \quad (3.1)$$

avec :

- ▷ \mathcal{P} le jeu de paramètre évalué,
- ▷ \mathcal{M}_R le mouvement de référence,
- ▷ $\mathcal{M}_S[\mathcal{P}]$ le mouvement synthétisé en utilisant \mathcal{P} ,
- ▷ $d_{\mathcal{M}}$ l'opérateur de comparaison entre deux mouvements défini dans la section 3.3.

En appliquant la pénalité p_1 sous forme d'une multiplication, les jeux de paramètres atteignant ou pas la cible sont séparés en deux catégories lors de leur classement. Le choix d'un coefficient de 5 est arbitraire et peut être modifié. Celui-ci doit cependant être suffisamment élevé pour séparer les mouvements ne touchant pas la cible, de ceux la touchant.

3.5 Bilan

Le contrôleur de mouvement présenté dans ce chapitre se base sur l'utilisation d'une boucle sensorimotrice dans laquelle est intégré un modèle de synergies. L'utilisation d'une boucle de contrôle permet de se passer de l'utilisation de la trajectoire de l'extrémité de la chaîne contrôlée, permettant ainsi un gain en autonomie. Le modèle de synergies, découpé en une composante temporelle et une composante spatiale, permet de modifier la vitesse du mouvement et la collaboration entre les différents degrés de liberté de la chaîne articulée afin de reproduire une synergie donnée. Ce modèle est ensuite paramétré afin de pouvoir représenter les différentes synergies d'un ou de plusieurs sujets.

Un algorithme d'apprentissage est proposé afin de trouver les paramètres permettant de représenter le plus fidèlement possible la synergie mise en oeuvre dans un mouvement capturé. La recherche des paramètres optimaux est réalisée par une heuristique en se basant sur la comparaison entre le mouvement synthétisé et le mouvement capturé. Les paramètres obtenus

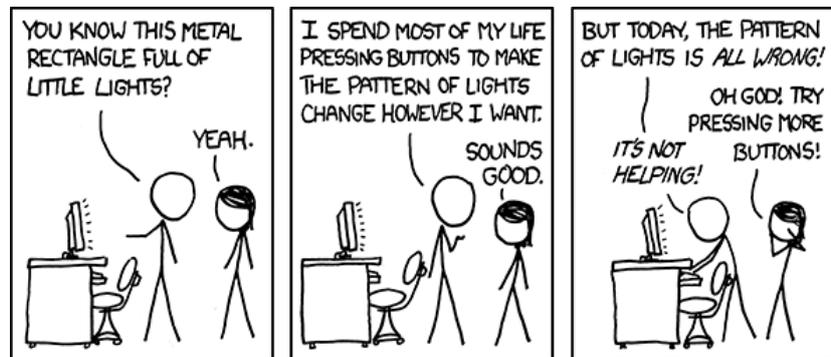
permettent d'améliorer le réalisme du mouvement synthétisé en le rapprochant de l'exemple donné. La qualité des résultats obtenus repose sur la définition de la fonction d'évaluation.

Le modèle proposé dans ce manuscrit peut être classé dans la catégorie des approches basées sur des données. En effet, la synthèse de mouvements s'appuie sur des données extraites de mouvements capturés par apprentissage (Li et al., 2002; Grochow et al., 2004; Raunhardt et Boulic, 2009). L'utilisation d'un contrôleur défini entièrement et dont on ne cherche que certains paramètres permet, en l'absence de données, de synthétiser des mouvements avec des paramètres par défaut contrairement à des approches basées sur l'apprentissage du contrôleur (Brand et Hertzmann, 2000; Martin et Millan, 2000; Oyama et al., 2001; Li et al., 2007).

Le chapitre suivant recueille les résultats d'expériences utilisées pour explorer les capacités de la modélisation et de l'apprentissage de synergies. Différentes heuristiques et modèles de synergies y sont comparés pour évaluer les problèmes pouvant se poser lors de la recherche des paramètres optimaux. Le chapitre 5 montre ensuite les possibilités d'exploitation de ce modèle pour analyser les synergies d'un sujet ou les extrapoler pour de nouveaux mouvements.

Chapitre 4

Expériences



<http://xkcd.com/> - COMPUTER PROBLEMS

Afin d'explorer les capacités et les limites du modèle proposé dans le chapitre précédent, nous proposons de réaliser un ensemble d'expériences sur des mouvements d'atteinte de cible capturés. Ce chapitre commence par une description du protocole utilisé lors de la capture des mouvements puis de la manière dont les données ont été traitées avant l'apprentissage.

Avant de confronter les différentes parties du modèle à des expériences permettant d'analyser les caractéristiques du modèle de synergies et du processus d'apprentissage, un jeu d'expériences préliminaires est réalisé afin d'obtenir un ordre de grandeur des distances minimales à atteindre entre mouvements synthétisés et mouvements capturés.

Les premières expériences réalisées dans ce chapitre comparent différents modèles de synergies. En variant la structure des composantes temporelles et spatiales, selon le nombre de paramètres requis, une étude est réalisée afin de déterminer le modèle permettant d'atteindre le meilleur compromis entre la qualité du résultat et sa fiabilité.

La section suivante est consacrée à la comparaison de différentes heuristiques pour déterminer les caractéristiques nécessaires à l'obtention du meilleur résultat possible : le plus rapidement et avec la plus grande fiabilité possible.

Ensuite, le modèle de contrôle ne spécifiant pas la fonction d'optimisation à utiliser, nous comparons les résultats obtenus lors de l'utilisation d'une Jacobienne transposée et de la pseudo-inverse de la Jacobienne.

Finalement, avant de dresser le bilan de ce chapitre, une étude des caractéristiques des mouvements synthétisés est réalisée. Son objectif est d'étudier les capacités du modèle à reproduire la dynamique du mouvement et les trajectoires des articulations.

4.1 Protocole de capture de mouvements

Le travail de validation de ce modèle s'est basé sur un ensemble de 90 mouvements capturés à l'aide d'une combinaison de capture Moven© (cf. section 2.4.1). Nous précisons maintenant la nature des données récupérées, le protocole expérimental utilisé, ainsi que les traitements effectués sur les données.

4.1.1 Nature des données

Le logiciel de capture Moven Studio© permet la capture de mouvement à partir de la combinaison Moven Suit. Ce logiciel permet de faire la conversion entre les données des *capteurs d'inertie*¹ disposés dans la combinaison et les orientations des articulations de l'humanoïde. La capture est effectuée à la fréquence de 120 Hz.

Le résultat des captures consiste en une succession de valeurs angulaires au cours du temps, au format BVH². Le squelette est de taille fixe et possède 27 segments et 23 articulations. Le détail des mains n'est pas reproduit ; dans le cadre de nos expériences il a été remplacé par un segment de taille fixe (main tendue tout au long du mouvement).

Toute capture réalisée avec ce type de matériel nécessite au préalable une phase de calibrage dont dépend le résultat de la capture. Afin de limiter l'influence de cette calibration sur les données, toutes les captures ont été réalisées successivement sans nouvelle calibration du matériel.

4.1.2 Protocole utilisé lors de la capture des données

Lors de la capture des données, le sujet était assis sur une chaise pour que son dos soit bien maintenu. Afin de ne pas gêner ses mouvements, la chaise ne possédait pas d'accoudoirs. Face à lui se trouvaient 8 boules de couleur d'environ 3 cm de diamètre, suspendues au bout

1. La spécification détaillée des capteurs n'est pas décrite ; cependant, selon les informations disponibles sur le site du constructeur, chaque capteur est composé au moins d'un accéléromètre ainsi que d'un gyroscope.

2. Le format BVH est a été développé à l'origine par la société Biovision et est couramment utilisé dans le domaine de l'animation. Il est possible d'en trouver une description à l'adresse suivante : <http://www.cs.wisc.edu/graphics/Courses/cs-838-1999/Jeff/BVH.html>

de tiges souples en métal (cf. fig. 4.1). L'utilisation de tiges malléables permet de disposer les cibles de la manière désirée, tout en évitant de créer des obstacles lors de leur atteinte.



FIGURE 4.1 – Le sujet, assis face aux cibles.

La disposition des cibles a été réalisée :

- ▷ de manière à couvrir un espace assez large,
- ▷ de façon à ce quelles soient toutes accessibles sans avoir à bouger le dos,
- ▷ et suffisamment loin du sujet pour obtenir des mouvements d'assez grande amplitude.

Au cours de cette séance de capture, il a été demandé au sujet de toucher successivement chacune des cibles. Chaque mouvement est constitué des phases suivantes (cf. fig. 4.2) :

1. phase de préparation :
 - ▷ attente en position de confort,
 - ▷ désignation de la couleur de la cible à atteindre par l'expérimentateur,
 - ▷ recherche de la cible, puis signal de la part du sujet,
 - ▷ attente du signal de l'expérimentateur.
2. phase d'atteinte :
 - ▷ départ de la position de confort,
 - ▷ mouvement vers la cible,
 - ▷ contact avec la cible.
3. phase de retour :
 - ▷ départ de la cible,
 - ▷ retour en position de confort.

Afin de limiter les biais lors de la réalisation des mouvements, l'ordre des cibles à atteindre a été tiré aléatoirement préalablement à chaque série d'atteinte des 8 cibles. Pour chacune des cibles disposées devant l'utilisateur, nous nous sommes assuré que 3 mouvements d'atteintes

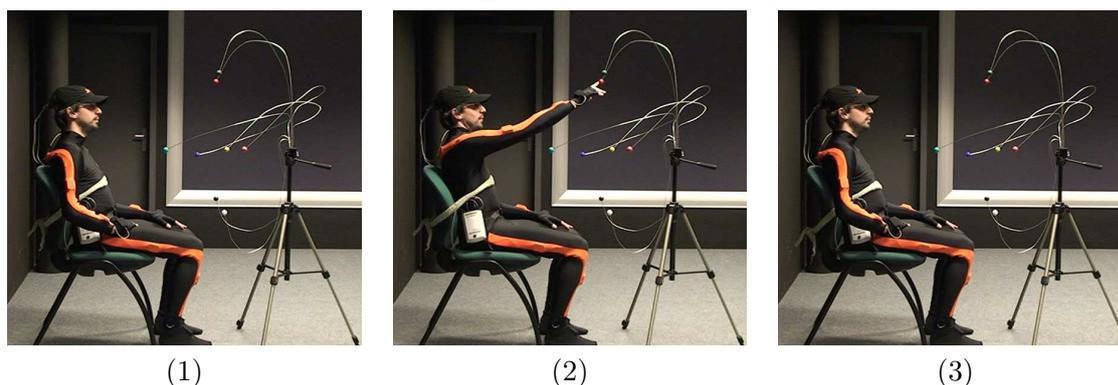


FIGURE 4.2 – Les trois phases du mouvement : (1) préparation, (2) atteinte, (3) retour.

étaient réalisés. Nous avons ensuite à 4 reprises déplacé les 8 cibles. Au final, $8 \text{ cibles} \times 3 \text{ séries} \times 4 \text{ positions} = 96$ mouvements d’atteinte ont été enregistrés. Après leur avoir appliqué le traitement précisé dans la suite, nous avons gardé pour cette étude 90 mouvements réalisés vers 30 cibles différentes. Les entraînements obtenus (cf. section 3.4) à partir de ces mouvements sont identifiés par un numéro unique afin de les différencier.

4.1.3 Création des données d’entraînement

Lors de l’apprentissage, chaque donnée d’entraînement \mathcal{T}_i contient : un mouvement de référence $\mathcal{M}_{R,i}$, une posture initiale $\mathcal{Q}_{I,i}$ ainsi qu’une position de cible \mathcal{X}_i (cf. section 3.4). Ces données sont utilisées pour évaluer la capacité d’un jeu de paramètres à reproduire, dans les mêmes conditions, la synergie mise en oeuvre dans le mouvement. Nous décrivons maintenant un moyen de passer des mouvements capturés à des données exploitables par le mécanisme d’apprentissage.

Segmentation des mouvements

Dans le cadre de l’étude de mouvements d’atteinte de cible, seule la phase d’atteinte des mouvements capturés nécessite d’être conservée à la suite de la capture. La segmentation des mouvements a été réalisée de manière semi-automatique en se basant sur la vitesse de l’extrémité de la main et avec une sélection manuelle des portions de mouvements à retenir.

En effet, la vitesse de la main est quasiment nulle (si l’on tient compte des parasites) lorsque le sujet est en position de repos ou qu’il touche la cible. Le seuil doit alors être suffisamment élevé pour éliminer les parasites. Une marge de quelques trames doit aussi être ajoutée pour assurer l’obtention du mouvement complet (cf. fig. 4.3). La sélection des phases d’atteinte au cours du mouvement est réalisée manuellement en visualisant les différents segments retenus du mouvement.

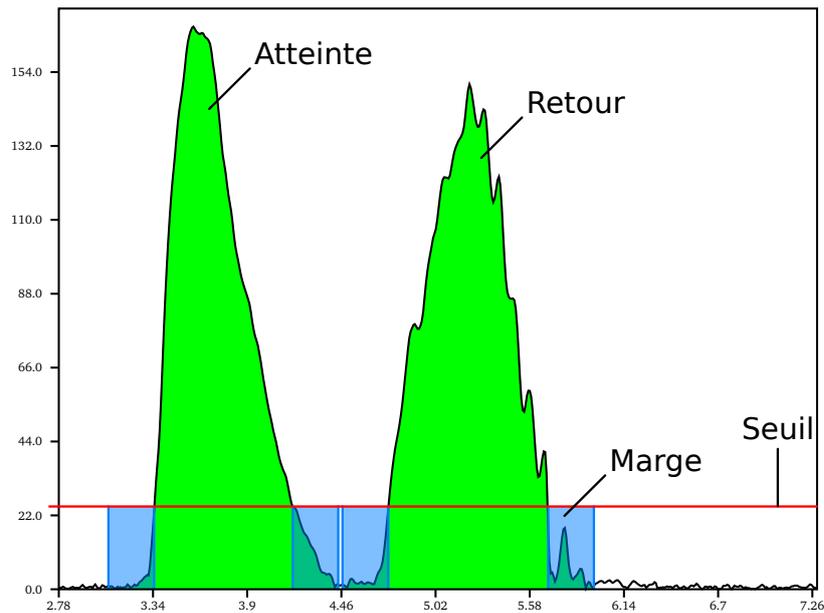


FIGURE 4.3 – Segmentation semi-automatique des mouvements à partir de la vitesse de l'extrémité de la main en fonction du temps.

Filtrage

Afin de limiter la quantité de données, seules les rotations sur les degrés de liberté mis en jeux dans le mouvement du bras sont conservés. Dans le cadre de la combinaison de capture Moven, 12 degrés de liberté sont mis en oeuvre dans le mouvement du bras : 3 pour le poignet, 3 pour le coude et 6 pour l'épaule répartis sur une articulation au niveau de l'épaule et une au niveau du dos. Les degrés de liberté de l'articulation virtuelle située au niveau du dos permettent la reproduction de légers mouvements de l'épaule, mais permettent aussi de modéliser l'antépulsion ou la rétropulsion de l'articulation scapulohumérale³ (mouvement du bras d'avant en arrière).

Les données obtenues sont donc codées sur 12 degrés de liberté alors que la chaîne cinématique contrôlée ne contient que 7 degrés de liberté. Une rapide étude des mouvements capturés, nous a permis de constater que les déplacements de l'épaule étaient négligeables (au maximum quelques millimètres de déplacement sur tout le mouvement). Dans ces conditions, nous avons choisi de ne pas rajouter de degré de liberté au squelette utilisé lors de la synthèse.

D'autre part, cet excédent de degrés de liberté ne pose pas de problème pour la comparaison de mouvements. En effet, la comparaison est effectuée par rapport à la position dans l'espace de marqueurs (cf. section 3.4.2). Ainsi la différence entre le nombre de degrés de liberté n'est pas un problème, tant que le mouvement de l'épaule reste limité.

3. *Biomécanique de l'épaule*, cours en ligne de Karim Bouattour (Didactinet.com)

Définition des conditions initiales

Pour que l’entraînement utilisé lors de l’apprentissage soit complet, il reste à définir la position de la cible ainsi que la posture initiale. Ces informations ne peuvent cependant pas être déterminées automatiquement avec précision.

La posture initiale est tout d’abord représentée sur 12 degrés de liberté dans le mouvement capturé, alors que seulement 7 degrés de liberté sont présents dans la chaîne utilisée pour la synthèse. La position de la cible pour sa part ne peut pas être déterminée par le système de capture, une approximation peut cependant être obtenue à partir du mouvement capturé, au moment où l’utilisateur s’arrête sur la cible.

Afin de pouvoir définir la position de la cible ainsi que la posture initiale, nous proposons une interface permettant à l’utilisateur de visualiser le mouvement enregistré (cf. fig. 4.4.a), de définir la position de la cible à partir du dernier instant du mouvement⁴ (cf. fig. 4.4.b), puis de faire coïncider la posture de la chaîne articulée à 7 degrés de liberté avec la posture initiale du mouvement (cf. fig. 4.4.c).

Le fait que la recherche des valeurs repose sur l’appréciation de l’utilisateur peut représenter un biais, notamment au niveau de la position de la cible. Ainsi, nous avons pu constater que pour différents mouvements capturés sur la même cible, la position reproduite par l’utilisateur pouvait présenter de légères variations (2.6 cm en moyenne, cf. annexe C.1). Cette différence peut aussi provenir de la précision du matériel de capture ou éventuellement de légers mouvements des cibles montées sur des tiges souples.

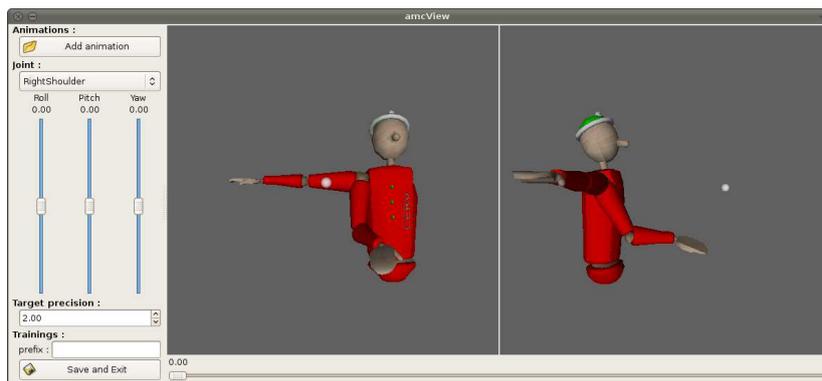
4.2 Expériences préliminaires

Lors de la réalisation d’une tâche identique à plusieurs reprises, les mouvements réalisés par un sujet humain peuvent présenter de légères variations. L’objectif de ces premières expériences est de mesurer ces différences sur les données issues de la capture de mouvements. Nous avons dans un premier temps cherché à quantifier les variations obtenues à l’aide du critère de distance cumulée entre deux mouvements défini dans la section 3.3.1.

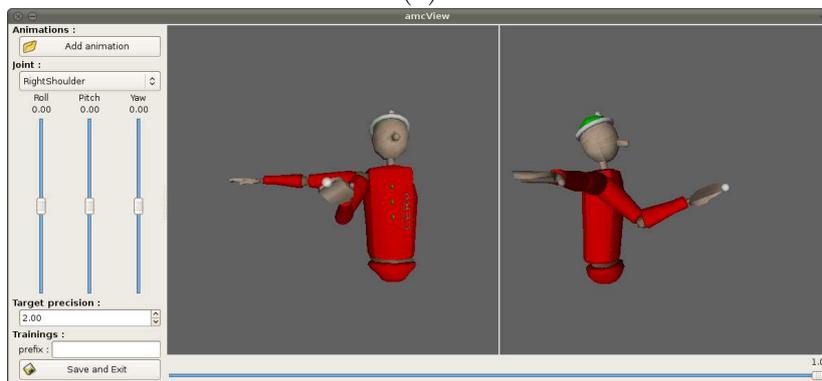
Cette étude se base sur les données recueillies lors d’une séance de capture de mouvements sur un sujet unique auquel 30 cibles différentes ont été présentées. Lors de cette capture, il a été demandé au sujet d’atteindre les cibles dans un ordre aléatoire, de manière à ce que chaque cible ait été atteinte trois fois à partir d’une posture initiale similaire. Ainsi, $3 \times 30 = 90$ mouvements ont été obtenus après segmentation (cf. section 4.1).

Pour une même tâche – partir de la même posture et aller vers la même cible – 3 mouvements sont disponibles. Nous avons, pour chacune des 30 cibles, mesuré la distance entre les 3 mouvements en utilisant la fonction $d_{\mathcal{M}}$ proposée dans la section 3.3.1.

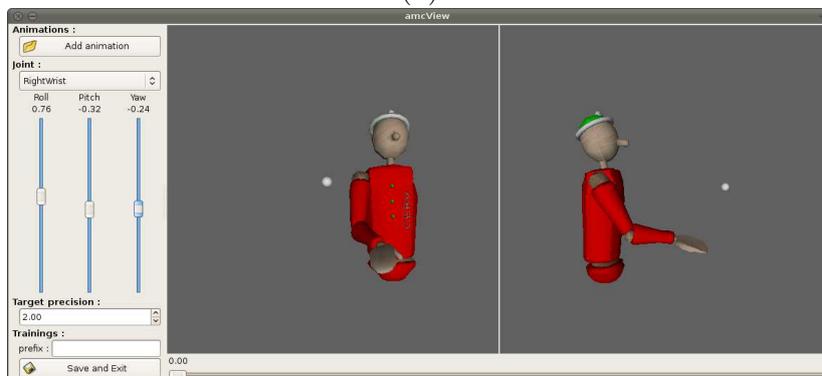
4. Une position est proposée à l’utilisateur après le chargement de l’animation (cf. fig. 4.4.a), elle peut cependant nécessiter un léger ajustement.



(a)



(b)

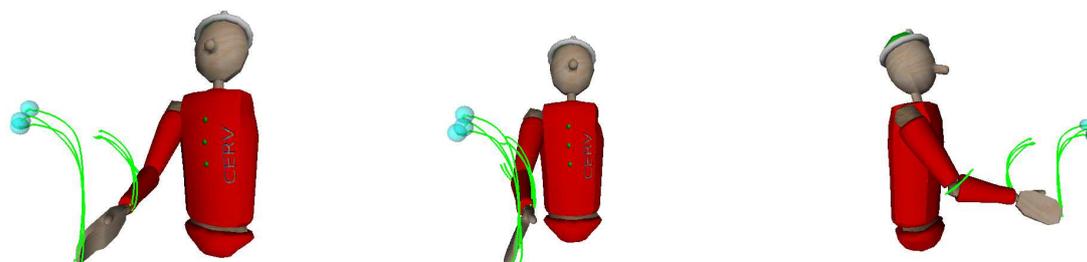


(c)

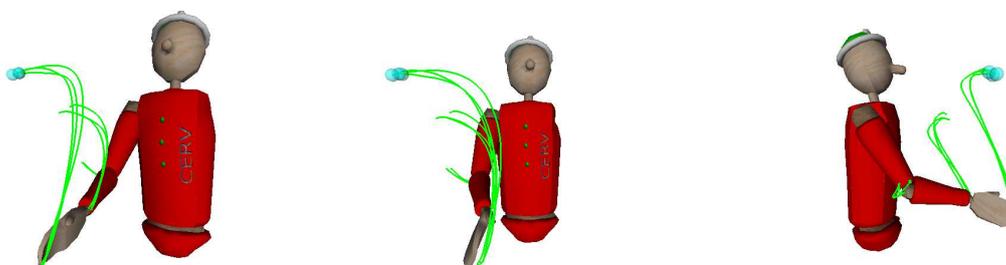
FIGURE 4.4 – Création des données d'entraînement à partir d'un mouvement capturé. Lors du chargement de l'animation (a) l'humanoïde reproduit la première posture du mouvement capturé et la cible est positionnée de manière automatique. En passant à la fin du mouvement à l'aide du curseur (b), il est alors possible d'ajuster la position de la cible. Finalement, en modifiant la valeurs des différents degrés de liberté, la posture initiale est reproduite sur 7 degrés de liberté (c).

Les résultats obtenus (cf. annexe C.1) montrent qu'en moyenne, la distance cumulée entre deux mouvements réalisant la même tâche, est de 9.4 cm, avec des résultats compris entre 6 et 20 cm. Les figures 4.5 et 4.6 permettent de visualiser respectivement l'aspect spatial

et l'aspect temporel des mouvements. L'aspect spatial est représenté par les trajectoires des articulations au cours du mouvement selon différents points de vue. L'aspect temporel est quant à lui représenté par la vitesse de l'extrémité de la main au cours du temps dont la forme en cloche est caractéristique du mouvement d'atteinte de cible humaine.



(a) Mouvements : 026, 037 et 042.



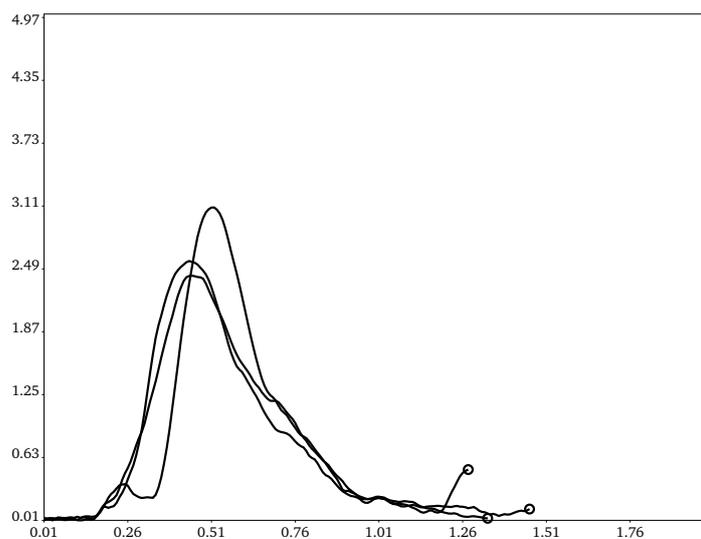
(b) Mouvements : 075, 087 et 089.

FIGURE 4.5 – Trajectoires des articulations lors de la réalisation d'une même tâche pour les mouvements 026, 037 et 042 ayant une distance cumulée de 6 cm en moyenne (a) et les mouvements 075, 087 et 089 ayant une distance cumulée de 20 cm en moyenne (b).

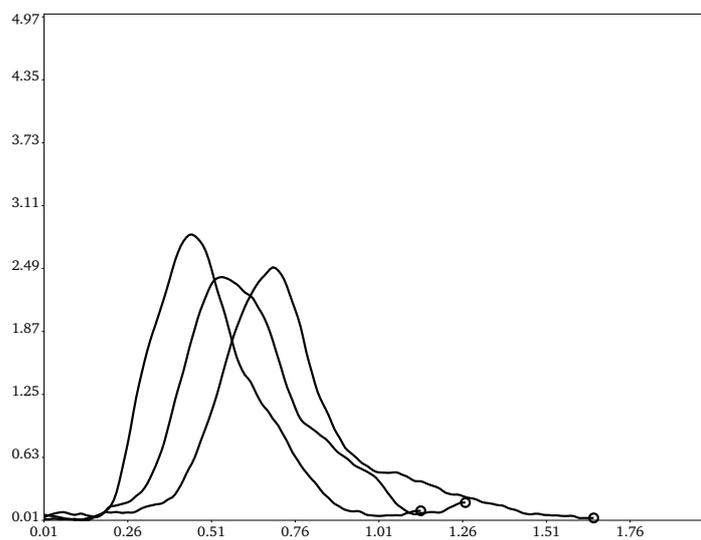
Afin d'obtenir un ordre de grandeur de la mesure entre deux mouvements, nous avons choisi les couples de mouvements possédant la distance moyenne la plus faible et la plus élevée. La distance cumulée la plus faible est de l'ordre de 6 cm et est obtenue par le couple de mouvements : 026, 037 et 042 (a). La distance cumulée la plus élevée est de l'ordre de 20 cm et est obtenue par le couple de mouvements : 075, 087 et 089 (b).

L'analyse de la figure 4.5 nous permet de constater la similarité des trajectoires des articulations au cours des différents mouvements. Au contraire la figure 4.6 montre des écarts dans les profils de vitesse des mouvements, notamment dans le cas des mouvements 075, 087 et 089.

Le lecteur pourra se faire une opinion sur les résultats obtenus dans la suite de ce manuscrit en se souvenant que la moyenne des distances cumulées entre deux mouvements capturés sur un humain réalisant la même tâche est de 9.4 cm. Dans la section suivante, nous comparons différents modèles de synergies afin de trouver le meilleur compromis entre qualité des mouvements synthétisés et la complexité de la recherche de paramètres.



(a) Mouvements : 026, 037 et 042.



(b) Mouvements : 075, 087 et 089.

FIGURE 4.6 – Comparaison des profils de vitesse de l’extrémité de la main pour les mouvements 026, 037 et 042 ayant une distance cumulée de 6 cm en moyenne (a) et les mouvements 075, 087 et 089 ayant une distance cumulée de 20 cm en moyenne (b).

4.3 Comparaison de différents modèles de synergies

La proposition effectuée dans le chapitre précédent consiste à modéliser les synergies d’un individu en deux parties : une composante temporelle et une composante spatiale. La composante temporelle est constituée de fonctions de type sigmoïde afin de permettre la reproduction de la dynamique des mouvements d’atteinte de cible. La composante spatiale pour sa part est une matrice de gains. Selon la complexité de chacune de ces composantes,

le nombre de paramètres sera plus ou moins élevé.

Nous proposons maintenant de comparer l'utilisation de différents modèles de synergies afin d'évaluer le meilleur compromis entre la qualité des mouvements à obtenir et la complexité du modèle. Pour cela, nous utilisons une heuristique d'apprentissage de type recuit simulé (cf. section 4.4.3) pour rechercher les paramètres optimaux correspondants à chaque mouvement. La recherche de paramètres étant stochastique, afin de s'assurer du résultat obtenu, l'apprentissage est lancé plusieurs fois pour chaque mouvements.

Pour chacun des modèles de synergies présenté dans la suite de cette section, la fonction d'optimisation utilisée est une jacobienne transposée : αJ^T avec $\alpha = 0.003$. La valeur de α a été déterminée de manière à ce que des gains compris entre 1 et 20 ne causent pas d'instabilité dans le fonctionnement de la boucle de contrôle sans modèle de synergies. Lors de toutes ces expériences, les valeurs des paramètres sont limitées aux plages suivantes :

- ▷ le(s) retard(s) de la / des sigmoïde(s) : $o_* \in [0.0, 10.0]$,
- ▷ la/les pente(s) de la / des sigmoïde(s) : $s_* \in [0.5, 20.0]$,
- ▷ le(s) gains de la composante temporelle : $g_* \in [-10.0, 20.0]$.

Ces limites ont été déterminées au cours des expériences réalisées. Finalement, lors de l'apprentissage, les jeux de paramètres constituant la population sont évalués par la fonction \mathcal{F} présentée dans la section 3.4.2. L'apprentissage est réalisé sur une sélection de 30 mouvements correspondant chacun à l'atteinte d'une cible à une position différente. Ces mouvements ont été choisis de manière à présenter les meilleurs résultats pour chaque cible mais cette sélection est conservée dans l'ensemble des expériences.

Après une présentation des différents modèles de synergies utilisés, une synthèse et une analyse des résultats sont présentées. Une présentation détaillée des résultats est donnée en annexe C.2.

4.3.1 Modèle de synergies sans composante temporelle

L'objectif du modèle proposé ici est de déterminer, grâce à un modèle de synergies incomplet, le score a priori le pire pouvant être obtenu. En effet, nous avons réduit le modèle à un simple gain g permettant d'ajuster la valeur α de la fonction d'optimisation. Ainsi les composantes $\Delta Q'_i$ de la commande $\Delta Q'$ appliquée à la chaîne articulée sont calculées de la manière suivante :

$$\Delta Q'_i = g \cdot \Delta Q_i$$

avec pour seul paramètre le gain g , identique pour tous les degrés de liberté.

Ce modèle de synergies ne peut alors ni reproduire la dynamique du mouvement d'atteinte, ni modifier la collaboration entre les degrés de liberté créée par la fonction d'optimisation. Les modèles suivants introduisant plus de paramètres et donc plus de finesse dans le contrôle du mouvement devraient donc nécessairement obtenir de meilleurs scores.

4.3.2 Modèle de synergies minimal

Le premier modèle de synergies *complet* proposé a été constitué de manière à ne nécessiter qu'un minimum de paramètres. Ainsi, il ne possède qu'une seule sigmoïde et le même gain est appliqué à tous les degrés de liberté. Les composantes $\Delta Q'_i$ de la commande $\Delta Q'$ appliquée à la chaîne articulée sont calculées de la manière suivante :

$$\Delta Q'_i = g \cdot \underbrace{\frac{1}{1 + e^{-s(t-o)}}}_{\text{Modification}} \cdot \Delta Q_i$$

avec les paramètres de gain g , de pente s et de retard o identiques pour tous les degrés de liberté.

4.3.3 Modèle de synergies intermédiaire

Le précédent modèle de synergies ne possédant qu'un seul gain pour tous les degrés de liberté, il est impossible de modifier la collaboration entre les degrés de liberté établie la fonction d'optimisation.

Dans ce nouveau modèle de synergies, nous proposons de garder une seule sigmoïde pour représenter la dynamique du mouvement et d'utiliser un gain différent par degré de liberté. Le nombre de paramètres de la fonction temporelle reste donc à deux : o et s , cependant le nombre de paramètres pour la composante spatiale du modèle passe à n : g_1, \dots, g_n , et représentent les gains disposés sur la diagonale de la matrice M (cf. section 3.2.2). Les composantes $\Delta Q'_i$ sont alors calculées selon l'équation :

$$\Delta Q'_i = \underbrace{g_i}_{\text{Modification}} \cdot \frac{1}{1 + e^{-s(t-o)}} \cdot \Delta Q_i$$

avec les paramètres de pente s et de retard o identiques pour tous les degrés de liberté et les gains différents pour chaque degrés de liberté.

4.3.4 Modèle de synergies étendu

Afin d'étendre encore le modèle de synergies, le dernier modèle testé permet d'apporter plus de souplesse au niveau de la composante temporelle en utilisant une sigmoïde différente par degré de liberté. Le nombre de paramètres est alors élevé à $3 \cdot n$ avec un retard, une pente et un gain par degré de liberté. Ces paramètres sont nommés : o_1, \dots, o_n , s_1, \dots, s_n , g_1, \dots, g_n . Les composantes du vecteur $\Delta Q'$ sont alors obtenues par l'expression suivante :

$$\Delta Q'_i = g_i \cdot \frac{1}{1 + \underbrace{e^{-s_i(t-o_i)}}_{\text{Modification}}} \cdot \Delta Q_i$$

avec les paramètres de pente s_i , de retard o_i et de gains g_i différents pour chaque degrés de liberté.

4.3.5 Résultats

Nous proposons maintenant une synthèse des résultats obtenus avec les différents modèles de synergies. Afin de trouver le meilleur compromis entre nombre de paramètres et qualité des mouvements synthétisés nous avons étudié :

- ▷ les scores obtenus par les jeux de paramètres à l'issue de l'apprentissage, pour étudier la qualité,
- ▷ les écarts types mesurés entre les résultats des différentes réalisations indépendantes de l'apprentissage, afin de mesurer la fiabilité des résultats.

La figure 4.7 montre les scores minimum, maximum et moyen obtenus par chaque modèle sur l'ensemble des 30 mouvements ainsi que l'écart type moyen mesuré sur l'ensemble des apprentissages.

| Modèle (section) | 4.3.1 | 4.3.2 | 4.3.3 | 4.3.4 |
|------------------|-----------|-----------|-----------|------------|
| Nb. Gains | 1 | 1 | 7 | 7 |
| Nb. Sigmoides | 0 | 1 | 1 | 7 |
| Nb. paramètres | $1+2*0=1$ | $1+1*2=3$ | $7+2*1=9$ | $7+2*7=21$ |
| Scores | | | | |
| minimum | 16.001 | 7.808 | 7.140 | 5.301 |
| moyenne | 34.749 | 14.873 | 11.569 | 7.613 |
| maximum | 67.740 | 33.589 | 20.618 | 10.623 |
| écart type | 1.625 | 1.074 | 0.594 | 2.266 |

FIGURE 4.7 – Comparaison des résultats obtenus par apprentissage des paramètres sur différents modèles de synergies.

Lors de l'utilisation d'un modèle sans composante temporelle, nous avons constaté une distance cumulée en moyenne très élevée (34.75 cm) entre les mouvements synthétisés et les mouvements capturés. A titre de comparaison, les résultats préliminaires (cf. section 4.2) montraient que la distance moyenne entre plusieurs mouvements réalisant la même tâche était de 9.4 cm. Ces résultats sont cependant normaux car ce modèle représente l'utilisation d'une boucle de contrôle à l'état brut et donne très peu de flexibilité à l'algorithme d'apprentissage.

L'ajout d'une composante temporelle dans le modèle suivant (4.3.2) permet d'améliorer le résultat obtenu en diminuant les scores obtenus de plus de la moitié (14.87 cm). Ce résultat montre bien que la composante temporelle est un atout majeur du modèle de synergies pour améliorer le réalisme des mouvements.

Par la suite, en séparant les gains sur chaque degré de liberté (4.3.3), nous avons pu constater que les distances cumulées obtenues étaient de nouveau améliorées (11.57 cm). Nous avons constaté que nous passions sous la distance cumulée moyenne mesurée dans les expériences préliminaires (9.4 cm) dans de plus nombreux cas qu’avec le modèle précédent. L’introduction de gains séparés permettant l’adaptation des trajectoires des articulations se révèle donc être un second facteur déterminant.

Enfin, en utilisant le modèle le plus paramétré (4.3.4) la distance cumulée mesurée entre mouvements synthétisés et mouvements capturés est descendue en moyenne à 7.61 cm, soit une distance inférieure à la distance de référence mesurée dans les expériences préliminaires (cf. section 4.2). La qualité des mouvements synthétisés peut donc, une nouvelle fois, être améliorée en augmentant le nombre de paramètres.

Lors de la réalisation de plusieurs apprentissages indépendants, le processus étant basé sur une exploration stochastique de l’espace des solutions, le résultat obtenu varie légèrement. L’écart type moyen mesuré sur les scores nous permet de quantifier cette variation. Une caractéristique importante du calcul de l’écart type est que le résultat n’est pas indépendant de l’ordre de grandeur des valeurs. Ainsi en augmentant le nombre de paramètres nous avons permis une diminution des scores obtenus. A variation équivalente du résultat, l’écart type obtenu doit donc diminuer.

Cet effet est bien retrouvé sur les trois premiers modèles (4.3.1, 4.3.2 et 4.3.3) avec une diminution de l’écart type allant avec la diminution des scores obtenus. Cependant, en sur-paramétrant le modèle de synergies (modèle 4.3.4), l’heuristique possède un espace plus large à explorer et présente des difficultés à converger. De même, de nombreux minima locaux peuvent apparaître et complexifier la tâche de l’heuristique.

Afin d’obtenir un compromis entre la qualité des résultats (distance faible) et la fiabilité des résultats (écart type faible), nous avons choisi dans la suite de ce manuscrit d’utiliser le modèle de synergies intermédiaire à 7 gains et 1 sigmoïde.

4.4 Comparaison de différentes heuristiques

En utilisant le modèle de synergies intermédiaire, nous proposons maintenant de comparer l’apprentissage de paramètres avec trois heuristiques différentes : une pseudo descente de gradient, un algorithme génétique et un recuit simulé adapté. Une implémentation fonctionnelle de ces heuristiques peut être trouvée en annexe B.2.

Après une présentation des différents algorithmes mis en oeuvre, nous procédons à une comparaison des résultats obtenus selon deux critères : la vitesse de convergence de l’algorithme et la fiabilité du résultat. Pour cela, le processus d’apprentissage a été répété plusieurs fois.

Dans le cadre de cette étude, nous avons une nouvelle fois utilisé une fonction d’opti-

misation de type Jacobienne transposée αJ^T avec $\alpha = 0.003$. L'attribution d'un score à un jeu de paramètres est réalisée par la fonction \mathcal{F} décrite dans la section 3.4.2. Les valeurs des paramètres ont été limitées à : $o \in [0.0, 10.0]$, $s \in [0.5, 20.0]$, $g_* \in [0.01, 20.0]$, sauf pour la pseudo descente de gradient dont le fonctionnement est différent.

4.4.1 Pseudo descente de gradient

Le premier algorithme étudié est une approximation de la descente de gradient (cf. annexe B.2.2). Le fonctionnement de cette heuristique consiste à partir d'un point donné dans \mathbb{R}^9 , puis de regarder autour de ce point si une meilleure solution existe. Si c'est le cas, la meilleure solution est gardée et on recommence ce processus, sinon, c'est que l'on est arrivé à un minima et on reste sur cette solution (cf. fig. 4.8).

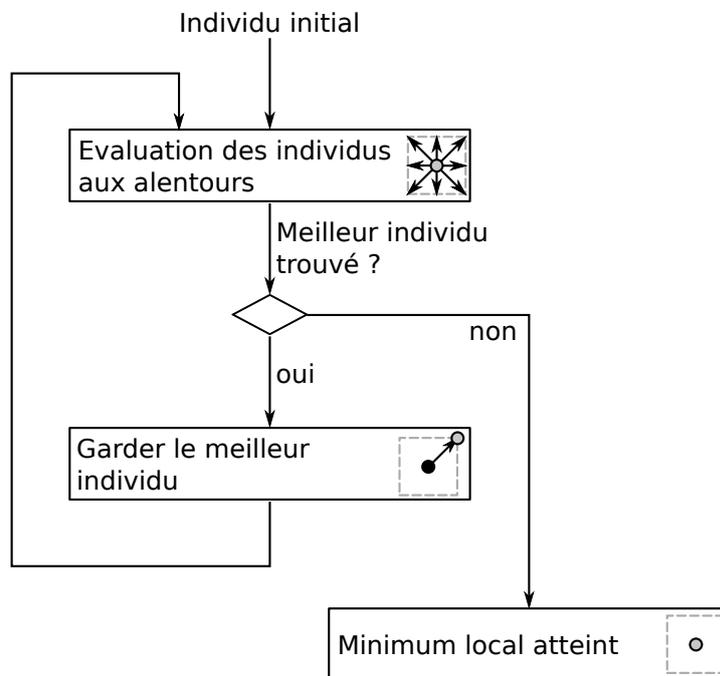


FIGURE 4.8 – Recherche d'un minimum local à l'aide de l'heuristique de type pseudo-gradient.

L'avantage de cette méthode est qu'elle ne se repose pas sur une exploration stochastique de l'espace des solutions, ainsi à partir d'un même jeu de paramètres de départ, le même résultat est toujours obtenu. Cependant, elle n'a pas la possibilité d'explorer tout l'espace et ne donne un minimum global que si la fonction d'évaluation ne présente pas de discontinuités – pas de minima locaux.

Le coût en calculs est très important car il est nécessaire à chaque étape de l'apprentissage de tester toutes les combinaisons de variations sur chaque valeur de paramètres. Sachant que chaque paramètre peut subir 3 actions différentes : ajouter δ , enlever δ ou ne pas modifier. Ainsi, pour un jeu de 9 paramètres : $3^9 = 19683$ modifications sont évaluées

(synthèse + comparaison) à chaque itération.

Lors de nos expériences, le pas de variation (δ) sur chaque paramètre a été fixé à 0.01 et les valeurs initiales de l'individu ont été fixées à : $o = 0.5$, $p = 10$, $\alpha = 0.03$ et $g_i = 1$. L'exploration de l'espace n'étant pas stochastique, nous n'avons pas appliqué de limites aux valeurs des paramètres et, le résultat étant toujours le même, nous avons lancé l'algorithme une seule fois pour chacun des entraînements.

Les résultats obtenus avec cette heuristique (cf. fig. 4.15) sont les meilleurs obtenus dans cette section (cf. fig. 4.15, 4.16 et 4.17). Pour les mouvements donnés et à partir des conditions initiales définies précédemment cette heuristique nous fournit donc des résultats d'une très bonne qualité (les meilleurs constatés).

Cependant, à cette qualité de résultat, il est nécessaire d'opposer le temps d'exécution nécessaire pour un apprentissage. En effet, il a fallu en moyenne 701 générations pour obtenir le résultat. Si le nombre de générations peut sembler faible, il est nécessaire de prendre en compte le nombre d'évaluations réalisées. En effet, il faut compter environ $701 \times 3^9 \approx 1.4 \times 10^7$ synthèses et comparaisons de mouvements en moyenne. Sur les machines utilisées pour ces apprentissages, un temps de calcul moyen de 16 heures a été constaté, avec dans les pires cas un temps d'attente supérieur à 7 jours.

Une version de cette heuristique ne considérant plus les 3^9 variations mais seulement les variations sur un paramètre à la fois (soit 3×9 variations par génération) a aussi été expérimentée en vue de réduire le temps de calcul. Cependant, la qualité des résultats obtenus précédemment n'était plus atteinte.

Outre le temps d'exécution nécessaire, un des inconvénients de cette heuristique est qu'elle est sensible aux minima locaux. Il n'est en effet pas garanti que le résultat obtenu avec le point de départ fixé précédemment soit le meilleur car l'heuristique est sensible aux minima locaux.

Afin de vérifier les possibilités de cette heuristique, nous avons alors tenté, pour l'entraînement 013⁵, de faire partir l'heuristique de 50 points différents pris aléatoirement dans l'espace des solutions. Les jeux de paramètres obtenus en partant de points aléatoires ne sont pas tous identiques. La distribution des valeurs au sein des résultats est représentée en figure 4.9. Nous avons aussi constaté que certains jeux de paramètres obtenus à partir de points tirés aléatoirement obtenaient de meilleurs scores.

Cette expérience nous montre que la fonction d'évaluation utilisée (cf. section 3.4.2) possède bien des minima locaux et que le choix du point de départ d'une heuristique réalisant une exploration non stochastique de l'environnement peut donc changer le résultat. La sensibilité de l'heuristique de type pseudo-gradient aux minima locaux et son temps

5. Nous avons choisi l'entraînement qui demandait le moins de temps de calcul.

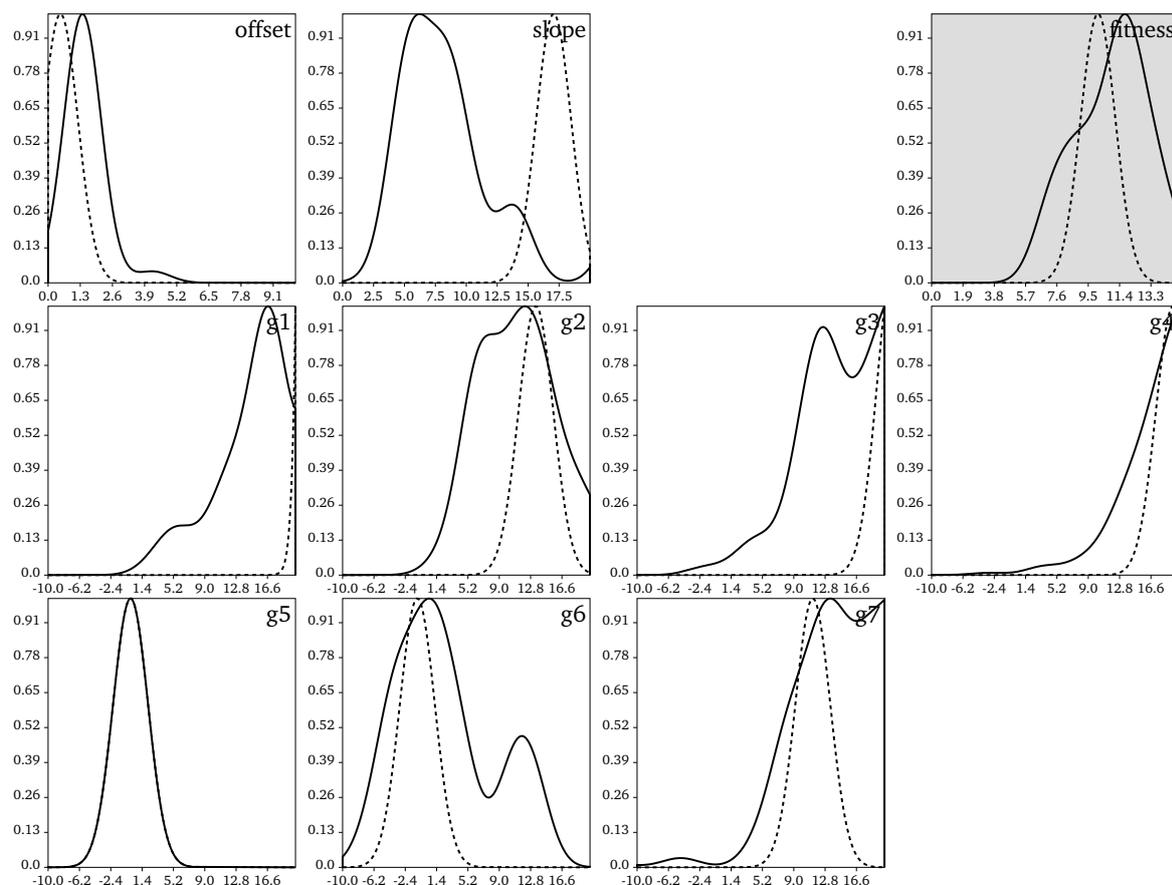


FIGURE 4.9 – Distribution des valeurs des paramètres pour les résultats obtenus avec l’heuristique de type pseudo-gradient en partant de jeux de paramètres aléatoires dans le cas de l’entraînement 013 (en trait plein). La valeur obtenue en utilisant un point de départ fixe est présentée en pointillé. Les variations constatées sur les valeurs des paramètres montrent les problèmes de convergence de l’heuristique vers un minimum global.

d’exécution, posent deux problèmes auxquels nous essayons de remédier en utilisant des approches utilisant une exploration stochastique de l’environnement.

4.4.2 Algorithme génétique

Il existe différents types d’algorithmes génétiques, spécialisés pour le traitement de différentes structures d’individus : liste de taille fixe, liste de taille variable, arbre, ... Dans notre cas, les individus sont des listes de réels de taille fixe. Nous avons choisi d’utiliser l’algorithme génétique proposé par Goldberg (1989) et implémenté dans la bibliothèque GALib⁶ (cf. annexe B.2.3).

6. <http://lancet.mit.edu/ga/>

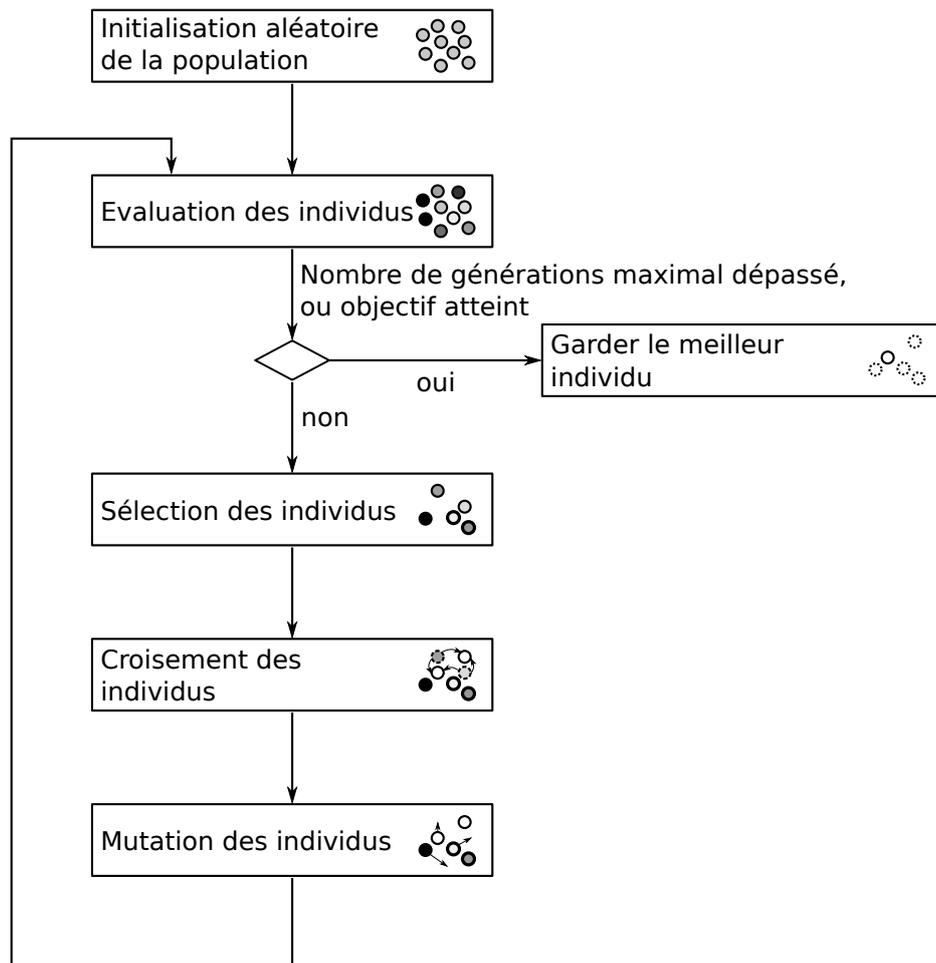


FIGURE 4.10 – Recherche d’un minimum global à l’aide de l’heuristique de type algorithme génétique.

Le fonctionnement d’un algorithme génétique repose sur une métaphore de l’évolution en biologie. L’obtention de la génération suivante est obtenue en appliquant successivement trois opérateurs : la sélection, le croisement et la mutation (cf. fig. 4.10).

L’opérateur de sélection permet de constituer une nouvelle population. Son rôle est de tirer aléatoirement les individus constituant la nouvelle population. Afin de favoriser la convergence vers une solution optimale, les chances d’un individu d’être sélectionné sont pondérées par son score. Dans notre cas, plus le score choisi pour l’individu sera faible, plus il aura de chance d’être sélectionné.

L’opérateur de croisement prend pour sa part les individus deux par deux et *mélange* leur génotype. Son action permet d’obtenir de nouvelles combinaisons de paramètres. L’indice $p_{\text{croisement}}$ définit la probabilité d’un croisement entre deux individus. Un tirage aléatoire dont la distribution correspond à cet indice permettra de déterminer s’il faut ou non réaliser le croisement pour chaque couple d’individu. Pour cette expérience, nous avons choisi un opérateur de croisement coupant les deux génotypes aléatoirement et échangeant les deux

parties droites de chacun (cf. fig. 4.11).

Finalement, un opérateur de mutation intervient pour effectuer des variations sur les valeurs du génotype. Son rôle est de permettre l’exploration de l’espace à proximité d’un individu. Contrairement à l’heuristique précédente, un seul individu à proximité est évalué. Ainsi, cet opérateur peut aussi bien provoquer une amélioration qu’une dégradation du score l’individu. Dans notre cas, l’opérateur de mutation peut provoquer des variations aléatoires comprises dans $[-\delta; \delta]$, sur chaque valeur, avec une probabilité de $p_{mutation}$.

La population initiale de l’algorithme génétique est tirée aléatoirement dans l’espace des solutions. Il n’existe pas – contrairement à l’heuristique précédente – de moyens explicites de déterminer quand un minimum local ou global est atteint. Les évolutions se déroulent alors jusqu’à ce qu’un des critères d’arrêts suivants soit obtenu : le meilleur individu a atteint un score inférieur à un seuil donné ou le nombre de générations dépasse une certaine limite. Le manque d’un critère permettant de connaître l’atteinte d’une valeur optimale est le principal inconvénient de l’algorithme génétique. Il faut donc trouver un compromis entre le temps nécessaire pour atteindre un bon résultat et la durée d’apprentissage laissée à l’algorithme.

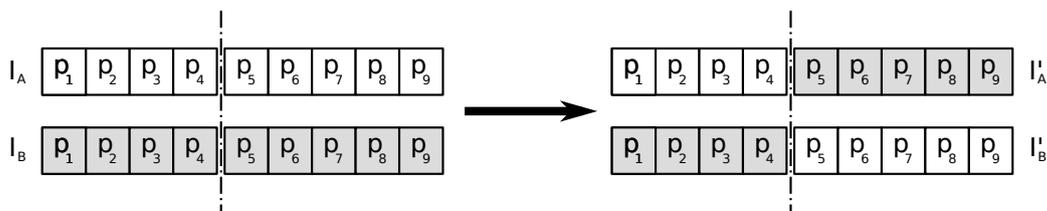


FIGURE 4.11 – Croisement de deux individus.

Lors de cette expérience, la taille de la population a été fixée à 15+1 individus, le meilleur individu étant toujours conservé dans la génération suivante. Les probabilités de mutation et de croisement ont été fixées respectivement à $p_{mutation} = 0.1$ et $p_{croisement} = 0.3$. Le fonctionnement de l’algorithme génétique utilisant des tirages aléatoires, nous avons lancé 50 fois l’apprentissage pour chacun des entraînements afin de pouvoir comparer le résultat de plusieurs apprentissages. L’heuristique a été arrêtée au bout de 5000 générations, sans critère de seuil pour le score des individus.

Les résultats obtenus avec l’algorithme génétique sont globalement moins bons que ceux obtenus avec l’heuristique précédente. Cela peut être expliqué par le fait que toutes les possibilités ne sont pas explorées. Cependant, le principal problème de cette heuristique est son manque de fiabilité sur les valeurs des paramètres obtenues. En effet, dans les résultats donnés en annexe C.3.2, il est possible de voir que lors de plusieurs apprentissages sur une même donnée d’entraînement, de forts écarts peuvent être trouvés dans les valeurs obtenues.

Si la fiabilité et la qualité du résultat sont moindres, le temps d’exécution d’un apprentissage est grandement réduit. En effet, le processus étant limité à 5000 générations, seulement 75000 synthèses et comparaisons de mouvements sont effectuées dans un apprentissage (5000 générations \times 1 mutation par individu \times 15 individus). Le temps moyen constaté pour un

apprentissage sur les machines disponibles lors des expériences, est alors descendu à environ 30 minutes.

4.4.3 Recuit simulé adapté

La dernière heuristique proposée est une version adaptée du recuit simulé (Kirkpatrick et al., 1983) cherchant à intégrer les propriétés suivantes :

- ▷ arrêt automatique de l'heuristique sur une solution quasi optimale,
- ▷ diminution progressive du pas des mutations pour accélérer la recherche,
- ▷ possibilité de sauts pour éviter les minima locaux.

Le fonctionnement de cette heuristique (cf. fig. 4.12 et annexe B.2.4) est similaire au recuit simulé dans le sens où la mutation aléatoire appliquée à un individu n'est conservée que si elle améliore son score ou selon une probabilité p_{saut} . La possibilité de garder une mutation même si le score de l'individu n'a pas été amélioré autorise des *sauts* dans l'espace des solutions et permet l'exploration de nouvelles plages de valeurs. Ce mécanisme de saut permet notamment d'éviter les minima locaux.

A cette heuristique, nous avons ajouté un mécanisme de détection de stabilité de la population. Ce mécanisme scrute les modifications effectuées sur la population. Si, au bout de n_{stable} générations, la population n'a pas été modifiée, c'est qu'aucune des mutations proposées n'a permis d'améliorer un des individus de la population (et qu'il n'y a pas eu de saut). Dans ce cas, nous émettons l'hypothèse que les individus ont atteint un minimum et que le pas des mutations peut être diminué.

Les mutations appliquées aux individus, sont basées sur un tirage aléatoire avec une probabilité $p_{mutation}$ pour chaque paramètre d'évoluer. Contrairement à l'heuristique précédente, la variation appliquée n'est pas comprise dans un intervalle mais peut prendre une valeur parmi : $-\delta$, 0 ou $+\delta$. Après chaque stabilisation de la population, la valeur du pas est diminuée, permettant ainsi une recherche plus rapide avec : une optimisation grossière au début, puis de plus en plus fine.

L'avantage de cette heuristique par rapport à l'algorithme génétique proposé précédemment est sa capacité à détecter la fin de la recherche. Ainsi il n'est plus nécessaire de définir un nombre maximum de générations et l'heuristique possède le temps nécessaire pour atteindre le minimum global.

Les expériences ont été menées dans les mêmes plages de valeurs que pour l'algorithme génétique. La taille de la population pour sa part a été réduite à 10 individus, et le pas initial fixé à $\delta = 1.0$. La population d'individus est considérée stable après $n_{stable} = 5$ générations sans modification. La probabilité d'une mutation sur un paramètre a été fixée à $p_{mutation} = 0.2$ et celle d'un saut à $p_{saut} = 0.001$. L'heuristique est arrêtée quand la population est stable et que le pas δ devient inférieur à 0.01.

Afin d'étudier la fiabilité des résultats, les minima, maxima, moyennes et écarts types des scores et valeurs obtenus ont été calculés à partir de 50 réalisations indépendantes de

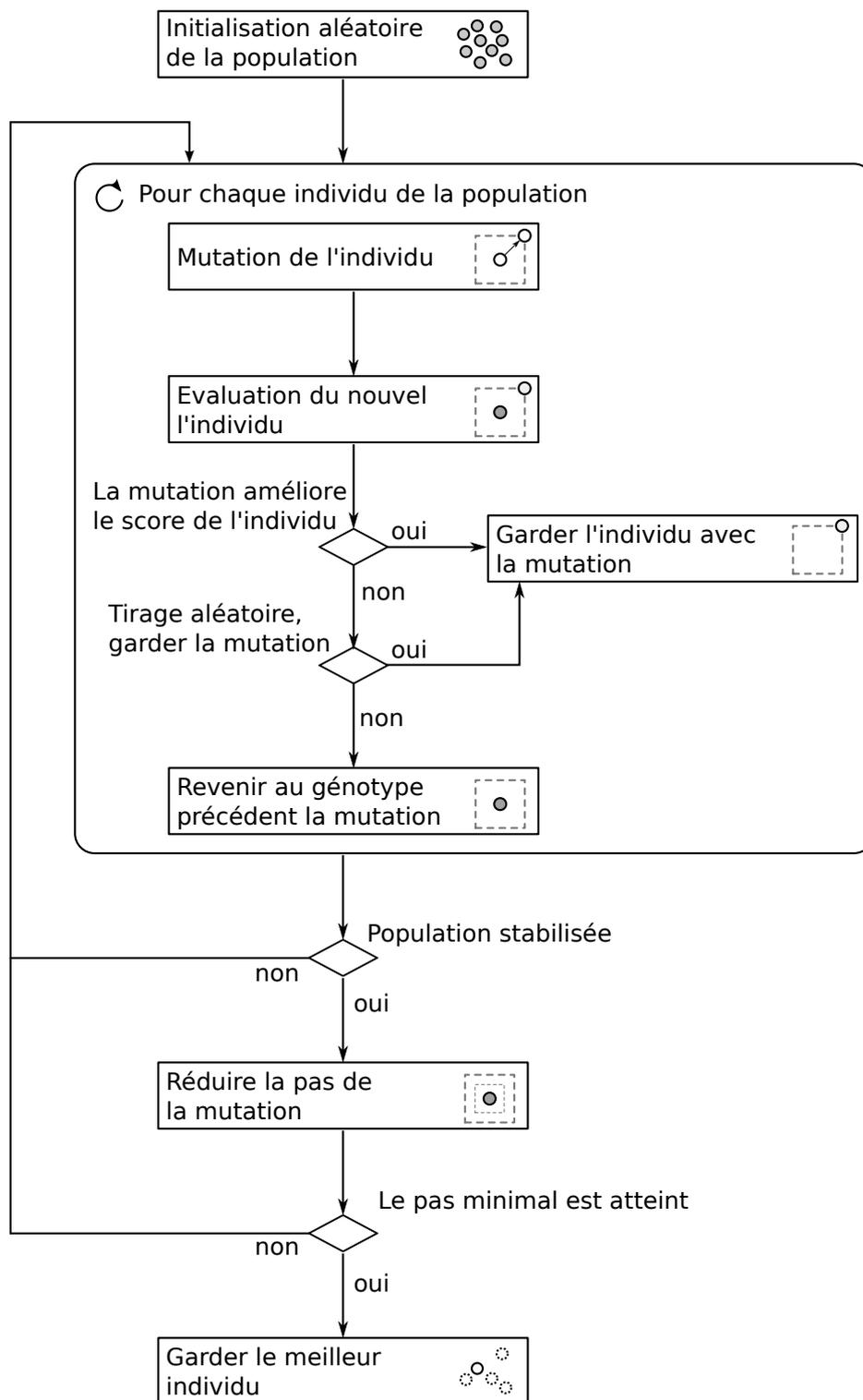


FIGURE 4.12 – Recherche d'un minimum global à l'aide du recuit simulé adapté.

l'apprentissage.

En comparant les résultats obtenus (cf. fig. 4.17) avec ceux des deux précédentes heuristiques (cf. fig. 4.15 et 4.16), nous pouvons constater que les meilleurs résultats sont assez proches de ceux obtenus avec l'algorithme génétique. Cependant un point intéressant est la capacité de l'heuristique à fournir un résultat peu variable, montrée par les écarts types réduits au niveau du score (cf. fig. 4.17) et des paramètres (cf. annexe C.3.3).

Le critère d'arrêt de l'heuristique n'étant pas fixé sur le nombre de générations à atteindre, il est impossible de déterminer à l'avance combien de calculs seront nécessaires. Lors des expériences menées, la population étant constituée de 10 individus, le nombre moyen de générations étant de 5630 pour obtenir un résultat, l'obtention d'un résultat demande en moyenne $10 \times 5630 = 56300$ synthèses et comparaisons de mouvements. Sur les machines utilisées lors de la réalisation de ces expériences, le temps moyen d'un apprentissage était de 21 minutes.

4.4.4 Comparaison des résultats

Pour conclure cette étude, nous proposons une comparaison des résultats obtenus avec les trois heuristiques. Pour cela, nous proposons d'étudier, la distribution des résultats pour chacune des heuristiques.

Les critères recherchés pour une bonne heuristiques sont :

- ▷ la fiabilité des résultats : toujours obtenir la même solution,
- ▷ une bonne exploration de l'espace : ne pas tomber dans un minimum local,
- ▷ la rapidité de convergence : aller le plus rapidement possible.

Si l'on regarde pour chaque paramètre, la distribution des valeurs obtenues à la fin de chacun des 50 apprentissages sur une même donnée, ces critères doivent se traduire de la manière suivante :

- ▷ plusieurs réalisations indépendantes de l'apprentissage doivent amener à des valeurs des paramètres proches,
- ▷ la fitness obtenue doit être la meilleure possible.

Les figures 4.13 et 4.14 montrent le cas d'un mouvement pour lequel toutes les heuristiques obtiennent des résultats similaires (mouvement 082) et un second cas montrant bien les avantages et les inconvénients de chaque méthode d'apprentissage (mouvement 014). Les diagrammes représentent la densité d'individus (en ordonnée) en fonction de la valeur (en abscisse), pour chaque paramètre (o, s, g_1, \dots, g_7), ainsi que pour le score.

Dans le cas de la pseudo descente de gradient, l'apprentissage n'est lancé qu'une seule fois. La densité est donc un pic franc sur la valeur de chacun des paramètres (nous avons cependant vu dans la section 4.4.1 que ce résultat n'était pas nécessairement le minimum global). Au contraire, dans les cas des deux autres heuristiques, l'apprentissage étant lancé 50 fois, les résultats obtenus peuvent donc varier. La largeur de la gaussienne traduit l'amplitude des variations. Au contraire, si différentes solutions sont obtenues, de nouveaux pics vont

apparaître, assez distants les uns des autres. Ce genre de résultat n'est pas souhaitable car cela signifie que l'algorithme ne converge pas toujours vers la même solution.

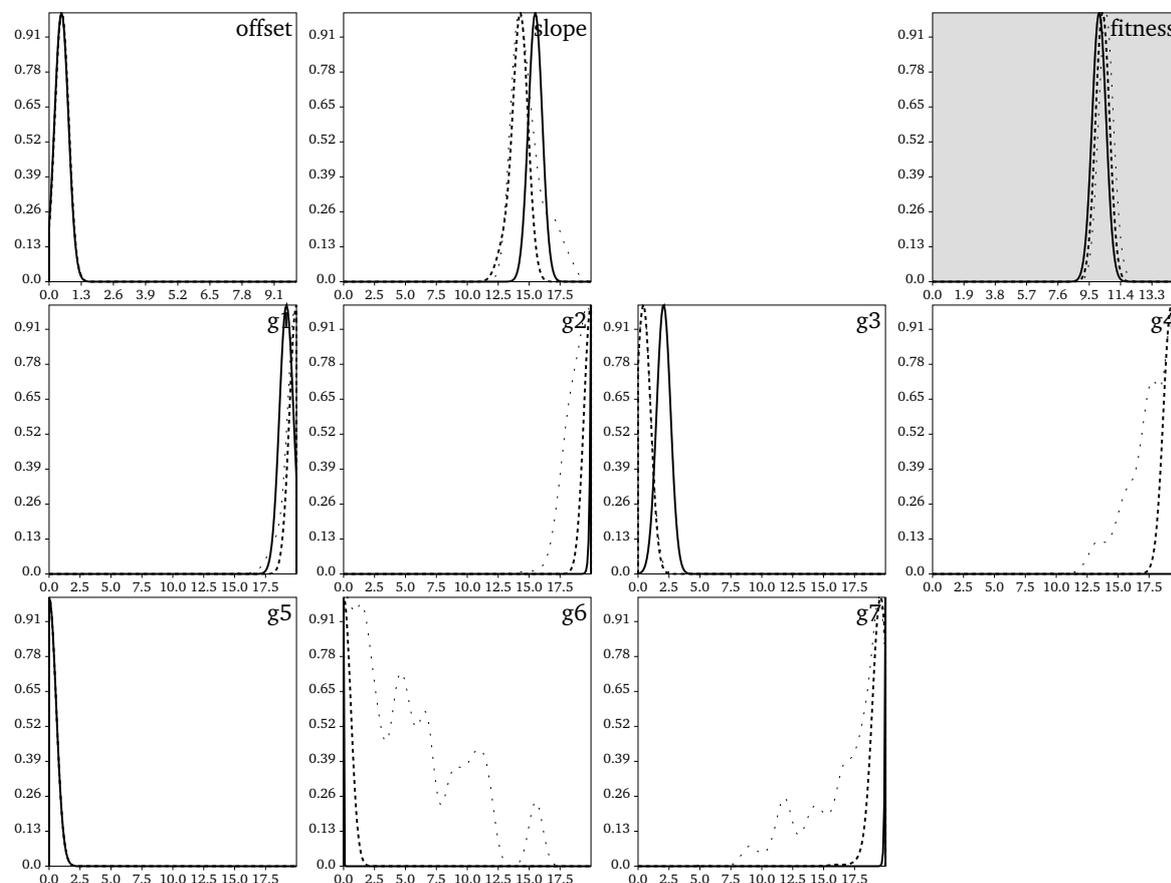


FIGURE 4.13 – Distribution des valeurs des paramètres pour le mouvement 082 selon l'heuristique utilisée : pseudo-gradient (trait fort), algorithme génétique (points), recuit simulé adapté (pointillé). Les valeurs obtenues avec les heuristiques différentes sont similaires avec une distribution plutôt serrée.

La figure 4.13 présente le cas d'un mouvement pour lequel toutes les heuristiques obtiennent des résultats similaires. Dans ce cas, on peut noter que tous les scores obtenus lors de l'apprentissage sont très proches quelque soit l'heuristique utilisée.

On peut constater que les valeurs obtenues sur plusieurs itérations d'une même heuristique sont relativement proches, sauf peut être pour l'algorithme génétique sur les degrés de liberté du poignet (g_6 et g_7). Si une variation de la valeur des gains appliqués au poignet n'entraîne que de faibles variations du score, ce résultat montre bien la difficulté de l'algorithme génétique à se stabiliser sur une valeur. Les deux autres heuristiques au contraire, ne gardant que les améliorations des individus, n'ont pas cette tendance à s'éparpiller, même si les variations sont minimales.

La figure 4.14 présente le cas contraire, quand les différentes heuristiques ne donnent pas

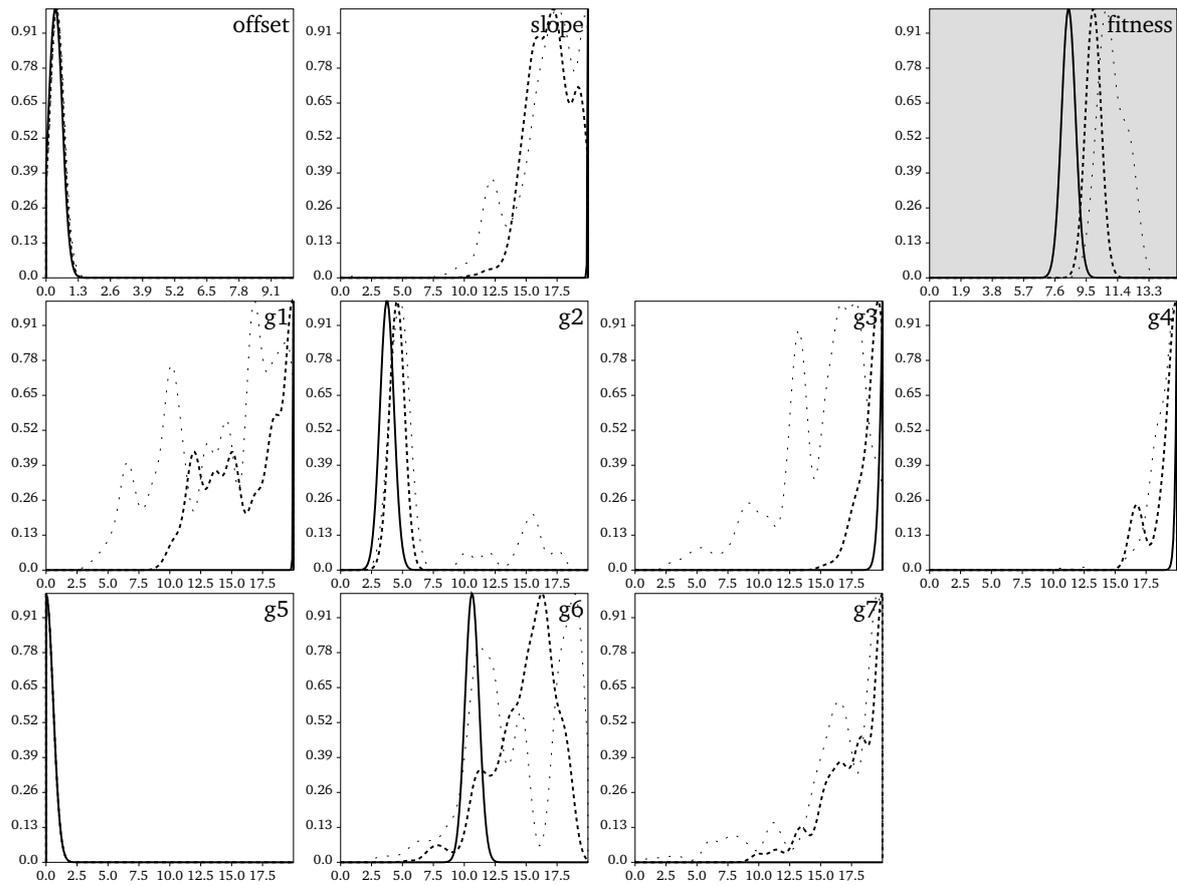


FIGURE 4.14 – Distribution des valeurs des paramètres pour le mouvement 014 selon l’heuristique utilisée : pseudo-gradient (trait fort), algorithme génétique (points), recuit simulé adapté (pointillé). Les valeurs obtenues avec les heuristiques peuvent varier selon l’heuristique et la distribution est plutôt éparpillée.

de résultats similaires. Dans ce cas, on peut constater une nette différence dans les valeurs de fitness obtenues par les différentes heuristiques.

Cet écart est dû au fait que la pseudo descente de gradient a pu aller chercher des valeurs de paramètres hors des limites fixées pour les autres heuristiques (par exemple, pour le gain g_1). Dans ce cas, on peut constater que les deux autres heuristiques tentent de converger vers cette valeur hors des limites (le pic le plus élevé se situe toujours assez proche de la valeur optimale) mais n’arrivent cependant pas à se stabiliser dessus.

Encore une fois, il est intéressant de constater que la méthode basée sur le recuit simulé arrive mieux à stabiliser les valeurs des paramètres que l’algorithme génétique. Ainsi il est plus probable d’obtenir le même résultat avec cette heuristique.

| Id. | Scores | | | | Nb. générations moyen |
|------|----------|--------|---------|------------|--------------------------|
| | Meilleur | Pire | Moyenne | Ecart type | |
| 005 | 5.196 | 5.196 | 5.196 | 0.0 | 102 |
| 009 | 6.559 | 6.559 | 6.559 | 0.0 | 5215 |
| 010 | 6.905 | 6.905 | 6.905 | 0.0 | 131 |
| 011 | 6.694 | 6.694 | 6.694 | 0.0 | 361 |
| 012 | 13.311 | 13.311 | 13.311 | 0.0 | 95 |
| 013 | 10.09 | 10.09 | 10.09 | 0.0 | 40 |
| 014 | 8.427 | 8.427 | 8.427 | 0.0 | 1200 |
| 025 | 8.082 | 8.082 | 8.082 | 0.0 | 157 |
| 028 | 7.548 | 7.548 | 7.548 | 0.0 | 109 |
| 029 | 8.434 | 8.434 | 8.434 | 0.0 | 1169 |
| 030 | 6.496 | 6.496 | 6.496 | 0.0 | 1377 |
| 032 | 8.349 | 8.349 | 8.349 | 0.0 | 70 |
| 034 | 9.95 | 9.95 | 9.95 | 0.0 | 99 |
| 042 | 6.461 | 6.461 | 6.461 | 0.0 | 519 |
| 045 | 10.431 | 10.431 | 10.431 | 0.0 | 153 |
| 049 | 9.081 | 9.081 | 9.081 | 0.0 | 922 |
| 051 | 8.84 | 8.84 | 8.84 | 0.0 | 128 |
| 052 | 15.067 | 15.067 | 15.067 | 0.0 | 122 |
| 054 | 14.135 | 14.135 | 14.135 | 0.0 | 79 |
| 066 | 8.42 | 8.42 | 8.42 | 0.0 | 1824 |
| 067 | 10.074 | 10.074 | 10.074 | 0.0 | 1671 |
| 081 | 9.348 | 9.348 | 9.348 | 0.0 | 1725 |
| 082 | 10.099 | 10.099 | 10.099 | 0.0 | 44 |
| 085 | 9.848 | 9.848 | 9.848 | 0.0 | 116 |
| 089 | 10.294 | 10.294 | 10.294 | 0.0 | 109 |
| moy. | 9.126 | 9.126 | 9.126 | 0.0 | 701 |
| min. | 5.196 | 5.196 | 5.196 | 0.0 | 40 |
| max. | 15.067 | 15.067 | 15.067 | 0.0 | 5215 |

FIGURE 4.15 – Scores obtenus sur les données d’entraînement de référence avec l’heuristique de type pseudo descente de gradient.

| Id. | Scores | | | | Nb. générations moyen |
|------|----------|--------|---------|------------|--------------------------|
| | Meilleur | Pire | Moyenne | Ecart type | |
| 005 | 7.154 | 8.792 | 7.425 | 0.312 | 5000 |
| 007 | 10.389 | 10.876 | 10.476 | 0.104 | 5000 |
| 009 | 10.569 | 14.951 | 11.755 | 1.134 | 5000 |
| 010 | 8.452 | 10.728 | 8.73 | 0.364 | 5000 |
| 011 | 7.256 | 7.706 | 7.308 | 0.086 | 5000 |
| 012 | 14.342 | 14.74 | 14.418 | 0.078 | 5000 |
| 013 | 10.995 | 13.527 | 11.307 | 0.517 | 5000 |
| 014 | 9.485 | 26.621 | 12.426 | 4.189 | 5000 |
| 025 | 8.147 | 10.714 | 8.497 | 0.474 | 5000 |
| 028 | 9.423 | 10.43 | 9.68 | 0.253 | 5000 |
| 029 | 10.476 | 14.151 | 11.245 | 0.967 | 5000 |
| 030 | 10.595 | 14.702 | 11.463 | 1.032 | 5000 |
| 032 | 8.938 | 12.55 | 9.114 | 0.498 | 5000 |
| 034 | 12.48 | 14.673 | 12.785 | 0.501 | 5000 |
| 042 | 9.451 | 12.904 | 9.977 | 0.719 | 5000 |
| 045 | 13.379 | 15.277 | 13.854 | 0.371 | 5000 |
| 049 | 9.283 | 10.35 | 9.432 | 0.233 | 5000 |
| 051 | 10.533 | 12.808 | 10.926 | 0.398 | 5000 |
| 052 | 15.907 | 17.174 | 16.166 | 0.292 | 5000 |
| 054 | 15.147 | 17.526 | 15.489 | 0.524 | 5000 |
| 055 | 12.411 | 13.547 | 13.063 | 0.438 | 5000 |
| 056 | 9.812 | 11.934 | 10.238 | 0.43 | 5000 |
| 066 | 11.275 | 14.065 | 12.169 | 0.59 | 5000 |
| 067 | 11.417 | 12.85 | 11.673 | 0.296 | 5000 |
| 080 | 20.754 | 43.136 | 26.073 | 6.48 | 5000 |
| 081 | 9.734 | 11.266 | 10.197 | 0.375 | 5000 |
| 082 | 10.294 | 11.205 | 10.453 | 0.166 | 5000 |
| 085 | 14.157 | 18.297 | 15.075 | 0.748 | 5000 |
| 086 | 18.799 | 37.499 | 24.308 | 5.331 | 5000 |
| 089 | 16.149 | 20.354 | 17.502 | 1.018 | 5000 |
| moy. | 11.573 | 15.512 | 12.441 | 0.964 | 5000 |
| min. | 7.154 | 7.706 | 7.308 | 0.078 | 5000 |
| max. | 20.754 | 43.136 | 26.073 | 6.48 | 5000 |

FIGURE 4.16 – Scores obtenus sur les données d’entraînement de référence avec l’heuristique de type algorithme génétique.

| Id. | Scores | | | | Nb. générations moyen |
|------|----------|--------|---------|------------|--------------------------|
| | Meilleur | Pire | Moyenne | Ecart type | |
| 005 | 7.14 | 7.431 | 7.253 | 0.046 | 6518 |
| 007 | 10.389 | 10.441 | 10.411 | 0.013 | 7816 |
| 009 | 10.563 | 11.111 | 10.648 | 0.132 | 2115 |
| 010 | 8.451 | 8.51 | 8.473 | 0.016 | 6393 |
| 011 | 7.256 | 7.284 | 7.262 | 0.008 | 7003 |
| 012 | 14.341 | 14.375 | 14.353 | 0.007 | 6515 |
| 013 | 10.995 | 11.024 | 11.006 | 0.007 | 5192 |
| 014 | 9.334 | 10.455 | 9.797 | 0.246 | 5609 |
| 025 | 8.148 | 8.168 | 8.155 | 0.004 | 6121 |
| 028 | 9.423 | 9.484 | 9.44 | 0.012 | 9007 |
| 029 | 10.453 | 10.689 | 10.503 | 0.055 | 3670 |
| 030 | 10.596 | 10.999 | 10.642 | 0.066 | 3697 |
| 032 | 8.926 | 9.084 | 8.975 | 0.043 | 6194 |
| 034 | 12.481 | 12.779 | 12.581 | 0.101 | 7573 |
| 042 | 9.449 | 9.704 | 9.479 | 0.037 | 5551 |
| 045 | 13.644 | 14.106 | 13.698 | 0.069 | 7800 |
| 049 | 9.283 | 9.323 | 9.308 | 0.014 | 5951 |
| 051 | 10.525 | 10.659 | 10.547 | 0.023 | 3775 |
| 052 | 15.909 | 15.984 | 15.934 | 0.019 | 5543 |
| 054 | 15.147 | 33.004 | 18.051 | 6.386 | 6591 |
| 055 | 12.41 | 35.542 | 21.701 | 9.292 | 4366 |
| 056 | 9.812 | 10.247 | 9.861 | 0.072 | 7106 |
| 066 | 11.273 | 11.908 | 11.367 | 0.103 | 3790 |
| 067 | 11.416 | 11.475 | 11.431 | 0.013 | 5018 |
| 080 | 20.618 | 22.226 | 21.004 | 0.523 | 4377 |
| 081 | 9.736 | 9.853 | 9.76 | 0.023 | 4985 |
| 082 | 10.294 | 10.323 | 10.305 | 0.006 | 8044 |
| 085 | 14.157 | 14.502 | 14.239 | 0.086 | 5658 |
| 086 | 18.767 | 19.826 | 18.986 | 0.245 | 5130 |
| 089 | 16.127 | 16.695 | 16.224 | 0.145 | 1815 |
| moy. | 11.569 | 13.24 | 12.046 | 0.594 | 5630 |
| min. | 7.14 | 7.284 | 7.253 | 0.004 | 1815 |
| max. | 20.618 | 35.542 | 21.701 | 9.292 | 9007 |

FIGURE 4.17 – Scores obtenus sur les données d’entraînement de référence avec l’heuristique de type recuit simulé.

4.4.5 Bilan

Nous venons de comparer trois heuristiques aux caractéristiques différentes. La première basée sur les principes de la descente de gradient explore le voisinage d'un point pour le déplacer dans la meilleure direction possible. Si les meilleurs résultats ont été obtenus avec cette heuristique, cela ne signifie pas nécessairement qu'en choisissant un point de départ différent les mêmes valeurs puissent être atteintes, notamment dans le cas de minima locaux. Cette méthode présente, de plus, l'inconvénient de demander un coût très élevé en termes de calculs, donnant des délais d'exécution parfois beaucoup trop longs (supérieurs à 7 jours).

Afin de diminuer le temps d'exécution de la phase d'apprentissage, nous avons alors utilisé deux heuristiques basées sur l'exploration stochastique du voisinage d'un ensemble de points : la première basée sur un algorithme génétique (Goldberg, 1989) et la seconde sur un recuit simulé (Kirkpatrick et al., 1983). Le critère de sélection (ne garder que le meilleur) ainsi que la condition d'arrêt (stabilisation de la population) de la seconde heuristique a montré une meilleure efficacité en termes de fiabilité du résultat.

Finalement, si nous avons montré qu'il était possible par l'utilisation de différentes heuristiques d'obtenir des paramètres quasi-optimaux, une étude exhaustive des heuristiques pouvant s'adapter au problème posé permettrait d'améliorer à la fois la vitesse de convergence et la fiabilité des résultats.

Dans la suite de manuscrit, nous avons utilisé l'heuristique de type recuit simulé adapté nous offrant le meilleur compromis entre la qualité du résultat, sa fiabilité et la vitesse de convergence. Les expériences suivantes vérifient si le modèle de synergies peut être utilisé avec différentes fonctions d'optimisation.

4.5 Comparaison de différentes fonctions d'optimisation

Le modèle de contrôle moteur proposé dans le chapitre 3 (cf. section 3.2.1) est théoriquement indépendant de la fonction d'optimisation. Ainsi il est précisé que toute fonction permettant d'obtenir une commande ΔQ cherchant à rapprocher l'extrémité de la chaîne de la cible peut être utilisée dans la boucle sensorimotrice contenant le modèle de synergies.

Afin de vérifier cette indépendance, nous comparons les résultats des apprentissages réalisés avec un contrôleur basé sur la pseudo-inverse aux résultats obtenus avec la transposée de la Jacobienne (cf. section 4.4). La commande est alors définie comme :

$$\Delta Q = \lambda J^+(Q)$$

avec valeur du paramètre λ fixée à $\lambda = 10.0$, de manière à ce que des gains compris entre 0 et 20 puissent être appliqués par le modèle de synergies.

La pseudo inverse J^+ est calculée à partir de la décomposition en valeurs singulières (SVD) de J :

$$J = UDV^T$$

et exprimée sous la forme suivante :

$$J^+ = VD^+U^T$$

avec D^+ la matrice diagonale de valeurs $d_{i,i}^+$ telles que :

$$d_{i,i}^+ = \begin{cases} \frac{1}{d_{i,i}} & , \text{ si } d_{i,i} \neq 0 \\ 0 & , \text{ si } d_{i,i} = 0 \end{cases}$$

Les expériences de cette section ont été réalisées avec l’heuristique de type recuit simulé adapté, en utilisant le modèle de synergies intermédiaire à 9 paramètres (une sigmoïde et 7 gains), la fonction d’évaluation \mathcal{F} et pour les plages de valeurs de paramètres suivantes : $o \in [0.0, 10.0]$, $s \in [0.5, 20.0]$ et $g_* \in [0.01, 20.0]$. Ces conditions étant les mêmes que celles des expériences réalisées dans la section 4.4.3 (comparaison entre heuristiques, cas du recuit simulé adapté), il est possible de comparer les résultats obtenus en fonction de la fonction d’optimisation.

Une synthèse des résultats obtenus est présentée figure 4.18 et le détail des résultat est fourni en annexe C.4. Afin d’étudier l’amélioration fournie par le modèle de synergies, le tableau récapitulatif reprend le score obtenu avec ($score_{avec}$) et sans ($score_{sans}$) modèle de synergies. Ainsi l’amélioration de la qualité de reproduction du mouvement peut être calculée selon :

$$q = \frac{score_{sans} - score_{avec}}{score_{avec}}$$

En étudiant ces résultats, on constate que le modèle de synergies paramétré avec le résultat de l’apprentissage permet, avec les deux fonctions d’optimisation, d’obtenir un gain de 70% sur la distance mesurée entre le mouvement synthétisé et le mouvement capturé. Ces résultats suffisent à montrer que la boucle de contrôle optimale peut être utilisée avec différentes fonctions d’optimisation, et que le modèle de synergies permet d’approcher le mouvement synthétisé du mouvement capturé.

Un autre résultat intéressant est qu’en utilisant la pseudo-inverse de la Jacobienne les mouvements obtenus sont globalement plus proches des données d’entraînement avec un score moyen de 10.31 contre 12.06 pour la Jacobienne transposée. Cependant, nous avons aussi constaté que les écarts types étaient plus élevés que lors de l’utilisation de la Jacobienne transposée.

Pour comprendre pourquoi l’utilisation de J^+ engendrait des écarts types plus importants, nous avons étudié la variation du score en fonction d’une variation appliquée sur la valeur de chacun des paramètres. Le résultat de cette étude (cf. fig. 4.19 et 4.20) est présenté

| Id. | J^+ | | | J^T | | |
|------|----------------|----------------|------|----------------|----------------|------|
| | $score_{avec}$ | $score_{sans}$ | q | $score_{avec}$ | $score_{sans}$ | q |
| 005 | 5.04 | 31.67 | 0.84 | 7.23 | 27.28 | 0.73 |
| 007 | 9.68 | 28.82 | 0.66 | 10.4 | 26.73 | 0.61 |
| 009 | 9.79 | 31.46 | 0.69 | 10.68 | 37.36 | 0.71 |
| 010 | 7.93 | 28.85 | 0.73 | 8.48 | 29.96 | 0.72 |
| 011 | 7.69 | 31.55 | 0.76 | 7.26 | 24.11 | 0.7 |
| 012 | 12.68 | 40.78 | 0.69 | 14.34 | 41.87 | 0.66 |
| 013 | 11.38 | 38.47 | 0.7 | 11 | 47.14 | 0.77 |
| 014 | 9.19 | 68.69 | 0.87 | 9.69 | 39.92 | 0.76 |
| 025 | 7.64 | 21.41 | 0.64 | 8.15 | 26.85 | 0.7 |
| 028 | 7.19 | 30.05 | 0.76 | 9.43 | 27.68 | 0.66 |
| 029 | 9.48 | 24.81 | 0.62 | 10.53 | 29.49 | 0.64 |
| 030 | 8.83 | 35.33 | 0.75 | 10.65 | 34.65 | 0.69 |
| 032 | 8.31 | 27.18 | 0.69 | 8.95 | 25.12 | 0.64 |
| 034 | 11.53 | 35.45 | 0.67 | 12.54 | 38.91 | 0.68 |
| 042 | 9.63 | 25 | 0.61 | 9.45 | 29.02 | 0.67 |
| 045 | 11.99 | 34.91 | 0.66 | 13.67 | 32.66 | 0.58 |
| 049 | 8.68 | 26.4 | 0.67 | 9.29 | 39.72 | 0.77 |
| 051 | 11.16 | 33.82 | 0.67 | 10.54 | 40.18 | 0.74 |
| 052 | 15.55 | 44.84 | 0.65 | 15.92 | 39.73 | 0.6 |
| 054 | 16.78 | 44.75 | 0.62 | 17.28 | 42.8 | 0.6 |
| 055 | 10.57 | 37.5 | 0.72 | 22.42 | 38.4 | 0.42 |
| 056 | 9.88 | 32.13 | 0.69 | 9.88 | 39.49 | 0.75 |
| 066 | 13.61 | 31.5 | 0.57 | 11.35 | 50.58 | 0.78 |
| 067 | 10.54 | 26.52 | 0.6 | 11.42 | 44.12 | 0.74 |
| 080 | 15.03 | 50.82 | 0.7 | 21.81 | 69.77 | 0.69 |
| 081 | 7.26 | 32.26 | 0.77 | 9.78 | 36.66 | 0.73 |
| 082 | 9.59 | 34.77 | 0.72 | 10.3 | 37.2 | 0.72 |
| 085 | 9.93 | 37.51 | 0.74 | 14.17 | 44.02 | 0.68 |
| 086 | 12.21 | 46.2 | 0.74 | 18.95 | 63.17 | 0.7 |
| 089 | 10.53 | 48.81 | 0.78 | 16.29 | 51.97 | 0.69 |
| moy. | 10.31 | 35.41 | 0.70 | 12.06 | 38.55 | 0.68 |

FIGURE 4.18 – Comparaison des meilleurs scores obtenus en utilisant deux fonctions d'optimisation différentes : la Jacobienne transposée et la pseudo-inverse de la Jacobienne.

pour le mouvement 086 présentant un écart type nettement supérieur avec la pseudo-inverse qu'avec la Jacobienne transposée. La variation du score est calculée selon l'équation suivante :

$$v = \frac{|\mathcal{F}(\mathcal{P}_i + \Delta\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i}) - \mathcal{F}(\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i})|}{\mathcal{F}(\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i})}$$

avec \mathcal{F} la fonction d'évaluation (cf. section 3.4.2), $\mathcal{M}_{R,i}$ le mouvement de référence de \mathcal{T}_i , \mathcal{P}_i le jeu de paramètres obtenu par apprentissage pour l'entraînement \mathcal{T}_i et $\Delta\mathcal{P}_i$ une variation calculée de manière à couvrir la plage des valeurs autorisées pour chaque paramètre.

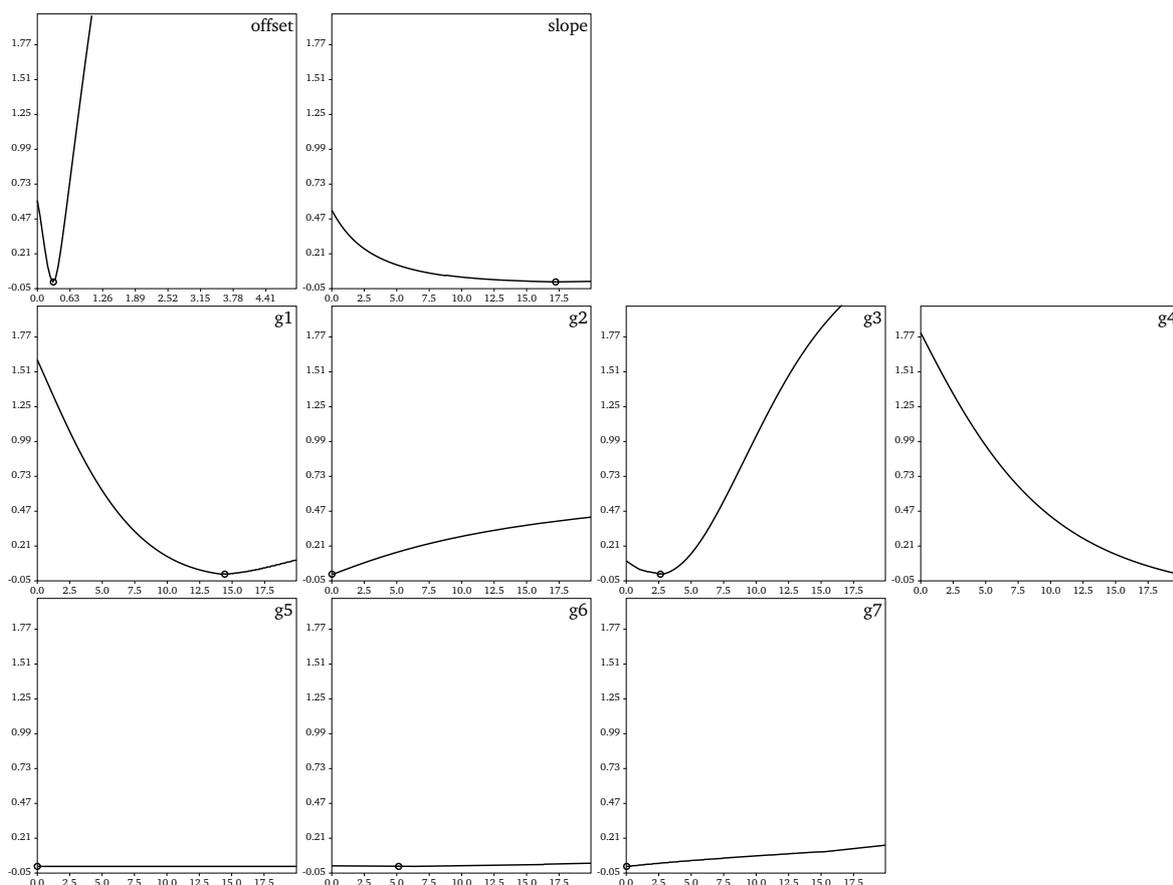


FIGURE 4.19 – Variation du score du jeu de paramètre \mathcal{P}_{086} en fonction des variations appliquées à chacun de ses paramètres, dans le cas d’une fonction d’optimisation de type J^T .

Ainsi, si pour une modification $\Delta\mathcal{P}_i$ de \mathcal{P}_i le score obtenu avec la fonction d’évaluation est le même, la variation obtenue est de 0. Plus la différence entre les scores obtenus sera élevée, plus la valeurs de v augmentera. Le point disposé sur la courbe représente la valeur originale des paramètres.

En regardant ces graphiques, il est possible de constater que les variations du score obtenu sont légèrement plus faibles autour des valeurs des paramètres pour la pseudo-inverse de la Jacobienne. L’écart type plus important constaté peut alors s’expliquer par le choix de solutions plus important pour l’heuristique à score équivalent.

Dans le chapitre suivant, nous utilisons les jeux de paramètres extraits des mouvements capturés pour caractériser une synergie. Ainsi nous serons amenés à mesurer des distances entre jeux de paramètres en nous basant sur leurs valeurs. Dans ce contexte, si plusieurs valeurs permettent de représenter une stratégie équivalente, il est impossible d’affirmer qu’un jeu de paramètres différent représente bien une synergie différente.

Afin de pouvoir comparer les individus entre eux, il est donc plus intéressant d’utiliser la

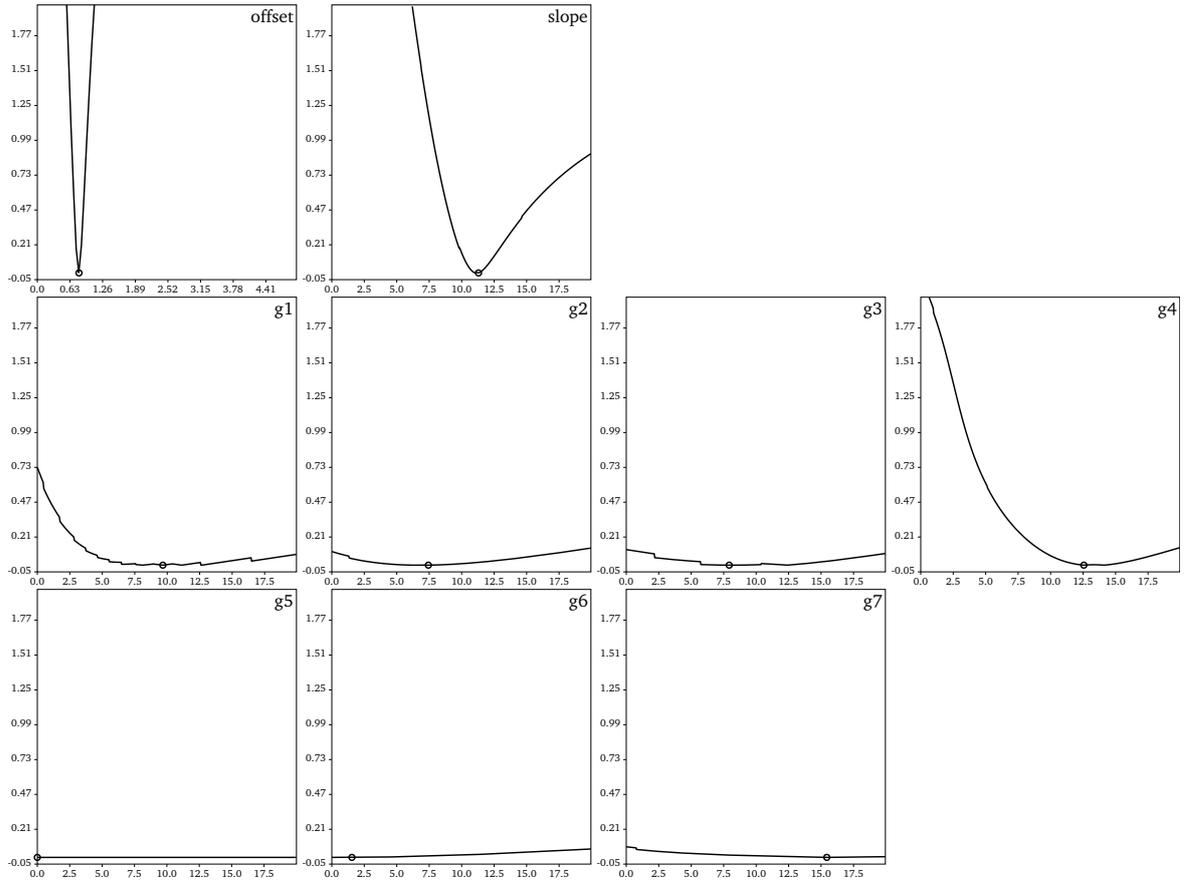


FIGURE 4.20 – Variation du score du jeu de paramètre \mathcal{P}_{086} en fonction des variations appliquées à chacun de ses paramètres, dans le cas d’une fonction d’optimisation de type J^+ .

Jacobienne transposée afin d’assurer la validité de la comparaison entre les valeurs des jeux de paramètres.

4.6 Propriétés des mouvements synthétisés

Nous venons d’étudier successivement différents modèles de synergies, méthodes d’apprentissage ainsi que l’utilisation de différentes fonctions d’optimisation. Dans cette section, nous proposons maintenant de nous intéresser aux caractéristiques des mouvements synthétisés.

Les mouvements étudiés dans cette section sont ceux obtenus pour deux entraînements, en utilisant :

- ▷ pour fonction d’optimisation : αJ^T ,
- ▷ pour fonction d’évaluation : \mathcal{F} ,
- ▷ pour heuristique : le recuit simulé adapté,

- ▷ le modèle de synergies intermédiaire (1 sigmoïde, 7 gains),
- ▷ comme limites de paramètres : $o \in [0.0, 10.0]$, $s \in [0.5, 20.0]$, $g_* \in [0.01, 20.0]$.

Nous avons choisi de comparer les résultats obtenus avec les entraînements 011 et 080 ayant respectivement le meilleur score – la plus petite distance avec le mouvement de référence : 7.262 cm – et le plus mauvais score – la plus grande distance : 21.004 cm.

D’après les expériences réalisées dans les expériences préliminaires, (cf. section 4.2), ces distances nous permettent de penser que les mouvements sont assez ressemblants. Les analyses réalisées dans cette section cherchent à confirmer ce résultat.

4.6.1 Vitesse

La première analyse étudie la reproduction de la dynamique du mouvement. Pour cela nous avons étudié la vitesse de l’extrémité de la chaîne articulée. Cette vitesse, représentative du mouvement d’atteinte de cible possède une forme de cloche que la sigmoïde introduite dans le modèle de synergies doit permettre de reproduire.

Les trajectoires des mouvements n’étant pas parfaitement identiques, nous avons normalisé la vitesse de l’effecteur en fonction de la distance parcourue afin de n’en conserver que le profil. Ainsi deux mouvements ayant la même allure, mais une trajectoire différente peuvent avoir le même profil.

Les figures 4.21 et 4.22 présentent respectivement pour les données d’entraînement 011 et 080, les profils de vitesse du mouvement de référence (en pointillé) et du mouvement synthétisé (en trait plein). Ainsi il est possible de constater que le profil en cloche des vitesses est bien reproduit et que l’apprentissage des paramètres de la composante temporelle a bien permis de produire un profil proche du profil de référence.

Il n’est pas nécessaire ici de comparer le profil de vitesse produit par un algorithme de cinématique inverse classique. En effet, ces méthodes consistant à suivre la trajectoire de l’effecteur, nous aurions retrouvé exactement le même profil que celui du mouvement de référence.

Pour finir, nous pouvons constater que l’apprentissage des paramètres nous a bien permis dans les deux cas d’obtenir un profil de vitesse proche du profil original. Cependant, l’aspect trop *parfait* de la synthèse de mouvement fait qu’il n’est pas possible avec notre modèle de synergies de reproduire les irrégularités du mouvement humain.

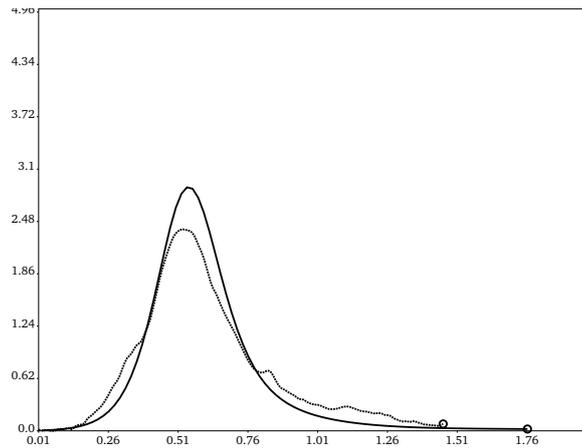


FIGURE 4.21 – Comparaison des profils de vitesse des mouvements : de référence (en pointillé) et synthétisé (en trait plein) pour la donnée d’entraînement 011.

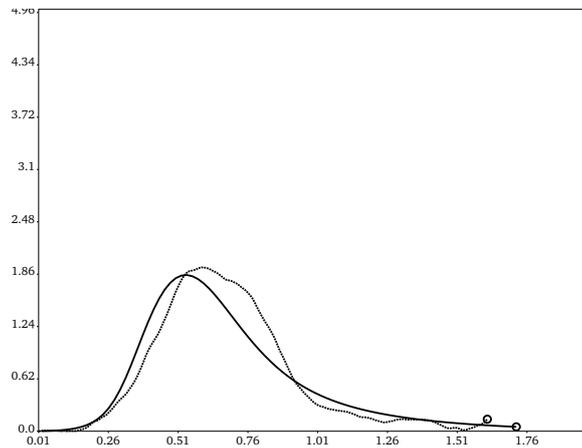


FIGURE 4.22 – Comparaison des profils de vitesse des mouvements : de référence (en pointillé) et synthétisé (en trait plein) pour la donnée d’entraînement 080.

4.6.2 Trajectoires des articulations

La seconde composante du modèle de synergies doit permettre de reproduire l’aspect spatial du mouvement. Les mouvements capturés et les mouvements synthétisés n’ayant pas le même nombre de degrés de liberté, il est impossible de comparer l’aspect spatial du mouvement à partir des angles appliqués à chaque degré de liberté. Cependant, il reste possible d’étudier la position de chaque articulation au cours du temps.

Les figures 4.23 et 4.24 présentent la position des articulations selon les axes \vec{x} , \vec{y} et \vec{z} . Dans le cadre du contrôle du bras, nous ne nous intéressons qu’au coude (RightElbow), au poignet (RightWrist) et à l’extrémité de la main (Effector). Si les valeurs des angles des degrés de liberté de l’épaule changent au cours du temps, sa position au contraire est

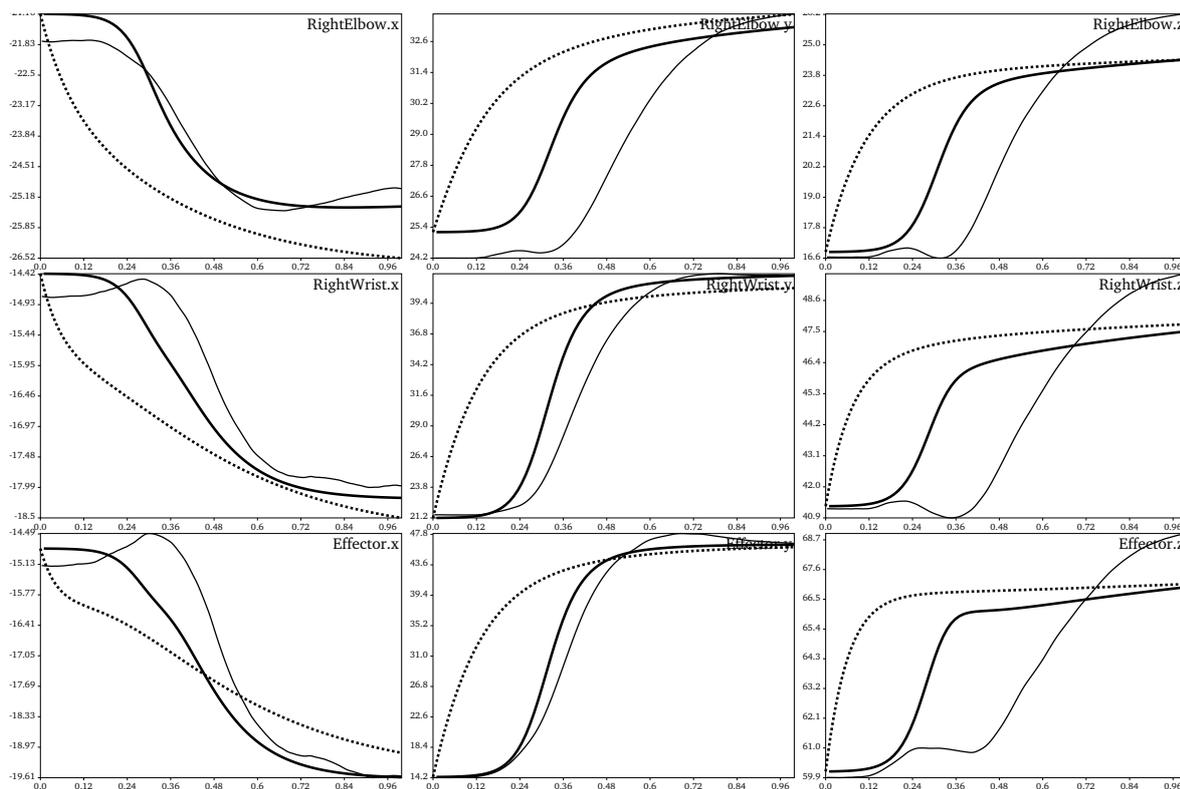


FIGURE 4.23 – Trajectoires des articulations au cours du mouvement pour : le mouvement de référence (trait fin), le mouvement synthétisé sans modèle de synergies (pointillé) et le mouvement synthétisé avec le modèle de synergies paramétré (trait fort), dans le cas de la donnée d’entraînement 011 (score obtenu : 7.26).

constante. Nous ne l’avons donc pas représentée dans ces figures. Afin de s’affranchir du temps des mouvements, leur durée a été normalisée.

Nous représentons pour les données d’entraînement 011 et 080, les coordonnées des articulations pour : le mouvement de référence (en trait fin), le mouvement synthétisé sans modèle de synergies (en pointillés) et le mouvement synthétisé avec le modèle de synergies paramétré (en trait fort). Les figures en annexe C.5 montrent à titre indicatif les mouvements réalisés par l’humanoïde dans ces différentes conditions.

Si les résultats présentés en figures 4.23 et 4.24 montrent que l’utilisation du modèle de synergies permet bien d’améliorer la trajectoire des articulations pour qu’elle se rapproche de la trajectoire initiale, nous pouvons à nouveau observer que le modèle de contrôle ne permet pas de reproduire le bruit présent dans le mouvement humain. Ainsi, nous constatons que les trajectoires sont plus lisses dans les mouvements synthétisés que dans les mouvements capturés.

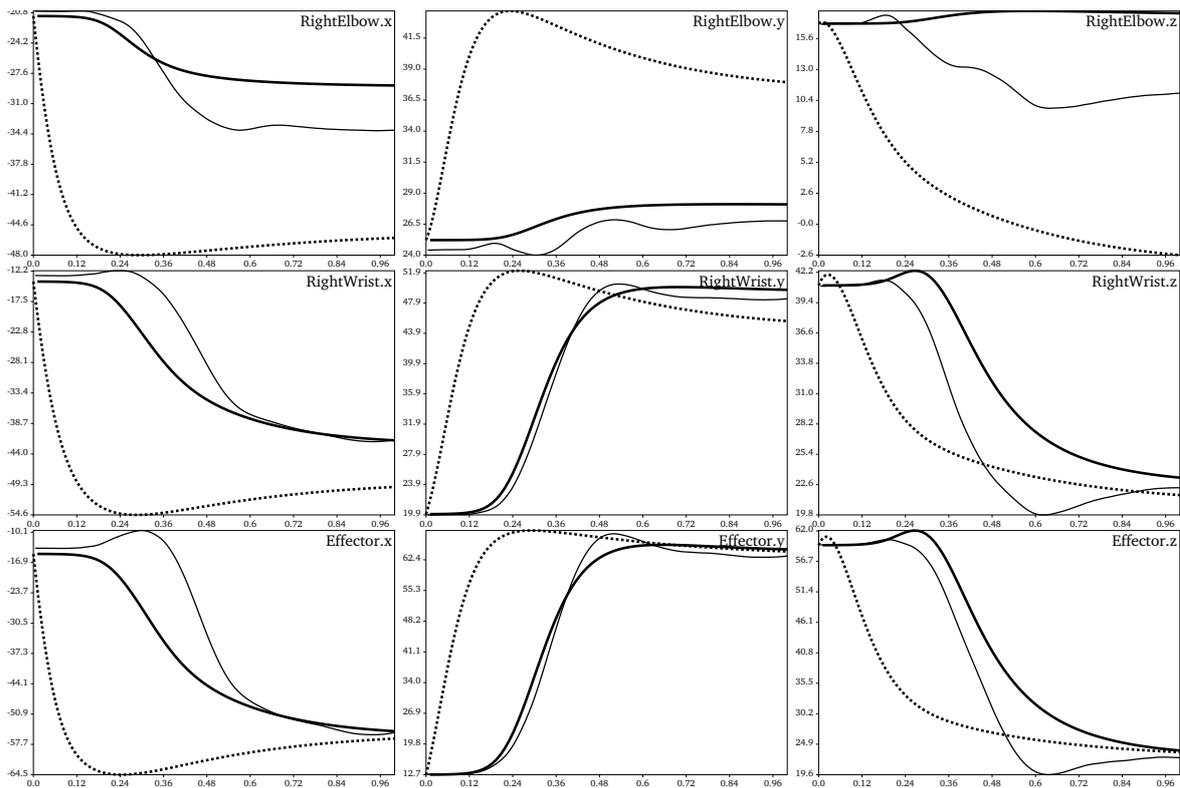


FIGURE 4.24 – Trajectoires des articulations au long du mouvement pour : le mouvement de référence (trait fin), le mouvement synthétisé sans modèle de synergies (pointillés) et le mouvement synthétisé avec le modèle de synergies paramétré (trait fort), dans le cas de la donnée d’entraînement 080 (score obtenu : 20.62).

4.7 Bilan

Les expériences menées dans ce chapitre nous ont permis d’étudier les possibilités de modélisation et d’apprentissage des paramètres du modèle de synergies à partir de mouvements capturés. Dans cette section, nous proposons un bilan de ces résultats afin d’identifier les points forts et les faiblesses du modèle de synergies.

Modèle de synergies

Les premières expériences ont cherché à comparer les résultats pouvant être obtenus avec différents modèles des synergies. Pour se faire, deux critères ont été étudiés : la qualité et la fiabilité des résultats.

En observant les scores obtenus nous avons pu montrer que plus le modèle de synergies était complexe, plus il était possible de modéliser finement le mouvement humain et ainsi

d'obtenir des mouvements synthétisés de plus en plus proches des mouvements capturés. Cependant, en complexifiant le modèle, le nombre de paramètres augmente aussi, rendant l'espace des solutions à explorer de plus en plus grand avec de plus en plus de possibilités de tomber dans des minima locaux. Ainsi, le bilan de ces expériences a permis de choisir un modèle offrant un bon compromis entre la qualité des résultats et leur fiabilité.

Si un nouveau modèle de synergies permettant de représenter plus finement les spécificités du contrôle moteur humain venait à être proposé, le principe de fonctionnement de l'apprentissage pourrait être réutiliser. En effet, cette méthode a été adaptée à tous les modèles de synergies, indifféremment du nombre de paramètres. Cependant, selon le nombre de paramètres utilisés, il pourrait être nécessaire d'adapter l'heuristique pour continuer à assurer la bonne qualité des résultats.

Heuristique

Les expériences suivantes ont consisté à comparer différentes heuristiques afin d'identifier les caractéristiques nécessaires à l'obtention d'un résultat fiable et de bonne qualité.

Les résultats obtenus ont tout d'abord permis de montrer qu'une exploration de l'ensemble du voisinage d'un jeu de paramètres était beaucoup trop coûteuse en calculs avec des temps d'apprentissage dépassant 7 jours pour certains mouvements. Au contraire, l'utilisation de méthodes d'exploration stochastique a montré la possibilité d'obtenir de très bonnes approximations en un temps beaucoup plus raisonnable (≈ 20 minutes par mouvement).

Les différents critères d'évolution utilisés lors de la comparaison d'heuristique ont tous été capables de faire évoluer la population vers une bonne solution. Cependant, nous avons montré qu'un critère explicite de stabilisation de la population permettait d'assurer la fiabilité du résultat. Pouvoir se fier au résultat donné par une seule exécution de l'apprentissage, est un gain de temps pour l'utilisateur qui pourra être sûr d'avoir atteint les paramètres optimaux dès la première exécution.

Si une nouvelle heuristique devait être définie, il serait nécessaire qu'elle remplisse les caractéristiques suivantes :

- ▷ la possibilité d'explorer de nouvelles portions de l'espace pour ne pas tomber dans un minimum local,
- ▷ et l'arrêt de l'optimisation sur un critère de stabilité de la population et non sur un nombre de générations.

Fonction d'optimisation

Nous avons ensuite réalisé des expériences permettant de comparer l'utilisation de différentes fonctions d'optimisation dans le modèle de contrôleur de mouvement.

Lors des premières expériences, la fonction d'optimisation a été changée de la Jacobienne transposée (J^T) à la pseudo-inverse de la Jacobienne (J^+) calculée à partir de la décompo-

sition en valeurs singulières (SVD). Les résultats obtenus ont permis de montrer la capacité du modèle de synergies à améliorer la synthèse de mouvement dans les deux cas, avec des résultats légèrement meilleurs pour la pseudo inverse (J^+).

Une étude approfondie des résultats, nous a amenés à inspecter la relation entre le score obtenu et la valeur des paramètres selon la fonction d'optimisation. Pour cela, nous avons étudié les variations du score obtenu pour différentes variations du jeu de paramètres optimal obtenu.

Les résultats présentés ont mis en évidence la plus forte importance des paramètres dans le cas de la Jacobienne transposée. En effet, de légères variations sur le jeu de paramètres provoquent de plus fortes variations sur le score obtenu. Or, un des intérêts de l'utilisation de paramètres explicites du modèles (gains, pente, retard) est de pouvoir comparer directement leurs valeurs pour identifier si les synergies sont similaires ou différentes.

Afin d'obtenir le jeu de paramètres le plus caractéristique possible de la synergie, il semble alors qu'une fonction d'optimisation de type Jacobienne transposée soit la fonction d'optimisation adaptée.

Caractéristiques des mouvements synthétisés

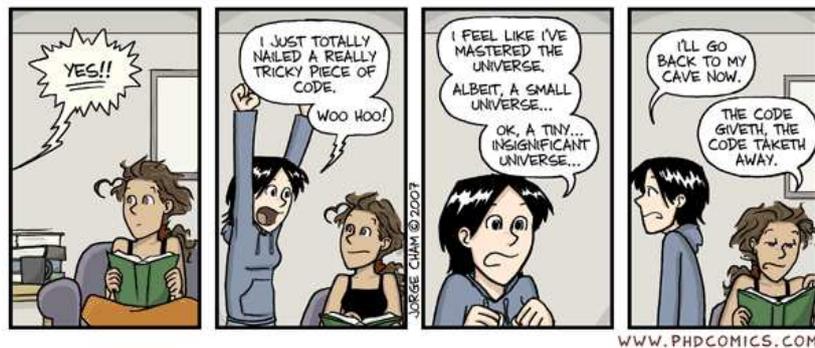
Finalement, nous avons étudié la dynamique du mouvement et les trajectoires des articulations de mouvements synthétisés à l'aide du modèle de synergies. Nous avons comparé les données synthétiques à celles capturées pour évaluer l'amélioration apportée par le modèle.

Les résultats obtenus ont permis de montrer une bonne capacité du modèle à améliorer le réalisme, dans le meilleur comme dans le pire cas d'apprentissage.

Cependant, nous avons aussi pu constater que le résultat obtenu est une version lissée du mouvement d'origine. En effet, la synthèse de mouvements étant basée sur une fonction d'optimisation, aucun bruit n'est introduit dans le mouvement synthétisé. Ainsi une des limites du modèle de contrôle proposé est qu'il ne permet pas de reproduire les irrégularités présentes dans le mouvement humain.

Chapitre 5

Exploitation des résultats



phdcomics.com - MASTER OF THE UNIVERSE

La méthode d'apprentissage proposée précédemment permet d'explorer l'espace des solutions à la recherche du jeu de paramètres le plus représentatif de la synergie mise en oeuvre dans un mouvement capturé. En utilisant cet algorithme, il est donc possible d'associer aux conditions de réalisation du mouvement capturé (posture initiale et position de la cible) le jeu de paramètres permettant de reproduire au mieux la synergie mise en oeuvre.

Cependant, le nombre de conditions initiales et de cibles pouvant être rencontrées par le personnage est infini. Afin de limiter le nombre de mouvements capturés, il est nécessaire de pouvoir réutiliser les connaissances extraites d'un mouvement capturé.

Dans ce chapitre nous proposons donc d'abord une étude préliminaire consistant à évaluer la possibilité de réutiliser un jeu de paramètres dans de nouvelles conditions de synthèse. Nous proposons ensuite de classer les jeux de paramètres appris au sein d'un catalogue de synergies. Celui-ci regroupe les jeux de paramètres similaires et les associe aux conditions initiales appropriées. Un outil de visualisation est proposé conjointement pour analyser les synergies similaires. Finalement, nous étudions l'utilisation de ce catalogue pour l'extrapolation des jeux de paramètres dans de nouvelles conditions.

5.1 Expériences préliminaires

Les expériences réalisées dans cette section montrent les problèmes rencontrés lors des premiers essais de réutilisation d'un jeu de paramètres dans de nouvelles conditions. Nous verrons alors comment supprimer les jeux de paramètres problématiques, à l'aide d'une seconde pénalité introduite dans la fonction d'évaluation \mathcal{F} (cf. section 3.4.2).

5.1.1 Réutilisation d'un jeu de paramètres

Les premiers essais pour tester la réutilisation d'un jeu de paramètres ont été réalisés à l'aide d'une interface de comparaison entre un mouvement synthétisé et un entraînement (cf. fig. 5.1). Dans cette interface, les trajectoires des articulations sont affichées en vert pour le mouvement capturé et en noir pour le mouvement synthétisé.

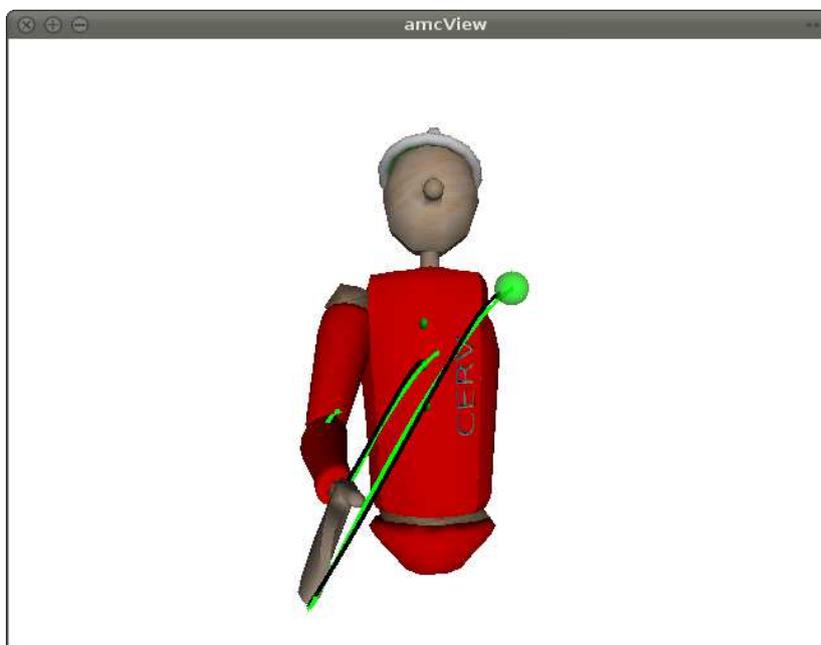


FIGURE 5.1 – Interface de comparaison entre mouvement capturé et mouvement synthétisé. Les trajectoires des articulations sont affichées en vert pour le mouvement capturé et en noir pour le mouvement synthétisé. Le mouvement est synthétisé dans les conditions initiales (posture et position de la cible) du mouvement capturé avec le jeu de paramètres issu du processus d'apprentissage.

Le mouvement synthétisé utilise la posture initiale ainsi que la position de la cible de l'entraînement et le jeu de paramètres issu de l'apprentissage. Afin de tester la réutilisation des jeux de paramètres, nous avons permis le déplacement de la cible. A chaque déplacement de cible, un mouvement partant de la même posture initiale, utilisant le même jeu de paramètres est synthétisé pour atteindre la nouvelle cible.

5.1.2 Problème d'instabilité de la boucle de contrôle

Lors de nos premières manipulations, pour certains entraînements, nous avons pu constater des instabilités de la boucle de contrôle provoquant la synthèse d'un mouvement n'atteignant pas la nouvelle cible. La figure 5.2 montre le cas d'une instabilité provoquée par un jeu de paramètres avec pourtant un déplacement faible de la cible (1 cm). En observant les trajectoires, nous pouvons détacher deux phases dans le contrôle : la première amène bien l'extrémité de la chaîne vers la cible tandis que la seconde l'éloigne. Ces deux phases peuvent être distinguées en observant de près la trajectoire de la main (cf. zoom à droite de la figure 5.2). Pour comprendre la raison de ce problème, nous avons dû analyser le comportement de l'apprentissage des paramètres.

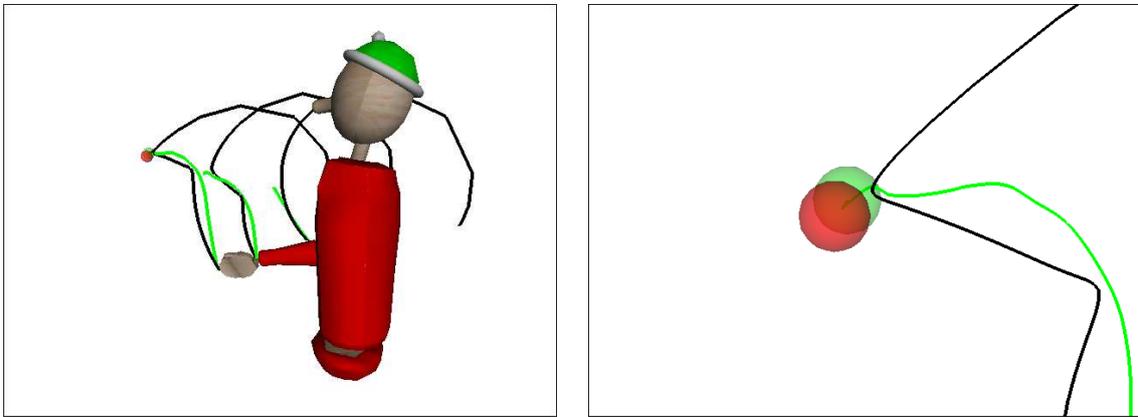


FIGURE 5.2 – Trajectoires des articulations dans le cas du mouvement capturé (en vert) et dans le cas du mouvement synthétisé (en noir). Le mouvement synthétisé présente une instabilité lors de l'atteinte d'une nouvelle cible (ici en rouge). Un zoom (à droite) sur la trajectoire de l'extrémité de la main montre que la main n'atteint jamais la cible.

Lors de la recherche des valeurs optimales des paramètres, un jeu de paramètres peut comporter des gains entraînant une instabilité de la boucle de contrôle, par exemple dans le cas de gains négatifs ou de gains trop élevés. Un critère p_1 est utilisé dans la fonction d'évaluation \mathcal{F} (cf. section 3.4.2) pour déterminer si la cible a été touchée ou pas. Ainsi, si l'instabilité empêche d'atteindre la cible, le jeu de paramètres est pénalisé lors de son évaluation.

Cependant, nous avons constaté que l'instabilité de la boucle de contrôle peut aussi survenir après le premier contact avec la cible. En effet, si l'on n'arrête pas la boucle de contrôle lors du premier contact avec la cible, il est possible de constater que l'extrémité de la main ne s'arrête pas sur la cible (cf. fig. 5.3). Cependant, comme la cible a été touchée, le jeu de paramètres n'est pas pénalisé. En effet, il remplit bien son rôle : reproduire la synergie jusqu'au premier contact avec la cible. En stoppant la synthèse lors du premier contact avec la cible, la fonction d'évaluation passe donc à côté du problème d'instabilité.

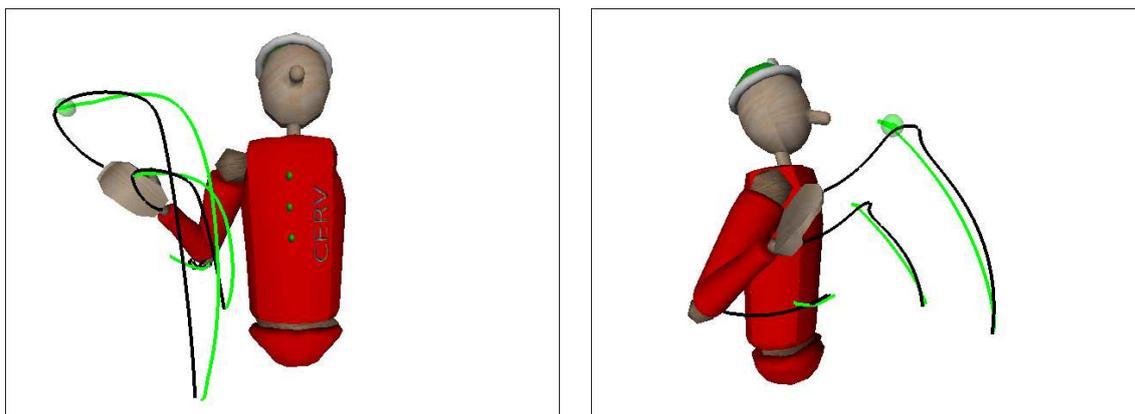


FIGURE 5.3 – Trajectoires des articulations dans le cas où la boucle de contrôle n'est pas stoppée après le premier contact avec la cible. La cible est bien touchée, mais la boucle ne converge pas vers son centre après le premier contact.

Nous proposons dans la fonction suivante une amélioration de la fonction d'évaluation permettant de s'assurer que le jeu de paramètres ne provoque pas d'instabilité de la boucle de contrôle.

5.1.3 Amélioration de la fonction d'évaluation

Afin de s'assurer de la stabilité de la boucle de contrôle et de garantir des capacités d'extrapolation optimales, nous proposons d'introduire une seconde pénalité dans la fonction d'évaluation \mathcal{F} :

$$\mathcal{F}(\mathcal{P}, \mathcal{M}_R) = \max(p_1, p_2) \cdot d_{\mathcal{M}}(\mathcal{M}_S[\mathcal{P}], \mathcal{M}_R) \quad (5.1)$$

avec :

- ▷ \mathcal{P} le jeu de paramètres évalué,
- ▷ \mathcal{M}_R le mouvement de référence,
- ▷ $\mathcal{M}_S[\mathcal{P}]$ le mouvement synthétisé en utilisant \mathcal{P} ,
- ▷ $d_{\mathcal{M}}$ l'opérateur de comparaison entre deux mouvements défini dans la section 3.3,
- ▷ p_1 et p_2 deux pénalités définies selon :

$$p_1 = \begin{cases} 1 & \text{si la cible a été touchée,} \\ 5 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$p_2 = \begin{cases} 1 & \text{si le contrôle est stable après l'atteinte de cible,} \\ 2.5 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Ainsi, si la cible est touchée et que la boucle reste stable, le score est multiplié par l'élément neutre 1. Si la cible est touchée, mais que la boucle est instable par la suite, le score est multiplié par 2.5. Si jamais la cible n'est pas touchée, le score est multiplié par 5.

Nous proposons de vérifier la stabilité de la boucle de contrôle en vérifiant la condition suivante :

$$\forall t \text{ tel que } t_c \leq t \leq T_{max}, \|\mathcal{H}(Q_t) - \mathcal{X}_T\| \leq \epsilon \quad (5.2)$$

avec t_c l'instant de contact avec la surface de cible \mathcal{X}_T et T_{max} la durée maximum de synthèse. L'équation 5.2 signifie qu'à partir de l'instant où le premier contact se produit (t_c) l'extrémité de la main reste en contact avec la cible. Ce second critère d'évaluation d'un individu ne pouvant être que vrai ou faux, il est possible de l'utiliser comme une pénalité appliquée à la distance.

Expériences

Afin de vérifier la capacité du critère de stabilité p_2 à assurer la stabilité de la boucle de contrôle, nous avons relancé l'apprentissage d'un jeu de paramètres sur un entraînement qui avait précédemment posé problème, mais cette fois ci avec le critère p_2 .

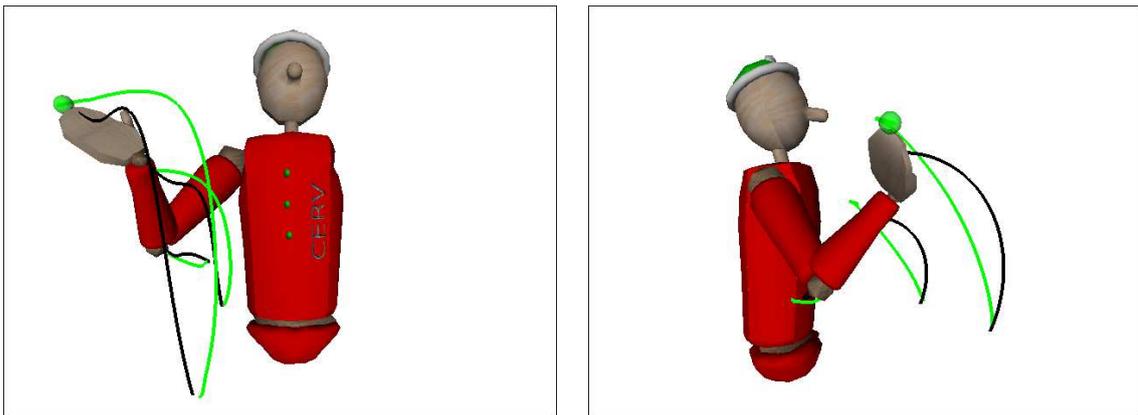


FIGURE 5.4 – Trajectoires des articulations dans le cas où la boucle de contrôle n'est pas stoppée après le premier contact avec la cible. Grâce à l'utilisation du critère de stabilité p_2 lors de l'apprentissage la boucle de contrôle converge vers le centre de la cible.

La figure 5.4 présente, pour le même entraînement que celui de la figure 5.3, le mouvement synthétisé avec un jeu de paramètres résultant de l'apprentissage avec le critère de stabilité p_2 . Dans le cas de l'apprentissage sans critère de stabilité (cf. fig. 5.3), une fois la cible atteinte, l'extrémité de la main ne converge plus vers le centre de la cible mais poursuit sa trajectoire. Au contraire, en utilisant le critère de stabilité p_2 (cf. fig. 5.4), l'extrémité de la main continue bien à converger vers la cible.

Nous avons constaté que l'introduction du critère de stabilité p_2 dans la fonction d'évaluation des jeux de paramètres permettait bien d'éliminer les jeux de paramètres provoquant des instabilités après le premier contact avec la cible. Nous avons aussi pu remarquer une réduction des écarts types au niveau des scores et des valeurs des paramètres (cf. annexes

C.6.1 pour les résultats sans p_2 et C.2.3 pour les résultats avec p_2). En effet, l'ensemble des minima locaux présentant des instabilités est éliminé par le critère de stabilité. Les jeux de paramètres obtenus lors d'apprentissages indépendants sont donc plus concentrés.

Les expériences réalisées dans la section suivante montrent l'impact de différentes caractéristiques de l'apprentissage (critère de stabilité, limites des gains) sur la réutilisation des jeux de paramètres appris dans de nouvelles conditions.

5.1.4 Conditions d'apprentissage optimales pour la réutilisation des paramètres

Dans les expériences suivantes, nous cherchons à comparer les possibilités de réutilisation d'un jeu de paramètres dans de nouvelles conditions en fonction des conditions d'apprentissage. Pour cela, nous proposons un critère permettant d'évaluer la possibilité de réutiliser un jeu de paramètres sur de nouvelles cibles. Nous l'utilisons pour comparer trois conditions d'apprentissage :

1. $g_i \in [-10.0, 20.0]$, sans critère de stabilité p_2 ,
2. $g_i \in [-10.0, 20.0]$, avec critère de stabilité p_2 ,
3. $g_i \in [0.01, 20.0]$, avec critère de stabilité p_2 .

Les autres conditions d'apprentissage sont les mêmes dans les trois cas. Nous utilisons une fonction d'optimisation de type Jacobienne transposée (αJ^T) pour laquelle nous fixons α à 0.003. Une heuristique de type recuit simulé adapté est utilisée (cf. section 4.4.3) avec le modèle de synergies intermédiaire (utilisant une sigmoïde pour tous les degrés de liberté et un gain par degré de liberté). Les valeurs des paramètres de la sigmoïde sont limitées à : $o \in [0.0, 10.0]$, $s \in [0.5, 20.0]$.

Les résultats détaillés des apprentissages effectués dans les conditions respectives 1, 2 et 3 sont disponibles respectivement en annexe C.6.1, C.2.3 et C.3.3. L'objectif de cette étude n'est cependant pas d'examiner les valeurs obtenues, mais leur capacité à être réutilisées dans de nouvelles conditions.

Évaluer les possibilités de réutilisation d'un jeu de paramètres

Afin de tester les possibilités de réutilisation d'un jeu de paramètres \mathcal{P}_a obtenu pour une donnée d'entraînement $\mathcal{T}_a = \{\mathcal{X}_a, \mathcal{Q}_{I,a}, \mathcal{M}_{R,a}\}$, nous proposons de disposer de nouvelles cibles $\mathcal{X}_{test} \neq \mathcal{X}_a$ autour de \mathcal{X}_a et de tester combien de ces cibles peuvent être atteintes par le jeu de paramètres \mathcal{P}_a .

Afin de couvrir un maximum d'espace, les cibles de test \mathcal{X}_{test} sont disposées en *étoile* autour de la cible originale \mathcal{X}_a (cf. fig. 5.5). Pour ne pas fausser les résultats obtenus pour les cibles les plus éloignées, seules les cibles physiquement accessibles (pas trop loin) par le personnage sont gardées. En effet, la chaîne articulée contrôlée ne comportant que le bras



FIGURE 5.5 – Disposition des cibles de test (\mathcal{X}_k) en étoile autour de la cible originale (\mathcal{X}_a).

de l'humanoïde, certaines des cibles peuvent être trop éloignées pour être accessibles. La possibilité de réutilisation d'un jeu de paramètres est exprimée par le quotient :

$$q_r = \frac{n_{\text{cibles atteintes}}}{n_{\text{cibles accessibles}}}$$

Plus un jeu de paramètres permet d'atteindre de nouvelles cibles, plus son quotient de réutilisation est proche de 100%. Ce critère ne prend pas en compte la qualité des mouvements synthétisés. En effet, les cibles \mathcal{X}_{test} sont de nouvelles cibles pour lesquelles aucune donnée capturée n'est disponible pour la comparaison.

Résultats

Les résultats présentés figure 5.6 montrent pour chacune des 30 données d'entraînement le pourcentage de cibles accessibles atteintes autour de la cible originale en fonction des conditions d'apprentissage.

Dans un premier temps, nous avons constaté l'amélioration des capacités d'extrapolation obtenues par l'introduction du critère de stabilité p_2 . Cependant ce résultat reste encore assez faible avec un taux moyen d'environ 43.95%. Une étude des mouvements synthétisés nous a permis de constater que les gains négatifs pouvaient encore provoquer des instabilités du contrôleur dans certains cas. En effet, le critère de stabilité p_2 n'assure la stabilité de la boucle de contrôle que dans les conditions de l'entraînement. Selon la position de la cible, il

| Id. | Quotient de réutilisation (q_r , en %) | | |
|------|---|---------------------------------------|---------------------------------------|
| | $g_i \in [0.01, 20.0]$ avec p_2 | $g_i \in [-10.0, 20.0]$ avec p_2 | $g_i \in [-10.0, 20.0]$ sans p_2 |
| 005 | 88.7 | 86.0 | 62.6 |
| 007 | 77.7 | 17.9 | 11.8 |
| 009 | 60.1 | 44.9 | 26.1 |
| 010 | 87.2 | 41.8 | 3.5 |
| 011 | 83.3 | 33.9 | 0.8 |
| 012 | 69.8 | 19.8 | 3.3 |
| 013 | 71.0 | 61.5 | 13.8 |
| 014 | 34.8 | 22.4 | 15.8 |
| 025 | 81.1 | 67.5 | 1.9 |
| 028 | 64.2 | 46.7 | 4.0 |
| 029 | 76.4 | 78.9 | 20.6 |
| 030 | 51.0 | 57.1 | 20.1 |
| 032 | 39.7 | 23.2 | 1.5 |
| 034 | 64.1 | 15.7 | 29.7 |
| 042 | 84.1 | 33.9 | 7.4 |
| 045 | 68.1 | 20.0 | 21.0 |
| 049 | 79.1 | 41.6 | 1.7 |
| 051 | 86.0 | 73.6 | 35.5 |
| 052 | 43.5 | 5.9 | 3.8 |
| 054 | 37.7 | 17.1 | 0.0 |
| 055 | 69.8 | 21.0 | 5.8 |
| 056 | 69.3 | 68.6 | 11.5 |
| 066 | 81.8 | 85.0 | 72.1 |
| 067 | 80.1 | 45.7 | 8.2 |
| 080 | 25.0 | 31.6 | 59.8 |
| 081 | 80.5 | 62.3 | 14.1 |
| 082 | 81.0 | 37.5 | 1.7 |
| 085 | 55.7 | 58.1 | 24.8 |
| 086 | 17.1 | 54.7 | 27.0 |
| 089 | 26.5 | 44.6 | 34.6 |
| moy. | 64.48 | 43.95 | 18.15 |

FIGURE 5.6 – Pourcentage de cibles atteintes lors de l’extrapolation, avec ou sans p_2 pour des gains positifs ou négatifs et avec p_2 en limitant les gains à des valeurs positives.

est possible que la commande ΔQ_i appliquée à un degré de liberté reste peu élevée au cours du mouvement. Ainsi lorsqu’un gain est appliqué deux situations peuvent se présenter :

1. pour avoir une influence il est nécessaire que ce gain soit élevé,
2. si le gain est trop faible, il n’aura que peu d’influence et pourra prendre indifféremment une valeur positive ou négative.

Lorsque ce gain est réutilisé pour atteindre une nouvelle cible, la commande ΔQ_i peut être plus élevée. Dans ce cas, selon le gain retenu précédemment, les deux effets suivants peuvent

se produire :

1. avec un gain trop élevé ou négatif, la commande sur le degré de liberté peut provoquer une instabilité,
2. avec un gain trop faible, la commande $\Delta Q'_i$ n'a plus d'effet et l'articulation est bloquée.

Afin d'améliorer les capacités d'extrapolation de notre modèle, nous avons alors limité les gains à des valeurs positives et non nulles telles que $g_i \in [0.01, 20.0]$, puis réalisé à nouveau les apprentissages et testé l'extrapolation. Les résultats obtenus ont montré un fonctionnement similaire de l'apprentissage avec un écart type faible (cf. annexe C.3.3). Les possibilités d'extrapolation ont cependant été améliorées de 20% (cf. fig. 5.6). Nous avons alors pu constater que tous les effets d'instabilité provoqués par des gains négatifs ont été annulés. Les 35% de cas restant de cibles non atteintes sont à attribuer aux derniers effets que nous n'avons pas pu contourner : le blocage d'une articulation avec un gain proche de 0.

Les conditions permettant d'atteindre le meilleur quotient de réutilisation des jeux de paramètres (q_r) sont l'utilisation de gains positifs et du critère de stabilité p_2 . En effet, les gains négatifs peuvent provoquer des instabilités lors de l'extrapolation même si le critère p_2 assure la stabilité de la boucle de contrôle dans les conditions données par l'entraînement.

Les jeux de paramètres obtenus dans ces conditions d'apprentissage sont maintenant utilisés. La section suivante propose un mécanisme de classification des synergies permettant le regroupement des jeux de paramètres appris. Cette structure est finalement utilisée pour analyser les synergies et extrapoler les jeux de paramètres lorsque de nouvelles conditions sont rencontrées lors de la synthèse de mouvements.

5.2 Classification des synergies

Afin de regrouper l'ensemble des paramètres appris dans une même structure, nous proposons d'introduire un mécanisme de liaison permettant de mettre en relation les différents éléments nécessaires à la synthèse du geste :

- ▷ la posture initiale,
- ▷ la position de la cible,
- ▷ et le jeu de paramètres représentant la spécificité de la synergie.

Il n'est cependant pas nécessaire de les lier au mouvement original. En effet, ce sont les jeux de paramètres qui sont utilisés pour représenter la synergie.

Nous proposons de représenter le lien entre ces trois données sous la forme :

$$\mathcal{L} = \{Q, \mathcal{X}, \mathcal{P}\}$$

avec Q une posture, \mathcal{X} la position d'une cible et \mathcal{P} un jeu de paramètres.

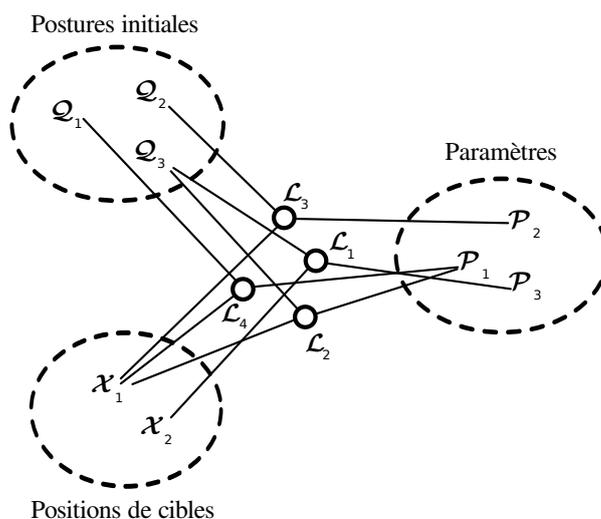


FIGURE 5.7 – Utilisation de liens pour représenter les relations entre posture initiale, position de la cible et paramètres.

Dans un premier temps, les liens entre les données d’entraînement et les jeux de paramètres issus de l’apprentissage peuvent être créés. Ainsi, pour chaque entraînement $T_i = \{Q_{I,i}, X_i, M_{R,i}\}$ pour lequel est obtenu un jeu de paramètres P_i , il est possible de définir le lien $\mathcal{L}_i = \{Q_{I,i}, X_i, P_i\}$. Cependant, il est aussi possible de lier différents liens à une même posture, une même position de cible ou un même jeu de paramètres afin d’exprimer différentes relations.

Une première relation mise en évidence peut être l’atteinte d’une même cible à partir de différentes postures initiales, par exemple dans la figure 5.7, selon les liens \mathcal{L}_2 , \mathcal{L}_3 et \mathcal{L}_4 , la cible X_1 est atteinte respectivement depuis les postures Q_3 , Q_2 et Q_1 .

La seconde relation possible est comment atteindre différentes cibles à partir d’une même posture, par exemple dans la figure 5.7, les cibles X_1 et X_2 sont atteintes depuis la posture Q_3 .

Le dernier type de relation est la possibilité d’associer une même synergie à différentes conditions de réalisation du mouvement. Dans l’exemple donné figure 5.7, le jeu de paramètres P_1 est associé aux mouvements partant de Q_1 ou Q_3 et allant vers X_1 . Nous verrons dans la section 5.3.2 comment utiliser cette relation pour analyser les synergies d’une personne à l’aide d’un outil de visualisation.

5.2.1 Regroupement des données

Afin de regrouper les postures initiales, les positions de cibles ou les jeux de paramètres, nous proposons d’utiliser l’algorithme k -means (Lloyd, 1982). Cet algorithme de partitionnement permet de séparer un jeu de données en k groupes contenant les individus les plus

proches selon un critère de distance donné. A l'issue de l'exécution de l'algorithme, chaque groupe est représenté par la moyenne des individus du groupe. Le jeu de paramètres représentant le groupe contenant un jeu de paramètres \mathcal{P} est représenté par $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}]$. Une implémentation fonctionnelle de cet algorithme pour des données en deux dimensions est donnée en annexe B.3, cet algorithme peut cependant être utilisé sur n dimensions.

Un détail intéressant de cet algorithme est la nécessité de spécifier le nombre de groupes. En effet, le regroupement des données étant fait sur des données capturées donc légèrement bruitées, il est possible que deux postures initiales ou deux positions de cibles diffèrent légèrement, cependant la personne ayant capturé les données sait combien de postures différentes ou de cibles différentes ont été utilisées. Ainsi l'algorithme effectue le travail de filtrage à sa place. La spécification du nombre de groupes, dans le cas des jeux de paramètres, permet à l'utilisateur de spécifier la granularité désirée.

Nous nous intéressons maintenant à la comparaison entre positions de cibles, postures initiales ou jeux de paramètres.

Position des cibles et postures initiales

Afin de regrouper des données à l'aide de l'algorithme k -means, une mesure de distance entre deux éléments est nécessaire. La distance euclidienne entre deux cibles est utilisée pour les comparer :

$$d_{\mathcal{X}}(\mathcal{X}_A, \mathcal{X}_B) = \|\mathcal{X}_A - \mathcal{X}_B\|$$

La distance entre postures a quant à elle déjà été débattue en section 3.3.1, lors de la comparaison de deux mouvements. Nous réutilisons donc ici la mesure effectuée dans l'espace euclidien. La distance $d_{\mathcal{Q}}$ entre les deux postures est calculée comme la somme des distances entre les marqueurs disposés sur la chaîne, selon l'équation :

$$d_{\mathcal{Q}}(\mathcal{Q}_A, \mathcal{Q}_B) = \sum_{j=1}^m \|\mathcal{X}_j[\mathcal{Q}_A] - \mathcal{X}_j[\mathcal{Q}_B]\|$$

avec $\mathcal{X}_j[\mathcal{Q}]$ la position du marqueur j pour la posture \mathcal{Q} et m le nombre de marqueurs dans la chaîne articulée (un par articulation, plus un pour l'extrémité de la chaîne, cf. section 3.3.1).

Jeux de paramètres

Un jeu de paramètres \mathcal{P} permet de représenter les caractéristiques temporelles et spatiales de la synergie mise en oeuvre par un individu lors de l'atteinte d'une cible. Sa constitution est, dans le cas d'une chaîne articulée à n degrés de liberté et d'un modèle de synergies intermédiaire (cf. section 4.3.3) :

$$\mathcal{P} = \{o, s, g_1, \dots, g_n\}$$

avec o et s les paramètres de la composante temporelle de la synergie et g_1, \dots, g_n les paramètres de la composante spatiale.

Lors de la recherche des paramètres, l'heuristique est chargée d'explorer l'espace des paramètres (cf. section 3.4). Les valeurs des paramètres fournies vont permettre de modifier la synergie mise en oeuvre lors de la synthèse afin d'obtenir un mouvement le plus proche possible du mouvement original.

Ainsi, toute modification d'une valeur : o , s ou g_i va entraîner une modification des trajectoires des articulations ou de la dynamique temporelle du mouvement. Il existe cependant une exception. Les gains g_i sont appliqués respectivement aux composantes du vecteur ΔQ tel que $\Delta Q'_i = g_i \cdot \text{sig}(s \cdot t - o) \Delta Q_i$. En effet, lorsque la commande ΔQ_i est nulle, le gain g_i est neutralisé et toute valeur peut être choisie sans modification du mouvement produit. Le problème ne se pose pas avec les paramètres o et s qui sont communs à tous les degrés de liberté.

Nous proposons d'associer à tout gain g_i appliqué au i -ème degré de liberté un coefficient r_i tel que :

$$r_i = \begin{cases} 0 & , \text{si } \forall t \in [0, T], \Delta Q_i(t) = 0 \\ 1 & , \text{si } \exists t \in [0, T], \text{ tel que } \Delta Q_i(t) \neq 0 \end{cases}$$

avec T la durée du mouvement. Un vecteur d'importance \mathcal{R} est ensuite associé à chaque jeu de paramètres \mathcal{P} tel que :

$$\mathcal{R} = \{1, 1, r_1, \dots, r_n\}$$

avec les deux premières composantes à 1 pour les paramètres o et s et les coefficients r_i disposés à la suite en fonction de la commande ΔQ_i appliquée au degré de liberté.

Afin de ne pas prendre en compte les gains ayant un coefficient d'importance nul, la distance entre deux vecteurs \mathcal{P}_a et \mathcal{P}_b est définie comme :

$$d_{\mathcal{P}}(\mathcal{P}_a, \mathcal{P}_b) = \sqrt{\sum_{k=0}^{n+2} \mathcal{R}_{a,k} \mathcal{R}_{b,k} (\mathcal{P}_{a,k} - \mathcal{P}_{b,k})^2}$$

avec $\mathcal{V}_{a,k}$ la composante k du vecteur \mathcal{V}_a , \mathcal{R}_a et \mathcal{R}_b les vecteurs d'importance associés respectivement au jeux de paramètres \mathcal{P}_a et \mathcal{P}_b . Il est ainsi possible de regrouper les jeux de paramètres sans prendre en compte les gains n'ayant pas d'influence sur le mouvement obtenu.



Nous avons fait le choix de traiter les paramètres de la composante temporelle au même titre que les paramètres de la composante spatiale bien que le décalage temporel soit en secondes alors que les autres paramètres soient des gains sans unités. Les expériences suivantes sont toutes réalisées avec ce même critère de comparaison.

5.2.2 Formation du catalogue de synergies

Le catalogue des synergies d'une personne est formé à l'issue de l'apprentissage à partir des entraînements fournis et des jeux de paramètres obtenus (cf. fig. 5.8). Cependant au

lieu de contenir l'ensemble de ces données, un regroupement peut être effectué au sein de chaque type de données. Les liens sont créés à la suite de cette phase de regroupement sur les individus représentant les groupes formés (cf. fig. 5.8).

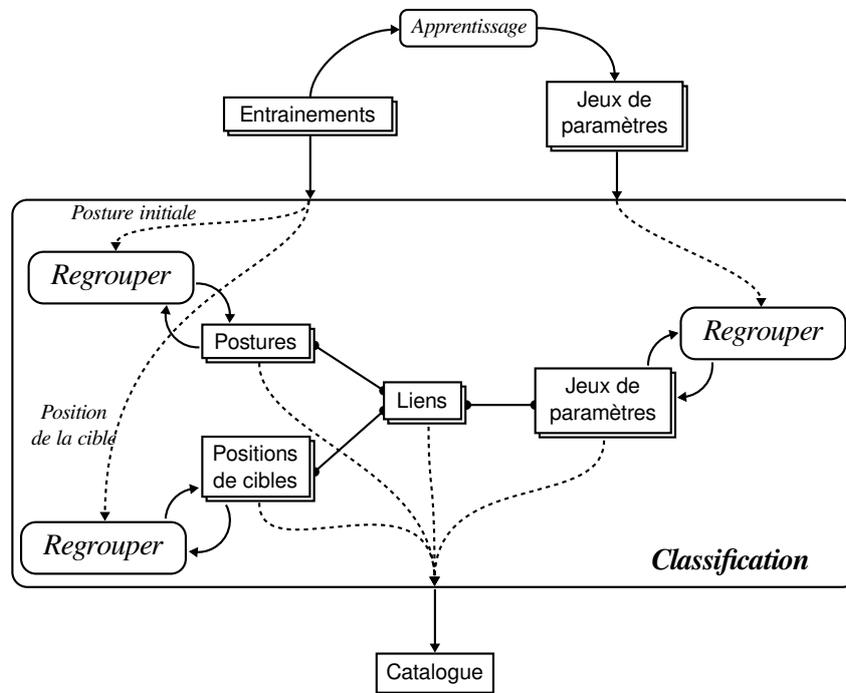


FIGURE 5.8 – La classification des synergies consiste à regrouper les postures, positions de cibles et jeux de paramètres similaires puis à établir des liens entre les conditions initiales et le jeu de paramètres à utiliser.

L'algorithme k -means utilisé pour le regroupement des données possède une phase d'initialisation stochastique pouvant entraîner une variation dans la qualité des groupes obtenus. Essayer l'ensemble des initialisations possibles de l'algorithme est cependant beaucoup trop coûteux en calcul ($C_{n_{mvt}}^{k_p}$ itérations de l'algorithme) bien que le regroupement des données soit assez rapide. De bons résultats peuvent cependant être obtenus avec un grand nombre d'itérations de l'algorithme. Lors de nos expériences, nous avons réalisé 10^4 itérations de l'algorithme k -means et gardé le meilleur résultat. Aucune garantie n'est cependant fournie quant au caractère optimal du résultat.

5.3 Expériences sur la classification

Dans cette section, nous utilisons les jeux de paramètres obtenus par apprentissage à l'aide de l'heuristique de type recuit simulé (cf. section 4.4.3), avec l'utilisation de gains positifs et de la pénalité p_2 pour une meilleure possibilité de réutilisation des résultats (cf. section 5.1). Nous avons appliqué ce processus d'apprentissage aux 90 données d'entraînement obtenues à l'issue de la séance de capture (cf. section 4.1).

Nous rappellerons que les 90 mouvements correspondent à 90 atteintes de cibles partant d'une posture initiale similaire (position de confort du sujet) et atteignant 3 fois chacune des 30 cibles (3×30 cibles \rightarrow 90 mouvements). Ainsi deux jeux de données sont définis dans les expériences suivantes. Le premier contient les jeux de paramètres ayant obtenus les meilleurs scores pour chaque cible, soit 30 données d'entraînement et 30 jeux de paramètres associés ($n_{mvt} = 30$). Le second contient l'ensemble des données d'entraînement et l'ensemble des jeux de paramètres associés ($n_{mvt} = 90$).

Nous proposons maintenant deux études relatives au regroupement des données. La première consiste à analyser la perte de qualité provoquée par le regroupement des données. La seconde étude présente un outil permettant de visualiser les synergies similaires en s'appuyant sur le catalogue de synergies.

5.3.1 Perte de qualité due au regroupement des données

Après regroupement des données, le jeu de paramètres \mathcal{P}_i associé à la posture initiale \mathcal{Q}_i et à la position de la cible \mathcal{X}_i est remplacé par le jeu de paramètres moyen représentant le groupe contenant \mathcal{P}_i : $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i]$ (cf. section 5.2.1).

Or, si tous les jeux de paramètres constituant le groupe auquel appartient \mathcal{P}_i ne sont pas strictement égaux, on a : $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i] \neq \mathcal{P}_i$. C'est à dire que le jeu de paramètres moyen représentant le groupe contenant \mathcal{P}_i ne possède pas les mêmes valeurs que \mathcal{P}_i . Lors de la synthèse de mouvement, cette différence dans les valeurs des paramètres se traduit par une différence dans le mouvement obtenu.

L'objectif de cette expérience est d'étudier l'impact du regroupement des jeux de paramètres sur la qualité de reproduction des synergies. Pour cela, nous avons étudié la perte de qualité lors de la synthèse en fonction du nombre $k_{\mathcal{P}}$ spécifié lors du regroupement des jeux de paramètres.

Afin d'étudier l'impact du regroupement de données sur la qualité du mouvement synthétisé, nous proposons un coefficient q_c défini tel que :

$$q_c = \frac{\mathcal{F}(\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i], \mathcal{M}_{R,i}) - \mathcal{F}(\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i})}{\mathcal{F}(\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i})}$$

avec \mathcal{P}_i le jeu de paramètres obtenu lors de l'apprentissage sur le mouvement de référence $\mathcal{M}_{R,i}$, $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i]$ le jeu de paramètres obtenu après regroupement et \mathcal{F} la fonction d'évaluation d'un jeu de paramètres (cf. section 3.4.2). Le quotient q_c compare :

- ▷ le score obtenu avec le jeu de paramètres résultant de l'apprentissage (\mathcal{P}_i),
- ▷ au score obtenu dans les mêmes conditions en utilisant le jeu de paramètres moyen du groupe ($\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i]$).

Le quotient q_c obtenu permet de connaître le pourcentage de perte sur le score. Si q_c est proche de 0, la perte est très faible et plus q_c sera élevé, plus la perte sera grande.

Sur un jeu d'entraînements limité

Dans cette première expérience, nous utilisons le jeu de donné limité aux 30 meilleurs entraînements. Ainsi les catalogues de synergies formés pour $k_{\mathcal{P}} \in [1; 30]$ contiendront :

- ▷ 1 groupe représentant l'ensemble des postures initiales,
- ▷ 30 groupes représentant chacun une des 30 cibles,
- ▷ $k_{\mathcal{P}}$ groupes représentant les jeux de paramètres obtenus par apprentissage,
- ▷ et 30 liens représentant les liaisons entre conditions initiales et jeux de paramètres.

Nous avons étudié l'impact du regroupement des données en faisant la moyenne des quotients q_c pour chacun des 30 entraînements, en fonction du nombre de groupes $k_{\mathcal{P}}$ imposé à l'algorithme de classification. Les résultats donnés en figure 5.9, montrent le pourcentage moyen de perte en fonction du nombre de groupes. Le détail des résultats peut être consulté en annexe C.7.

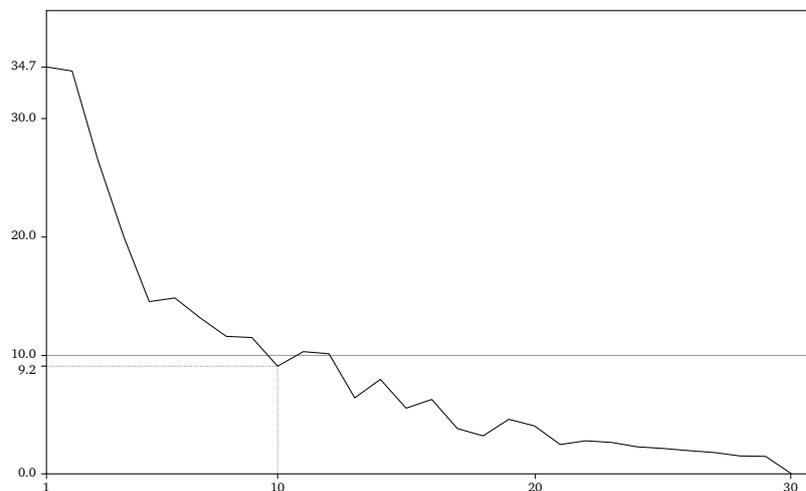


FIGURE 5.9 – Pourcentage moyen de perte en qualité (q_c , en ordonnée), en fonction du nombre de groupes de synergies pour 30 données ($k_{\mathcal{P}}$, en abscisse).

Les résultats montrent une perte maximum de 35% pour un catalogue ne contenant qu'un seul groupe de synergies. Globalement, on observe une diminution de la perte avec l'augmentation du nombre de groupes. Ainsi à partir de 10 groupes, la perte descend en dessous de 10%. Pour un nombre de groupes égal au nombre de jeux de paramètres, la différence est nulle, en effet chaque jeu de paramètres forme son propre groupe.

Sur le jeu d'entraînements complet

Le même test a ensuite été réalisé en reprenant l'ensemble des mouvements avec les répétitions d'atteinte des différentes cibles. Ainsi, 90 données d'entraînement et résultats d'apprentissage ont été utilisés dans le catalogue de synergies. Une nouvelle fois, les catalogues de synergies ont été formés pour $k_{\mathcal{P}} \in [1; 90]$. Le même quotient q_c a été utilisé pour étudier la

perte engendrée par le regroupement. La courbe en trait plein présentée en figure 5.10 montre le quotient q_c moyen obtenu en fonction du nombre $k_{\mathcal{P}}$ de groupes de jeux de paramètres formés dans le catalogue. La courbe précédente, obtenue pour un jeu d’entraînement limité est reportée en pointillés (cf. fig. 5.9).

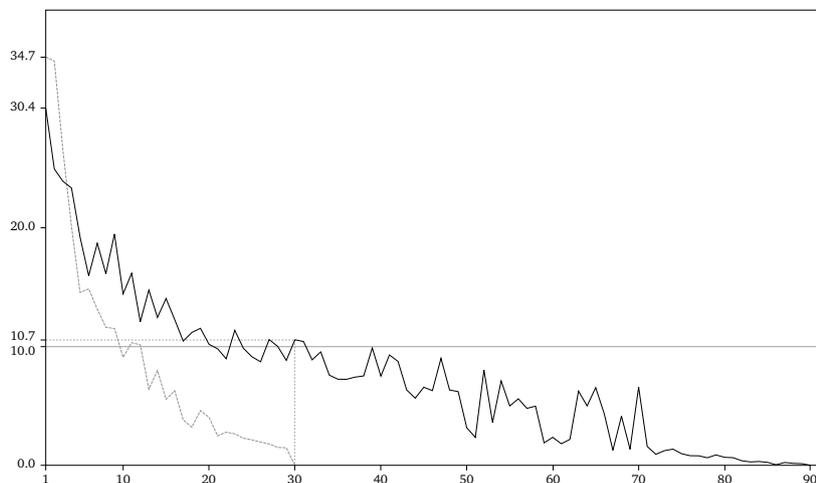


FIGURE 5.10 – Pourcentage moyen de perte en qualité (q_c , en ordonnée), en fonction du nombre de groupes de synergies ($k_{\mathcal{P}}$, en abscisse) pour : 90 données (en trait fort) et 30 données (en pointillés).

Théoriquement, chaque cible étant atteinte trois fois, si les mouvements étaient identiques, lorsque le seuil des 30 groupes aurait été atteint, la différence aurait dû être nulle. Nous constatons cependant qu’une fois arrivé à 30 groupes la perte de qualité exprimée par le quotient q_c était toujours de 10.7%. En effet, nous l’avons vu dans le chapitre précédent lors de l’étude préliminaire sur les mouvements (cf. section 4.2), une personne atteignant la même cible en partant de la même posture initiale ne réalise pas exactement le même mouvement. Il est donc normal de constater cette différence.

Une dernière remarque est l’aspect discontinu de la courbe. Nous pensons que ce bruit est dû à l’aspect aléatoire de la phase d’initialisation de l’algorithme. Comme il est beaucoup trop long de tester toutes les initialisations possibles, nous nous limitons à lancer l’algorithme de regroupement 10^4 fois. Cependant, l’initialisation optimale n’est pas forcément rencontrée, ce qui peut entraîner ce genre de variations.

5.3.2 Analyse des synergies

Nous proposons maintenant un outil de visualisation des groupes de synergies. Cet outil peut être utilisé pour étudier les synergies similaires pour une même posture initiale et différentes cibles.

Les visuels fournis par cet utilitaire sont présentés en figures 5.11, 5.12 et 5.13. Dans ces captures d’écran, l’outil est appliqué aux 30 données d’entraînement utilisées lors des

expériences précédentes afin de visualiser pour la même posture de départ, le regroupement des synergies en fonction de la position de la cible. L'objectif de cet outil est de permettre à un expert des sciences du mouvement d'étudier la répartition des synergies en fonction des conditions initiales du mouvement.

Dans un premier temps, nous avons forcé le nombre de groupes de synergies à deux. Nous avons pu constater une segmentation des cibles à droite et à gauche de l'épaule de l'humanoïde (cf. fig. 5.11). Il semble donc que le sujet lors de la capture ait eu des synergies représentées par des jeux de paramètres proches selon la position de la cible (à gauche ou à droite) par rapport à son épaule.

Le découpage suivant, en trois groupes, fait apparaître un nouveau groupe (en jaune) situé entre les deux zones précédentes, plutôt à l'extrémité de la zone d'accessibilité du sujet (cf. fig. 5.12). Pour finir, le dernier découpage, en 4 zones, détache un ensemble de cibles sur la gauche de l'humanoïde (cf. fig. 5.13).



FIGURE 5.11 – Regroupement des synergies apprises sur 30 données d'entraînement en 2 groupes.

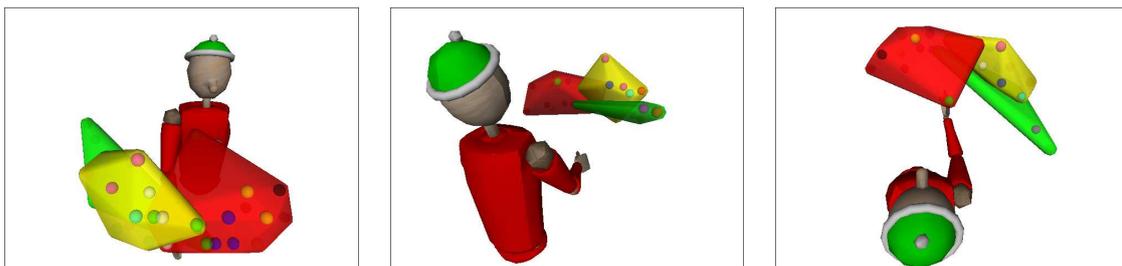


FIGURE 5.12 – Regroupement des synergies apprises sur 30 données d'entraînement en 3 groupes.

Les premières observations réalisées sur la répartition des synergies en fonction de la position de la cible à atteindre, nous laissent penser que le découpage des synergies devrait être fait non seulement selon la position de la cible par rapport à l'épaule (gauche, droite), mais aussi par rapport à l'éloignement entre la cible et l'épaule. Ces résultats restent cependant préliminaires.

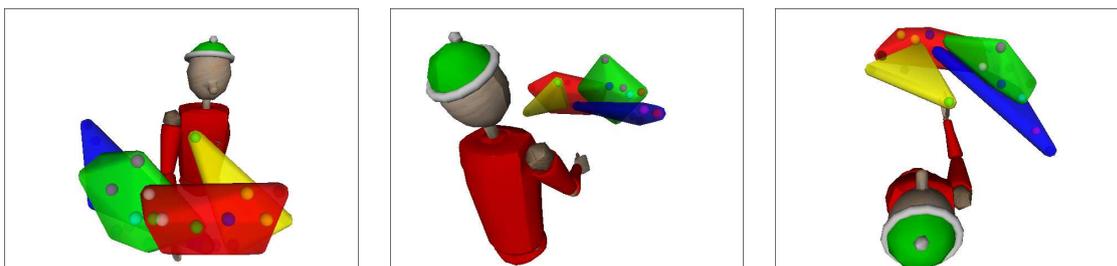


FIGURE 5.13 – Regroupement des synergies apprises sur 30 données d’entraînement en 4 groupes.

5.4 Extrapolation des synergies

Le catalogue de synergies, permet d’associer les jeux de paramètres représentant les synergies d’un individu aux conditions initiales correspondantes. Nous proposons ici d’utiliser cette base de données pour extrapoler les synergies apprises, c’est à dire trouver le jeu de paramètres représentant la synergie la plus probable pour une posture initiale et une position de cible quelconques. Ce mécanisme peut alors être utilisé pour synthétiser les mouvements les plus réalistes possibles, quelque que soit la cible à atteindre, à partir d’un ensemble restreint de mouvements capturés.

5.4.1 Extrapolation des jeux de paramètres

Le mécanisme d’extrapolation de données consiste à trouver, avant le début de la synthèse, le jeu de paramètres correspondant au mouvement ayant été capturé dans les conditions les plus proches. Pour effectuer cette recherche, nous utilisons les opérateurs de comparaison d_Q et d_X définis afin de regrouper les données (cf. section 5.2.1). Les liens entre une posture, une position de cible et un jeu de paramètres sont ensuite utilisés pour trouver le jeu de paramètres à utiliser (cf. fig. 5.14).

Soit Q la posture initiale et X la position de la cible du mouvement que l’on cherche à synthétiser. L’objectif est donc de trouver un jeu de paramètres $\mathcal{P}_{ext}[Q, X]$ appartenant au catalogue de synergies dont la posture initiale et la position de la cible associées sont les plus proches possibles à la fois de Q et X . L’algorithme d’extrapolation cherche donc à trouver le lien $\mathcal{L}_a = \{Q_a, X_a, P_a\}$ minimisant les deux valeurs : $d_Q(Q, Q_a)$ et $d_X(X, X_a)$.

Un exemple d’extrapolation est donné à la figure 5.15. Dans ce cas la posture du catalogue la plus proche de la posture initiale Q est Q_3 et la position de cible la plus proche de X est X_2 . En suivant le lien \mathcal{L}_2 le jeu de paramètres à utiliser est \mathcal{P}_3 . Cet exemple ne pose pas de difficultés, cependant deux problèmes peuvent être rencontrés lors de l’extrapolation.

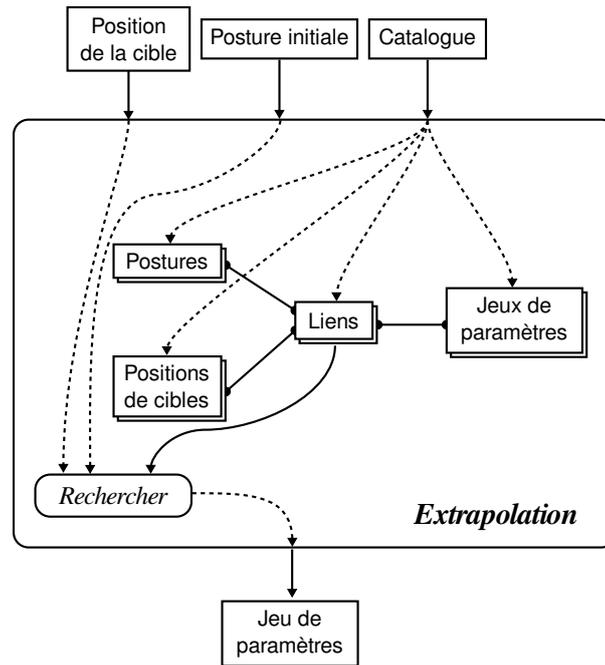


FIGURE 5.14 – Le catalogue des synergies peut être utilisé pour trouver le jeu de paramètres le plus adapté à de nouvelles conditions initiales (positions de la cible et posture initiale). Le lien contenant les conditions initiales les plus proches est recherché et le jeu de paramètres associé est retourné.

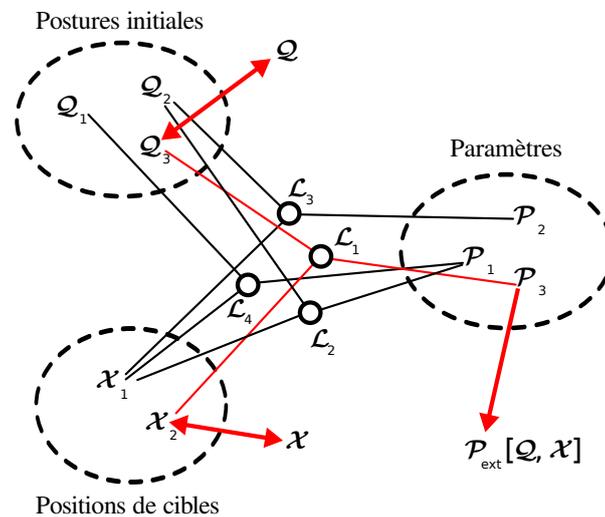


FIGURE 5.15 – Utilisation du catalogue de synergies pour trouver le jeu de paramètres \mathcal{P}_a le plus probable pour les conditions initiales Q_b, X_b . Dans ce cas Q_3 est la posture la plus proche de Q_b et X_2 la cible la plus proche de X_b . En suivant le lien \mathcal{L}_1 , le jeu de paramètres le plus probable est donc \mathcal{P}_3 .

Nous avons vu lors des expériences préliminaires sur l'extrapolation (cf. section 5.1) que lors de l'utilisation de certains jeux de paramètres il se pouvait que la cible ne soit plus atteinte, même en utilisant le critère de stabilité p_2 et en se limitant à l'utilisation de gains positifs. En effet, il est possible qu'un degré de liberté soit bloqué par un gain nul ou qu'un gain trop élevé provoque une instabilité lors de l'extrapolation (cf. section 5.1.4). Dans ce cas, il est nécessaire de choisir un autre jeu de paramètres. Cette sélection peut s'effectuer en prenant les paramètres correspondant à des conditions un peu moins proches, mais pour lesquelles la synthèse du mouvement est possible.

Finalement, une dernière limitation du modèle est la nécessité de n'avoir qu'un seul jeu de paramètres associé à la même posture initiale et à la même cible. Par exemple, dans notre cas, nous disposons pour chaque cible atteinte, de trois réalisations de l'atteinte. Ainsi, pour une même posture initiale et une même cible, nous disposons de trois jeux de paramètres. Le mécanisme d'extrapolation ne permettant pas de faire ce choix, nous avons choisi de ne garder, pour chaque cible, que le jeu de paramètres ayant obtenu le meilleur score.

5.4.2 Expérience

L'objectif de l'extrapolation étant de limiter le nombre de mouvements nécessaires, nous proposons d'étudier le rapport entre le nombre de données et la qualité des mouvements obtenus. Le protocole de cette expérience est basé sur une validation croisée des résultats à partir du jeu de 30 entraînements (cf. section 5.3.1).

L'évaluation du mécanisme d'extrapolation est réalisée en limitant les données présentes dans le catalogue puis en mesurant la perte de qualité sur la synthèse des 30 mouvements originaux à partir de jeux de paramètres extrapolés. A l'initialisation de cette expérience, le catalogue ne contient aucune donnée. Les données d'entraînement $\mathcal{T}_i = \{\mathcal{Q}_i, \mathcal{X}_i, \mathcal{M}_i\}$ et les jeux de paramètres associés \mathcal{P}_i sont ajoutés un par un au cours de l'expérience. A chaque fois, la qualité de l'extrapolation est réévaluée.

La qualité de l'extrapolation est mesurée avec l'indice suivant :

$$q_e = \frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \frac{\mathcal{F}(\mathcal{P}_{ext}[\mathcal{Q}_i, \mathcal{X}_i], \mathcal{M}_{R,i}) - \mathcal{F}(\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i})}{\mathcal{F}(\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i})}$$

avec i l'indice de l'entraînement \mathcal{T}_i , \mathcal{F} la fonction d'un jeu de paramètres par rapport à un mouvement capturé (cf. section 3.4.2), $\mathcal{F}(\mathcal{P}_i, \mathcal{M}_{R,i})$ le score obtenu par le jeu de paramètres \mathcal{P}_i issu de l'apprentissage et $\mathcal{F}(\mathcal{P}_{ext}[\mathcal{Q}_i, \mathcal{X}_i], \mathcal{M}_{R,i})$ le score obtenu sur le même mouvement capturé ($\mathcal{M}_{R,i}$) avec un jeu de paramètres extrapolé à partir du catalogue. Le quotient q_e obtenu nous indique la perte de qualité pour le catalogue utilisé.

Lors de l'initialisation de cette expérience, le catalogue de synergies est vide. Il n'est donc pas possible d'obtenir un jeu de paramètres extrapolé. Dans ce cas, le quotient q_e obtenu représente la perte de qualité entre l'utilisation de la boucle sensorimotrice sans modèle de synergies et l'utilisation de la boucle sensorimotrice avec un modèle de synergies (dont les paramètres sont issus de l'apprentissage).

Une fois l'indice q_e calculé pour un catalogue de synergies contenant x entraînements et x jeux de paramètres, nous rajoutons un entraînement et le jeu de paramètres qui lui est associé. Les données ajoutées sont choisies de manière à ce que l'indice q_e calculé pour un catalogue de synergies à $x + 1$ exemples soit minimal. Ce processus est répété jusqu'à ce que tous les entraînements aient été insérés dans le catalogue.

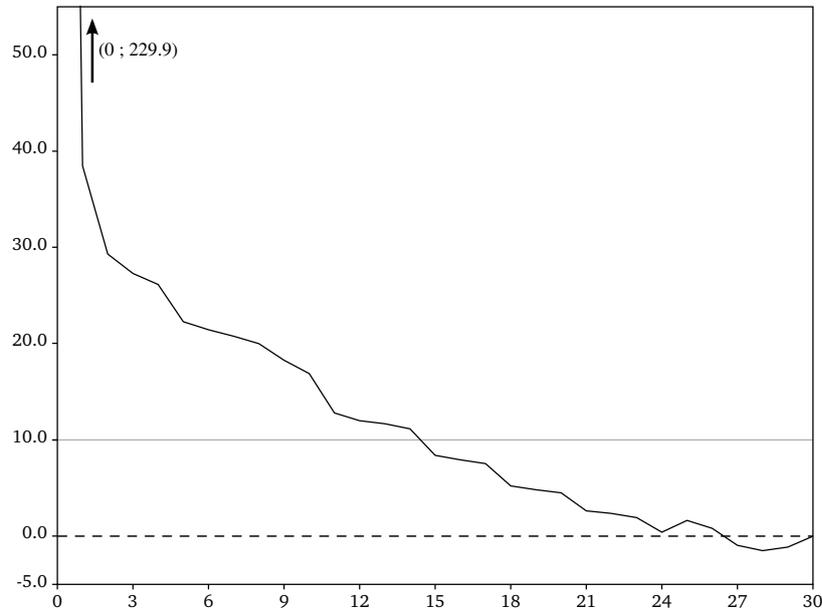


FIGURE 5.16 – Pourcentage moyen de perte en qualité lors de l'extrapolation en fonction du nombre de données insérées dans le catalogue de synergies.



Nous avons vu précédemment que le mécanisme de regroupement de jeux de paramètres dans le catalogue entraînait une perte de qualité du mouvement. Afin de focaliser cette étude sur l'extrapolation, nous avons mis chaque jeu de paramètres dans un groupe différent.

La courbe présentée figure 5.16 représente la valeur du quotient q_e en fonction du nombre de données insérées dans le catalogue. Le détail de ces résultats est disponible en annexe C.8. La perte maximum de qualité est enregistrée lors du premier calcul de q_e , lorsque le catalogue est encore vide avec plus de 200%. En effet, dans ce cas, la boucle de contrôle est utilisée sans modèle de synergies et la dynamique du mouvement n'est pas reproduite.

L'ajout de la première donnée au catalogue fait immédiatement descendre q_e en dessous des 40%. Pour que l'amélioration soit maximale lors de l'insertion de la première donnée, il est nécessaire que le jeu de paramètres introduit ne provoque pas d'instabilité quelque soit la cible atteinte. En effet, si le jeu de paramètres provoque une instabilité, le suivant est sélectionné (cf. fin de la section 5.4.1), comme il n'y en a pas d'autres, le modèle de synergies ne serait pas utilisé, augmentant ainsi la perte de qualité.

Au fur et à mesure que de nouvelles données sont ajoutées, la perte diminue. Les résultats montrent qu'à partir de 15 données, la perte de qualité entre les mouvements synthétisés avec

des jeux de paramètres extrapolés ou appris est inférieure à 10%. Ainsi, en fonction de la perte maximum requise par l'application, il est possible de sélectionner le minimum de cibles à garder.

Finalement, nous avons remarqué deux effets inattendus. Le premier est l'augmentation de la perte de qualité lors du passage de 24 à 25 données dans le catalogue. Une analyse avancée des résultats nous a montré que l'introduction de cet entraînement a levé une instabilité sur un mouvement et donc provoqué un changement lors de l'évaluation provoquant une augmentation de la perte de qualité. Le second effet est l'obtention d'une perte de qualité négative, c'est à dire d'une amélioration de la qualité. Cette amélioration est obtenue car il est possible que l'heuristique ne converge pas exactement vers la meilleure solution. Nous avons effectivement constaté que deux mouvements avaient de meilleurs résultats avec le jeu de paramètres extrapolé qu'avec le jeu de paramètres appris, ce qui signifie que dans leur cas le résultat de l'apprentissage n'était pas optimal.

5.5 Bilan

Les jeux de paramètres obtenus à partir de différents mouvements capturés peuvent être exploités en les intégrant dans un catalogue de synergies permettant de lier : les postures initiales, les positions de cible et les jeux de paramètres. Dans cette section nous avons étudié les possibilités d'utilisation d'un catalogue des synergies d'un sujet pour les regrouper puis les analyser et pour extrapoler les jeux de paramètres appris.

Classification

La création du catalogue de synergies consiste à regrouper les postures initiales, les positions de cibles et les jeux de paramètres similaires. Des liens sont ensuite créés pour représenter les relations entre les différents groupes. L'objectif de ce catalogue est de limiter le nombre de données et de pouvoir identifier des synergies communes à différents mouvements.

Afin d'évaluer l'impact du regroupement de synergies sur la synthèse de mouvements, nous avons étudié dans un premier temps la perte de qualité lors de la synthèse du mouvement en fonction du nombre de groupes créés. Les résultats ont montré que plus le nombre de groupes était important, moins la qualité était altérée car les jeux de paramètres gardent de plus en plus les spécificités apprises.

Nous avons ensuite proposé un outil permettant la visualisation des groupes de synergies en fonction des cibles à atteindre à partir d'une même posture initiale. Afin d'évaluer cet outil, il serait cependant nécessaire de le confronter à une autre analyse pour confirmer les résultats obtenus.

Extrapolation

Nous avons étudié les possibilités d'extrapolation du modèle en effectuant une validation croisée du mécanisme proposé. Pour cela nous avons étudié la perte de qualité lors de la synthèse en fonction du nombre de données insérées dans le catalogue.

Les résultats obtenus ont confirmé que l'ajout de données permettait bien d'améliorer la qualité des mouvements synthétisés. Cette expérience a aussi pu montrer qu'un nombre limité de mouvements (la moitié de la base d'entraînements) était suffisant pour reproduire l'ensemble des mouvements avec une bonne qualité.

Afin d'améliorer l'extrapolation des mouvements, il n'est pas nécessaire de multiplier les exemples proches. Au contraire, il est plus intéressant de multiplier les captures de mouvements ayant différentes combinaisons de postures initiales et de positions de cibles.

Choix du nombre de groupes

Le choix du nombre de groupes à constituer est un réel problème pour l'utilisateur qui doit trouver l'équilibre entre généralisation et qualité des mouvements obtenus. En effet, un nombre de groupes élevé va permettre de garder une bonne spécificité des synergies alors qu'un nombre restreint va permettre de faciliter l'analyse des synergies à l'aide de l'outil de visualisation des groupes.

Lors de nos expériences, nous avons pu constater que le temps de calcul nécessaire à la formation d'un catalogue était relativement court (au maximum 7 secondes). Ainsi, il est possible pour l'utilisateur de tester différentes valeurs afin de choisir la plus adaptée.

Finalement, les données à notre disposition étant constituées d'un ensemble de mouvements partant de la même posture initiale, nous n'avons pas pu analyser les similitudes entre synergies lors de mouvements partant de postures différentes. Une possibilité est qu'en multipliant le nombre d'exemples on puisse constater que le nombre de synergies d'un même sujet est limité (Neilson et Neilson, 2005).

Chapitre 6

Conclusion



phdcomics.com - ALLERGY SEASON

La problématique posée au début de cette thèse était de concilier au mieux l'autonomie du contrôleur de mouvement, le réalisme des mouvements obtenus et l'analyse des mouvements d'une personne. Pour cela, nous avons choisi de combiner la modélisation d'un mécanisme du contrôle moteur humain et l'utilisation des mouvements capturés pour reproduire les spécificités propres à un sujet.

Résumé

Le travail présenté dans ce manuscrit a permis de modéliser les synergies mises en oeuvre par une personne lors de mouvements d'atteinte de cible. Les paramètres du modèle sont utilisés pour ajuster la dynamique temporelle du mouvement et modifier l'utilisation relative des degrés de liberté afin de reproduire les différentes synergies d'une personne.

La recherche des paramètres permettant de représenter au mieux la synergie mise en oeuvre dans un mouvement donné est effectuée à l'aide d'une métaheuristique basée sur la comparaison entre mouvement synthétisé et mouvement capturé.

Finalement, les jeux de paramètres obtenus pour chaque mouvement peuvent être regroupés dans un catalogue de synergies liant les conditions de réalisation du mouvement aux jeux de paramètres. Ce catalogue, véritable cartographie des synergies de la personne, est alors utilisé pour analyser ses mouvements et pour synthétiser de nouveaux mouvements en extrapolant les données apprises.

Nous présentons maintenant une discussion sur le travail réalisé et les résultats obtenus par rapport à l'objectif fixé, suivie de perspectives de recherches dans la continuité de ce travail.

6.1 Discussion

Autonomie

En proposant l'utilisation d'un modèle de synergies intégré à une boucle de sensori-motrice, l'objectif était de s'affranchir de la connaissance de la trajectoire de l'extrémité de la chaîne articulée afin de gagner en autonomie. Si effectivement la trajectoire n'est plus nécessaire à la synthèse, les informations sur la dynamique temporelle du mouvement sont intrinsèques au fonctionnement de la boucle. En ce sens, l'approche développée s'écarte des approches classiques de cinématique inverse et offre une meilleure autonomie.

L'étude de la vitesse de l'extrémité de la chaîne articulée a permis de montrer la capacité du modèle de synergies à reproduire la dynamique originale du mouvement. Cependant, la fonction temporelle décrivant la dynamique du mouvement n'est fonction que du temps écoulé depuis le début du mouvement. Ainsi, dans un cadre de simulation plus général, cette fonction serait incapable de représenter, par exemple, l'effet d'un changement de cible ou d'un contact avec l'environnement durant le geste. Néanmoins, si le modèle perd en réalisme, il reste autonome.

Réalisme

L'objectif de ce travail était de reproduire les synergies mises en oeuvre par un sujet afin d'assurer le réalisme des mouvements synthétisés. L'étude des caractéristiques des mouvements produits (la trajectoire des articulations et la vitesse de l'effecteur) a montré la capacité du modèle à les améliorer. Cependant, elle montre aussi que la modélisation mathématique du profil de vitesse lui donne un aspect lissé que l'on ne retrouve pas chez l'humain. Le modèle proposé ne permet donc pas de reproduire toutes les spécificités du mouvement humain, en particulier sa variabilité.

Le réalisme du contrôleur ne doit cependant pas se limiter à la reproduction de mouvements. Il est nécessaire que celui-ci soit capable de réaliser des mouvements dans de nouvelles conditions tout en conservant un certain réalisme. Le catalogue de synergies, dans

lequel sont condensés tous les résultats des apprentissages, permet de disposer d'une base des paramètres à appliquer dans différentes conditions. Lors de la synthèse de nouveaux mouvements, le jeu de paramètres correspondant aux conditions les plus proches des conditions courantes (posture initiale, position de la cible) peut être utilisé pour reproduire une synergie extraite des mouvements capturés. Ces possibilités d'extrapolation ont été testées sur un jeu de données limité. Les résultats ont montré qu'avec une quinzaine de mouvements capturés, il était possible de reproduire d'autres mouvements avec une faible perte de qualité.

Analyse

En choisissant d'utiliser un modèle de synergies représentant explicitement les lois du contrôle moteur (profil de vitesse et préférences articulaires), l'objectif était de permettre l'analyse des mouvements du sujet à partir de mouvements capturés. Le travail présenté ici est déjà un début de réponse en soi. En effet, à notre connaissance, personne n'avait encore essayé d'apprendre ce genre de paramètres pour reproduire des mouvements capturés. La possibilité d'améliorer le réalisme ouvre une voie pour la synthèse de mouvements reproduisant des caractéristiques du contrôle moteur humain.

Cependant, afin de tirer un réel profit de l'utilisation d'un modèle explicite, une étude sur les valeurs des paramètres est nécessaire. L'outil d'analyse proposé permet de comparer les valeurs similaires des paramètres afin de visualiser les conditions de réalisation des mouvements dans lesquelles la synergie employée était similaire. La comparaison mélangeant les paramètres de la composante temporelle et de la composante spatiale reste cependant discutable et d'autres critères séparant les composantes pourraient être définis afin d'améliorer le résultat de l'étude.

6.2 Perspectives

Le modèle proposé dans ce manuscrit ainsi que les résultats obtenus sont une première étape dans la modélisation des synergies d'une personne. Nous proposons maintenant différentes perspectives afin d'étendre ce travail et d'approfondir les connaissances sur les synergies.

6.2.1 Amélioration des résultats ...

... par la modification du modèle

Lors de l'étude des capacités de notre modèle à reproduire les caractéristiques du mouvement humain, la principale constatation était que le mouvement synthétisé, résultant d'un calcul mathématique, était une version *lissée* du mouvement du sujet.

Une amélioration possible du contrôleur de mouvement serait de prendre en compte cette variabilité. La reproduction de la variabilité du mouvement humain peut être effectuée à deux niveaux : en ajoutant du bruit dans la commande produite, donc au niveau du résultat de la fonction d'optimisation, ou en ajoutant du bruit au niveau des paramètres donc au niveau des synergies. Peut-être serait-il nécessaire de combiner le bruit à ces deux niveaux.

L'introduction d'une variabilité dans les mouvements synthétisés pose cependant un problème lors de l'apprentissage. En effet, le fonctionnement de l'apprentissage repose actuellement sur la possibilité d'évaluer un jeu de paramètres de manière déterministe. Si le mouvement synthétisé devient variable, différentes évaluations indépendantes donneront des scores différents, entraînant des erreurs dans la comparaison entre jeux de paramètres. L'évaluation d'un jeu de paramètres, et peut être même toute la méthode d'apprentissage, seraient alors à modifier. Des pistes à suivre peuvent consister à effectuer la moyenne de plusieurs évaluations ou chercher des heuristiques capables de fonctionner avec des résultats d'évaluation variables¹.

... par l'amélioration de l'apprentissage

La comparaison de différentes heuristiques nous a permis d'évaluer les caractéristiques nécessaires à l'obtention d'un jeu de paramètres fiable et optimal au sens de la fonction d'évaluation. Bien que les résultats obtenus soient satisfaisants, le temps d'apprentissage pour une donnée d'entraînement reste encore élevé. Si ce processus est réalisé hors-ligne et n'a pas d'impact sur la vitesse de synthèse, l'obtention d'un catalogue de synergies exploitable devient vite un processus relativement coûteux en temps.

La proposition d'une heuristique plus rapide serait alors un plus pour l'interaction entre l'utilisateur (par exemple, un spécialiste du mouvement) et le modèle. Les expériences présentées lors de l'étude du catalogue de synergies ont montré qu'il était possible de regrouper différentes synergies avec une perte de qualité minimale. Coupler la classification de synergies à la procédure d'apprentissage en utilisant les jeux de paramètres déjà connus pour initialiser l'apprentissage est une piste à explorer. Dans ce cas, il sera nécessaire de s'assurer que l'heuristique cherche tout de même à explorer l'ensemble de l'espace des solutions afin de ne pas tomber dans des minima locaux comme dans le cas de la pseudo descente de gradient.

... par le biais du catalogue de synergies

Lors de l'étude du mécanisme d'extrapolation de synergies, nous avons pu constater qu'un nombre réduit de mouvements capturés, choisis de manière adéquate, permettait de reproduire une quantité élevée de mouvements avec une faible perte de qualité. Le processus mis en oeuvre lors de ce test permet de sélectionner les mouvements pertinents afin de réduire la base de mouvements en fonction de la qualité désirée. Cependant, aucun élément ne permet

1. Ce problème a été rencontré par Manac'h (2010) lors de sa thèse. Les pistes proposées viennent de nos discussions.

actuellement la sélection inverse, c'est à dire déterminer les mouvements les plus pertinents à capturer pour limiter le nombre de données nécessaires.

Afin de limiter le nombre de mouvements nécessaires à la constitution d'un catalogue complet des synergies d'un sujet, nous pensons qu'il serait intéressant d'étudier les synergies d'un grand nombre de sujets à la recherche de constantes dans le regroupement de celles-ci. Il serait possible grâce à son utilisation d'imaginer trouver une segmentation de l'espace commune à certains sujets. Ainsi le nombre d'exemples nécessaires serait limité à un par secteur, réduisant ainsi le nombre de captures nécessaires tout en garantissant une bonne qualité de synthèse.

6.2.2 Étendre l'étude des synergies ...

... grâce à l'outil de visualisation des groupes de synergies

Le catalogue de synergies est constitué d'un ensemble de liens permettant de représenter les relations entre les groupes obtenus pour les conditions initiales et les jeux de paramètres. Ainsi, lors de la formation des groupes, des jeux de paramètres obtenus pour des conditions initiales différentes vont être regroupés. Un outil a été proposé afin de visualiser ces groupes en fonction des conditions initiales.

Grâce à cet outil, nous avons pu constater un regroupement des synergies similaires selon la position de la cible : à gauche ou à droite de l'épaule. Ces résultats restent cependant préliminaires et, pour le moment, ne permettent pas de valider d'hypothèse sur les synergies. L'utilisation de cet outil en collaboration avec des spécialistes des sciences du mouvement serait intéressante afin de le valider. Ainsi, il serait ensuite possible de l'utiliser pour comparer les synergies de différents sujets et valider de nouvelles hypothèses sur le contrôle moteur, par exemple l'hypothèse d'un nombre limité de synergies (Neilson et Neilson, 2005).

... en étudiant les mouvements de sujets spécifiques

Le modèle proposé a été éprouvé sur les mouvements d'un sujet valide. Cette thèse a pourtant été motivée par la problématique de la modélisation des mouvements de personnes handicapées. Si la complexité de mise en oeuvre du modèle nous a détourné de cette voie, l'idée de proposer un modèle de synergies nous est venue des discussions menées avec le Professeur Olivier Rémy-Néris du CHU de Brest.

Nous pensons que l'utilisation d'un modèle de synergies pourrait permettre de modéliser les stratégies motrices de personnes handicapées. Il serait alors nécessaire d'adapter le modèle de synergies pour reproduire d'autres caractéristiques de leurs mouvements. En utilisant l'outil d'analyse des synergies présenté précédemment, le travail réalisé ici devrait permettre d'obtenir de nouvelles données sur le mouvement d'atteinte de cible de personnes souffrant d'un handicap moteur (tétraplégie ou autre).

Annexe A

Notations

A.1 Notation en coordonnées homogènes

Soit le repère global de l'environnement, un repère nommé \mathcal{R}_g . Un ensemble de repères $\{\mathcal{R}_i, i \in \mathbb{N}\}$ peut être défini par rapport à ce repère. Chaque repère \mathcal{R}_i est caractérisé par sa position et son orientation dans le repère global :

$$\mathcal{R}_i \begin{cases} \mathcal{X}_{i,\mathcal{R}_g} = (x_i, y_i, z_i)_{\mathcal{R}_g} \\ \mathcal{O}_{i,\mathcal{R}_g} = (\psi_i, \theta_i, \alpha_i)_{\mathcal{R}_g} \end{cases}$$

Le passage d'un repère i à un repère j peut être noté sous la forme d'une transformation $\mathcal{T}_{i \rightarrow j}$. Chaque transformation peut être notée sous la forme d'une matrice 4×4 . Quatre transformations différentes sont utilisées pour exprimer le passage d'un repère à un autre : la translation, la rotation selon l'axe \vec{x} , la rotation selon l'axe \vec{y} et la rotation selon l'axe \vec{z} , dont les matrices sont données respectivement en A.1, A.2, A.3 et A.4.

$$t(x, y, z) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & x \\ 0 & 1 & 0 & y \\ 0 & 0 & 1 & z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.1})$$

$$R_x(\psi) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ 0 & \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.2})$$

$$R_y(\theta) = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & 0 & \sin(\theta) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.3})$$

$$R_z(\alpha) = \begin{pmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) & 0 & 0 \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Ces transformations peuvent être combinées en multipliant les matrices entre elles. Ainsi, la transformation $\mathcal{T}_{i \rightarrow g}$ permettant de passer d'un repère i au repère global est obtenue en combinant translations et rotations de la manière suivante :

$$\mathcal{T}_{i \rightarrow g}(x_i, y_i, z_i, \psi_i, \theta_i, \alpha_i) = t(x_i, y_i, z_i) \cdot R_x(\psi_i) \cdot R_y(\theta_i) \cdot R_z(\alpha_i)$$

L'utilisation de cette notation, nous permet alors d'exprimer chaque repère dans un repère parent, et ainsi de former une chaîne de transformations. Cette représentation est idéale pour représenter une chaîne articulée.

A.2 Représentation d'une chaîne articulée

Une chaîne articulée \mathcal{C} est constituée de n segments S_0, \dots, S_n reliés entre eux par une combinaison de 1, 2 ou 3 rotations, donnant un maximum de $3 \times n$ degrés de liberté. Chaque segment S_i peut être représenté par rapport à son parent S_j par une transformation $\mathcal{T}_{i \rightarrow j}(x_i, y_i, z_i, \psi_i, \theta_i, \alpha_i)$ où x_i, y_i et z_i représentent les dimensions du segment S_j et ψ_i, θ_i et α_i la valeur des degrés de liberté de l'articulation i . Il est possible de neutraliser les rotations en fixant leur valeur à 0. Pour compléter cette représentation, un repère peut être associé à chaque segment et être défini comme la combinaison des transformations, de la manière suivante (cf. fig. A.1) :

$$\mathcal{R}_i = \mathcal{T}_{0 \rightarrow g}(x_0, y_0, z_0, \psi_0, \theta_0, \alpha_0) \dots \mathcal{T}_{i \rightarrow j}(x_i, y_i, z_i, \psi_i, \theta_i, \alpha_i)$$

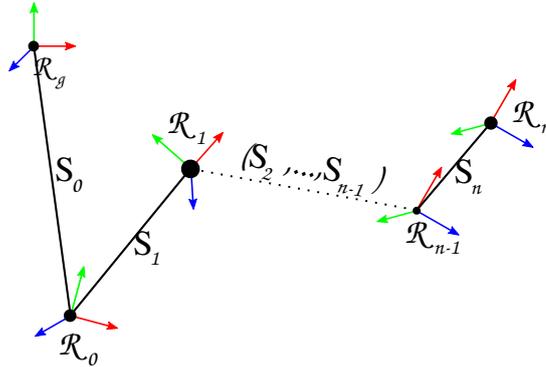


FIGURE A.1 – Une chaîne articulée comportant n segments S_0, \dots, S_n représentés respectivement par les repères $\mathcal{R}_0, \dots, \mathcal{R}_n$.

La longueur des segments étant fixe, x_i, y_i et z_i sont constants. Ainsi la configuration articulaire de la chaîne à un instant donné peut être décrite par l'ensemble des valeurs des rotations : $\mathcal{Q} = (\psi_0, \theta_0, \alpha_0, \psi_1, \theta_1, \alpha_1, \dots, \psi_n, \theta_n, \alpha_n)$.

Afin de connaître la position de l'extrémité de la chaîne \mathcal{C} , il suffit alors de prendre la position \mathcal{X}_n de \mathcal{R}_n , le dernier repère de la chaîne. Il est possible d'exprimer cette position en fonction des valeurs des rotations :

$$\begin{aligned}\mathcal{X} &= \mathcal{H}(\mathcal{Q}) \\ &= \mathcal{H}(\psi_0, \theta_0, \alpha_0, \psi_1, \theta_1, \alpha_1, \dots, \psi_n, \theta_n, \alpha_n) \\ &= \mathcal{T}_{n \rightarrow g}(\psi_0, \theta_0, \alpha_0, \psi_1, \theta_1, \alpha_1, \dots, \psi_n, \theta_n, \alpha_n) \cdot \begin{pmatrix} \vec{0} \\ 1 \end{pmatrix}\end{aligned}$$

Il s'agit ici d'exprimer la position de l'origine du repère \mathcal{R}_n dans le repère \mathcal{R}_g .

Implémentation & Codes sources

B.1 Implémentation du modèle

Le travail d'expérimentation de cette thèse a consisté à étudier les capacités d'une boucle de contrôle couplée à un modèle de synergie pour reproduire des mouvements d'atteinte de cibles. Nous décrivons maintenant la chaîne articulée, les algorithmes d'optimisation utilisés et la structure logicielle mise en place.

B.1.1 Fonctions d'optimisation

La boucle de contrôle optimale proposée est théoriquement capable d'utiliser différentes fonctions d'optimisation (cf. section 3.2.1). Afin de pouvoir vérifier cette hypothèse, nous proposons l'utilisation de deux fonctions d'optimisation différentes : la Jacobienne transposée (J^T) et la pseudo-inverse (J^+).

Alors que la transposée de la Jacobienne ne demande pas de calculs particuliers, le calcul de la pseudo-inverse peut être réalisé de différentes manières. Le principal problème de la pseudo-inverse reste cependant sa sensibilité aux singularités. Nous avons choisi de calculer la matrice J^+ à l'aide de l'algorithme de SVD (Singular Value Decomposition) avec un seuil pour éliminer les singularités (Buss et Kim, 2005). Le calcul de la décomposition en valeurs singulière a été délégué à la librairie GSL¹.

B.1.2 Diagrammes de classes

Au travers de diagrammes de classes, nous proposons maintenant une implémentation possible du modèle proposé. Nous détaillons ainsi certains choix effectués.

1. GNU Scientific Library, <http://www.gnu.org/software/gsl/>

Contrôle moteur

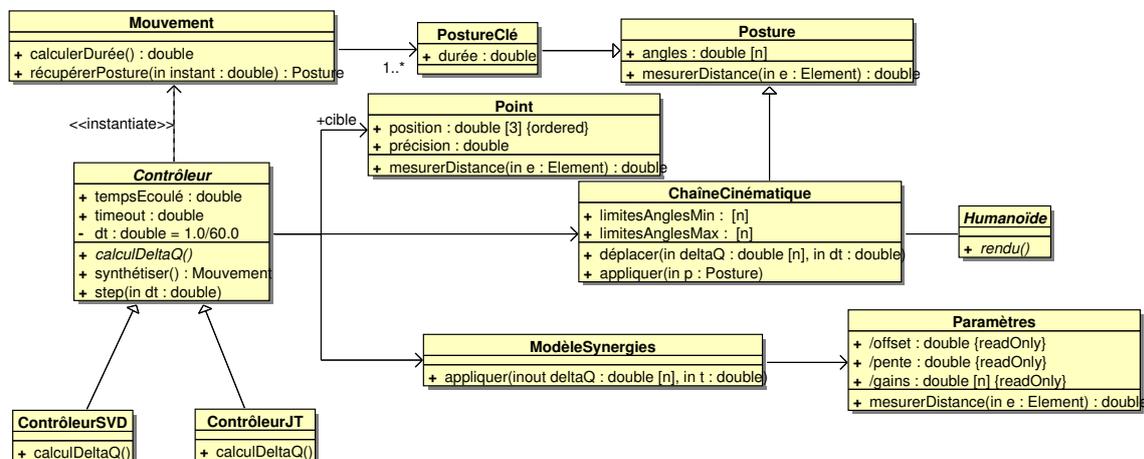


FIGURE B.1 – Diagramme de classe de l'implémentation du modèle de contrôle moteur.

Le contrôle du bras de l'humanoïde est effectué au travers d'une chaîne cinématique. Cette chaîne cinématique contient la valeur des angles formés par chacun des n degrés de liberté du bras, les limites angulaires et propose deux services permettant de forcer une posture ou d'appliquer un déplacement angulaire ΔQ sur une durée dt .

Les déplacements appliqués à la chaîne cinématique sont calculés par le contrôleur. Une première valeur de ΔQ est calculée en fonction de l'implémentation du contrôleur choisie : soit une Jacobienne transposée (ContrôleurJT), soit une pseudo-inverse (ContrôleurSVD). Cette valeur de ΔQ est alors transformée en $\Delta Q'$ par le modèle de synergie, paramétré par un offset, une pente et des gains.

De modes de synthèse de mouvements sont proposés. Un mode hors-ligne pouvant être utilisé lors de l'apprentissage et un mode interactif pouvant être utilisé dans une simulation. Alors que le mode interactif se contente de calculer le déplacement effectué durant un temps dt (une itération de la boucle d'optimisation), le mode hors ligne synthétise un mouvement complet (itérations de la boucle jusqu'à ce que la cible soit atteinte ou le délai maximum dépassé). Lors de l'utilisation en mode interactif, pour que l'utilisation des synergies soit optimale, il conviendra de réinitialiser le temps écoulé depuis le début du mouvement. Ceci est effectué automatiquement en mode hors ligne. Dans les deux cas, il conviendra de définir la cible à atteindre avant de commencer la synthèse.

Apprentissage

L'apprentissage des valeurs optimales des paramètres pour représenter la synergie utilise une métaheuristique dont les deux composantes principales sont : l'heuristique et la fonction d'évaluation (*fitness*). La fonction de l'heuristique est de faire évoluer la population

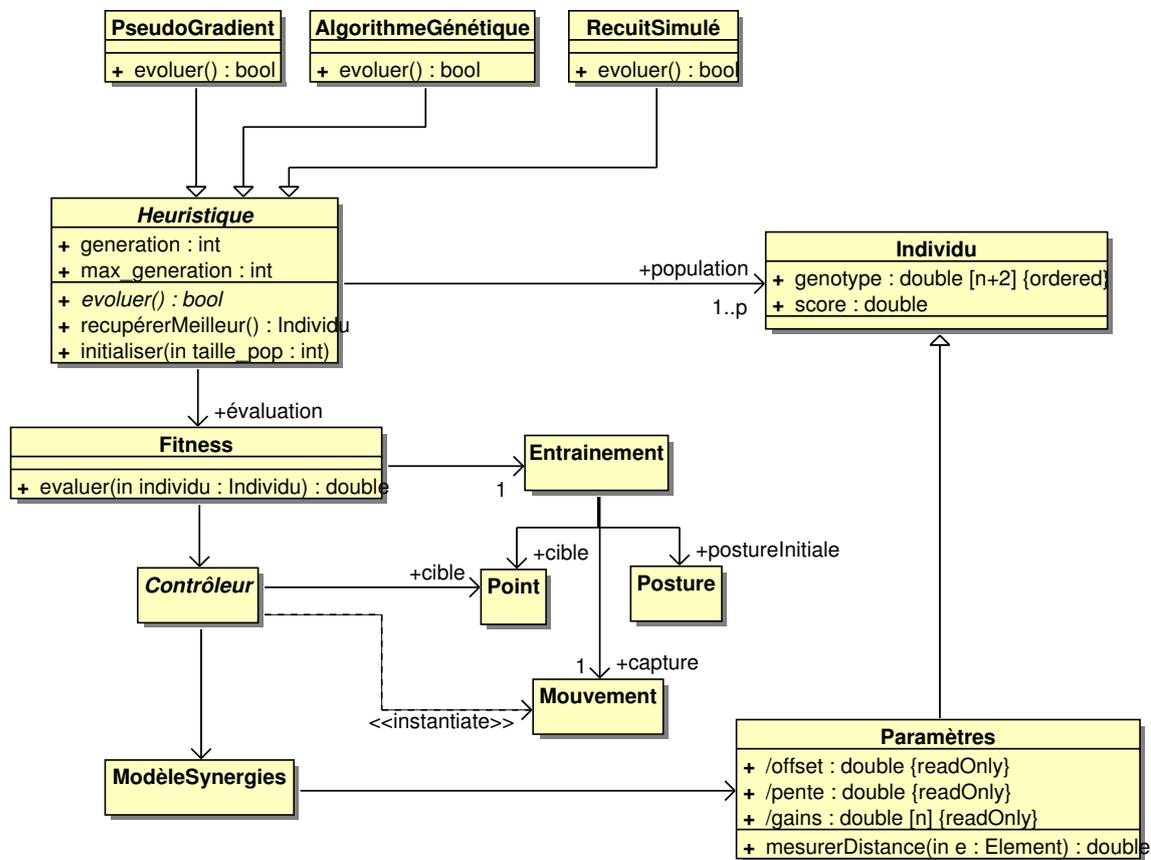


FIGURE B.2 – Diagramme de classe de l'implémentation de l'apprentissage.

d'individus lui étant assignée. La *fitness* pour sa part est chargée d'évaluer la capacité d'un individu à reproduire la stratégie mise en oeuvre dans une donnée d'entraînement.

Chaque donnée d'entraînement est constituée d'un mouvement servant d'exemple, d'une posture initiale et de la position de la cible. Le mouvement est typiquement un mouvement capturé à partir duquel sont extraits les autres données. Afin de limiter les calculs lors de l'apprentissage, ces données sont calculées une fois pour toutes et stockées dans un fichier. Ce pré-traitement des données permet aussi de garantir l'homogénéité des résultats obtenus en se basant toujours sur les mêmes données.

Le fonctionnement de l'heuristique se découpe en une phase d'initialisation puis une phase d'évolutions successives. À chaque appel du service d'évolution de l'heuristique, la population est amenée à la génération suivante. Ce service doit préciser si l'optimisation doit continuer. La fonction d'évolution et le critère d'arrêt sont propres à chaque heuristique. La classe Heuristique a donc été laissée abstraite afin de permettre l'implémentation de différentes heuristiques.

L'optimisation effectuée au sein de la méthode évoluer de chacune des heuristiques proposée, utilise une population d'individus. À chaque individu est associé un génotype (une valeur dans \mathbb{R}^{n+2}) ainsi qu'un score calculé par la fonction d'évaluation (*Fitness*). Ces paramètres peuvent être traduits en offset, pente et gains par le biais de la classe *Paramètres* utilisée pour le modèle de synergies.

La fonction d'évaluation est modélisée au sein de la classe *Fitness*. Elle référence l'entraînement utilisé ainsi qu'une instance de contrôleur qu'elle peut utiliser pour synthétiser un mouvement dans les conditions de l'entraînement (posture initiale, position de la cible). Ce contrôleur utilise un modèle de synergie qui sera paramétré par l'individu passé en paramètre. Le score de l'individu est obtenu en calculant la distance entre le mouvement obtenu et le mouvement de référence (cf. section 3.4.2).

Exploitation des données

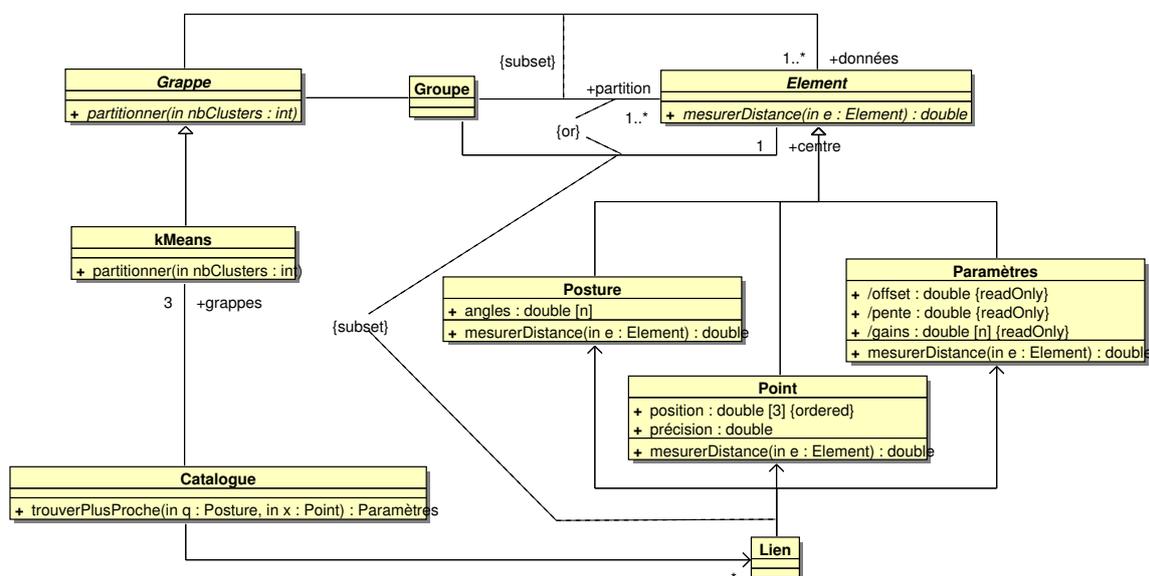


FIGURE B.3 – Diagramme de classe de l'implémentation du catalogue de synergies.

Le catalogue de synergies, dont l'implémentation est présentée figure B.3, permet de regrouper : des postures initiales, des cibles et des jeux de paramètres puis de créer les liens permettant de représenter le jeu de paramètres utilisé pour différentes combinaisons de postures initiales et positions de cibles.

Le catalogue de synergies est approvisionné des données d'entraînements utilisées lors l'apprentissage ainsi que des jeux de paramètres résultants. Une structure de grappe est utilisée pour regrouper les données. L'implémentation réalisée dans les expériences proposées repose sur l'algorithme k-means (Lloyd, 1982) qui permet de créer un ensemble de partitions (Groupe) fixe (nbClusters) dans les données fournies (Element). A chaque groupe est associé un centre défini comme la moyenne des éléments du groupes. La partition des données est

réalisé à partir de la mesure de distance entre les éléments et ce centre.

Les liens entre conditions initiales (posture et position de la cible) et le jeu de paramètres représentant la synergie mise en oeuvre sont alors établis non plus à partir des données brutes extraites de l'apprentissage, mais sur les centres des groupes obtenus. Il est alors qu'un même jeu de paramètres soit associé à différentes conditions initiales, ce qui signifie que la même stratégie est utilisée dans différents cas.

B.2 Algorithmes des heuristiques

Cette section contient un ensemble de fichiers sources montrant des implémentations possibles des différentes heuristiques comparées dans le chapitre 4. Le code est ici fourni en Python² afin de gagner en lisibilité, cependant il représente l'implémentation en C++ réalisée pour les expériences.

B.2.1 Module de test des heuristiques



Le code source ci-dessous définit les classes de base pour tester une heuristique. Il permet ensuite de lancer une heuristique et d'en suivre l'évolution. Ce code source doit être enregistré dans un fichier TEST.PY

```
#!/usr/bin/python
import random

# Une classe permettant de représenter les individus
class Individu:
    # Constructeur de l'individu
    def __init__(self, individual = None):
        # Initialisation par défaut
        if not individual:
            self.genotype = [random.uniform(-1.0, 1.0) for _ in range(5)]
            self.score = float('inf')
        # Construction par recopier
        else:
            self.genotype = individual.genotype[:]
            self.score = individual.score

# Un exemple de fitness :
# Amener toutes les valeurs du genotype a 2
class Fitness:
    # La fonction d'évaluation
    def evaluer(self, individual):
        individual.score = sum([abs(2.0-i) for i in individual.genotype])

# La classe abstraite de l'heuristique
class Heuristique:
    fitness = Fitness()
    population = []
    generation = 0

    # Initialisation
    def initialiser(self, taillePopulation):
```

2. <http://www.python.org/>

```
self.population = [Individu() for _ in range(taillePopulation)]
for individu in self.population:
    self.fitness.evaluer(individu)

# Evoluer (Ne fait rien)
def evoluer(self):
    self.generation += 1
    return False

# Recuperer le meilleur individu
def recupererMeilleur(self):
    self.population.sort(lambda x,y: cmp(x.score, y.score))
    return self.population[0]

# Lancer l'apprentissage
def lancer(classe, taillePopulation = 10, seuil = 0.0, maxGenerations = 50000):
    h = classe() # Construction de l'heuristique
    h.initialiser(taillePopulation) # Initialisation de la population
    while True:
        print "generation:", h.generation,
        print ", meilleur score:", h.recupererMeilleur().score
        if not h.evoluer():
            print "L'heuristique est arrivée à la fin"
            break
        if h.recupererMeilleur().score <= seuil:
            print "Un score convenable est obtenu"
            break
        if h.generation >= maxGenerations:
            print "Le nombre maximal de generation est atteint"
            break
    print "Fini en", h.generation, "generations"
    print h.recupererMeilleur().genotype, h.recupererMeilleur().score
```

B.2.2 Pseudo descente de gradient



Le code source ci-dessous correspond à l'implémentation de la pseudo descente de gradient. Il doit être enregistré dans le même dossier que le module de test.

```
#!/usr/bin/python
from test import *

class Pseudo(Heuristique):
    # Parametres de la pseudo descente de gradient
    step = 0.01

    def evoluer(self):
        Heuristique.evoluer(self)
        # Le meilleur est forcément le seul individu
        best = self.population[0]
        original = Individu(self.population[0])
        # On initialise la mutation
        mutation = [-1] * len(best.genotype)
        # On passe toutes les mutations possibles en revue
        finished = False
        enhanced = False
        while not finished:
            # Est-ce que l'on a atteint la dernière mutation ?
            if mutation == [1] * len(best.genotype):
                finished = True
            # On recopie l'individu de base
            tmp = Individu(original)
```

```

# On applique la mutation
for i in range(len(tmp.genotype)):
    tmp.genotype[i] += mutation[i]*self.step
# On evalue l'individu
self.fitness.evaluer(tmp)
# Est-ce que l'on a ameliore le resultat ?
if tmp.score < best.score:
    # On garde le meilleur
    best = tmp
    # On marque le fait que le resultat est ameliore
    enhanced = True
# On passe a la mutation suivante
for i in range(len(mutation)):
    mutation[i] += 1
    if mutation[i] == 2:
        mutation[i] = -1
    else:
        break
# On met a jour la population
self.population = [best]
# On ne doit continuer que si le resultat a ete ameliore
return enhanced

if __name__ == "__main__":
    lancer(classe = Pseudo, taillePopulation = 1)

```

B.2.3 Algorithme génétique



Le code source ci-dessous correspond à l'implémentation de l'algorithme génétique défini par Goldberg (1989) et utilisé par la GALib³. Il doit être enregistré dans le même dossier que le module de test.

```

#!/usr/bin/python
from test import *
import random

class AlgorithmeGenetique(Heuristique):
    # Parametres de la pseudo descente de gradient
    step = 0.1
    probMutation = 0.2
    probCroisement = 0.7

    # Selection d'un individu de la population
    # de maniere aleatoire, ponderee par leur score
    def choix(self):
        maxi = 1.1*max([i.score for i in self.population])
        index = 0
        while True:
            if random.uniform(0.0, maxi) > self.population[index].score:
                return self.population[index]
            index += 1
            index %= len(self.population)

    # Fonction de mutation d'un individu
    def mutation(self, individu):
        # Pour chaque valeur contenue dans le genotype
        for i in range(len(individu.genotype)):
            # On mute la valeur selon une certaine probabilite
            if random.random() < self.probMutation:
                level = random.uniform(-1.0, 1.0)*self.step

```

3. <http://lancet.mit.edu/galib-2.4/>

```
        individu.genotype[i] += level

# Fonction de croisement de deux individus
def croisement(self, individu1, individu2):
    index = random.randint(0, len(individu1.genotype))
    # Si on croise sur le premier ou le dernier element
    # il n'y a pas de modification
    if index == 0 or index == len(individu1.genotype)-1:
        return
    # Sinon on melange les genotypes des deux individus
    tmp1 = individu1.genotype[:]
    tmp2 = individu2.genotype[:]
    individu1.genotype = tmp1[:index] + tmp2[index:]
    individu2.genotype = tmp2[:index] + tmp1[index:]

def evoluer(self):
    Heuristique.evoluer(self)
    # Selection des individus
    genSuiivante = []
    while len(genSuiivante) < len(self.population):
        # On choisi deux individus
        mere = Individu(self.choix())
        pere = Individu(self.choix())
        # On effectue le croisement selon probCroisement
        if random.random() < self.probCroisement:
            self.croisement(mere, pere)
        # On effectue la mutation
        self.mutation(mere)
        self.mutation(pere)
        # On re-evalue les individus
        self.fitness.evaluer(mere)
        self.fitness.evaluer(pere)
        # On ajoute les individus a la nouvelle population
        genSuiivante += [mere, pere]
    # On passe a la generation suivante
    self.population = genSuiivante
    # On ne sait pas quand s'arreter
    return True

if __name__ == "__main__":
    lancer(classe = AlgorithmeGenetique, taillePopulation = 20)
```

B.2.4 Recuit simulé adapté



Le code source ci-dessous correspond à l'implémentation adaptée du recuit simulé proposée dans ce manuscrit. Il doit être enregistré dans le même dossier que le module de test.

```
#!/usr/bin/python
from test import *
import random

class AlgorithmeGenetique(Heuristique):
    # Parametres de la pseudo descente de gradient
    step = 2.0
    minStep = 0.001
    probMutation = 0.2
    probSauter = 0.01
    generationsStables = 5
    stable = 0

    # Fonction de mutation d'un individu
```

```

def mutation(self, individu):
    # Pour chaque valeur contenue dans le genotype
    for i in range(len(individu.genotype)):
        # On mute la valeur selon une certaine probabilite
        if random.random() < self.probMutation:
            level = random.uniform(-1.0, 1.0)*self.step
            individu.genotype[i] += level

def evoluer(self):
    Heuristique.evoluer(self)
    # Selection des individus
    genSuiivante = []
    modification = False
    for individu in self.population:
        tmp = Individu(individu)
        self.mutation(tmp)
        self.fitness.evaluer(tmp)
        # Si l'individu est meilleur on le garde.
        # On a aussi une certaine probabilite de sauter pour aller
        # explorer dans une nouvelle direction
        if tmp.score < individu.score or random.random() < self.probSauter:
            genSuiivante.append(tmp)
            modification = True
        # Sinon on remet l'individu original
        else:
            genSuiivante.append(individu)
    # On compte le nombre de generations ou la population est reste stable
    if not modification:
        self.stable += 1
    else:
        self.stable = 0

    # Si on a passe le seuil de generation stables
    if self.stable >= self.generationsStables:
        # On divise le pas par deux
        self.step *= 0.5
        self.stable = 0
        print "Passage au pas:", self.step
        # Si le pas est devenu trop petit, on quitte
        if self.step < self.minStep:
            return False

    # On passe a la generation suivante
    self.population = genSuiivante
    # On ne sait pas quand s'arreter
    return True

if __name__ == "__main__":
    lancer(classe = AlgorithmeGenetique, taillePopulation = 25)

```

B.3 Algorithme de regroupement

Cette section contient un fichier source montrant l'implémentation de l'algorithme utilisé pour le regroupement des données. Le code est ici fourni en Python⁴ pour des données à deux variables afin de gagner en lisibilité, cependant il représente l'implémentation en C++ réalisée pour les expériences sur des éléments à n degrés de liberté.

```

#!/usr/bin/python
#-*- coding: utf-8 -*-

```

4. <http://www.python.org/>

```
##### ALGO K-MEANS #####
import random
from math import sqrt

class Point:
    def __init__(self, x, y):
        self.x = x
        self.y = y

class Groupe:
    def __init__(self, x = 0.0, y = 0.0):
        self.barycentre = Point(x, y)
        self.points = []

    def recalculerBarycentre(self):
        x = self.barycentre.x
        y = self.barycentre.y
        self.barycentre.x = sum([p.x for p in self.points]) / len(self.points)
        self.barycentre.y = sum([p.y for p in self.points]) / len(self.points)
        # Est-ce qu'on a bougé ?
        return self.barycentre.x != x or self.barycentre.y != y

def kmeans(points, nbGroupes):
    # 1) Creation des groupes
    groupes = [Groupe() for _ in range(nbGroupes)]
    # 2) Repartition aleatoire des donnees
    for p in points:
        groupes[random.randrange(nbGroupes)].points.append(p)
    # 3) Calcul du centre de chaque groupe
    for g in groupes: g.recalculerBarycentre()
    # 4) C'est parti ...
    changed = True
    while changed == True:
        # 4.1) On vide les groupes
        for g in groupes: g.points = []
        # 4.2) On remet les elements dans les groupes les plus proches
        for p in points:
            groupePlusPres = None
            distPlusPres = None
            for g in groupes:
                dist = sqrt((p.x-g.barycentre.x)**2 + (p.y-g.barycentre.y)**2)
                if distPlusPres == None or dist < distPlusPres:
                    groupePlusPres = g
                    distPlusPres = dist
            groupePlusPres.points.append(p)
        # 4.3) On calcule les nouveaux barycentre
        # Si le barycentre a change, on doit recommencer
        changed = False
        for g in groupes:
            if g.recalculerBarycentre():
                changed = True
    return groupes

##### TEST ALGO #####
if __name__ == "__main__":
    nbPoints = 2000
    nbGroupes = 4
    # Creation des points
    points = [Point(random.uniform(-1,1), random.uniform(-1,1)) for _ in range(nbPoints)]
    # Clustering
    groupes = kmeans(points, nbGroupes)
    # Affichage du resultat
    for i in range(nbGroupes):
        print "Le groupe", i, "possede", len(groupes[i].points), "points",
        print "son centre est", groupes[i].barycentre.x, ",", groupes[i].barycentre.y
```

Annexe C

Résultats détaillés

Cet annexe contient le détail des résultats présentés dans les chapitres 4 et 5. Le choix a été fait de présenter une version condensée ou graphique de ces résultats dans le corps du manuscrit afin d'en simplifier la lecture, cependant, il semblait important de préciser toutes les valeurs obtenues pour que le lecteur puisse s'y rapporter en cas de nécessité.

C.1 Comparaison entre différentes réalisations de la même tâche

Cette étude se base sur les données recueillies lors d'une séance de capture de mouvements sur un sujet unique auquel ont été présentées 30 cibles différentes. Lors de cette capture, il a été demandé au sujet d'atteindre les cibles dans un ordre aléatoire, de manière à ce que chaque cible ait été atteinte trois fois à partir d'une posture initiale similaire. Ainsi, $3 \times 30 = 90$ mouvements ont été obtenus.

Nous avons, pour chacune des 30 cibles, évalué :

- ▷ la distance entre les positions relevées des cibles,
- ▷ et la distance moyenne entre les 3 mouvements en utilisant la mesure proposée dans la section suivante.

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau suivant.

| Mouvements (itération) | | | Distances moyennes (en cm) | |
|------------------------|-----|-----|----------------------------|---------------|
| 1 | 2 | 3 | entre mvts | entre cibles |
| 016 | 016 | 016 | 7.70782313395 | 3.16568850895 |
| 015 | 015 | 015 | 8.71652884091 | 1.501589775 |
| 004 | 004 | 004 | 7.50541768906 | 2.93161374438 |
| 001 | 001 | 001 | 10.7783353618 | 2.30386776487 |
| 002 | 002 | 002 | 8.43367876221 | 1.30870757025 |
| 006 | 006 | 006 | 7.90405123751 | 2.46477380399 |
| 008 | 008 | 008 | 6.88533891774 | 1.89463485025 |
| 003 | 003 | 003 | 9.10321223222 | 2.38429098156 |
| 035 | 035 | 035 | 12.4997907803 | 2.79634919029 |
| 033 | 033 | 033 | 8.01064216981 | 2.66839942083 |
| 038 | 038 | 038 | 6.01113288864 | 1.87060098839 |
| 039 | 039 | 039 | 7.6922623283 | 1.8693765215 |
| 040 | 040 | 040 | 7.45794765422 | 2.22521085691 |
| 031 | 031 | 031 | 6.81365119693 | 2.70571560976 |
| 037 | 037 | 037 | 5.97074495719 | 3.57624431933 |
| 036 | 036 | 036 | 9.72934927415 | 2.76092944125 |
| 058 | 058 | 058 | 10.5668987519 | 3.19912087373 |
| 060 | 060 | 060 | 9.68274418158 | 4.48243280854 |
| 062 | 062 | 062 | 17.5013607852 | 4.58299577824 |
| 063 | 063 | 063 | 7.1238402399 | 2.03758195212 |
| 059 | 059 | 059 | 9.39221450884 | 2.60867496176 |
| 064 | 064 | 064 | 8.09625492686 | 2.98121254448 |
| 053 | 053 | 053 | 7.9872106275 | 2.49767742018 |
| 061 | 061 | 061 | 8.30928584018 | 1.95315303038 |
| 084 | 084 | 084 | 9.30103659726 | 2.3065725863 |
| 077 | 077 | 077 | 9.24126115094 | 2.26362228047 |
| 096 | 096 | 096 | 7.68723063567 | 2.5356655679 |
| 074 | 074 | 074 | 14.2827488549 | 4.08227051721 |
| 079 | 079 | 079 | 10.3905344128 | 1.5954676007 |
| 087 | 087 | 087 | 20.0551679176 | 2.46628899038 |
| | min | | 5.97074495719 | 1.30870757025 |
| | max | | 20.0551679176 | 4.58299577824 |
| | avg | | 9.36125656186 | 2.60069100866 |

C.2 Comparaison entre modèles de synergies

C.2.1 Apprentissage sans synergies

Paramètres des expériences

| | |
|---------------------------|------------------------------|
| FONCTION D'OPTIMISATION : | $\alpha J^T, \alpha = 0.003$ |
| MODÈLE DE SYNERGIES : | 1 gain |
| FONCTION D'ÉVALUATION : | \mathcal{F} avec p_2 |
| HEURISTIQUE : | Recuit simulé |
| LIMITES DES PARAMÈTRES : | $g \in [-10.0, 20.0]$ |

Résultats extrêmes, valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Meilleurs résultats | | Plus mauvais résultats | | Moyennes | | Écarts types | |
|-----|---------------------|-------|------------------------|-------|----------|-------|--------------|-------|
| | Score | g | Score | g | Score | g | Score | g |
| 005 | 22.476 | 0.092 | 23.196 | 0.108 | 22.632 | 0.096 | 0.165 | 0.004 |
| 007 | 26.778 | 0.269 | 27.175 | 0.283 | 26.861 | 0.272 | 0.102 | 0.003 |
| 009 | 37.192 | 0.296 | 66.472 | 1.558 | 38.807 | 0.362 | 6.348 | 0.274 |
| 010 | 37.677 | 0.356 | 53.918 | 0.569 | 41.728 | 2.447 | 2.973 | 1.177 |
| 011 | 16.745 | 0.108 | 16.879 | 0.124 | 16.762 | 0.108 | 0.032 | 0.006 |
| 012 | 37.647 | 0.294 | 37.905 | 0.303 | 37.727 | 0.297 | 0.07 | 0.002 |
| 013 | 33.386 | 0.19 | 73.818 | 6.008 | 35.466 | 0.485 | 8.799 | 1.267 |
| 014 | 52.362 | 0.45 | 52.966 | 1.001 | 52.7 | 0.657 | 0.227 | 0.257 |
| 025 | 16.001 | 0.175 | 29.547 | 2.488 | 18.809 | 0.546 | 4.616 | 0.815 |
| 028 | 29.343 | 0.302 | 29.602 | 0.315 | 29.42 | 0.306 | 0.074 | 0.004 |
| 029 | 28.889 | 0.254 | 29.172 | 0.263 | 28.972 | 0.256 | 0.067 | 0.002 |
| 030 | 42.168 | 0.322 | 73.708 | 8.31 | 43.838 | 0.723 | 6.853 | 1.74 |
| 032 | 18.118 | 0.129 | 57.304 | 3.533 | 20.234 | 0.303 | 8.505 | 0.741 |
| 034 | 31.14 | 0.096 | 31.18 | 0.105 | 31.147 | 0.098 | 0.011 | 0.003 |
| 042 | 36.068 | 2.997 | 36.103 | 3.006 | 36.08 | 3.0 | 0.011 | 0.003 |
| 045 | 34.766 | 0.434 | 34.886 | 0.444 | 34.795 | 0.437 | 0.029 | 0.002 |
| 049 | 26.994 | 0.291 | 27.11 | 0.296 | 27.04 | 0.293 | 0.038 | 0.002 |
| 051 | 29.352 | 0.086 | 54.26 | 3.801 | 38.194 | 0.817 | 8.228 | 1.254 |
| 052 | 40.031 | 0.249 | 40.388 | 0.261 | 40.141 | 0.252 | 0.091 | 0.003 |
| 054 | 39.389 | 0.619 | 39.483 | 0.634 | 39.411 | 0.622 | 0.024 | 0.004 |
| 055 | 39.483 | 0.491 | 39.599 | 0.505 | 39.503 | 0.493 | 0.03 | 0.004 |
| 056 | 30.333 | 0.364 | 30.459 | 0.373 | 30.371 | 0.367 | 0.035 | 0.002 |
| 066 | 30.274 | 0.171 | 30.291 | 0.178 | 30.277 | 0.171 | 0.005 | 0.003 |
| 067 | 27.22 | 0.299 | 27.383 | 0.31 | 27.269 | 0.303 | 0.048 | 0.003 |
| 080 | 67.74 | 0.346 | 68.15 | 0.354 | 67.876 | 0.348 | 0.107 | 0.002 |
| 081 | 30.542 | 0.146 | 31.376 | 0.17 | 30.71 | 0.151 | 0.196 | 0.006 |
| 082 | 31.243 | 0.2 | 34.2 | 0.271 | 31.526 | 0.207 | 0.638 | 0.015 |
| 085 | 41.082 | 0.248 | 41.631 | 0.263 | 41.186 | 0.25 | 0.13 | 0.004 |
| 086 | 57.775 | 0.334 | 58.106 | 0.343 | 57.877 | 0.337 | 0.109 | 0.003 |
| 089 | 50.247 | 0.292 | 50.89 | 0.308 | 50.41 | 0.296 | 0.183 | 0.004 |

C.2.2 Modèle de synergie minimal

Paramètres des expériences

| | |
|---------------------------|---|
| FONCTION D'OPTIMISATION : | $\alpha J^T, \alpha = 0.003$ |
| MODÈLE DE SYNERGIES : | 1 sigmoïde, 1 gain |
| FONCTION D'ÉVALUATION : | \mathcal{F} avec p_2 |
| HEURISTIQUE : | Recuit simulé |
| LIMITES DES PARAMÈTRES : | $o \in [0.0, 10.0], s \in [0.5, 20.0], g \in [-10.0, 20.0]$ |

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleurs résultats | | | | Plus mauvais résultats | | | |
|-----|---------------------|------|-------|-------|------------------------|------|-------|-------|
| | Score | o | s | g | Score | o | s | g |
| 005 | 10.57 | 0.74 | 11.86 | 6.44 | 15.38 | 1.7 | 3.34 | 6.97 |
| 007 | 9.08 | 0.81 | 10.57 | 9.03 | 12.31 | 1.2 | 4.72 | 5.07 |
| 009 | 21.47 | 0.8 | 15.8 | 18.73 | 21.98 | 0.77 | 13.84 | 6.28 |
| 010 | 10.68 | 0.7 | 18.18 | 8.4 | 14.8 | 1.51 | 3.19 | 2.97 |
| 011 | 8.02 | 0.51 | 13.25 | 0.51 | 9.78 | 0.6 | 19.64 | 2.08 |
| 012 | 12.67 | 0.73 | 11.06 | 3.26 | 14.41 | 1.06 | 6.06 | 5.24 |
| 013 | 11.51 | 0.62 | 12.05 | 1.08 | 14.31 | 0.76 | 13.57 | 5.08 |
| 014 | 18.25 | 0.62 | 15.01 | 2.01 | 20.83 | 1.15 | 6.2 | 8.74 |
| 025 | 9.45 | 0.33 | 18.5 | 0.58 | 13.3 | 2.43 | 1.7 | 5.26 |
| 028 | 7.99 | 0.84 | 10.13 | 6.15 | 16.1 | 1.83 | 2.08 | 1.6 |
| 029 | 19.64 | 0.65 | 12.05 | 1.84 | 23.84 | 4.94 | 0.89 | 6.29 |
| 030 | 22.86 | 0.71 | 19.94 | 6.36 | 25.22 | 0.93 | 5.48 | 1.3 |
| 032 | 9.42 | 0.7 | 8.91 | 1.48 | 12.9 | 2.15 | 2.23 | 4.77 |
| 034 | 15.54 | 0.99 | 9.2 | 19.72 | 21.26 | 1.95 | 2.71 | 6.14 |
| 042 | 11.6 | 0.55 | 19.09 | 4.34 | 14.05 | 1.0 | 5.46 | 2.83 |
| 045 | 11.06 | 0.88 | 10.01 | 7.57 | 12.94 | 0.62 | 19.11 | 2.21 |
| 049 | 7.99 | 0.63 | 13.53 | 4.77 | 11.64 | 0.95 | 6.05 | 5.06 |
| 051 | 14.14 | 0.71 | 20.0 | 17.52 | 17.65 | 1.24 | 4.95 | 5.52 |
| 052 | 13.7 | 1.37 | 5.57 | 9.3 | 14.87 | 0.95 | 7.64 | 2.18 |
| 054 | 11.28 | 1.0 | 7.72 | 6.92 | 13.32 | 0.66 | 15.61 | 2.18 |
| 055 | 9.21 | 0.87 | 10.44 | 5.88 | 15.4 | 1.42 | 4.2 | 6.0 |
| 056 | 7.81 | 0.66 | 13.09 | 4.78 | 19.04 | 1.89 | 2.3 | 4.58 |
| 066 | 17.84 | 0.61 | 18.73 | 6.38 | 21.32 | 1.26 | 4.34 | 5.39 |
| 067 | 9.73 | 0.63 | 12.28 | 4.82 | 15.71 | 1.17 | 4.08 | 5.13 |
| 080 | 33.59 | 0.74 | 20.0 | 11.82 | 37.43 | 1.0 | 8.34 | 12.06 |
| 081 | 17.13 | 0.59 | 17.95 | 5.65 | 22.0 | 1.26 | 4.28 | 5.2 |
| 082 | 15.37 | 0.82 | 9.48 | 4.76 | 24.47 | 3.3 | 1.33 | 5.0 |
| 085 | 23.36 | 0.64 | 12.55 | 1.99 | 43.0 | 1.24 | 12.58 | 7.79 |
| 086 | 30.69 | 0.67 | 20.0 | 10.46 | 34.74 | 0.6 | 19.22 | 1.65 |
| 089 | 24.54 | 0.76 | 20.0 | 7.99 | 28.69 | 1.07 | 5.94 | 2.82 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | Ecart types | | | |
|-----|----------|----------|----------|----------|-------------|----------|----------|----------|
| | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g</i> | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g</i> |
| 005 | 11.08 | 0.77 | 11.83 | 4.96 | 1.03 | 0.25 | 3.64 | 2.34 |
| 007 | 9.58 | 0.72 | 12.13 | 4.29 | 0.71 | 0.15 | 3.22 | 1.73 |
| 009 | 21.79 | 0.86 | 9.5 | 4.92 | 0.11 | 0.09 | 2.41 | 3.5 |
| 010 | 11.73 | 0.81 | 12.47 | 3.69 | 0.95 | 0.26 | 5.41 | 1.88 |
| 011 | 8.46 | 0.65 | 12.94 | 1.81 | 0.49 | 0.17 | 4.61 | 1.63 |
| 012 | 12.96 | 0.77 | 11.42 | 4.22 | 0.39 | 0.12 | 2.8 | 1.7 |
| 013 | 11.95 | 0.68 | 12.09 | 2.05 | 0.72 | 0.11 | 2.69 | 1.82 |
| 014 | 18.68 | 0.74 | 13.17 | 5.05 | 0.65 | 0.15 | 3.37 | 2.89 |
| 025 | 10.06 | 0.64 | 11.86 | 2.51 | 1.0 | 0.46 | 5.21 | 1.72 |
| 028 | 8.6 | 0.86 | 10.43 | 5.15 | 1.73 | 0.23 | 2.48 | 1.21 |
| 029 | 20.04 | 0.9 | 11.98 | 2.67 | 0.88 | 0.94 | 5.01 | 1.81 |
| 030 | 23.61 | 0.83 | 12.15 | 5.39 | 0.67 | 0.14 | 4.3 | 2.05 |
| 032 | 9.7 | 0.88 | 7.99 | 2.86 | 0.74 | 0.33 | 2.1 | 1.57 |
| 034 | 16.27 | 0.85 | 10.62 | 5.08 | 1.3 | 0.31 | 3.74 | 3.74 |
| 042 | 12.63 | 0.67 | 13.4 | 3.42 | 0.63 | 0.14 | 4.62 | 1.3 |
| 045 | 11.36 | 0.87 | 10.33 | 6.89 | 0.41 | 0.08 | 2.43 | 1.46 |
| 049 | 8.6 | 0.64 | 13.07 | 4.04 | 0.89 | 0.11 | 3.33 | 1.1 |
| 051 | 15.82 | 0.79 | 12.29 | 4.79 | 0.8 | 0.17 | 4.67 | 3.16 |
| 052 | 14.06 | 1.23 | 6.08 | 6.42 | 0.35 | 0.16 | 0.83 | 3.68 |
| 054 | 11.7 | 0.94 | 8.76 | 5.46 | 0.6 | 0.12 | 2.23 | 1.62 |
| 055 | 10.23 | 0.92 | 10.41 | 5.6 | 1.86 | 0.2 | 3.17 | 1.32 |
| 056 | 9.52 | 0.77 | 11.58 | 4.11 | 2.6 | 0.29 | 4.74 | 1.03 |
| 066 | 18.78 | 0.71 | 12.59 | 4.6 | 0.88 | 0.2 | 4.53 | 2.1 |
| 067 | 10.42 | 0.6 | 13.34 | 3.14 | 1.34 | 0.16 | 3.66 | 1.09 |
| 080 | 34.53 | 0.76 | 17.69 | 10.32 | 1.04 | 0.08 | 3.33 | 2.1 |
| 081 | 18.18 | 0.71 | 12.57 | 5.01 | 1.09 | 0.15 | 4.0 | 1.24 |
| 082 | 16.14 | 0.92 | 10.12 | 4.29 | 1.93 | 0.55 | 3.62 | 0.87 |
| 085 | 24.53 | 0.73 | 13.8 | 4.7 | 4.24 | 0.15 | 3.66 | 2.62 |
| 086 | 32.75 | 0.77 | 14.28 | 8.51 | 1.22 | 0.1 | 3.97 | 2.86 |
| 089 | 25.9 | 0.79 | 16.29 | 5.4 | 0.97 | 0.1 | 4.0 | 2.72 |

C.2.3 Modèle de synergie intermédiaire

Paramètres des expériences

| | |
|---------------------------|---|
| FONCTION D'OPTIMISATION : | $\alpha J^T, \alpha = 0.003$ |
| MODÈLE DE SYNERGIES : | 1 sigmoïde, 7 gains |
| FONCTION D'ÉVALUATION : | \mathcal{F} avec p_2 |
| HEURISTIQUE : | Recuit simulé adapté |
| LIMITES DES PARAMÈTRES : | $o \in [0.0, 10.0], s \in [0.5, 20.0], g_* \in [-10.0, 20.0]$ |

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleur résultat | | | | | | | | | | Plus mauvais résultat | | | | | | | | | |
|-----|-------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|-----------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|
| | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 |
| 005 | 5.514 | 0.71 | 11.453 | 20.0 | 3.184 | 6.884 | 7.516 | 0.0 | 10.578 | -5.133 | 7.238 | 0.561 | 17.828 | 9.949 | 1.798 | 9.33 | 4.138 | 0.0 | 4.833 | 19.09 |
| 007 | 6.911 | 0.66 | 13.155 | 11.379 | 3.235 | 6.059 | 13.0 | 0.0 | 5.279 | -6.311 | 8.895 | 0.874 | 8.256 | 19.236 | 6.244 | 2.676 | 10.334 | 0.0 | -1.994 | -8.856 |
| 009 | 8.154 | 0.68 | 8.888 | 1.551 | -0.253 | 0.67 | 11.354 | 0.0 | 5.716 | 2.82 | 12.152 | 1.291 | 4.634 | 12.092 | -0.591 | 4.141 | 20.0 | 0.0 | -4.088 | 17.922 |
| 010 | 6.816 | 0.939 | 7.616 | 5.484 | 2.576 | 3.232 | 14.085 | 0.0 | -2.462 | 5.828 | 13.746 | 1.15 | 6.7 | 17.253 | 8.04 | 7.143 | -0.76 | 0.0 | 19.469 | 4.333 |
| 011 | 4.596 | 0.756 | 11.034 | 3.653 | 2.168 | 2.73 | 12.696 | 0.0 | 1.413 | 9.824 | 12.187 | 3.453 | 1.51 | 20.0 | 8.708 | 10.639 | 11.258 | 0.0 | -8.732 | -1.101 |
| 012 | 7.847 | 0.6 | 18.164 | 7.164 | 2.298 | 4.332 | 14.126 | 0.0 | 1.846 | -3.001 | 9.947 | 0.87 | 9.208 | 9.841 | 6.174 | 4.78 | 13.27 | 0.0 | 4.393 | -5.037 |
| 013 | 6.771 | 0.83 | 10.043 | 5.888 | 2.889 | 5.276 | 13.643 | 0.0 | 0.541 | 8.073 | 15.477 | 1.75 | 3.323 | 13.636 | 7.173 | 11.61 | 8.445 | 0.0 | 15.125 | 16.735 |
| 014 | 7.931 | 0.77 | 11.138 | 5.138 | 1.759 | 10.413 | 13.545 | 0.0 | 16.771 | 20.0 | 9.864 | 1.0 | 7.22 | 10.4 | 2.4 | 10.37 | 15.96 | 0.0 | 1.35 | -5.76 |
| 025 | 5.688 | 0.5 | 15.297 | 2.16 | 2.84 | 2.094 | 13.217 | 0.0 | -6.979 | 17.141 | 10.71 | 1.375 | 2.891 | 6.949 | 2.923 | 2.394 | 5.185 | 0.0 | -3.939 | 4.808 |
| 028 | 5.699 | 0.69 | 14.456 | 20.0 | 4.353 | 7.828 | 9.923 | 0.0 | 20.0 | -2.245 | 14.418 | 2.331 | 1.316 | 6.161 | 1.371 | 9.774 | 0.291 | 0.0 | 0.238 | 4.154 |
| 029 | 7.375 | 0.64 | 10.715 | 1.678 | 0.208 | 0.629 | 16.322 | 0.0 | -0.313 | 2.791 | 15.448 | 1.201 | 4.213 | 3.856 | 3.054 | 1.581 | 8.082 | 0.0 | 0.414 | 18.524 |
| 030 | 7.188 | 0.83 | 8.348 | 2.894 | -0.006 | 0.83 | 17.979 | 0.0 | 4.989 | 4.601 | 9.675 | 1.354 | 3.79 | 6.211 | -0.252 | 1.317 | 15.041 | 0.0 | 7.241 | 6.33 |
| 032 | 6.048 | 0.66 | 12.669 | -0.742 | 2.141 | -0.589 | 10.75 | 0.0 | 7.707 | 2.197 | 13.84 | 4.75 | 0.993 | -1.905 | 6.891 | -10.01 | 7.233 | 0.0 | -0.313 | 12.109 |
| 034 | 7.222 | 0.74 | 11.634 | 9.089 | 3.033 | 3.886 | 17.318 | 0.0 | 9.609 | 0.903 | 16.284 | 0.844 | 7.768 | 20.0 | 2.658 | -7.026 | 8.912 | 0.0 | 15.25 | 1.988 |
| 042 | 6.388 | 0.56 | 17.368 | 1.699 | 1.301 | 1.281 | 16.564 | 0.0 | -4.664 | 3.72 | 11.287 | 0.969 | 6.422 | 11.984 | 2.754 | 4.142 | 8.537 | 0.0 | 17.601 | -2.024 |
| 045 | 6.887 | 0.86 | 10.777 | 20.0 | 7.854 | 5.308 | 20.0 | 0.0 | 12.994 | 0.277 | 13.376 | 0.984 | 6.795 | 18.774 | 3.296 | 12.286 | 3.544 | 0.0 | -5.533 | -2.498 |
| 049 | 5.325 | 0.58 | 16.075 | 7.0 | 3.515 | 3.863 | 9.484 | 0.0 | 0.828 | 20.0 | 8.662 | 0.938 | 6.799 | 15.625 | 5.958 | 6.871 | 4.833 | 0.0 | -1.193 | 5.605 |
| 051 | 5.633 | 0.86 | 8.878 | 4.427 | 1.853 | 2.846 | 18.109 | 0.0 | -3.72 | 5.324 | 10.853 | 1.495 | 3.898 | 11.389 | 4.361 | 5.714 | 15.291 | 0.0 | -5.987 | 0.08 |
| 052 | 10.272 | 1.15 | 7.035 | 7.131 | 6.349 | 4.189 | 14.896 | 0.0 | 14.173 | 0.865 | 11.439 | 1.016 | 8.584 | 9.719 | 4.762 | 5.826 | 17.364 | 0.0 | 10.908 | 10.858 |
| 054 | 7.47 | 0.89 | 8.539 | 13.809 | 4.12 | 7.534 | 9.02 | 0.0 | 7.071 | 3.383 | 9.414 | 0.643 | 19.453 | 5.461 | 2.076 | -8.291 | 10.603 | 0.0 | 1.835 | 3.282 |
| 055 | 7.265 | 0.676 | 17.938 | -0.933 | 2.46 | 1.111 | 10.454 | 0.0 | 3.891 | 18.203 | 15.322 | 1.484 | 4.543 | -2.293 | 9.058 | 0.417 | 10.498 | 0.0 | 3.484 | 7.51 |
| 056 | 6.373 | 0.58 | 16.943 | 2.694 | 3.215 | 3.363 | 9.466 | 0.0 | 1.914 | 12.078 | 12.984 | 1.448 | 3.793 | 10.33 | 7.183 | 8.731 | 1.55 | 0.0 | -2.711 | 3.664 |
| 066 | 7.643 | 0.57 | 13.325 | 1.401 | 0.584 | 1.148 | 8.114 | 0.0 | -1.793 | 1.027 | 13.618 | 1.27 | 4.64 | 11.119 | 1.91 | 7.115 | 15.934 | 0.0 | 12.13 | 12.736 |
| 067 | 5.962 | 0.53 | 17.531 | 5.438 | 2.35 | 3.714 | 13.674 | 0.0 | -2.464 | 14.496 | 10.605 | 1.03 | 5.808 | 15.538 | 6.43 | 8.808 | 6.655 | 0.0 | -5.838 | 3.143 |
| 080 | 10.276 | 0.73 | 10.508 | 2.16 | 1.463 | 2.724 | 19.016 | 0.0 | 10.121 | 2.128 | 20.044 | 1.723 | 2.718 | 8.814 | -4.934 | 2.7 | 15.049 | 0.0 | 13.725 | 0.055 |
| 081 | 6.106 | 0.62 | 14.291 | 3.144 | 1.91 | 0.375 | 16.57 | 0.0 | -1.89 | 18.453 | 11.756 | 1.069 | 5.514 | 12.266 | 3.255 | -0.089 | 10.693 | 0.0 | 16.109 | 6.413 |
| 082 | 6.652 | 0.75 | 10.788 | 1.944 | 3.51 | 0.366 | 12.07 | 0.0 | -4.026 | 8.871 | 16.07 | 1.0 | 7.279 | -1.773 | 8.918 | -3.921 | -4.371 | 0.0 | 19.611 | 20.0 |
| 085 | 8.067 | 0.75 | 10.743 | 2.959 | 1.597 | 2.329 | 20.0 | 0.0 | -3.472 | 8.625 | 11.179 | 0.573 | 18.875 | 1.214 | 1.036 | 0.959 | 9.428 | 0.0 | 7.844 | 0.901 |
| 086 | 7.707 | 0.68 | 11.701 | 1.533 | 2.031 | 1.431 | 19.344 | 0.0 | -3.581 | 1.144 | 15.42 | 1.154 | 4.839 | 4.708 | 3.014 | 2.744 | 19.984 | 0.0 | 18.469 | 9.313 |
| 089 | 10.158 | 0.89 | 9.54 | 3.15 | -0.11 | 2.59 | 20.0 | 0.0 | -4.776 | 7.008 | 14.961 | 0.76 | 19.0 | 11.9 | -0.11 | 6.82 | 16.8 | 0.0 | 7.5 | 12.8 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | | | | | | | Ecart types | | | | | | | | | |
|-----|----------|----------|----------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-------------|----------|----------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g</i> ₁ | <i>g</i> ₂ | <i>g</i> ₃ | <i>g</i> ₄ | <i>g</i> ₅ | <i>g</i> ₆ | <i>g</i> ₇ | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g</i> ₁ | <i>g</i> ₂ | <i>g</i> ₃ | <i>g</i> ₄ | <i>g</i> ₅ | <i>g</i> ₆ | <i>g</i> ₇ |
| 005 | 6.376 | 0.71 | 12.55 | 14.989 | 2.765 | 6.973 | 6.445 | 0.0 | 8.628 | 2.222 | 0.58 | 0.171 | 4.244 | 5.336 | 1.28 | 3.295 | 3.004 | 0.0 | 3.99 | 7.145 |
| 007 | 7.627 | 0.669 | 13.365 | 14.398 | 3.487 | 1.084 | 10.202 | 0.0 | 11.053 | -1.568 | 0.564 | 0.086 | 3.202 | 7.645 | 1.097 | 3.315 | 3.358 | 0.0 | 7.526 | 8.823 |
| 009 | 9.784 | 1.043 | 6.026 | 5.688 | -0.429 | 1.954 | 16.63 | 0.0 | 9.385 | 8.768 | 1.13 | 0.252 | 2.153 | 3.238 | 0.505 | 0.911 | 2.827 | 0.0 | 6.283 | 5.153 |
| 010 | 9.61 | 1.232 | 6.185 | 9.431 | 3.57 | 4.493 | 11.048 | 0.0 | 5.287 | 5.387 | 2.614 | 0.454 | 2.094 | 4.817 | 1.757 | 1.508 | 4.926 | 0.0 | 9.304 | 4.242 |
| 011 | 6.293 | 1.155 | 7.676 | 7.881 | 3.349 | 4.639 | 11.647 | 0.0 | 0.08 | 9.404 | 2.106 | 0.771 | 2.588 | 4.342 | 1.907 | 2.11 | 1.886 | 0.0 | 3.571 | 6.094 |
| 012 | 8.631 | 0.712 | 13.284 | 11.559 | 3.559 | 5.582 | 12.407 | 0.0 | 5.357 | -1.837 | 0.751 | 0.083 | 2.84 | 4.777 | 1.128 | 2.962 | 1.93 | 0.0 | 2.998 | 5.934 |
| 013 | 9.432 | 1.107 | 7.96 | 10.562 | 4.206 | 7.712 | 11.715 | 0.0 | 2.737 | 7.328 | 3.261 | 0.408 | 3.092 | 4.791 | 1.906 | 3.11 | 1.961 | 0.0 | 5.638 | 5.428 |
| 014 | 9.351 | 0.9 | 8.639 | 9.547 | 2.129 | 7.98 | 14.346 | 0.0 | 11.635 | 13.193 | 0.516 | 0.104 | 1.732 | 7.1 | 0.81 | 3.339 | 3.69 | 0.0 | 5.449 | 8.711 |
| 025 | 6.94 | 0.644 | 12.522 | 4.327 | 2.922 | 2.322 | 11.371 | 0.0 | -3.103 | 13.374 | 1.664 | 0.267 | 4.801 | 3.091 | 0.746 | 0.6 | 3.93 | 0.0 | 5.499 | 5.878 |
| 028 | 7.168 | 0.915 | 12.596 | 17.706 | 4.488 | 9.883 | 8.633 | 0.0 | 13.121 | 0.301 | 2.576 | 0.5 | 5.6 | 4.161 | 2.062 | 4.749 | 3.795 | 0.0 | 7.982 | 4.569 |
| 029 | 10.168 | 1.164 | 6.106 | 6.05 | 0.665 | 1.373 | 15.491 | 0.0 | 4.101 | 7.924 | 2.077 | 0.342 | 4.915 | 2.375 | 1.132 | 0.845 | 3.584 | 0.0 | 5.93 | 5.088 |
| 030 | 8.079 | 0.943 | 6.9 | 3.657 | -0.052 | 0.869 | 15.828 | 0.0 | 6.806 | 5.713 | 0.698 | 0.16 | 1.591 | 1.235 | 0.101 | 0.276 | 2.595 | 0.0 | 4.272 | 2.989 |
| 032 | 8.107 | 1.225 | 10.178 | 4.838 | 3.879 | -2.274 | 9.986 | 0.0 | 8.734 | 2.538 | 2.063 | 1.193 | 6.014 | 8.47 | 1.891 | 4.463 | 3.62 | 0.0 | 6.169 | 5.593 |
| 034 | 9.051 | 0.96 | 8.194 | 16.429 | 5.451 | 5.388 | 17.752 | 0.0 | 9.727 | 3.979 | 2.567 | 0.159 | 2.032 | 4.16 | 2.051 | 4.469 | 3.136 | 0.0 | 5.191 | 3.421 |
| 042 | 8.452 | 0.864 | 9.396 | 6.014 | 2.159 | 3.114 | 14.894 | 0.0 | -3.599 | 4.97 | 1.515 | 0.216 | 4.937 | 2.953 | 0.735 | 1.072 | 2.445 | 0.0 | 7.533 | 3.063 |
| 045 | 8.295 | 0.91 | 9.651 | 19.876 | 8.245 | 5.152 | 17.655 | 0.0 | 9.426 | 0.961 | 2.244 | 0.043 | 1.12 | 0.367 | 2.045 | 3.523 | 4.819 | 0.0 | 7.134 | 2.111 |
| 049 | 6.175 | 0.647 | 14.125 | 8.985 | 4.253 | 4.685 | 8.464 | 0.0 | 2.756 | 13.664 | 0.988 | 0.124 | 4.155 | 5.083 | 1.869 | 2.324 | 4.384 | 0.0 | 5.859 | 6.132 |
| 051 | 7.414 | 0.976 | 8.315 | 6.62 | 2.343 | 3.548 | 16.007 | 0.0 | -3.126 | 5.867 | 1.436 | 0.215 | 3.533 | 3.278 | 0.891 | 1.268 | 2.381 | 0.0 | 2.451 | 4.527 |
| 052 | 10.669 | 1.183 | 7.086 | 9.969 | 7.514 | 4.726 | 16.714 | 0.0 | 11.222 | 1.256 | 0.389 | 0.166 | 1.082 | 5.053 | 3.634 | 4.578 | 2.248 | 0.0 | 5.969 | 3.353 |
| 054 | 8.213 | 0.876 | 10.582 | 11.27 | 4.737 | 3.405 | 9.696 | 0.0 | 9.682 | 2.86 | 0.616 | 0.175 | 4.273 | 3.82 | 2.551 | 5.379 | 2.871 | 0.0 | 5.384 | 1.172 |
| 055 | 9.267 | 0.938 | 12.018 | 7.3 | 5.43 | 3.941 | 9.2 | 0.0 | 9.222 | 3.243 | 2.646 | 0.312 | 5.83 | 7.194 | 3.239 | 3.227 | 3.841 | 0.0 | 7.557 | 6.214 |
| 056 | 9.028 | 0.796 | 12.382 | 5.243 | 4.45 | 4.822 | 4.956 | 0.0 | 8.671 | 6.703 | 2.252 | 0.3 | 5.79 | 3.652 | 1.81 | 2.777 | 2.788 | 0.0 | 9.29 | 5.625 |
| 066 | 9.91 | 0.93 | 8.2 | 7.166 | 1.128 | 4.444 | 15.617 | 0.0 | -2.859 | 7.029 | 1.746 | 0.236 | 4.278 | 4.054 | 0.511 | 2.212 | 5.027 | 0.0 | 6.0 | 3.548 |
| 067 | 8.364 | 0.788 | 10.251 | 11.166 | 4.527 | 6.541 | 10.089 | 0.0 | -4.94 | 5.067 | 1.819 | 0.195 | 4.625 | 4.044 | 1.574 | 1.998 | 2.534 | 0.0 | 1.713 | 6.154 |
| 080 | 12.395 | 0.972 | 7.057 | 3.778 | 3.022 | 2.307 | 17.78 | 0.0 | 6.208 | 2.167 | 2.685 | 0.278 | 2.543 | 1.878 | 3.285 | 0.58 | 2.656 | 0.0 | 6.607 | 1.902 |
| 081 | 8.658 | 0.866 | 8.732 | 7.309 | 2.653 | 0.472 | 13.813 | 0.0 | 0.783 | 10.647 | 1.815 | 0.169 | 4.218 | 3.836 | 0.654 | 0.733 | 2.316 | 0.0 | 6.884 | 4.7 |
| 082 | 9.856 | 0.932 | 7.784 | 3.29 | 4.867 | -0.31 | 7.409 | 0.0 | 2.375 | 10.231 | 2.811 | 0.128 | 1.806 | 2.129 | 1.596 | 1.242 | 5.087 | 0.0 | 8.691 | 5.847 |
| 085 | 9.669 | 0.863 | 9.151 | 4.319 | 1.838 | 2.768 | 18.115 | 0.0 | -2.693 | 7.234 | 0.981 | 0.143 | 3.704 | 1.663 | 0.331 | 0.77 | 3.287 | 0.0 | 7.669 | 3.689 |
| 086 | 11.118 | 0.9 | 7.594 | 3.12 | 3.926 | 1.831 | 18.462 | 0.0 | 3.234 | 3.167 | 2.595 | 0.154 | 2.676 | 1.21 | 3.807 | 0.626 | 3.013 | 0.0 | 7.758 | 4.408 |
| 089 | 12.368 | 1.002 | 8.636 | 4.563 | -0.407 | 3.45 | 18.712 | 0.0 | -0.307 | 5.461 | 1.558 | 0.162 | 4.011 | 2.711 | 0.439 | 1.417 | 1.749 | 0.0 | 4.775 | 3.775 |

C.2.4 Modèle de synergie étendu

Paramètres des expériences

FONCTION D'OPTIMISATION : $\alpha J^T, \alpha = 0.003$
 MODÈLE DE SYNERGIES : 7 sigmoïdes, 7 gains
 FONCTION D'ÉVALUATION : \mathcal{F} avec p_2
 HEURISTIQUE : Recuit simulé
 LIMITES DES PARAMÈTRES : $\alpha_* \in [0.0, 10.0], s_* \in [0.5, 20.0], g_* \in [-10.0, 20.0]$

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleurs résultats | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----|---------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | Score | o_1 | s_1 | g_1 | o_2 | s_2 | g_2 | o_3 | s_3 | g_3 | o_4 | s_4 | g_4 | o_5 | s_5 | g_5 | o_6 | s_6 | g_6 | o_7 | s_7 | g_7 |
| 005 | 6.24 | 0.42 | 15.64 | 2.71 | 0.76 | 10.13 | 3.41 | 1.86 | 13.25 | 5.91 | 0.9 | 8.16 | 13.45 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.31 | 13.5 | -6.93 | 0.81 | 15.31 | 6.7 |
| 007 | 6.37 | 0.0 | 19.95 | 15.47 | 0.6 | 20.0 | 3.27 | 2.47 | 14.48 | -1.57 | 0.55 | 17.17 | 11.6 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.53 | 3.21 | 7.35 | 0.0 | 12.38 | 5.93 |
| 009 | 8.8 | 0.5 | 9.17 | 0.74 | 2.35 | 9.3 | 6.98 | 1.37 | 5.71 | 9.87 | 0.47 | 17.67 | 5.07 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.95 | 5.13 | 18.51 | 2.19 | 11.34 | 16.84 |
| 010 | 8.47 | 0.7 | 13.17 | 3.69 | 0.73 | 20.0 | 3.74 | 4.89 | 19.27 | -7.33 | 0.64 | 12.89 | 7.77 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.52 | 8.94 | -8.43 | 2.84 | 19.28 | 5.91 |
| 011 | 5.74 | 0.88 | 13.03 | 15.31 | 0.85 | 10.34 | 4.21 | 3.92 | 1.53 | 19.92 | 1.21 | 3.67 | 4.48 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.69 | 18.83 | 15.98 | 1.09 | 6.86 | 19.0 |
| 012 | 8.52 | 0.78 | 12.82 | 17.38 | 0.72 | 16.97 | 7.69 | 0.72 | 12.61 | 15.71 | 0.97 | 5.68 | 6.19 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.54 | 19.08 | 7.99 | 1.45 | 12.64 | 12.96 |
| 013 | 7.08 | 1.0 | 8.43 | 15.26 | 1.0 | 7.65 | 4.39 | 1.0 | 8.67 | 12.91 | 1.0 | 7.52 | 15.11 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.11 | 19.45 | -8.68 | 0.46 | 12.44 | 0.83 |
| 014 | 5.3 | 0.83 | 11.93 | 17.25 | 0.98 | 12.73 | 11.67 | 1.72 | 3.09 | 11.34 | 0.39 | 20.0 | 0.81 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.52 | 2.47 | 3.09 | 0.71 | 8.75 | 16.14 |
| 025 | 7.12 | 0.68 | 12.33 | 18.82 | 0.38 | 20.0 | 0.89 | 4.56 | 10.99 | 9.27 | 0.31 | 13.32 | 0.8 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.91 | 5.51 | -0.8 | 1.14 | 4.82 | 13.18 |
| 028 | 5.35 | 0.52 | 9.7 | 10.84 | 0.75 | 12.5 | 5.12 | 0.68 | 20.0 | 8.12 | 0.83 | 9.58 | 9.67 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.19 | 0.47 | 0.61 | 1.88 | 15.68 | -4.52 |
| 029 | 7.62 | 0.78 | 12.87 | 10.49 | 1.2 | 12.42 | 3.98 | 0.94 | 12.39 | 15.97 | 0.4 | 18.42 | 3.01 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.14 | 11.81 | 0.41 | 1.16 | 3.87 | 10.21 |
| 030 | 7.58 | 0.65 | 11.12 | 1.26 | 3.01 | 6.19 | 1.19 | 1.11 | 12.46 | 17.25 | 0.6 | 15.0 | 9.69 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.25 | 17.45 | 3.33 | 2.5 | 2.01 | 12.69 |
| 032 | 6.01 | 1.07 | 12.44 | 17.78 | 0.71 | 15.0 | 4.72 | 3.63 | 8.43 | 16.38 | 0.7 | 9.9 | 9.49 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.94 | 17.25 | -8.68 | 0.75 | 9.31 | 5.97 |
| 034 | 8.59 | 1.6 | 2.66 | 11.29 | 0.7 | 19.28 | 6.8 | 0.7 | 10.66 | 1.3 | 1.29 | 4.39 | 12.19 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.73 | 6.28 | 3.05 | 4.75 | 19.72 | 6.7 |
| 042 | 7.71 | 0.82 | 10.13 | 13.84 | 0.68 | 20.0 | 3.8 | 4.13 | 19.44 | -8.85 | 0.53 | 15.54 | 8.31 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.88 | 8.19 | -7.95 | 1.48 | 4.76 | 19.72 |
| 045 | 7.03 | 0.6 | 19.98 | 5.59 | 0.65 | 18.27 | 2.58 | 0.94 | 10.65 | 6.45 | 0.84 | 9.54 | 13.81 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.92 | 13.3 | -5.6 | 1.18 | 9.89 | 19.63 |
| 049 | 7.65 | 0.98 | 5.05 | 11.63 | 0.53 | 14.63 | 1.35 | 0.75 | 11.86 | 7.42 | 2.18 | 2.86 | 15.91 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.98 | 9.23 | -5.7 | 4.0 | 1.05 | 5.31 |
| 051 | 6.63 | 0.93 | 11.15 | 14.29 | 0.79 | 12.96 | 2.53 | 1.47 | 5.01 | 16.61 | 0.67 | 10.69 | 7.18 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.45 | 12.94 | 5.9 | 0.96 | 8.63 | 8.35 |
| 052 | 9.91 | 0.91 | 19.28 | 3.93 | 0.98 | 13.25 | 9.64 | 1.57 | 3.82 | -6.5 | 1.25 | 4.86 | 9.26 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.81 | 19.81 | -0.26 | 5.0 | 8.67 | 16.98 |
| 054 | 7.72 | 0.88 | 8.43 | 6.69 | 0.65 | 20.0 | 3.02 | 4.09 | 12.85 | 9.27 | 0.56 | 16.23 | 2.98 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.81 | 6.66 | 9.05 | 4.95 | 19.0 | 1.88 |
| 055 | 6.57 | 0.92 | 8.21 | 8.0 | 0.7 | 19.98 | 3.46 | 2.79 | 10.42 | -8.12 | 0.88 | 8.41 | 10.06 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.39 | 2.91 | 2.86 | 3.38 | 3.43 | 9.64 |
| 056 | 10.62 | 3.14 | 7.85 | 12.82 | 0.59 | 19.42 | 4.66 | 1.3 | 2.86 | 0.74 | 0.97 | 7.0 | 19.27 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.36 | 3.17 | 14.25 | 3.86 | 10.91 | 15.16 |
| 066 | 7.24 | 0.41 | 19.78 | 0.66 | 2.73 | 3.0 | 8.14 | 0.68 | 12.08 | 2.32 | 0.42 | 18.81 | 1.87 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.83 | 2.56 | 5.2 | 5.0 | 8.83 | 17.92 |
| 067 | 7.53 | 0.67 | 12.43 | 7.85 | 0.52 | 20.0 | 2.75 | 1.04 | 6.12 | 12.5 | 0.88 | 6.47 | 11.37 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.56 | 10.69 | 5.33 | 4.09 | 2.26 | 12.35 |
| 080 | 8.83 | 0.8 | 16.92 | 11.29 | 1.62 | 3.03 | 8.52 | 1.25 | 5.99 | 15.64 | 0.6 | 7.51 | 4.36 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.27 | 13.92 | -7.79 | 0.9 | 11.36 | 4.51 |
| 081 | 5.61 | 0.51 | 19.98 | 1.1 | 0.62 | 20.0 | 2.84 | 3.03 | 19.38 | -5.46 | 0.41 | 17.81 | 1.8 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.66 | 8.7 | -8.39 | 1.7 | 3.03 | 15.99 |
| 082 | 9.39 | 3.42 | 11.94 | 6.35 | 0.73 | 17.06 | 9.42 | 4.18 | 4.24 | 9.95 | 0.95 | 6.4 | 10.56 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.54 | 6.34 | 17.08 | 0.66 | 12.74 | 17.34 |
| 085 | 8.2 | 0.92 | 11.31 | 17.12 | 0.75 | 17.46 | 3.12 | 1.3 | 6.4 | 20.0 | 0.75 | 9.32 | 14.57 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.86 | 16.31 | 0.38 | 3.56 | 19.07 | -9.93 |
| 086 | 9.39 | 0.97 | 10.39 | 17.15 | 0.81 | 14.15 | 15.6 | 0.8 | 6.34 | 0.79 | 0.36 | 15.82 | 1.44 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.41 | 6.13 | 4.48 | 2.66 | 19.26 | -4.24 |
| 089 | 9.57 | 1.01 | 11.3 | 12.16 | 3.77 | 16.29 | -2.68 | 0.88 | 17.92 | 9.8 | 0.71 | 11.84 | 6.59 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.72 | 4.36 | 1.8 | 0.69 | 17.98 | 2.24 |

| Id. | Plus mauvais résultats | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----|------------------------|------|-------|-------|------|-------|-------|------|-------|-------|------|-------|-------|-----|-----|-----|------|-------|-------|------|-------|-------|
| | Score | o1 | s1 | g1 | o2 | s2 | g2 | o3 | s3 | g3 | o4 | s4 | g4 | o5 | s5 | g5 | o6 | s6 | g6 | o7 | s7 | g7 |
| 005 | 12.45 | 0.75 | 2.95 | 1.76 | 1.63 | 4.51 | 18.03 | 2.31 | 14.6 | 7.08 | 0.56 | 20.0 | 14.65 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.94 | 5.4 | 5.62 | 4.69 | 2.85 | -5.61 |
| 007 | 9.9 | 0.0 | 1.95 | 19.98 | 0.86 | 6.22 | 2.37 | 4.39 | 7.19 | 4.85 | 1.3 | 6.13 | 10.06 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.98 | 18.81 | 15.71 | 1.19 | 0.0 | 7.38 |
| 009 | 13.26 | 1.3 | 5.11 | 19.25 | 3.86 | 6.15 | 4.64 | 1.95 | 4.81 | 20.0 | 1.18 | 3.06 | 6.04 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.38 | 9.3 | -7.54 | 1.12 | 16.55 | 15.95 |
| 010 | 14.73 | 1.06 | 8.9 | 19.77 | 1.3 | 5.42 | 10.71 | 1.09 | 7.25 | 5.78 | 3.53 | 12.37 | 9.25 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.52 | 16.92 | 7.43 | 2.17 | 12.85 | 19.91 |
| 011 | 14.89 | 4.98 | 5.07 | -8.9 | 0.98 | 15.05 | 10.65 | 3.01 | 19.95 | 18.83 | 4.09 | 5.6 | -1.89 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.94 | 4.52 | 17.46 | 0.98 | 5.09 | 19.63 |
| 012 | 17.11 | 0.61 | 12.38 | 12.97 | 0.38 | 20.0 | 0.26 | 3.97 | 16.52 | 6.96 | 1.77 | 10.08 | 16.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.98 | 15.47 | -0.11 | 4.91 | 14.06 | 9.51 |
| 013 | 18.84 | 4.31 | 17.45 | -5.95 | 3.03 | 16.69 | 0.28 | 0.69 | 17.13 | 7.77 | 0.85 | 7.97 | 10.65 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.74 | 11.6 | 6.23 | 1.08 | 2.49 | 2.75 |
| 014 | 9.89 | 0.38 | 9.3 | 2.0 | 1.04 | 8.9 | 6.72 | 4.24 | 16.69 | -7.58 | 0.98 | 6.81 | 12.84 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.78 | 8.49 | -4.4 | 3.71 | 15.03 | 10.78 |
| 025 | 10.79 | 3.7 | 8.27 | 5.95 | 0.84 | 6.21 | 4.48 | 1.52 | 3.74 | 8.57 | 1.02 | 6.37 | 14.88 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.19 | 16.7 | 0.42 | 2.87 | 1.85 | 6.34 |
| 028 | 10.11 | 4.88 | 13.29 | 2.51 | 1.15 | 6.47 | 10.15 | 2.78 | 12.26 | -2.36 | 0.84 | 12.37 | 13.87 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.68 | 2.65 | 2.83 | 0.28 | 8.06 | 16.78 |
| 029 | 13.78 | 1.84 | 2.53 | 5.85 | 0.9 | 17.86 | 12.34 | 2.38 | 19.24 | -5.04 | 1.45 | 2.91 | 12.38 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.11 | 7.42 | 6.01 | 0.47 | 7.7 | 1.39 |
| 030 | 12.28 | 4.0 | 1.14 | 14.33 | 2.48 | 11.85 | -7.99 | 2.16 | 3.48 | 9.54 | 0.64 | 12.49 | 8.17 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.77 | 10.99 | 9.8 | 1.08 | 15.5 | -4.09 |
| 032 | 8.78 | 1.54 | 11.7 | 16.89 | 1.25 | 5.29 | 7.79 | 3.92 | 8.69 | 5.2 | 0.73 | 12.32 | 17.4 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.7 | 17.98 | -8.99 | 1.7 | 6.68 | 19.95 |
| 034 | 22.91 | 0.98 | 16.22 | 15.96 | 2.23 | 20.0 | -6.9 | 1.0 | 4.63 | 3.98 | 3.05 | 13.99 | -4.17 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.26 | 2.62 | 9.02 | 0.78 | 18.53 | 7.72 |
| 042 | 13.05 | 0.74 | 14.55 | 7.39 | 4.92 | 0.63 | 1.83 | 4.05 | 1.38 | 18.69 | 1.03 | 3.77 | 3.46 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.03 | 15.15 | -5.54 | 0.98 | 14.72 | 3.16 |
| 045 | 25.91 | 4.81 | 18.09 | 15.92 | 1.17 | 5.3 | 4.27 | 5.0 | 8.99 | -6.41 | 3.66 | 18.25 | 7.21 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.67 | 9.38 | 6.75 | 3.2 | 19.94 | -1.31 |
| 049 | 13.57 | 3.91 | 19.84 | 19.36 | 0.74 | 10.92 | 8.47 | 4.22 | 16.01 | -7.08 | 0.7 | 13.68 | 5.33 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.8 | 8.68 | 18.81 | 0.48 | 10.6 | 10.87 |
| 051 | 18.56 | 0.78 | 19.14 | 7.9 | 4.59 | 12.24 | -4.63 | 2.57 | 2.3 | 14.52 | 1.09 | 5.55 | 20.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.03 | 7.69 | 19.2 | 1.56 | 3.55 | 9.15 |
| 052 | 20.29 | 4.61 | 15.42 | -6.65 | 4.48 | 17.89 | 0.47 | 1.14 | 6.48 | 14.33 | 1.27 | 4.65 | 10.15 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.3 | 9.75 | -3.17 | 1.53 | 3.57 | 5.46 |
| 054 | 19.25 | 0.72 | 2.65 | 4.15 | 3.23 | 1.64 | 10.98 | 2.73 | 18.08 | 10.61 | 3.21 | 19.34 | -6.04 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.08 | 7.55 | 0.37 | 4.59 | 18.0 | -7.49 |
| 055 | 12.2 | 4.83 | 0.02 | 10.7 | 1.37 | 5.72 | 15.88 | 3.39 | 19.3 | 7.3 | 2.24 | 6.14 | 9.55 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.78 | 9.43 | 8.87 | 0.31 | 4.28 | 2.85 |
| 056 | 16.4 | 0.56 | 14.8 | 2.31 | 1.94 | 2.33 | 5.32 | 4.7 | 8.53 | -1.03 | 0.88 | 13.68 | 2.8 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.83 | 5.9 | 10.35 | 1.07 | 16.81 | 12.99 |
| 066 | 18.65 | 1.07 | 6.47 | 14.93 | 0.81 | 13.45 | 7.83 | 1.0 | 6.42 | 5.25 | 4.03 | 8.16 | 6.53 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.58 | 1.03 | 15.97 | 3.05 | 9.13 | 12.9 |
| 067 | 18.77 | 5.0 | 0.86 | 18.09 | 0.91 | 12.54 | 14.09 | 3.97 | 1.01 | 4.96 | 1.27 | 3.91 | 13.37 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.78 | 7.21 | 16.66 | 1.3 | 17.41 | 6.67 |
| 080 | 18.38 | 0.84 | 13.64 | 11.75 | 2.21 | 18.02 | 8.99 | 4.72 | 18.7 | -1.21 | 0.77 | 6.6 | 6.63 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.97 | 10.47 | 20.0 | 1.31 | 9.02 | 9.98 |
| 081 | 11.13 | 1.15 | 5.01 | 9.74 | 1.16 | 5.71 | 5.41 | 1.65 | 7.08 | 17.99 | 1.44 | 3.27 | 10.93 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.93 | 17.19 | -7.89 | 3.86 | 18.89 | 19.24 |
| 082 | 14.43 | 1.54 | 3.42 | 2.26 | 0.5 | 17.58 | 0.77 | 4.19 | 19.72 | -7.82 | 3.73 | 5.4 | 1.46 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.81 | 14.54 | -5.98 | 1.62 | 2.93 | 19.8 |
| 085 | 13.28 | 1.7 | 3.59 | 19.38 | 1.98 | 2.4 | 1.43 | 1.48 | 4.47 | 9.58 | 0.72 | 11.77 | 18.69 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 5.0 | 19.81 | 16.57 | 2.48 | 7.45 | 6.7 |
| 086 | 13.83 | 2.71 | 1.23 | 4.51 | 4.03 | 0.83 | -3.74 | 2.28 | 2.88 | 16.81 | 1.0 | 5.62 | 19.84 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 4.78 | 10.22 | -9.85 | 3.02 | 18.59 | 15.17 |
| 089 | 15.14 | 0.72 | 19.98 | 1.48 | 1.26 | 6.54 | 6.07 | 4.95 | 19.97 | -9.28 | 0.55 | 19.61 | 2.22 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.25 | 14.9 | 11.85 | 4.44 | 16.53 | 0.8 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----|----------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | Score | o_1 | s_1 | g_1 | o_2 | s_2 | g_2 | o_3 | s_3 | g_3 | o_4 | s_4 | g_4 | o_5 | s_5 | g_5 | o_6 | s_6 | g_6 | o_7 | s_7 | g_7 |
| 005 | 8.34 | 1.11 | 5.5 | 10.75 | 0.92 | 10.27 | 5.98 | 2.1 | 10.99 | 9.04 | 1.33 | 9.93 | 7.84 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.22 | 8.55 | 5.44 | 3.02 | 10.66 | 4.96 |
| 007 | 8.13 | 0.57 | 10.26 | 12.09 | 0.68 | 15.46 | 4.72 | 3.43 | 11.2 | 3.92 | 1.39 | 8.63 | 8.61 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.76 | 9.76 | 6.19 | 1.65 | 6.82 | 9.84 |
| 009 | 10.12 | 0.84 | 8.38 | 7.09 | 2.76 | 9.92 | 2.94 | 1.97 | 7.74 | 7.9 | 0.66 | 9.3 | 4.49 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.16 | 11.08 | 3.85 | 1.99 | 11.61 | 10.83 |
| 010 | 10.94 | 0.87 | 10.89 | 9.23 | 1.25 | 10.57 | 4.52 | 2.42 | 10.72 | 4.73 | 1.57 | 9.68 | 6.43 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.14 | 7.61 | 10.81 | 3.03 | 10.01 | 5.22 |
| 011 | 9.07 | 2.05 | 6.43 | 7.49 | 1.0 | 10.73 | 6.09 | 2.64 | 9.73 | 9.0 | 2.4 | 8.2 | 2.3 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.1 | 8.41 | 7.46 | 1.29 | 11.86 | 9.01 |
| 012 | 12.01 | 2.28 | 12.03 | 7.0 | 0.74 | 13.7 | 5.23 | 1.93 | 15.23 | 5.8 | 1.08 | 7.43 | 9.21 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.1 | 10.94 | 4.18 | 1.72 | 11.92 | 8.1 |
| 013 | 11.78 | 1.29 | 9.67 | 8.76 | 1.2 | 10.39 | 6.37 | 1.43 | 10.09 | 8.96 | 1.57 | 7.6 | 6.11 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.72 | 10.76 | 5.29 | 2.76 | 13.1 | 0.26 |
| 014 | 7.97 | 1.12 | 10.65 | 10.4 | 1.07 | 12.0 | 10.43 | 2.68 | 8.05 | 10.0 | 0.72 | 10.04 | 4.32 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.14 | 11.64 | 2.62 | 1.55 | 11.25 | 5.9 |
| 025 | 8.26 | 2.64 | 7.11 | 10.35 | 0.65 | 11.03 | 4.32 | 2.83 | 8.07 | 4.13 | 0.75 | 6.71 | 7.54 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.48 | 10.34 | 2.6 | 1.66 | 8.99 | 11.9 |
| 028 | 7.46 | 1.08 | 10.28 | 8.18 | 0.79 | 12.43 | 4.93 | 2.88 | 11.32 | 7.64 | 1.43 | 11.48 | 7.15 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.19 | 9.82 | 6.46 | 1.02 | 10.14 | 8.24 |
| 029 | 9.29 | 1.0 | 9.36 | 8.42 | 2.33 | 12.37 | 3.05 | 1.79 | 11.97 | 7.92 | 0.76 | 9.24 | 10.04 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.25 | 11.18 | 1.77 | 2.05 | 9.3 | 5.68 |
| 030 | 9.14 | 1.3 | 6.89 | 6.14 | 2.24 | 9.91 | 2.38 | 2.55 | 9.64 | 7.52 | 0.69 | 10.64 | 8.36 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.57 | 7.9 | 1.67 | 3.0 | 7.51 | 0.86 |
| 032 | 7.64 | 1.51 | 10.3 | 15.21 | 0.84 | 12.54 | 5.38 | 3.65 | 10.52 | 7.74 | 0.91 | 9.36 | 8.86 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.6 | 14.16 | 4.52 | 2.25 | 8.49 | 7.46 |
| 034 | 15.01 | 1.93 | 8.95 | 8.64 | 1.92 | 13.71 | 3.08 | 1.28 | 8.22 | 5.75 | 2.07 | 7.3 | 7.82 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.71 | 10.33 | 6.29 | 3.1 | 11.76 | 0.29 |
| 042 | 10.19 | 0.8 | 11.89 | 11.65 | 1.64 | 7.04 | 5.28 | 2.16 | 8.95 | 5.78 | 0.97 | 9.04 | 7.72 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.91 | 11.9 | 0.23 | 2.35 | 10.34 | 8.25 |
| 045 | 11.74 | 1.53 | 12.77 | 7.91 | 0.97 | 9.78 | 9.21 | 1.49 | 9.77 | 2.41 | 1.87 | 11.39 | 10.62 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.62 | 12.23 | 6.6 | 2.06 | 11.8 | 9.12 |
| 049 | 10.08 | 1.92 | 8.18 | 12.25 | 0.67 | 12.9 | 5.43 | 1.89 | 10.73 | 4.27 | 1.51 | 7.47 | 9.14 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.25 | 12.61 | 1.38 | 2.37 | 11.45 | 7.22 |
| 051 | 12.09 | 0.96 | 10.54 | 7.42 | 1.43 | 13.41 | 2.93 | 2.98 | 10.36 | 3.94 | 1.35 | 8.03 | 7.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.28 | 9.71 | 7.78 | 3.0 | 9.35 | 5.98 |
| 052 | 15.1 | 2.12 | 13.02 | 2.88 | 1.89 | 8.07 | 8.04 | 1.8 | 9.08 | -0.02 | 1.72 | 8.9 | 8.08 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.99 | 9.82 | 8.44 | 2.82 | 9.05 | 4.92 |
| 054 | 11.69 | 1.33 | 8.17 | 9.25 | 1.02 | 11.78 | 3.88 | 2.9 | 15.25 | 4.49 | 2.25 | 10.55 | 5.86 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.99 | 11.93 | 3.95 | 2.51 | 13.54 | 5.73 |
| 055 | 9.41 | 2.26 | 9.17 | 10.04 | 0.81 | 14.36 | 5.55 | 2.21 | 14.34 | 1.99 | 1.61 | 10.38 | 6.97 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.35 | 12.99 | 9.92 | 2.37 | 10.84 | 2.45 |
| 056 | 12.78 | 1.64 | 10.15 | 2.86 | 1.08 | 9.56 | 8.54 | 3.35 | 8.97 | 3.72 | 1.81 | 13.14 | 5.26 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.23 | 10.59 | 7.26 | 2.61 | 10.9 | 7.73 |
| 066 | 11.4 | 1.29 | 6.37 | 6.98 | 1.56 | 9.44 | 6.73 | 1.14 | 7.14 | 8.35 | 1.49 | 9.29 | 5.37 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.42 | 8.73 | 4.19 | 2.98 | 11.39 | 6.71 |
| 067 | 13.33 | 1.56 | 5.61 | 11.27 | 0.68 | 13.18 | 4.77 | 1.48 | 7.05 | 10.46 | 2.93 | 8.41 | 7.45 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.59 | 10.76 | 7.7 | 2.63 | 10.54 | 6.81 |
| 080 | 12.67 | 0.89 | 12.0 | 8.02 | 2.33 | 10.41 | 8.06 | 1.94 | 6.54 | 8.18 | 0.79 | 8.06 | 8.99 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.92 | 10.22 | 5.42 | 1.94 | 9.05 | 1.53 |
| 081 | 7.87 | 1.63 | 6.63 | 7.26 | 0.78 | 14.45 | 6.07 | 3.08 | 9.96 | 1.94 | 0.82 | 9.41 | 9.48 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.88 | 12.54 | -0.67 | 1.98 | 9.66 | 9.35 |
| 082 | 11.64 | 2.07 | 6.77 | 9.08 | 0.92 | 10.02 | 7.95 | 3.67 | 11.16 | 4.88 | 2.25 | 9.52 | 4.68 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.07 | 10.42 | 10.6 | 2.34 | 7.0 | 11.62 |
| 085 | 9.89 | 1.11 | 10.14 | 9.23 | 1.66 | 11.12 | 7.28 | 1.58 | 9.47 | 9.63 | 0.6 | 11.55 | 7.59 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.62 | 10.3 | 4.3 | 2.53 | 12.49 | 4.19 |
| 086 | 11.59 | 1.22 | 8.73 | 7.99 | 2.76 | 8.24 | 5.33 | 2.13 | 6.49 | 8.22 | 0.65 | 9.58 | 7.32 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 2.97 | 13.57 | 8.44 | 2.7 | 12.2 | 5.23 |
| 089 | 11.75 | 1.1 | 11.46 | 6.15 | 2.79 | 9.34 | -0.49 | 1.53 | 12.24 | 10.74 | 0.69 | 12.61 | 5.12 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 3.01 | 12.14 | 6.85 | 2.71 | 13.15 | -1.19 |

| Id. | Ecartés types | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----|---------------|------|------|-------|------|------|------|------|------|-------|------|------|------|-----|-----|-----|------|------|-------|------|------|-------|
| | Score | o1 | s1 | g1 | o2 | s2 | g2 | o3 | s3 | g3 | o4 | s4 | g4 | o5 | s5 | g5 | o6 | s6 | g6 | o7 | s7 | g7 |
| 005 | 1.74 | 0.61 | 3.74 | 5.5 | 0.4 | 4.95 | 5.42 | 1.18 | 5.64 | 7.3 | 1.02 | 5.53 | 5.57 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.53 | 3.98 | 9.87 | 1.77 | 5.6 | 8.85 |
| 007 | 1.01 | 1.07 | 6.43 | 5.83 | 0.14 | 5.14 | 2.98 | 1.27 | 5.27 | 8.68 | 1.19 | 4.96 | 3.65 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.3 | 5.28 | 6.89 | 1.63 | 6.36 | 7.0 |
| 009 | 1.33 | 0.28 | 3.7 | 7.26 | 1.44 | 5.37 | 5.96 | 1.31 | 4.13 | 6.46 | 0.31 | 5.95 | 3.99 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.66 | 4.88 | 8.89 | 1.16 | 5.94 | 9.19 |
| 010 | 1.78 | 0.15 | 4.2 | 5.9 | 0.83 | 5.33 | 3.89 | 1.61 | 5.67 | 7.14 | 1.08 | 4.5 | 4.14 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.45 | 5.07 | 8.56 | 1.13 | 5.13 | 9.51 |
| 011 | 2.74 | 1.64 | 4.13 | 7.55 | 0.29 | 5.27 | 3.62 | 1.52 | 7.68 | 9.67 | 1.74 | 4.63 | 5.05 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.32 | 6.73 | 10.45 | 1.25 | 4.92 | 8.94 |
| 012 | 2.41 | 2.04 | 6.06 | 7.13 | 0.18 | 4.21 | 3.35 | 1.36 | 3.43 | 8.36 | 0.35 | 3.1 | 4.23 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.25 | 6.1 | 7.19 | 1.67 | 6.88 | 6.08 |
| 013 | 3.57 | 1.01 | 3.74 | 6.57 | 0.66 | 4.29 | 5.38 | 0.9 | 6.27 | 5.2 | 1.3 | 3.73 | 7.4 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.33 | 6.59 | 9.99 | 1.54 | 5.35 | 5.24 |
| 014 | 1.55 | 0.95 | 4.07 | 5.71 | 0.21 | 5.1 | 2.73 | 1.39 | 5.93 | 8.68 | 0.32 | 4.35 | 4.02 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.66 | 4.86 | 6.18 | 1.59 | 4.39 | 7.45 |
| 025 | 1.18 | 1.52 | 5.02 | 10.11 | 0.15 | 4.05 | 2.15 | 1.25 | 5.41 | 7.55 | 0.33 | 2.48 | 6.77 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.22 | 4.9 | 6.73 | 1.16 | 6.11 | 7.46 |
| 028 | 1.44 | 1.44 | 3.69 | 5.81 | 0.25 | 5.02 | 3.38 | 1.67 | 4.65 | 8.56 | 1.07 | 4.93 | 4.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.58 | 5.99 | 9.53 | 1.3 | 6.71 | 8.61 |
| 029 | 1.85 | 0.44 | 4.64 | 5.47 | 1.22 | 5.02 | 5.73 | 1.28 | 4.37 | 9.78 | 0.32 | 5.19 | 6.14 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.47 | 4.68 | 4.72 | 1.45 | 5.99 | 8.09 |
| 030 | 1.23 | 0.94 | 4.61 | 4.99 | 1.32 | 4.39 | 4.8 | 1.0 | 5.16 | 8.55 | 0.18 | 4.08 | 5.77 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.76 | 4.91 | 5.39 | 1.47 | 5.18 | 6.31 |
| 032 | 0.88 | 1.26 | 1.81 | 6.12 | 0.3 | 5.75 | 3.56 | 1.14 | 3.17 | 8.06 | 0.42 | 3.39 | 4.71 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.76 | 5.56 | 11.38 | 1.68 | 3.28 | 8.69 |
| 034 | 5.26 | 1.56 | 5.07 | 7.9 | 1.5 | 4.54 | 4.72 | 0.52 | 5.71 | 6.74 | 1.13 | 5.05 | 6.43 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.31 | 3.9 | 5.66 | 1.75 | 5.97 | 6.51 |
| 042 | 1.65 | 0.08 | 2.8 | 4.91 | 1.28 | 5.15 | 3.31 | 1.32 | 7.16 | 8.6 | 0.84 | 5.06 | 5.33 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.75 | 3.91 | 7.81 | 1.69 | 3.91 | 8.25 |
| 045 | 5.1 | 1.37 | 6.93 | 7.29 | 0.22 | 4.18 | 6.63 | 1.23 | 3.86 | 6.18 | 1.4 | 4.73 | 6.01 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.74 | 4.18 | 8.22 | 1.4 | 5.32 | 8.82 |
| 049 | 1.8 | 1.37 | 6.23 | 7.89 | 0.15 | 3.73 | 3.99 | 1.16 | 5.49 | 8.29 | 1.19 | 5.61 | 5.04 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.53 | 6.09 | 8.29 | 1.84 | 4.62 | 6.77 |
| 051 | 3.4 | 0.3 | 5.73 | 4.45 | 1.18 | 4.04 | 6.18 | 1.65 | 4.86 | 8.48 | 1.13 | 5.97 | 5.93 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.55 | 5.32 | 5.95 | 1.61 | 4.11 | 8.77 |
| 052 | 3.66 | 1.62 | 4.16 | 6.69 | 1.3 | 4.82 | 6.82 | 1.25 | 3.46 | 8.68 | 1.0 | 5.78 | 4.95 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.19 | 5.1 | 8.15 | 1.79 | 4.59 | 6.67 |
| 054 | 3.38 | 1.18 | 3.43 | 7.86 | 0.76 | 6.02 | 2.91 | 1.45 | 5.01 | 10.62 | 1.69 | 5.8 | 5.96 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.44 | 5.32 | 10.01 | 1.46 | 5.84 | 6.4 |
| 055 | 1.53 | 1.85 | 5.38 | 8.23 | 0.22 | 4.37 | 4.45 | 1.31 | 4.01 | 9.83 | 1.17 | 4.44 | 4.52 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.52 | 5.59 | 5.86 | 1.78 | 5.45 | 8.17 |
| 056 | 1.84 | 1.23 | 5.75 | 7.05 | 0.48 | 6.23 | 4.99 | 1.55 | 7.22 | 6.38 | 1.47 | 5.9 | 7.89 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.04 | 6.17 | 8.49 | 1.45 | 5.58 | 7.02 |
| 066 | 3.31 | 0.74 | 5.08 | 5.03 | 0.86 | 5.17 | 3.08 | 0.43 | 2.83 | 5.7 | 1.37 | 5.87 | 2.78 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.13 | 5.93 | 9.66 | 1.41 | 3.58 | 7.1 |
| 067 | 3.21 | 1.24 | 3.9 | 4.22 | 0.22 | 5.4 | 4.62 | 0.93 | 4.58 | 7.52 | 1.49 | 6.08 | 7.98 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.07 | 4.85 | 7.77 | 1.64 | 6.51 | 8.7 |
| 080 | 2.54 | 0.21 | 4.83 | 5.71 | 1.28 | 5.01 | 7.28 | 1.15 | 4.66 | 6.04 | 0.3 | 4.53 | 5.91 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.46 | 4.93 | 10.74 | 1.43 | 4.08 | 8.51 |
| 081 | 1.61 | 1.29 | 5.4 | 4.73 | 0.2 | 5.21 | 4.07 | 0.88 | 5.47 | 9.09 | 0.34 | 4.51 | 5.06 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.0 | 3.15 | 6.42 | 1.06 | 5.83 | 8.58 |
| 082 | 1.88 | 1.23 | 4.6 | 5.08 | 0.21 | 5.04 | 5.13 | 1.17 | 6.57 | 8.97 | 1.74 | 4.84 | 7.62 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.51 | 4.7 | 7.3 | 1.33 | 5.97 | 7.44 |
| 085 | 1.7 | 0.59 | 5.99 | 7.47 | 1.27 | 5.29 | 3.76 | 0.98 | 3.36 | 7.17 | 0.12 | 3.14 | 5.71 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.18 | 6.37 | 7.44 | 1.3 | 5.05 | 10.09 |
| 086 | 1.6 | 0.59 | 5.87 | 5.93 | 1.59 | 6.18 | 7.52 | 1.46 | 3.21 | 7.17 | 0.22 | 3.29 | 6.39 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.47 | 4.89 | 7.59 | 1.38 | 5.72 | 6.91 |
| 089 | 1.81 | 0.35 | 6.28 | 4.11 | 1.42 | 6.3 | 5.74 | 1.16 | 4.78 | 8.16 | 0.2 | 5.13 | 3.71 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.06 | 5.26 | 6.21 | 1.66 | 4.95 | 5.15 |

C.3 Comparaison entre heuristiques

C.3.1 Apprentissage avec la pseudo descente de gradient

Paramètres des expériences

| | |
|---------------------------|---|
| FONCTION D'OPTIMISATION : | $\alpha J^T, \alpha = 0.003$ |
| MODÈLE DE SYNERGIES : | 1 sigmoïde, 7 gains |
| FONCTION D'ÉVALUATION : | \mathcal{F} avec p_2 |
| HEURISTIQUE : | Pseudo descente de gradient |
| LIMITES DES PARAMÈTRES : | $o \in [0.0, 10.0], s \in [0.5, 20.0], g_* \in [0.0, 20.0]$ |

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleur résultat | | | | | | | | | | Plus mauvais résultat | | | | | | | | | |
|-----|-------------------|-------|--------|---------|---------|--------|--------|-------|---------|---------|-----------------------|-------|--------|---------|---------|--------|--------|-------|---------|---------|
| | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 |
| 005 | 5.196 | 0.5 | 12.938 | 88.25 | 14.5 | 43.0 | 29.5 | 0.0 | 20.25 | -4.25 | 5.196 | 0.5 | 12.938 | 88.25 | 14.5 | 43.0 | 29.5 | 0.0 | 20.25 | -4.25 |
| 009 | 6.559 | 0.375 | 32.813 | 14.125 | -25.563 | 6.688 | 76.563 | 0.0 | 43.188 | 7.25 | 6.559 | 0.375 | 32.813 | 14.125 | -25.563 | 6.688 | 76.563 | 0.0 | 43.188 | 7.25 |
| 010 | 6.905 | 0.5 | 23.813 | 21.063 | 19.75 | 13.375 | 86.188 | 0.0 | -17.875 | 6.75 | 6.905 | 0.5 | 23.813 | 21.063 | 19.75 | 13.375 | 86.188 | 0.0 | -17.875 | 6.75 |
| 011 | 6.694 | 0.5 | 31.5 | 21.0 | 30.0 | 20.438 | 208.81 | 0.0 | 5.5 | 37.938 | 6.694 | 0.5 | 31.5 | 21.0 | 30.0 | 20.438 | 208.81 | 0.0 | 5.5 | 37.938 |
| 012 | 13.311 | 0.5 | 16.563 | 78.188 | 21.875 | 54.25 | 14.375 | 0.0 | 8.875 | -40.875 | 13.311 | 0.5 | 16.563 | 78.188 | 21.875 | 54.25 | 14.375 | 0.0 | 8.875 | -40.875 |
| 013 | 10.09 | 0.5 | 17.063 | 29.875 | 13.438 | 21.25 | 19.313 | 0.0 | -0.938 | 11.313 | 10.09 | 0.5 | 17.063 | 29.875 | 13.438 | 21.25 | 19.313 | 0.0 | -0.938 | 11.313 |
| 014 | 8.427 | 0.375 | 29.688 | 30.188 | 3.75 | 20.938 | 22.188 | 0.0 | 10.625 | 84.875 | 8.427 | 0.375 | 29.688 | 30.188 | 3.75 | 20.938 | 22.188 | 0.0 | 10.625 | 84.875 |
| 025 | 8.082 | 0.25 | 35.813 | 17.875 | 10.813 | 9.188 | 18.125 | 0.0 | -18.688 | 29.5 | 8.082 | 0.25 | 35.813 | 17.875 | 10.813 | 9.188 | 18.125 | 0.0 | -18.688 | 29.5 |
| 028 | 7.548 | 0.5 | 12.75 | 95.875 | 15.0 | 41.375 | 2.0 | 0.0 | 7.75 | 19.25 | 7.548 | 0.5 | 12.75 | 95.875 | 15.0 | 41.375 | 2.0 | 0.0 | 7.75 | 19.25 |
| 029 | 8.434 | 0.313 | 37.5 | 14.563 | 0.688 | 4.563 | 50.125 | 0.0 | -0.625 | 9.063 | 8.434 | 0.313 | 37.5 | 14.563 | 0.688 | 4.563 | 50.125 | 0.0 | -0.625 | 9.063 |
| 030 | 6.496 | 0.438 | 23.25 | 13.25 | -26.25 | 4.813 | 98.063 | 0.0 | 51.375 | 7.0 | 6.496 | 0.438 | 23.25 | 13.25 | -26.25 | 4.813 | 98.063 | 0.0 | 51.375 | 7.0 |
| 032 | 8.349 | 0.5 | 11.25 | -12.875 | 14.375 | -15.75 | 13.875 | 0.0 | 21.813 | -0.063 | 8.349 | 0.5 | 11.25 | -12.875 | 14.375 | -15.75 | 13.875 | 0.0 | 21.813 | -0.063 |
| 034 | 9.95 | 0.5 | 12.188 | 79.625 | 13.188 | 25.938 | 8.375 | 0.0 | 8.125 | 5.813 | 9.95 | 0.5 | 12.188 | 79.625 | 13.188 | 25.938 | 8.375 | 0.0 | 8.125 | 5.813 |
| 042 | 6.461 | 0.5 | 24.25 | 28.438 | 40.438 | 21.813 | 496.37 | 0.0 | -120.93 | 24.375 | 6.461 | 0.5 | 24.25 | 28.438 | 40.438 | 21.813 | 496.37 | 0.0 | -120.93 | 24.375 |
| 045 | 10.431 | 0.5 | 16.188 | 142.5 | 16.688 | 42.063 | -0.063 | 0.0 | 4.25 | 9.438 | 10.431 | 0.5 | 16.188 | 142.5 | 16.688 | 42.063 | -0.063 | 0.0 | 4.25 | 9.438 |
| 049 | 9.081 | 0.313 | 71.813 | 31.938 | 11.563 | 13.313 | 5.688 | 0.0 | -1.75 | 4.063 | 9.081 | 0.313 | 71.813 | 31.938 | 11.563 | 13.313 | 5.688 | 0.0 | -1.75 | 4.063 |
| 051 | 8.84 | 0.5 | 19.438 | 22.0 | 17.375 | 14.375 | 74.25 | 0.0 | -24.25 | 4.125 | 8.84 | 0.5 | 19.438 | 22.0 | 17.375 | 14.375 | 74.25 | 0.0 | -24.25 | 4.125 |
| 052 | 15.067 | 0.563 | 10.0 | 47.938 | 10.375 | 28.75 | 2.938 | 0.0 | 6.563 | -1.625 | 15.067 | 0.563 | 10.0 | 47.938 | 10.375 | 28.75 | 2.938 | 0.0 | 6.563 | -1.625 |
| 054 | 14.135 | 0.5 | 15.063 | 73.75 | 14.625 | 30.375 | 0.438 | 0.0 | 5.313 | 5.5 | 14.135 | 0.5 | 15.063 | 73.75 | 14.625 | 30.375 | 0.438 | 0.0 | 5.313 | 5.5 |
| 067 | 10.074 | 0.313 | 43.188 | 32.938 | 13.313 | 17.25 | 8.188 | 0.0 | -9.063 | -7.75 | 10.074 | 0.313 | 43.188 | 32.938 | 13.313 | 17.25 | 8.188 | 0.0 | -9.063 | -7.75 |
| 081 | 9.348 | 0.313 | 51.125 | 16.625 | 7.125 | 0.875 | 24.25 | 0.0 | -10.75 | 17.688 | 9.348 | 0.313 | 51.125 | 16.625 | 7.125 | 0.875 | 24.25 | 0.0 | -10.75 | 17.688 |
| 082 | 10.099 | 0.5 | 15.5 | 19.188 | 23.313 | 2.063 | 27.313 | 0.0 | -18.375 | 24.688 | 10.099 | 0.5 | 15.5 | 19.188 | 23.313 | 2.063 | 27.313 | 0.0 | -18.375 | 24.688 |
| 085 | 9.848 | 0.5 | 16.625 | 25.625 | 15.063 | 16.563 | 101.68 | 0.0 | -46.563 | 22.125 | 9.848 | 0.5 | 16.625 | 25.625 | 15.063 | 16.563 | 101.68 | 0.0 | -46.563 | 22.125 |
| 089 | 10.294 | 0.5 | 37.438 | 14.625 | -4.938 | 11.688 | 71.313 | 0.0 | -28.313 | -2.563 | 10.294 | 0.5 | 37.438 | 14.625 | -4.938 | 11.688 | 71.313 | 0.0 | -28.313 | -2.563 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | | | | | | | Ecart types | | | | | | | | | |
|-----|----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> |
| 005 | 5.196 | 0.5 | 12.938 | 88.25 | 14.5 | 43.0 | 29.5 | 0.0 | 20.25 | -4.25 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 009 | 6.559 | 0.375 | 32.813 | 14.125 | -25.563 | 6.688 | 76.563 | 0.0 | 43.188 | 7.25 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 010 | 6.905 | 0.5 | 23.813 | 21.063 | 19.75 | 13.375 | 86.188 | 0.0 | -17.875 | 6.75 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 011 | 6.694 | 0.5 | 31.5 | 21.0 | 30.0 | 20.438 | 208.813 | 0.0 | 5.5 | 37.938 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 012 | 13.311 | 0.5 | 16.563 | 78.188 | 21.875 | 54.25 | 14.375 | 0.0 | 8.875 | -40.875 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 013 | 10.09 | 0.5 | 17.063 | 29.875 | 13.438 | 21.25 | 19.313 | 0.0 | -0.938 | 11.313 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 014 | 8.427 | 0.375 | 29.688 | 30.188 | 3.75 | 20.938 | 22.188 | 0.0 | 10.625 | 84.875 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 025 | 8.082 | 0.25 | 35.813 | 17.875 | 10.813 | 9.188 | 18.125 | 0.0 | -18.688 | 29.5 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 028 | 7.548 | 0.5 | 12.75 | 95.875 | 15.0 | 41.375 | 2.0 | 0.0 | 7.75 | 19.25 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 029 | 8.434 | 0.313 | 37.5 | 14.563 | 0.688 | 4.563 | 50.125 | 0.0 | -0.625 | 9.063 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 030 | 6.496 | 0.438 | 23.25 | 13.25 | -26.25 | 4.813 | 98.063 | 0.0 | 51.375 | 7.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 032 | 8.349 | 0.5 | 11.25 | -12.875 | 14.375 | -15.75 | 13.875 | 0.0 | 21.813 | -0.063 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 034 | 9.95 | 0.5 | 12.188 | 79.625 | 13.188 | 25.938 | 8.375 | 0.0 | 8.125 | 5.813 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 042 | 6.461 | 0.5 | 24.25 | 28.438 | 40.438 | 21.813 | 496.375 | 0.0 | -120.938 | 24.375 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 045 | 10.431 | 0.5 | 16.188 | 142.5 | 16.688 | 42.063 | -0.063 | 0.0 | 4.25 | 9.438 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 049 | 9.081 | 0.313 | 71.813 | 31.938 | 11.563 | 13.313 | 5.688 | 0.0 | -1.75 | 4.063 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 051 | 8.84 | 0.5 | 19.438 | 22.0 | 17.375 | 14.375 | 74.25 | 0.0 | -24.25 | 4.125 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 052 | 15.067 | 0.563 | 10.0 | 47.938 | 10.375 | 28.75 | 2.938 | 0.0 | 6.563 | -1.625 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 054 | 14.135 | 0.5 | 15.063 | 73.75 | 14.625 | 30.375 | 0.438 | 0.0 | 5.313 | 5.5 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 067 | 10.074 | 0.313 | 43.188 | 32.938 | 13.313 | 17.25 | 8.188 | 0.0 | -9.063 | -7.75 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 081 | 9.348 | 0.313 | 51.125 | 16.625 | 7.125 | 0.875 | 24.25 | 0.0 | -10.75 | 17.688 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 082 | 10.099 | 0.5 | 15.5 | 19.188 | 23.313 | 2.063 | 27.313 | 0.0 | -18.375 | 24.688 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 085 | 9.848 | 0.5 | 16.625 | 25.625 | 15.063 | 16.563 | 101.688 | 0.0 | -46.563 | 22.125 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 089 | 10.294 | 0.5 | 37.438 | 14.625 | -4.938 | 11.688 | 71.313 | 0.0 | -28.313 | -2.563 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |

C.3.2 Apprentissage avec l'algorithme génétique

Paramètres des expériences

| | |
|---------------------------|---|
| FONCTION D'OPTIMISATION : | $\alpha J^T, \alpha = 0.003$ |
| MODÈLE DE SYNERGIES : | 1 sigmoïde, 7 gains |
| FONCTION D'ÉVALUATION : | \mathcal{F} avec p_2 |
| HEURISTIQUE : | Algorithme génétique |
| LIMITES DES PARAMÈTRES : | $o \in [0.0, 10.0], s \in [0.5, 20.0], g_* \in [0.0, 20.0]$ |

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleur résultat | | | | | | | | | | Plus mauvais résultat | | | | | | | | | |
|-----|-------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|-----------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|
| | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 |
| 005 | 7.154 | 0.381 | 20.0 | 20.0 | 7.25 | 17.873 | 14.9 | 0.0 | 16.949 | 20.0 | 8.792 | 0.416 | 12.639 | 15.689 | 6.639 | 18.617 | 15.392 | 0.0 | 19.645 | 6.122 |
| 007 | 10.389 | 0.478 | 15.14 | 20.0 | 20.0 | 17.813 | 20.0 | 0.0 | 13.39 | 19.747 | 10.876 | 0.493 | 12.753 | 5.652 | 18.832 | 18.671 | 19.241 | 0.0 | 4.701 | 8.511 |
| 009 | 10.569 | 0.326 | 19.987 | 14.116 | 0.01 | 4.437 | 19.983 | 0.0 | 19.82 | 3.165 | 14.951 | 0.384 | 16.411 | 15.252 | 12.818 | 6.167 | 20.0 | 0.0 | 10.548 | 18.114 |
| 010 | 8.452 | 0.458 | 20.0 | 18.929 | 7.995 | 9.618 | 20.0 | 0.0 | 3.202 | 0.565 | 10.728 | 0.469 | 12.442 | 14.288 | 8.221 | 8.722 | 9.665 | 0.0 | 19.948 | 9.898 |
| 011 | 7.256 | 0.506 | 13.374 | 20.0 | 13.866 | 13.638 | 20.0 | 0.0 | 3.911 | 16.619 | 7.706 | 0.456 | 14.467 | 14.43 | 10.59 | 10.324 | 13.435 | 0.0 | 1.758 | 15.194 |
| 012 | 14.342 | 0.514 | 14.872 | 20.0 | 20.0 | 0.175 | 19.997 | 0.0 | 6.14 | 17.576 | 14.74 | 0.464 | 17.802 | 16.136 | 15.233 | 9.554 | 14.612 | 0.0 | 1.228 | 19.756 |
| 013 | 10.995 | 0.481 | 17.058 | 20.0 | 11.887 | 16.341 | 18.786 | 0.0 | 0.01 | 4.9 | 13.527 | 0.503 | 13.58 | 19.963 | 13.631 | 10.482 | 17.753 | 0.0 | 19.34 | 8.639 |
| 014 | 9.485 | 0.411 | 15.945 | 20.0 | 4.093 | 17.515 | 20.0 | 0.0 | 11.333 | 19.228 | 26.621 | 0.857 | 0.5 | 14.476 | 4.339 | 13.234 | 10.421 | 0.0 | 3.272 | 1.948 |
| 025 | 8.147 | 0.296 | 20.0 | 20.0 | 12.478 | 8.743 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 20.0 | 10.714 | 0.319 | 18.693 | 2.831 | 18.396 | 5.091 | 5.543 | 0.0 | 13.462 | 19.156 |
| 028 | 9.423 | 0.404 | 19.301 | 20.0 | 8.584 | 17.425 | 3.355 | 0.0 | 4.653 | 20.0 | 10.43 | 0.512 | 14.947 | 15.858 | 16.269 | 7.07 | 15.044 | 0.0 | 13.02 | 17.424 |
| 029 | 10.476 | 0.268 | 20.0 | 12.988 | 0.718 | 3.146 | 20.0 | 0.0 | 4.398 | 4.392 | 14.151 | 0.423 | 11.373 | 18.995 | 9.545 | 6.002 | 20.0 | 0.0 | 7.923 | 19.807 |
| 030 | 10.595 | 0.346 | 20.0 | 13.897 | 0.01 | 2.535 | 20.0 | 0.0 | 15.151 | 3.575 | 14.702 | 0.431 | 12.966 | 15.626 | 10.24 | 3.715 | 20.0 | 0.0 | 19.058 | 15.485 |
| 032 | 8.938 | 0.489 | 11.837 | 0.01 | 13.324 | 0.01 | 19.652 | 0.0 | 12.95 | 2.915 | 12.55 | 0.659 | 7.102 | 11.931 | 18.98 | 15.427 | 1.972 | 0.0 | 10.722 | 2.51 |
| 034 | 12.48 | 0.381 | 18.878 | 20.0 | 7.297 | 10.792 | 10.428 | 0.0 | 11.752 | 8.139 | 14.673 | 0.408 | 11.72 | 13.127 | 5.746 | 13.148 | 10.5 | 0.0 | 18.547 | 19.411 |
| 042 | 9.451 | 0.369 | 20.0 | 18.081 | 7.603 | 8.992 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 5.289 | 12.904 | 0.411 | 15.098 | 10.687 | 11.932 | 8.87 | 7.239 | 0.0 | 3.243 | 15.439 |
| 045 | 13.379 | 0.421 | 20.0 | 20.0 | 9.309 | 10.741 | 4.725 | 0.0 | 6.508 | 19.735 | 15.277 | 0.537 | 12.465 | 10.631 | 14.285 | 20.0 | 19.946 | 0.0 | 11.204 | 19.745 |
| 049 | 9.283 | 0.391 | 20.0 | 20.0 | 17.665 | 13.248 | 8.881 | 0.0 | 0.657 | 13.962 | 10.35 | 0.408 | 15.345 | 17.688 | 18.128 | 12.105 | 4.587 | 0.0 | 18.612 | 19.456 |
| 051 | 10.533 | 0.454 | 17.457 | 20.0 | 8.432 | 9.92 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 0.521 | 12.808 | 0.478 | 12.042 | 16.188 | 11.185 | 9.816 | 15.429 | 0.0 | 12.879 | 12.457 |
| 052 | 15.907 | 0.778 | 6.747 | 20.0 | 20.0 | 0.227 | 20.0 | 0.0 | 14.679 | 6.098 | 17.174 | 0.546 | 16.023 | 18.066 | 10.035 | 12.089 | 5.333 | 0.0 | 13.907 | 4.582 |
| 054 | 15.147 | 0.544 | 14.54 | 20.0 | 20.0 | 0.01 | 20.0 | 0.0 | 12.735 | 11.782 | 17.526 | 0.52 | 14.454 | 10.471 | 15.532 | 11.729 | 20.0 | 0.0 | 12.572 | 4.911 |
| 055 | 12.411 | 0.56 | 12.803 | 20.0 | 14.92 | 0.01 | 0.01 | 0.0 | 5.874 | 20.0 | 13.547 | 0.602 | 12.001 | 15.838 | 19.992 | 7.786 | 14.167 | 0.0 | 14.787 | 12.844 |
| 056 | 9.812 | 0.433 | 20.0 | 20.0 | 19.41 | 20.0 | 2.837 | 0.0 | 0.611 | 0.01 | 11.934 | 0.451 | 14.417 | 10.847 | 20.0 | 6.07 | 14.985 | 0.0 | 4.597 | 16.569 |
| 066 | 11.275 | 0.355 | 20.0 | 15.885 | 3.642 | 9.391 | 20.0 | 0.0 | 0.089 | 0.01 | 14.065 | 0.42 | 15.638 | 19.328 | 11.497 | 11.921 | 20.0 | 0.0 | 19.638 | 10.702 |
| 067 | 11.417 | 0.358 | 20.0 | 20.0 | 16.915 | 15.18 | 13.299 | 0.0 | 0.01 | 0.424 | 12.85 | 0.385 | 15.872 | 17.721 | 18.259 | 16.286 | 15.233 | 0.0 | 14.287 | 18.226 |
| 080 | 20.754 | 0.328 | 17.02 | 16.112 | 0.01 | 3.521 | 20.0 | 0.0 | 10.63 | 0.01 | 43.136 | 0.481 | 10.41 | 9.97 | 17.557 | 11.158 | 15.689 | 0.0 | 16.974 | 10.905 |
| 081 | 9.734 | 0.349 | 20.0 | 17.029 | 7.051 | 0.361 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 18.627 | 11.266 | 0.386 | 13.544 | 15.934 | 8.269 | 0.783 | 18.692 | 0.0 | 16.637 | 10.433 |
| 082 | 10.294 | 0.508 | 13.559 | 20.0 | 20.0 | 0.248 | 19.587 | 0.0 | 0.01 | 19.395 | 11.205 | 0.469 | 12.902 | 15.707 | 14.163 | 0.074 | 9.766 | 0.0 | 4.483 | 5.161 |
| 085 | 14.157 | 0.355 | 20.0 | 16.646 | 3.896 | 6.368 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 2.542 | 18.297 | 0.347 | 19.182 | 12.85 | 0.926 | 10.062 | 19.429 | 0.0 | 6.837 | 14.148 |
| 086 | 18.799 | 0.306 | 19.954 | 14.83 | 0.01 | 2.805 | 20.0 | 0.0 | 7.993 | 0.04 | 37.499 | 0.358 | 19.619 | 18.515 | 17.209 | 0.486 | 12.737 | 0.0 | 4.754 | 1.932 |
| 089 | 16.149 | 0.447 | 20.0 | 14.031 | 0.01 | 7.164 | 20.0 | 0.0 | 0.483 | 0.01 | 20.354 | 0.499 | 16.032 | 14.102 | 5.526 | 8.42 | 20.0 | 0.0 | 18.163 | 15.494 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | | | | | | | Ecart types | | | | | | | | | |
|-----|----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> |
| 005 | 7.425 | 0.394 | 18.411 | 19.609 | 7.659 | 15.579 | 16.92 | 0.0 | 12.41 | 15.238 | 0.312 | 0.013 | 1.904 | 0.981 | 0.607 | 2.037 | 1.42 | 0.0 | 4.382 | 3.98 |
| 007 | 10.476 | 0.47 | 15.34 | 17.793 | 18.755 | 11.532 | 17.988 | 0.0 | 9.075 | 15.214 | 0.104 | 0.014 | 0.832 | 3.298 | 1.453 | 5.32 | 2.816 | 0.0 | 3.411 | 4.205 |
| 009 | 11.755 | 0.359 | 16.454 | 15.333 | 1.473 | 5.097 | 19.885 | 0.0 | 15.37 | 9.092 | 1.134 | 0.029 | 3.003 | 1.789 | 3.02 | 0.895 | 0.592 | 0.0 | 4.46 | 5.162 |
| 010 | 8.73 | 0.473 | 18.247 | 18.823 | 8.868 | 10.364 | 19.591 | 0.0 | 10.576 | 8.799 | 0.364 | 0.012 | 2.108 | 1.231 | 1.409 | 0.644 | 1.651 | 0.0 | 4.868 | 5.544 |
| 011 | 7.308 | 0.498 | 13.889 | 19.603 | 13.49 | 12.973 | 19.348 | 0.0 | 5.69 | 13.435 | 0.086 | 0.014 | 0.851 | 1.002 | 0.978 | 0.814 | 1.55 | 0.0 | 3.441 | 3.918 |
| 012 | 14.418 | 0.499 | 15.513 | 19.683 | 18.323 | 4.332 | 16.211 | 0.0 | 7.762 | 14.661 | 0.078 | 0.016 | 0.966 | 1.041 | 1.717 | 3.862 | 2.904 | 0.0 | 4.001 | 4.226 |
| 013 | 11.307 | 0.482 | 16.486 | 19.892 | 11.966 | 16.027 | 17.262 | 0.0 | 6.039 | 6.651 | 0.517 | 0.012 | 1.381 | 0.554 | 0.935 | 1.309 | 2.405 | 0.0 | 5.591 | 3.835 |
| 014 | 12.426 | 0.432 | 15.233 | 11.964 | 5.778 | 12.356 | 18.914 | 0.0 | 12.141 | 13.528 | 4.189 | 0.073 | 3.881 | 5.227 | 3.645 | 4.759 | 1.9 | 0.0 | 4.536 | 5.788 |
| 025 | 8.497 | 0.311 | 17.922 | 15.378 | 13.908 | 8.655 | 19.249 | 0.0 | 4.489 | 14.307 | 0.474 | 0.013 | 1.872 | 4.277 | 1.419 | 1.319 | 2.701 | 0.0 | 4.809 | 4.893 |
| 028 | 9.68 | 0.471 | 14.399 | 19.508 | 11.95 | 13.667 | 6.262 | 0.0 | 9.295 | 17.662 | 0.253 | 0.041 | 1.968 | 1.23 | 2.487 | 2.955 | 3.41 | 0.0 | 3.601 | 2.742 |
| 029 | 11.245 | 0.301 | 16.25 | 14.244 | 1.629 | 3.582 | 19.722 | 0.0 | 11.093 | 10.521 | 0.967 | 0.038 | 3.141 | 1.361 | 2.405 | 0.698 | 1.163 | 0.0 | 4.799 | 4.652 |
| 030 | 11.463 | 0.377 | 16.051 | 15.125 | 1.243 | 2.885 | 19.952 | 0.0 | 15.526 | 9.68 | 1.032 | 0.027 | 2.921 | 1.381 | 2.462 | 0.428 | 0.313 | 0.0 | 3.816 | 5.133 |
| 032 | 9.114 | 0.506 | 11.431 | 7.628 | 14.588 | 0.885 | 18.702 | 0.0 | 13.079 | 11.806 | 0.498 | 0.029 | 0.9 | 6.804 | 1.449 | 2.613 | 2.776 | 0.0 | 3.468 | 5.875 |
| 034 | 12.785 | 0.398 | 16.771 | 19.389 | 7.537 | 11.645 | 12.672 | 0.0 | 13.334 | 12.402 | 0.501 | 0.016 | 1.878 | 1.721 | 0.872 | 0.821 | 2.692 | 0.0 | 3.104 | 2.881 |
| 042 | 9.977 | 0.388 | 17.815 | 17.161 | 9.05 | 9.406 | 19.161 | 0.0 | 5.866 | 8.382 | 0.719 | 0.024 | 2.498 | 1.783 | 2.456 | 0.59 | 2.331 | 0.0 | 5.469 | 5.83 |
| 045 | 13.854 | 0.499 | 15.255 | 18.725 | 14.274 | 13.618 | 16.264 | 0.0 | 12.254 | 17.1 | 0.371 | 0.026 | 1.691 | 2.108 | 1.946 | 2.441 | 4.017 | 0.0 | 4.652 | 3.467 |
| 049 | 9.432 | 0.392 | 19.009 | 19.847 | 17.51 | 12.891 | 7.856 | 0.0 | 4.171 | 12.651 | 0.233 | 0.008 | 1.629 | 0.554 | 1.234 | 0.576 | 1.578 | 0.0 | 4.105 | 4.501 |
| 051 | 10.926 | 0.47 | 14.98 | 19.728 | 9.166 | 10.336 | 19.717 | 0.0 | 7.069 | 5.669 | 0.398 | 0.011 | 1.648 | 0.699 | 0.66 | 0.47 | 1.092 | 0.0 | 5.251 | 4.149 |
| 052 | 16.166 | 0.699 | 7.578 | 19.605 | 15.174 | 8.064 | 12.188 | 0.0 | 13.867 | 10.613 | 0.292 | 0.057 | 1.555 | 0.994 | 2.839 | 3.462 | 4.721 | 0.0 | 3.629 | 3.869 |
| 054 | 15.489 | 0.535 | 14.115 | 19.259 | 18.027 | 2.942 | 12.638 | 0.0 | 11.907 | 13.314 | 0.524 | 0.024 | 1.205 | 2.328 | 2.536 | 4.591 | 6.449 | 0.0 | 4.876 | 4.038 |
| 055 | 13.063 | 0.582 | 12.58 | 14.512 | 17.576 | 10.854 | 6.566 | 0.0 | 7.466 | 14.879 | 0.438 | 0.028 | 1.292 | 5.534 | 2.483 | 7.662 | 5.769 | 0.0 | 3.288 | 4.713 |
| 056 | 10.238 | 0.44 | 17.878 | 16.291 | 19.513 | 16.027 | 3.37 | 0.0 | 4.111 | 8.226 | 0.43 | 0.009 | 1.883 | 3.567 | 0.601 | 4.236 | 2.591 | 0.0 | 3.753 | 6.057 |
| 066 | 12.169 | 0.376 | 17.628 | 17.125 | 4.599 | 10.281 | 19.9 | 0.0 | 9.325 | 5.904 | 0.59 | 0.015 | 2.463 | 1.025 | 2.097 | 0.547 | 0.401 | 0.0 | 6.18 | 5.488 |
| 067 | 11.673 | 0.363 | 19.206 | 19.954 | 17.323 | 15.763 | 11.874 | 0.0 | 3.386 | 8.725 | 0.296 | 0.008 | 1.453 | 0.319 | 1.242 | 0.719 | 2.681 | 0.0 | 4.368 | 5.706 |
| 080 | 26.073 | 0.333 | 15.199 | 13.117 | 10.974 | 5.641 | 19.485 | 0.0 | 14.394 | 8.668 | 6.48 | 0.07 | 3.514 | 3.065 | 8.264 | 3.153 | 1.393 | 0.0 | 5.336 | 5.45 |
| 081 | 10.197 | 0.36 | 17.984 | 17.264 | 7.233 | 0.402 | 19.963 | 0.0 | 7.655 | 14.846 | 0.375 | 0.012 | 2.534 | 0.988 | 0.44 | 0.638 | 0.195 | 0.0 | 6.706 | 4.399 |
| 082 | 10.453 | 0.494 | 14.413 | 19.543 | 19.039 | 0.313 | 16.471 | 0.0 | 2.594 | 14.813 | 0.166 | 0.013 | 1.106 | 0.885 | 1.316 | 0.243 | 2.484 | 0.0 | 3.775 | 3.986 |
| 085 | 15.075 | 0.378 | 16.884 | 15.86 | 4.622 | 6.969 | 19.927 | 0.0 | 9.288 | 9.693 | 0.748 | 0.022 | 2.34 | 1.624 | 1.282 | 0.921 | 0.236 | 0.0 | 5.665 | 5.408 |
| 086 | 24.308 | 0.335 | 16.342 | 13.337 | 9.111 | 5.13 | 18.98 | 0.0 | 14.85 | 8.19 | 5.331 | 0.047 | 3.713 | 2.894 | 8.302 | 2.603 | 2.131 | 0.0 | 5.426 | 5.349 |
| 089 | 17.502 | 0.48 | 17.001 | 14.851 | 0.698 | 8.19 | 19.998 | 0.0 | 10.968 | 5.674 | 1.018 | 0.022 | 2.589 | 1.803 | 1.332 | 0.939 | 0.007 | 0.0 | 6.154 | 5.139 |

C.3.3 Apprentissage avec l'heuristique de type recuit simulé

Paramètres des expériences

| | |
|---------------------------|---|
| FONCTION D'OPTIMISATION : | $\alpha J^T, \alpha = 0.003$ |
| MODÈLE DE SYNERGIES : | 1 sigmoïde, 7 gains |
| FONCTION D'ÉVALUATION : | \mathcal{F} avec p_2 |
| HEURISTIQUE : | Recuit simulé adapté |
| LIMITES DES PARAMÈTRES : | $o \in [0.0, 10.0], s \in [0.5, 20.0], g_* \in [0.0, 20.0]$ |

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleur résultat | | | | | | | | | | Plus mauvais résultat | | | | | | | | | |
|-----|-------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|-----------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|
| | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 |
| 005 | 7.14 | 0.382 | 20.0 | 20.0 | 7.275 | 17.75 | 15.118 | 0.0 | 14.441 | 20.0 | 7.431 | 0.421 | 16.424 | 20.0 | 8.83 | 17.641 | 19.672 | 0.0 | 15.924 | 20.0 |
| 007 | 10.389 | 0.478 | 15.157 | 20.0 | 20.0 | 17.385 | 20.0 | 0.0 | 13.448 | 20.0 | 10.441 | 0.502 | 13.2 | 20.0 | 20.0 | 5.276 | 20.0 | 0.0 | 5.963 | 20.0 |
| 009 | 10.563 | 0.322 | 20.0 | 14.075 | 0.01 | 4.244 | 20.0 | 0.0 | 20.0 | 2.436 | 11.111 | 0.341 | 12.097 | 14.482 | 0.01 | 4.175 | 20.0 | 0.0 | 15.391 | 1.651 |
| 010 | 8.451 | 0.459 | 20.0 | 18.885 | 8.044 | 9.635 | 20.0 | 0.0 | 2.868 | 0.588 | 8.51 | 0.445 | 20.0 | 17.12 | 7.503 | 8.984 | 20.0 | 0.0 | 0.151 | 0.073 |
| 011 | 7.256 | 0.507 | 13.329 | 20.0 | 13.903 | 13.657 | 20.0 | 0.0 | 3.963 | 16.692 | 7.284 | 0.53 | 12.13 | 20.0 | 15.25 | 14.39 | 20.0 | 0.0 | 6.229 | 19.75 |
| 012 | 14.341 | 0.513 | 14.953 | 20.0 | 20.0 | 0.01 | 19.969 | 0.0 | 5.846 | 14.279 | 14.375 | 0.531 | 13.438 | 20.0 | 20.0 | 0.01 | 19.422 | 0.0 | 4.057 | 19.313 |
| 013 | 10.995 | 0.479 | 17.125 | 20.0 | 11.753 | 16.245 | 18.502 | 0.0 | 0.01 | 4.792 | 11.024 | 0.497 | 15.264 | 20.0 | 12.534 | 16.72 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 5.422 |
| 014 | 9.334 | 0.398 | 18.203 | 20.0 | 4.202 | 19.6 | 20.0 | 0.0 | 12.713 | 20.0 | 10.455 | 0.438 | 10.604 | 18.451 | 4.203 | 19.383 | 19.969 | 0.0 | 10.672 | 20.0 |
| 025 | 8.148 | 0.297 | 20.0 | 20.0 | 12.479 | 8.743 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 20.0 | 8.168 | 0.297 | 20.0 | 20.0 | 12.195 | 8.637 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 17.432 |
| 028 | 9.423 | 0.406 | 19.011 | 20.0 | 8.664 | 17.25 | 3.387 | 0.0 | 4.76 | 20.0 | 9.484 | 0.388 | 19.984 | 20.0 | 7.875 | 18.906 | 3.17 | 0.0 | 1.901 | 15.713 |
| 029 | 10.453 | 0.266 | 20.0 | 13.128 | 0.791 | 3.16 | 20.0 | 0.0 | 1.198 | 3.997 | 10.689 | 0.281 | 13.51 | 13.264 | 0.823 | 3.162 | 20.0 | 0.0 | 2.416 | 4.041 |
| 030 | 10.596 | 0.346 | 20.0 | 13.864 | 0.026 | 2.569 | 20.0 | 0.0 | 14.827 | 3.821 | 10.999 | 0.367 | 19.005 | 15.189 | 0.01 | 2.903 | 20.0 | 0.0 | 18.766 | 13.958 |
| 032 | 8.926 | 0.504 | 11.376 | 0.01 | 14.425 | 0.01 | 20.0 | 0.0 | 17.354 | 3.016 | 9.084 | 0.584 | 8.921 | 0.01 | 18.0 | 0.01 | 20.0 | 0.0 | 16.838 | 8.328 |
| 034 | 12.481 | 0.379 | 19.734 | 20.0 | 7.432 | 10.673 | 9.979 | 0.0 | 12.255 | 8.827 | 12.779 | 0.441 | 14.909 | 20.0 | 9.495 | 12.744 | 18.963 | 0.0 | 20.0 | 11.262 |
| 042 | 9.449 | 0.368 | 20.0 | 18.816 | 7.512 | 9.171 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 5.893 | 9.704 | 0.391 | 20.0 | 20.0 | 8.67 | 9.732 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 5.181 |
| 045 | 13.644 | 0.508 | 15.106 | 20.0 | 15.701 | 13.048 | 16.984 | 0.0 | 14.893 | 20.0 | 14.106 | 0.563 | 9.983 | 19.969 | 15.664 | 13.192 | 15.938 | 0.0 | 14.028 | 12.74 |
| 049 | 9.283 | 0.39 | 20.0 | 20.0 | 17.519 | 13.188 | 8.784 | 0.0 | 0.651 | 13.64 | 9.323 | 0.375 | 20.0 | 20.0 | 15.654 | 12.484 | 7.63 | 0.0 | 0.119 | 10.357 |
| 051 | 10.525 | 0.46 | 15.781 | 20.0 | 8.44 | 9.865 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 0.01 | 10.659 | 0.484 | 11.921 | 20.0 | 8.609 | 10.073 | 20.0 | 0.0 | 0.026 | 0.01 |
| 052 | 15.909 | 0.784 | 6.651 | 20.0 | 20.0 | 0.01 | 20.0 | 0.0 | 14.281 | 6.343 | 15.984 | 0.687 | 7.273 | 20.0 | 14.195 | 9.142 | 10.052 | 0.0 | 12.846 | 6.468 |
| 054 | 15.147 | 0.545 | 14.368 | 20.0 | 20.0 | 0.01 | 20.0 | 0.0 | 12.38 | 11.148 | 33.004 | 0.0 | 3.154 | 19.483 | 11.213 | 18.713 | 20.0 | 0.0 | 20.0 | 6.838 |
| 055 | 12.41 | 0.564 | 12.619 | 20.0 | 15.228 | 0.01 | 0.01 | 0.0 | 6.323 | 20.0 | 35.542 | 0.0 | 2.373 | 14.379 | 14.866 | 16.6 | 16.039 | 0.0 | 20.0 | 20.0 |
| 056 | 9.812 | 0.433 | 20.0 | 20.0 | 19.425 | 20.0 | 2.84 | 0.0 | 0.604 | 0.01 | 10.247 | 0.488 | 11.575 | 20.0 | 20.0 | 20.0 | 2.875 | 0.0 | 0.01 | 0.01 |
| 066 | 11.273 | 0.354 | 20.0 | 16.189 | 3.729 | 9.528 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 0.01 | 11.908 | 0.355 | 20.0 | 15.349 | 3.401 | 9.708 | 20.0 | 0.0 | 9.703 | 6.016 |
| 067 | 11.416 | 0.356 | 20.0 | 20.0 | 16.685 | 15.067 | 13.006 | 0.0 | 0.01 | 0.01 | 11.475 | 0.375 | 20.0 | 20.0 | 19.92 | 16.332 | 17.883 | 0.0 | 0.01 | 3.041 |
| 080 | 20.618 | 0.329 | 20.0 | 15.984 | 0.01 | 3.454 | 20.0 | 0.0 | 13.281 | 0.01 | 22.226 | 0.281 | 20.0 | 10.499 | 20.0 | 4.632 | 20.0 | 0.0 | 20.0 | 2.297 |
| 081 | 9.736 | 0.346 | 20.0 | 17.49 | 6.83 | 0.358 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 15.381 | 9.853 | 0.358 | 19.283 | 17.331 | 7.268 | 0.416 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 17.823 |
| 082 | 10.294 | 0.509 | 13.499 | 20.0 | 20.0 | 0.244 | 19.563 | 0.0 | 0.01 | 19.627 | 10.323 | 0.493 | 14.815 | 20.0 | 20.0 | 0.588 | 18.59 | 0.0 | 0.01 | 19.154 |
| 085 | 14.157 | 0.354 | 20.0 | 16.516 | 3.908 | 6.418 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 3.746 | 14.502 | 0.375 | 19.265 | 18.297 | 4.021 | 6.746 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 6.594 |
| 086 | 18.767 | 0.313 | 20.0 | 14.932 | 0.01 | 2.826 | 20.0 | 0.0 | 4.744 | 0.01 | 19.826 | 0.313 | 9.006 | 14.07 | 0.01 | 2.483 | 20.0 | 0.0 | 2.432 | 0.01 |
| 089 | 16.127 | 0.45 | 20.0 | 14.109 | 0.01 | 7.196 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 0.01 | 16.695 | 0.484 | 14.221 | 14.977 | 0.01 | 7.6 | 20.0 | 0.0 | 0.041 | 0.104 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | | | | | | | Ecart types | | | | | | | | | |
|-----|----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> |
| 005 | 7.253 | 0.377 | 19.83 | 20.0 | 6.884 | 16.731 | 15.245 | 0.0 | 10.742 | 13.058 | 0.046 | 0.011 | 0.583 | 0.0 | 0.532 | 0.479 | 1.169 | 0.0 | 2.107 | 4.942 |
| 007 | 10.411 | 0.489 | 14.212 | 20.0 | 19.967 | 11.128 | 20.0 | 0.0 | 8.341 | 19.973 | 0.013 | 0.009 | 0.796 | 0.0 | 0.152 | 4.929 | 0.0 | 0.0 | 3.426 | 0.135 |
| 009 | 10.648 | 0.322 | 18.867 | 14.01 | 0.01 | 4.264 | 19.999 | 0.0 | 19.567 | 2.829 | 0.132 | 0.008 | 2.385 | 0.241 | 0.0 | 0.122 | 0.003 | 0.0 | 0.895 | 0.636 |
| 010 | 8.473 | 0.461 | 19.947 | 18.776 | 8.173 | 9.656 | 20.0 | 0.0 | 3.327 | 0.775 | 0.016 | 0.009 | 0.176 | 0.987 | 0.415 | 0.368 | 0.0 | 0.0 | 1.959 | 0.483 |
| 011 | 7.262 | 0.501 | 13.747 | 20.0 | 13.642 | 13.442 | 20.0 | 0.0 | 3.616 | 15.503 | 0.008 | 0.01 | 0.632 | 0.0 | 0.49 | 0.34 | 0.0 | 0.0 | 0.769 | 2.008 |
| 012 | 14.353 | 0.516 | 14.745 | 20.0 | 20.0 | 0.01 | 19.777 | 0.0 | 5.396 | 16.126 | 0.007 | 0.011 | 0.982 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.218 | 0.0 | 1.134 | 2.976 |
| 013 | 11.006 | 0.483 | 16.701 | 20.0 | 11.971 | 16.388 | 18.981 | 0.0 | 0.011 | 5.018 | 0.007 | 0.01 | 1.114 | 0.0 | 0.538 | 0.359 | 1.267 | 0.0 | 0.006 | 0.543 |
| 014 | 9.797 | 0.408 | 16.535 | 16.538 | 4.38 | 18.755 | 19.603 | 0.0 | 13.151 | 18.842 | 0.246 | 0.019 | 2.448 | 3.769 | 0.346 | 1.384 | 1.01 | 0.0 | 3.276 | 2.419 |
| 025 | 8.155 | 0.297 | 19.986 | 19.997 | 12.314 | 8.72 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 19.738 | 0.004 | 0.001 | 0.088 | 0.008 | 0.125 | 0.043 | 0.0 | 0.0 | 0.002 | 0.564 |
| 028 | 9.44 | 0.398 | 19.328 | 20.0 | 8.334 | 18.262 | 3.237 | 0.0 | 4.193 | 19.606 | 0.012 | 0.015 | 1.254 | 0.0 | 0.536 | 1.18 | 0.272 | 0.0 | 0.932 | 1.07 |
| 029 | 10.503 | 0.272 | 18.915 | 13.24 | 0.756 | 3.179 | 20.0 | 0.0 | 2.465 | 4.309 | 0.055 | 0.007 | 1.715 | 0.327 | 0.125 | 0.073 | 0.0 | 0.0 | 1.221 | 0.323 |
| 030 | 10.642 | 0.348 | 19.75 | 14.09 | 0.033 | 2.575 | 20.0 | 0.0 | 13.614 | 3.958 | 0.066 | 0.008 | 0.708 | 0.316 | 0.032 | 0.065 | 0.0 | 0.0 | 1.594 | 1.565 |
| 032 | 8.975 | 0.52 | 10.775 | 0.244 | 14.887 | 0.01 | 19.66 | 0.0 | 14.963 | 4.382 | 0.043 | 0.033 | 1.237 | 0.521 | 1.477 | 0.0 | 1.06 | 0.0 | 3.925 | 4.045 |
| 034 | 12.581 | 0.392 | 18.016 | 19.997 | 7.651 | 11.376 | 11.29 | 0.0 | 14.848 | 9.815 | 0.101 | 0.024 | 1.878 | 0.019 | 0.841 | 0.633 | 3.528 | 0.0 | 2.643 | 1.461 |
| 042 | 9.479 | 0.369 | 19.97 | 18.546 | 7.469 | 9.081 | 20.0 | 0.0 | 0.056 | 4.612 | 0.037 | 0.007 | 0.11 | 0.84 | 0.339 | 0.387 | 0.0 | 0.0 | 0.232 | 4.382 |
| 045 | 13.698 | 0.522 | 14.274 | 19.999 | 16.643 | 13.236 | 17.812 | 0.0 | 16.154 | 19.503 | 0.069 | 0.021 | 1.475 | 0.004 | 1.265 | 0.838 | 1.618 | 0.0 | 2.899 | 1.341 |
| 049 | 9.308 | 0.386 | 20.0 | 20.0 | 17.06 | 12.97 | 8.516 | 0.0 | 0.487 | 12.266 | 0.014 | 0.011 | 0.0 | 0.0 | 1.538 | 0.616 | 0.976 | 0.0 | 0.404 | 3.716 |
| 051 | 10.547 | 0.456 | 17.431 | 19.751 | 8.477 | 9.806 | 20.0 | 0.0 | 0.011 | 0.081 | 0.023 | 0.007 | 1.599 | 0.288 | 0.052 | 0.088 | 0.0 | 0.0 | 0.005 | 0.184 |
| 052 | 15.934 | 0.782 | 6.533 | 20.0 | 19.143 | 0.837 | 18.456 | 0.0 | 12.384 | 8.006 | 0.019 | 0.029 | 0.276 | 0.0 | 1.388 | 1.538 | 2.431 | 0.0 | 1.603 | 2.609 |
| 054 | 18.051 | 0.465 | 12.268 | 19.786 | 18.296 | 3.539 | 17.523 | 0.0 | 11.96 | 11.913 | 6.386 | 0.199 | 4.119 | 0.538 | 3.694 | 7.54 | 3.652 | 0.0 | 3.527 | 4.2 |
| 055 | 21.701 | 0.353 | 11.943 | 11.36 | 15.589 | 13.428 | 11.361 | 0.0 | 11.369 | 17.718 | 9.292 | 0.238 | 6.45 | 7.31 | 2.731 | 6.95 | 7.089 | 0.0 | 7.524 | 3.838 |
| 056 | 9.861 | 0.436 | 18.652 | 19.968 | 18.716 | 19.405 | 2.766 | 0.0 | 0.389 | 0.11 | 0.072 | 0.018 | 1.851 | 0.117 | 1.487 | 0.815 | 0.173 | 0.0 | 0.598 | 0.421 |
| 066 | 11.367 | 0.346 | 19.799 | 15.249 | 3.613 | 9.191 | 20.0 | 0.0 | 0.378 | 0.211 | 0.103 | 0.009 | 0.691 | 0.909 | 0.22 | 0.368 | 0.0 | 0.0 | 1.504 | 0.89 |
| 067 | 11.431 | 0.355 | 20.0 | 20.0 | 16.506 | 15.025 | 12.708 | 0.0 | 0.01 | 0.472 | 0.013 | 0.008 | 0.0 | 0.0 | 1.239 | 0.478 | 1.838 | 0.0 | 0.0 | 0.87 |
| 080 | 21.004 | 0.32 | 18.14 | 15.417 | 2.409 | 3.567 | 20.0 | 0.0 | 12.864 | 0.415 | 0.523 | 0.022 | 2.249 | 1.955 | 6.496 | 0.459 | 0.0 | 0.0 | 3.547 | 1.102 |
| 081 | 9.76 | 0.347 | 19.97 | 17.191 | 6.929 | 0.365 | 20.0 | 0.0 | 0.01 | 14.992 | 0.023 | 0.004 | 0.117 | 0.416 | 0.123 | 0.05 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 1.634 |
| 082 | 10.305 | 0.505 | 13.86 | 20.0 | 20.0 | 0.337 | 19.233 | 0.0 | 0.01 | 19.253 | 0.006 | 0.008 | 0.654 | 0.0 | 0.0 | 0.178 | 0.476 | 0.0 | 0.0 | 0.844 |
| 085 | 14.239 | 0.359 | 19.929 | 16.345 | 3.935 | 6.438 | 20.0 | 0.0 | 0.014 | 4.148 | 0.086 | 0.011 | 0.291 | 0.883 | 0.146 | 0.196 | 0.0 | 0.0 | 0.023 | 0.96 |
| 086 | 18.986 | 0.311 | 17.236 | 14.438 | 0.024 | 2.641 | 20.0 | 0.0 | 5.158 | 0.045 | 0.245 | 0.007 | 3.156 | 0.401 | 0.093 | 0.126 | 0.0 | 0.0 | 2.733 | 0.191 |
| 089 | 16.224 | 0.456 | 19.655 | 14.205 | 0.011 | 7.23 | 20.0 | 0.0 | 0.237 | 0.149 | 0.145 | 0.015 | 1.178 | 0.465 | 0.009 | 0.316 | 0.0 | 0.0 | 0.815 | 0.421 |

C.4 Comparaison entre fonctions d'optimisation

Paramètres des expériences

FONCTION D'OPTIMISATION : $\alpha J^+, \alpha = 0.05$
 MODÈLE DE SYNERGIES : 1 sigmoïde, 7 gains
 FONCTION D'ÉVALUATION : \mathcal{F} avec p_2
 HEURISTIQUE : Recuit simulé adapté
 LIMITES DES PARAMÈTRES : $o \in [0.0, 10.0], s \in [0.5, 20.0], g_* \in [0.0, 20.0]$

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleur résultat | | | | | | | | | | Plus mauvais résultat | | | | | | | | | |
|-----|-------------------|-------|--------|--------|--------|-------|--------|-------|--------|--------|-----------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|
| | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 |
| 005 | 4.117 | 0.63 | 14.664 | 17.606 | 5.369 | 5.601 | 11.696 | 0.0 | 11.479 | 0.843 | 6.266 | 0.864 | 8.098 | 20.0 | 14.368 | 6.484 | 9.452 | 0.0 | 6.684 | 20.0 |
| 007 | 9.277 | 0.56 | 15.044 | 20.0 | 2.861 | 0.01 | 14.246 | 0.0 | 2.984 | 0.01 | 10.299 | 0.69 | 9.82 | 6.83 | 5.53 | 7.15 | 9.37 | 0.0 | 2.01 | 19.34 |
| 009 | 7.094 | 0.55 | 11.551 | 2.528 | 9.26 | 1.516 | 3.383 | 0.0 | 3.243 | 2.148 | 8.275 | 1.29 | 3.615 | 20.0 | 20.0 | 9.889 | 8.493 | 0.0 | 6.879 | 13.766 |
| 010 | 6.941 | 0.47 | 18.406 | 2.113 | 1.296 | 1.283 | 1.184 | 0.0 | 0.01 | 0.01 | 8.234 | 0.611 | 15.656 | 11.499 | 5.134 | 4.188 | 4.213 | 0.0 | 3.409 | 2.568 |
| 011 | 7.593 | 0.66 | 14.171 | 11.988 | 6.98 | 5.125 | 12.29 | 0.0 | 16.222 | 19.984 | 7.917 | 0.62 | 16.965 | 15.763 | 11.35 | 7.634 | 12.02 | 0.0 | 11.206 | 15.736 |
| 012 | 11.759 | 0.59 | 16.641 | 14.155 | 2.34 | 0.01 | 13.21 | 0.0 | 0.144 | 0.01 | 13.71 | 0.864 | 8.831 | 7.049 | 10.97 | 3.808 | 14.524 | 0.0 | 9.844 | 0.119 |
| 013 | 8.336 | 0.5 | 17.25 | 2.483 | 1.073 | 2.262 | 1.381 | 0.0 | 0.01 | 0.291 | 10.825 | 0.691 | 14.341 | 16.435 | 4.319 | 12.265 | 11.331 | 0.0 | 16.45 | 20.0 |
| 014 | 7.717 | 0.7 | 12.075 | 0.01 | 11.5 | 0.01 | 4.573 | 0.0 | 7.394 | 20.0 | 10.449 | 0.984 | 7.844 | 0.01 | 13.316 | 0.01 | 12.616 | 0.0 | 11.266 | 20.0 |
| 025 | 7.048 | 0.43 | 18.421 | 5.169 | 3.88 | 1.606 | 13.885 | 0.0 | 3.372 | 20.0 | 7.916 | 0.67 | 8.983 | 20.0 | 11.079 | 7.009 | 13.628 | 0.0 | 0.01 | 19.518 |
| 028 | 7.101 | 0.62 | 13.156 | 20.0 | 3.623 | 2.979 | 7.953 | 0.0 | 12.513 | 11.035 | 7.745 | 0.493 | 18.906 | 19.094 | 1.698 | 0.01 | 3.791 | 0.0 | 1.807 | 0.338 |
| 029 | 9.174 | 0.63 | 12.133 | 12.676 | 7.671 | 4.735 | 8.991 | 0.0 | 7.558 | 12.417 | 9.574 | 0.51 | 15.141 | 13.081 | 5.114 | 4.761 | 3.724 | 0.0 | 1.369 | 8.906 |
| 030 | 7.763 | 0.584 | 15.266 | 2.209 | 7.988 | 0.883 | 3.732 | 0.0 | 2.758 | 1.32 | 9.635 | 0.929 | 7.541 | 17.118 | 20.0 | 6.018 | 12.111 | 0.0 | 4.151 | 13.813 |
| 032 | 7.728 | 0.56 | 14.59 | 0.01 | 1.998 | 0.01 | 12.258 | 0.0 | 6.459 | 16.436 | 8.37 | 0.71 | 10.51 | 15.734 | 6.31 | 0.01 | 12.579 | 0.0 | 20.0 | 20.0 |
| 034 | 11.16 | 0.63 | 14.341 | 10.611 | 2.978 | 7.06 | 15.324 | 0.0 | 11.298 | 13.153 | 12.181 | 0.631 | 16.063 | 7.869 | 6.293 | 11.638 | 15.834 | 0.0 | 19.984 | 15.32 |
| 042 | 9.259 | 0.52 | 20.0 | 17.07 | 7.42 | 4.206 | 10.235 | 0.0 | 5.401 | 1.606 | 10.859 | 0.768 | 8.641 | 18.023 | 5.991 | 8.213 | 12.359 | 0.0 | 0.01 | 7.021 |
| 045 | 11.682 | 0.63 | 16.81 | 14.98 | 5.5 | 12.95 | 20.0 | 0.0 | 20.0 | 16.606 | 12.294 | 0.788 | 11.249 | 20.0 | 12.419 | 16.444 | 20.0 | 0.0 | 16.771 | 20.0 |
| 049 | 8.456 | 0.52 | 18.76 | 11.465 | 6.06 | 5.565 | 8.31 | 0.0 | 17.625 | 20.0 | 9.495 | 0.663 | 10.904 | 18.014 | 11.578 | 10.557 | 9.169 | 0.0 | 17.328 | 20.0 |
| 051 | 10.472 | 0.68 | 11.437 | 4.526 | 1.819 | 2.798 | 5.437 | 0.0 | 0.01 | 0.026 | 11.617 | 0.57 | 19.938 | 19.125 | 10.05 | 2.916 | 2.803 | 0.0 | 4.315 | 0.073 |
| 052 | 13.19 | 0.85 | 9.4 | 7.96 | 3.61 | 5.35 | 11.69 | 0.0 | 19.26 | 3.01 | 14.355 | 1.0 | 7.942 | 11.588 | 6.659 | 8.391 | 14.211 | 0.0 | 20.0 | 15.578 |
| 054 | 15.918 | 0.77 | 11.27 | 19.5 | 7.78 | 18.65 | 20.0 | 0.0 | 20.0 | 10.89 | 17.324 | 0.82 | 11.177 | 11.303 | 15.172 | 16.063 | 20.0 | 0.0 | 17.328 | 11.312 |
| 055 | 10.043 | 0.67 | 12.0 | 11.03 | 2.34 | 0.97 | 4.97 | 0.0 | 18.5 | 0.01 | 10.909 | 0.91 | 8.285 | 12.546 | 7.494 | 6.0 | 11.883 | 0.0 | 12.06 | 12.598 |
| 056 | 8.703 | 0.47 | 18.547 | 2.516 | 1.94 | 1.948 | 5.218 | 0.0 | 0.01 | 5.133 | 10.506 | 0.83 | 7.965 | 8.079 | 12.901 | 11.296 | 9.604 | 0.0 | 4.436 | 15.059 |
| 066 | 9.804 | 0.4 | 20.0 | 1.76 | 3.75 | 1.763 | 1.018 | 0.0 | 0.01 | 0.01 | 13.348 | 0.7 | 11.909 | 14.234 | 4.038 | 9.598 | 11.988 | 0.0 | 1.683 | 20.0 |
| 067 | 9.904 | 0.44 | 15.668 | 4.984 | 2.06 | 2.951 | 2.323 | 0.0 | 0.01 | 0.289 | 11.47 | 0.75 | 7.969 | 20.0 | 9.46 | 12.457 | 8.29 | 0.0 | 4.182 | 11.721 |
| 080 | 14.113 | 0.77 | 11.68 | 8.55 | 4.575 | 8.153 | 8.766 | 0.0 | 1.944 | 20.0 | 18.241 | 0.964 | 7.774 | 15.694 | 0.01 | 5.248 | 9.85 | 0.0 | 2.211 | 18.068 |
| 081 | 6.703 | 0.56 | 15.884 | 4.927 | 2.092 | 0.464 | 8.942 | 0.0 | 0.01 | 19.589 | 8.496 | 0.82 | 8.644 | 19.016 | 10.408 | 1.869 | 13.551 | 0.0 | 0.01 | 16.798 |
| 082 | 7.806 | 0.6 | 14.854 | 2.255 | 3.338 | 0.369 | 9.599 | 0.0 | 0.01 | 1.854 | 9.799 | 0.6 | 18.033 | 17.574 | 10.721 | 2.408 | 12.678 | 0.0 | 11.111 | 0.01 |
| 085 | 8.513 | 0.63 | 12.785 | 3.421 | 2.333 | 3.108 | 5.182 | 0.0 | 0.01 | 3.401 | 10.685 | 0.57 | 16.333 | 13.113 | 9.693 | 0.01 | 4.493 | 0.0 | 1.088 | 3.682 |
| 086 | 11.897 | 0.81 | 11.313 | 10.26 | 8.725 | 9.926 | 14.679 | 0.0 | 0.01 | 20.0 | 15.397 | 0.949 | 7.779 | 17.844 | 4.053 | 0.01 | 9.942 | 0.0 | 0.01 | 1.119 |
| 089 | 9.701 | 0.69 | 15.953 | 13.964 | 12.128 | 0.01 | 4.168 | 0.0 | 0.01 | 6.772 | 10.817 | 0.75 | 15.078 | 8.51 | 6.768 | 8.354 | 6.855 | 0.0 | 3.824 | 3.814 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | | | | | | | Ecart types | | | | | | | | | |
|-----|----------|----------|----------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-------------|----------|----------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g</i> ₁ | <i>g</i> ₂ | <i>g</i> ₃ | <i>g</i> ₄ | <i>g</i> ₅ | <i>g</i> ₆ | <i>g</i> ₇ | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g</i> ₁ | <i>g</i> ₂ | <i>g</i> ₃ | <i>g</i> ₄ | <i>g</i> ₅ | <i>g</i> ₆ | <i>g</i> ₇ |
| 005 | 4.903 | 0.68 | 13.033 | 16.156 | 7.77 | 5.105 | 9.199 | 0.0 | 8.327 | 12.624 | 0.853 | 0.136 | 3.865 | 5.326 | 4.5 | 1.928 | 3.381 | 0.0 | 3.311 | 7.392 |
| 007 | 9.621 | 0.619 | 13.225 | 18.354 | 4.28 | 0.724 | 13.02 | 0.0 | 5.738 | 5.151 | 0.318 | 0.085 | 3.299 | 3.964 | 1.709 | 2.142 | 1.744 | 0.0 | 3.094 | 5.874 |
| 009 | 7.981 | 0.882 | 6.638 | 10.235 | 14.808 | 5.356 | 5.994 | 0.0 | 5.295 | 9.955 | 0.373 | 0.241 | 2.577 | 5.542 | 4.426 | 2.664 | 2.006 | 0.0 | 1.801 | 4.482 |
| 010 | 7.728 | 0.681 | 13.058 | 11.149 | 6.173 | 6.247 | 7.823 | 0.0 | 3.351 | 3.876 | 0.382 | 0.125 | 3.441 | 5.349 | 3.049 | 3.35 | 3.966 | 0.0 | 2.804 | 3.167 |
| 011 | 7.776 | 0.694 | 12.801 | 10.786 | 7.939 | 6.09 | 11.781 | 0.0 | 14.185 | 17.027 | 0.103 | 0.05 | 1.997 | 2.591 | 1.71 | 1.077 | 0.551 | 0.0 | 4.321 | 3.609 |
| 012 | 12.474 | 0.644 | 14.876 | 13.599 | 4.028 | 0.893 | 11.568 | 0.0 | 4.594 | 3.066 | 0.552 | 0.111 | 3.862 | 3.851 | 2.84 | 1.788 | 3.588 | 0.0 | 4.11 | 6.074 |
| 013 | 9.492 | 0.603 | 15.12 | 8.495 | 2.221 | 5.87 | 6.027 | 0.0 | 4.353 | 13.369 | 0.915 | 0.087 | 1.94 | 5.943 | 1.324 | 4.195 | 4.608 | 0.0 | 6.674 | 7.882 |
| 014 | 8.988 | 0.693 | 14.7 | 1.996 | 8.69 | 0.01 | 6.791 | 0.0 | 10.396 | 17.939 | 0.732 | 0.125 | 3.626 | 2.496 | 3.184 | 0.0 | 3.348 | 0.0 | 3.924 | 3.174 |
| 025 | 7.512 | 0.475 | 16.442 | 10.445 | 6.475 | 3.191 | 10.947 | 0.0 | 4.994 | 14.686 | 0.269 | 0.113 | 4.458 | 6.012 | 3.493 | 2.151 | 3.773 | 0.0 | 6.715 | 5.705 |
| 028 | 7.327 | 0.567 | 15.75 | 19.909 | 2.943 | 2.049 | 7.121 | 0.0 | 10.205 | 6.64 | 0.212 | 0.052 | 2.109 | 0.272 | 1.018 | 1.732 | 2.58 | 0.0 | 4.186 | 5.093 |
| 029 | 9.347 | 0.605 | 12.808 | 13.151 | 7.111 | 4.309 | 7.681 | 0.0 | 5.465 | 9.743 | 0.123 | 0.074 | 1.968 | 2.119 | 2.012 | 1.51 | 3.072 | 0.0 | 3.57 | 3.064 |
| 030 | 8.439 | 0.659 | 15.153 | 12.848 | 13.57 | 3.501 | 6.872 | 0.0 | 4.585 | 10.138 | 0.467 | 0.108 | 3.803 | 5.049 | 3.426 | 1.661 | 2.837 | 0.0 | 1.723 | 3.86 |
| 032 | 8.142 | 0.673 | 11.843 | 4.838 | 4.368 | 0.01 | 12.86 | 0.0 | 13.488 | 18.004 | 0.209 | 0.104 | 3.254 | 6.596 | 1.702 | 0.0 | 1.76 | 0.0 | 4.429 | 1.591 |
| 034 | 11.428 | 0.644 | 14.527 | 11.643 | 4.055 | 8.18 | 14.53 | 0.0 | 13.501 | 13.68 | 0.298 | 0.073 | 2.639 | 3.539 | 2.019 | 2.608 | 1.446 | 0.0 | 3.627 | 4.342 |
| 042 | 9.716 | 0.563 | 17.281 | 14.238 | 6.542 | 5.317 | 10.008 | 0.0 | 5.397 | 4.159 | 0.46 | 0.085 | 3.789 | 3.751 | 1.726 | 2.075 | 3.489 | 0.0 | 2.98 | 3.47 |
| 045 | 12.012 | 0.7 | 13.511 | 18.196 | 7.139 | 12.336 | 19.22 | 0.0 | 17.77 | 14.554 | 0.183 | 0.049 | 1.652 | 2.028 | 2.29 | 3.006 | 1.206 | 0.0 | 2.458 | 5.548 |
| 049 | 8.685 | 0.54 | 16.849 | 12.881 | 6.574 | 6.28 | 8.091 | 0.0 | 12.51 | 18.58 | 0.301 | 0.063 | 2.864 | 3.505 | 2.333 | 2.21 | 2.613 | 0.0 | 5.057 | 2.646 |
| 051 | 10.919 | 0.766 | 11.896 | 13.208 | 5.859 | 6.764 | 9.759 | 0.0 | 4.036 | 4.496 | 0.391 | 0.132 | 3.845 | 5.588 | 2.725 | 3.131 | 3.721 | 0.0 | 3.331 | 3.463 |
| 052 | 13.702 | 1.038 | 7.43 | 11.765 | 7.226 | 5.067 | 13.221 | 0.0 | 14.901 | 7.281 | 0.37 | 0.104 | 0.972 | 2.313 | 2.74 | 3.556 | 1.489 | 0.0 | 4.148 | 4.319 |
| 054 | 16.567 | 0.768 | 11.828 | 15.007 | 7.716 | 15.01 | 17.986 | 0.0 | 15.335 | 10.434 | 0.471 | 0.11 | 3.033 | 4.016 | 3.765 | 4.677 | 5.146 | 0.0 | 4.106 | 3.815 |
| 055 | 10.322 | 0.683 | 12.916 | 8.33 | 2.979 | 1.666 | 9.088 | 0.0 | 12.18 | 6.13 | 0.235 | 0.095 | 2.23 | 4.503 | 1.628 | 1.674 | 4.582 | 0.0 | 5.201 | 6.758 |
| 056 | 9.466 | 0.591 | 15.073 | 5.12 | 7.214 | 5.868 | 7.794 | 0.0 | 5.049 | 4.155 | 0.606 | 0.16 | 4.843 | 3.55 | 5.53 | 4.676 | 4.373 | 0.0 | 3.701 | 4.8 |
| 066 | 11.748 | 0.54 | 16.314 | 5.292 | 3.549 | 4.709 | 5.174 | 0.0 | 0.607 | 4.696 | 1.391 | 0.094 | 2.754 | 4.114 | 1.643 | 3.339 | 3.795 | 0.0 | 0.913 | 7.828 |
| 067 | 10.442 | 0.503 | 15.643 | 9.752 | 3.965 | 4.928 | 5.398 | 0.0 | 3.584 | 9.774 | 0.496 | 0.095 | 3.181 | 5.004 | 2.589 | 3.134 | 3.003 | 0.0 | 4.692 | 6.242 |
| 080 | 15.188 | 0.766 | 12.44 | 8.723 | 4.385 | 7.75 | 8.767 | 0.0 | 3.615 | 16.355 | 1.236 | 0.12 | 3.216 | 4.791 | 2.12 | 3.194 | 3.282 | 0.0 | 4.602 | 6.018 |
| 081 | 7.436 | 0.631 | 14.058 | 11.222 | 6.58 | 1.588 | 10.919 | 0.0 | 1.993 | 14.527 | 0.724 | 0.101 | 3.082 | 4.908 | 3.177 | 0.762 | 3.499 | 0.0 | 2.842 | 6.06 |
| 082 | 8.67 | 0.754 | 11.6 | 7.192 | 9.503 | 0.59 | 13.043 | 0.0 | 2.052 | 5.37 | 0.604 | 0.136 | 3.56 | 4.71 | 4.344 | 0.629 | 2.424 | 0.0 | 3.509 | 3.014 |
| 085 | 8.895 | 0.612 | 13.747 | 5.335 | 3.174 | 3.392 | 6.01 | 0.0 | 0.118 | 4.734 | 0.62 | 0.098 | 1.92 | 3.812 | 2.376 | 2.311 | 4.613 | 0.0 | 0.323 | 3.935 |
| 086 | 12.446 | 0.804 | 11.297 | 9.672 | 7.445 | 7.934 | 12.568 | 0.0 | 1.558 | 15.449 | 0.997 | 0.07 | 1.532 | 3.619 | 1.747 | 2.956 | 2.77 | 0.0 | 2.944 | 7.027 |
| 089 | 10.192 | 0.737 | 14.429 | 10.289 | 11.488 | 3.826 | 5.99 | 0.0 | 0.767 | 4.083 | 0.421 | 0.082 | 2.037 | 3.539 | 4.406 | 4.567 | 3.581 | 0.0 | 1.487 | 2.994 |

C.5 Trajectoires des articulations

Visualisation des mouvements réalisés par l'humanoïde dans le cas des entraînements 011 et 080 :

- ▷ dans le cas du mouvement capturé,
- ▷ dans le cas d'un mouvement synthétisé sans modèle de synergies,
- ▷ dans le cas d'un mouvement synthétisé en utilisant le modèle de synergie intermédiaire et le résultat de l'apprentissage avec l'heuristique de type recuit simulé adapté.

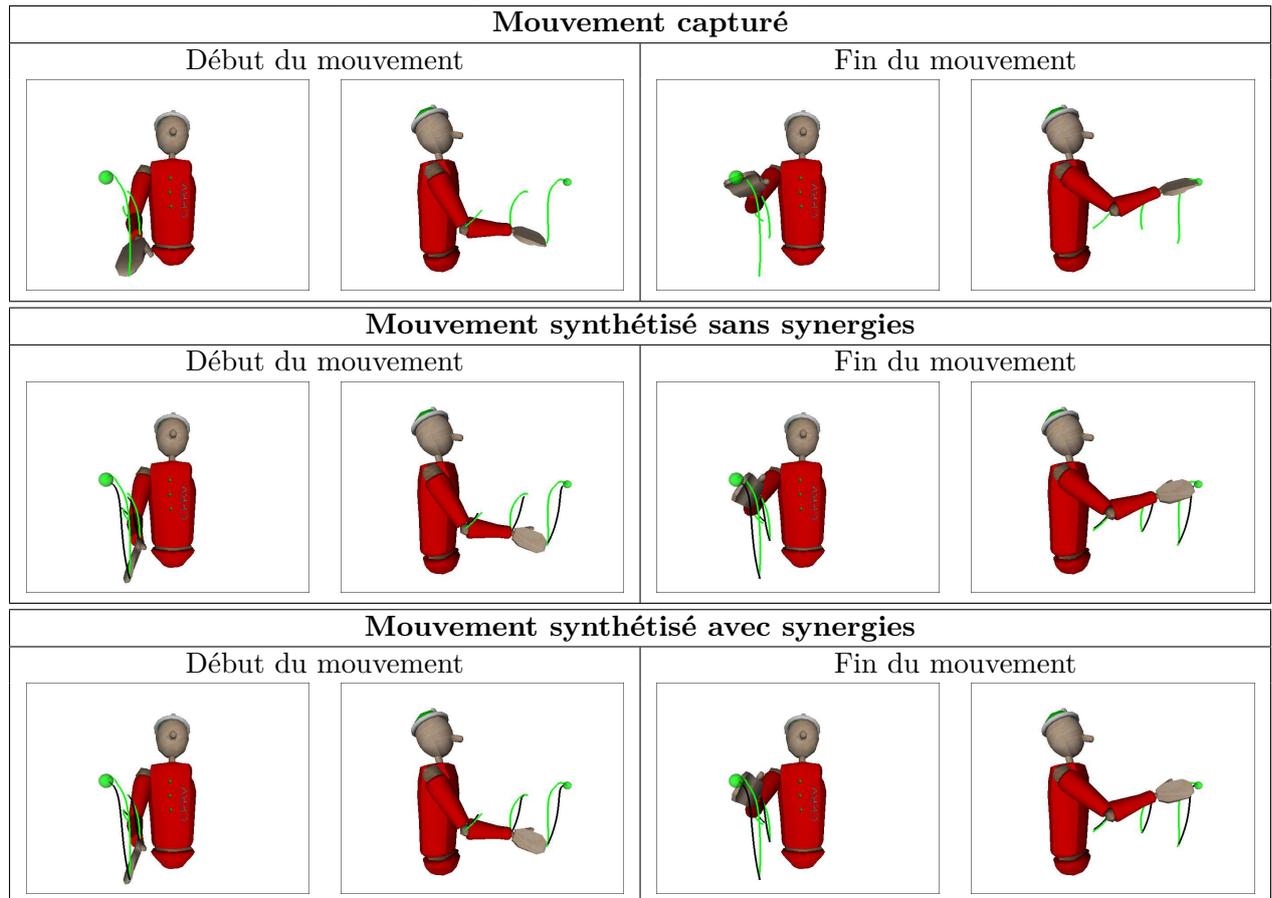


FIGURE C.1 – Trajectoires des articulations de différents mouvements produits à partir de l'entraînement 011 (score : 7.26).

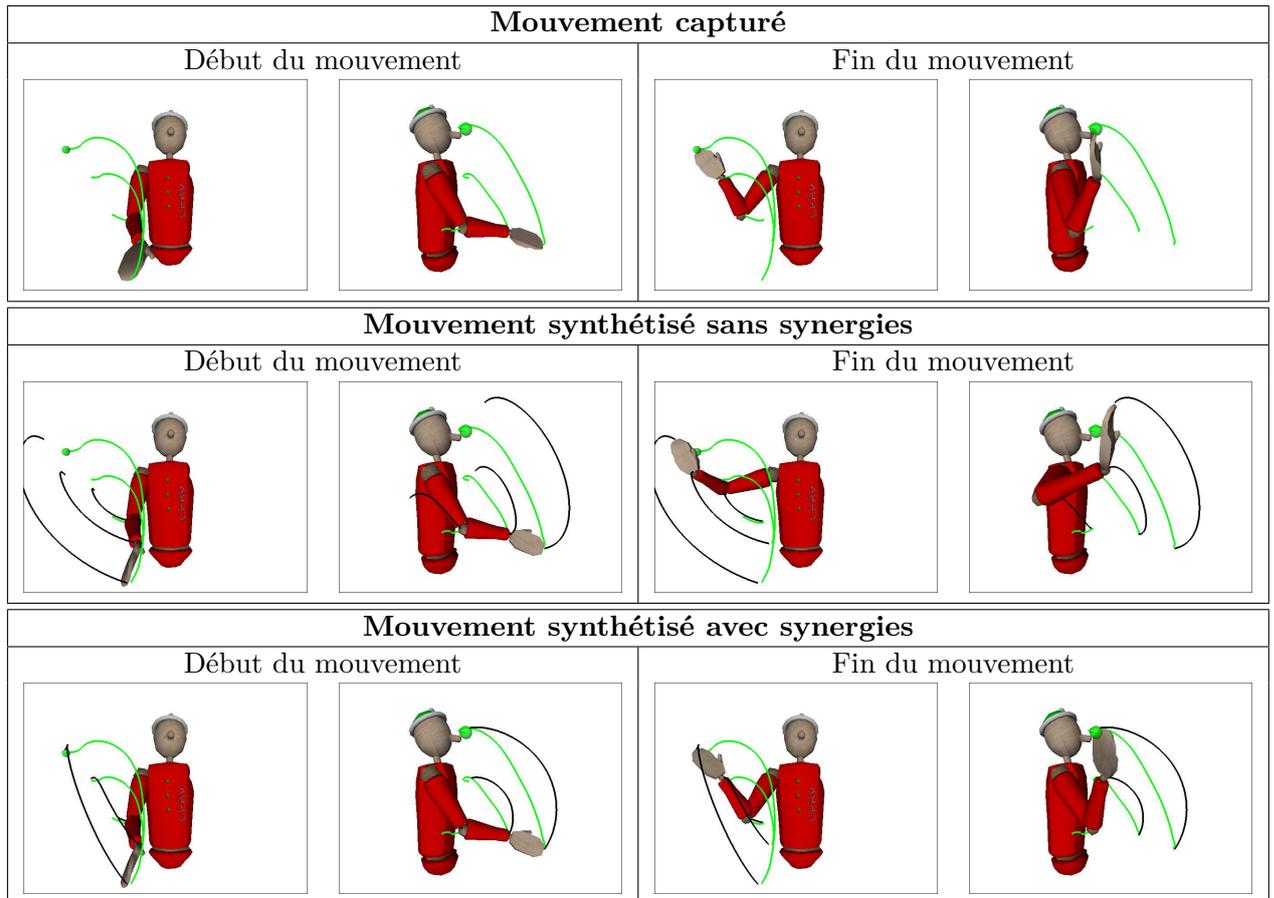


FIGURE C.2 – Trajectoires des articulations de différents mouvements produits à partir de l'entraînement 080 (score : 20.62).

C.6 Critère de stabilité p_2

C.6.1 Résultats sans utiliser le critère de stabilité p_2

Paramètres des expériences

| | |
|---------------------------|---|
| FONCTION D'OPTIMISATION : | $\alpha J^T, \alpha = 0.003$ |
| MODÈLE DE SYNERGIES : | 1 sigmoïde, 7 gains |
| FONCTION D'ÉVALUATION : | \mathcal{F} sans p_2 |
| HEURISTIQUE : | Recuit simulé adapté |
| LIMITES DES PARAMÈTRES : | $o \in [0.0, 10.0], s \in [0.5, 20.0], g_* \in [-10.0, 20.0]$ |

Résultats extrêmes

| Id. | Meilleur résultat | | | | | | | | | | Plus mauvais résultat | | | | | | | | | |
|-----|-------------------|------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|-----------------------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|--------|--------|
| | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 | Score | o | s | g_1 | g_2 | g_3 | g_4 | g_5 | g_6 | g_7 |
| 005 | 5.481 | 0.74 | 10.076 | 19.174 | 2.79 | 7.534 | 5.8 | 0.0 | 6.19 | -5.451 | 6.984 | 1.006 | 20.0 | 5.188 | 13.973 | 13.169 | 0.0 | 9.414 | 10.906 | |
| 007 | 6.203 | 0.66 | 14.833 | 18.57 | 4.528 | 8.754 | 18.793 | 0.0 | 19.484 | -9.698 | 6.94 | 0.75 | 11.791 | 11.835 | 6.246 | 6.376 | 20.0 | 0.0 | 19.969 | 13.125 |
| 009 | 7.752 | 0.78 | 8.283 | 3.45 | -4.096 | 1.105 | 19.25 | 0.0 | 12.401 | 2.089 | 10.578 | 1.29 | 4.339 | 10.391 | -1.198 | 1.966 | 20.0 | 0.0 | 18.473 | 0.919 |
| 010 | 5.492 | 0.69 | 13.517 | 1.943 | 1.647 | 1.36 | 17.125 | 0.0 | -1.456 | 2.348 | 7.654 | 1.105 | 6.352 | 9.372 | 4.147 | 4.896 | 20.0 | 0.0 | 7.313 | 2.216 |
| 011 | 4.472 | 0.83 | 10.158 | 6.197 | 3.218 | 4.428 | 20.0 | 0.0 | 2.663 | 18.106 | 5.111 | 0.984 | 7.9 | 9.927 | 5.097 | 6.477 | 20.0 | 0.0 | 5.109 | 15.0 |
| 012 | 7.545 | 0.64 | 16.173 | 9.253 | 2.729 | 5.748 | 14.776 | 0.0 | 3.009 | -4.106 | 8.323 | 0.821 | 10.71 | 20.0 | 6.291 | 12.257 | 20.0 | 0.0 | 9.344 | -8.979 |
| 013 | 6.778 | 0.86 | 9.811 | 7.937 | 3.303 | 6.585 | 16.203 | 0.0 | 1.05 | 15.54 | 7.653 | 0.999 | 7.698 | 10.409 | 4.865 | 8.547 | 14.904 | 0.0 | 10.154 | 14.156 |
| 014 | 7.382 | 0.84 | 9.049 | 9.351 | 1.45 | 9.246 | 12.166 | 0.0 | 11.785 | 20.0 | 7.988 | 1.0 | 7.003 | 15.406 | 1.885 | 12.511 | 15.331 | 0.0 | 12.258 | 18.763 |
| 025 | 5.397 | 0.53 | 15.044 | 3.148 | 3.929 | 2.605 | 19.834 | 0.0 | -6.006 | 16.811 | 10.515 | 1.41 | 4.465 | 3.043 | 19.953 | 11.159 | 20.0 | 0.0 | -1.551 | 20.0 |
| 028 | 5.628 | 0.73 | 13.598 | 20.0 | 5.607 | 5.818 | 14.171 | 0.0 | 20.0 | -1.886 | 6.662 | 0.969 | 9.084 | 20.0 | 12.12 | 5.127 | 20.0 | 0.0 | 16.084 | -1.323 |
| 029 | 7.36 | 0.58 | 13.04 | 1.279 | 0.249 | 0.511 | 16.563 | 0.0 | -0.401 | 2.283 | 10.656 | 1.666 | 2.989 | 12.25 | -0.021 | 2.3 | 20.0 | 0.0 | 4.379 | 4.046 |
| 030 | 6.438 | 0.85 | 7.764 | 2.916 | -3.376 | 0.944 | 19.375 | 0.0 | 8.756 | 2.669 | 9.992 | 0.8 | 10.173 | 9.618 | 1.738 | 0.845 | 20.0 | 0.0 | 17.293 | 2.816 |
| 032 | 5.162 | 0.7 | 12.768 | -2.761 | 3.556 | -0.519 | 17.563 | 0.0 | 19.984 | 14.375 | 6.884 | 0.938 | 8.268 | 7.309 | 6.405 | -4.728 | 20.0 | 0.0 | 13.467 | 17.828 |
| 034 | 7.145 | 0.74 | 11.601 | 7.598 | 2.923 | 3.388 | 18.461 | 0.0 | 11.794 | 0.849 | 8.286 | 1.037 | 7.177 | 20.0 | 6.942 | 8.384 | 18.216 | 0.0 | 9.789 | 7.734 |
| 042 | 6.422 | 0.66 | 12.552 | 3.223 | 1.69 | 2.144 | 20.0 | 0.0 | -6.433 | 6.139 | 9.204 | 1.098 | 5.76 | 10.841 | 4.606 | 5.663 | 20.0 | 0.0 | -10.01 | 7.203 |
| 045 | 6.766 | 0.78 | 12.678 | 20.0 | 5.823 | 5.154 | 20.0 | 0.0 | 3.006 | 0.069 | 7.311 | 0.917 | 9.571 | 19.984 | 9.079 | 5.244 | 20.0 | 0.0 | 6.225 | 0.263 |
| 049 | 5.211 | 0.64 | 14.484 | 12.329 | 5.549 | 6.503 | 15.316 | 0.0 | 2.764 | 20.0 | 5.99 | 0.79 | 10.557 | 20.0 | 10.289 | 11.023 | 19.85 | 0.0 | 4.953 | 12.736 |
| 051 | 5.62 | 0.83 | 9.573 | 4.091 | 1.74 | 2.697 | 19.078 | 0.0 | -3.401 | 5.128 | 7.053 | 1.078 | 6.366 | 7.784 | 3.419 | 4.539 | 20.0 | 0.0 | -5.768 | 5.032 |
| 052 | 9.555 | 1.05 | 8.124 | 4.073 | 5.58 | -5.051 | 20.0 | 0.0 | 20.0 | 0.278 | 10.546 | 1.305 | 6.346 | 14.156 | 11.609 | -4.151 | 20.0 | 0.0 | 15.131 | -0.986 |
| 054 | 7.426 | 0.8 | 10.176 | 18.375 | 3.655 | 10.604 | 6.231 | 0.0 | 12.861 | 4.309 | 8.355 | 1.128 | 6.871 | 20.0 | 10.198 | 9.503 | 15.643 | 0.0 | 11.189 | 4.465 |
| 055 | 6.177 | 0.78 | 12.869 | 10.462 | 4.029 | 5.275 | 13.561 | 0.0 | 9.793 | -1.041 | 7.945 | 1.029 | 8.885 | 15.857 | 12.684 | 3.294 | 20.0 | 0.0 | 13.206 | 0.181 |
| 056 | 6.02 | 0.68 | 13.651 | 4.248 | 6.417 | 5.716 | 16.074 | 0.0 | 11.729 | 0.696 | 8.906 | 0.984 | 8.078 | 13.386 | 16.931 | 15.844 | 13.084 | 0.0 | 10.853 | 15.469 |
| 066 | 7.669 | 0.73 | 10.465 | 4.973 | 0.711 | 3.331 | 20.0 | 0.0 | -4.51 | 8.833 | 12.551 | 1.032 | 5.826 | 7.636 | 1.708 | 5.18 | 13.896 | 0.0 | 7.198 | 16.234 |
| 067 | 5.633 | 0.63 | 13.586 | 9.718 | 4.423 | 6.553 | 20.0 | 0.0 | -2.856 | 17.797 | 7.766 | 0.875 | 8.454 | 20.0 | 10.758 | 12.554 | 20.0 | 0.0 | -7.994 | 3.011 |
| 080 | 9.137 | 0.69 | 10.249 | 1.798 | 1.493 | 1.49 | 12.594 | 0.0 | -3.191 | 0.804 | 13.596 | 1.122 | 4.894 | 4.817 | 8.878 | 2.888 | 20.0 | 0.0 | 3.506 | 4.563 |
| 081 | 5.73 | 0.68 | 12.228 | 3.258 | 2.695 | 0.434 | 20.0 | 0.0 | -2.77 | 10.976 | 8.162 | 0.969 | 6.873 | 8.795 | 4.471 | 0.567 | 20.0 | 0.0 | -4.516 | 17.855 |
| 082 | 5.669 | 0.73 | 12.589 | 1.813 | 4.727 | 0.283 | 20.0 | 0.0 | -3.656 | 10.625 | 7.232 | 0.914 | 8.815 | 4.659 | 8.204 | -0.105 | 20.0 | 0.0 | -0.441 | 17.743 |
| 085 | 7.691 | 0.73 | 11.263 | 2.644 | 1.843 | 2.074 | 20.0 | 0.0 | -6.068 | 4.719 | 9.682 | 0.883 | 8.047 | 4.5 | 1.879 | 3.088 | 20.0 | 0.0 | 3.287 | 8.841 |
| 086 | 7.218 | 0.6 | 12.557 | 0.975 | 1.395 | 0.79 | 9.073 | 0.0 | -1.836 | 0.51 | 12.049 | 1.039 | 5.368 | 3.805 | 9.609 | 2.25 | 20.0 | 0.0 | 0.911 | 2.886 |
| 089 | 8.054 | 0.85 | 9.854 | 2.086 | -2.877 | 2.066 | 19.109 | 0.0 | -1.334 | 0.292 | 13.065 | 1.154 | 5.859 | 5.896 | -0.98 | 4.314 | 20.0 | 0.0 | 3.688 | 9.266 |

Valeurs moyennes et écarts types

| Id. | Moyennes | | | | | | | | | | Ecart types | | | | | | | | | |
|-----|----------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|----------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> | Score | <i>o</i> | <i>s</i> | <i>g1</i> | <i>g2</i> | <i>g3</i> | <i>g4</i> | <i>g5</i> | <i>g6</i> | <i>g7</i> |
| 005 | 5.995 | 0.789 | 10.004 | 19.019 | 3.699 | 8.213 | 9.022 | 0.0 | 8.899 | 2.551 | 0.587 | 0.152 | 2.373 | 1.474 | 1.757 | 4.511 | 4.761 | 0.0 | 5.381 | 7.633 |
| 007 | 6.513 | 0.702 | 13.241 | 18.365 | 5.405 | 7.8 | 19.385 | 0.0 | 14.719 | -6.439 | 0.184 | 0.044 | 1.557 | 2.96 | 0.988 | 1.494 | 1.486 | 0.0 | 5.422 | 6.913 |
| 009 | 8.797 | 0.922 | 7.371 | 5.142 | -0.263 | 1.703 | 19.831 | 0.0 | 11.05 | 6.423 | 1.005 | 0.216 | 2.187 | 3.258 | 1.857 | 0.847 | 0.294 | 0.0 | 5.231 | 4.876 |
| 010 | 6.23 | 0.886 | 9.35 | 5.133 | 2.806 | 3.061 | 19.418 | 0.0 | -0.452 | 3.977 | 0.695 | 0.136 | 2.569 | 2.278 | 0.836 | 1.133 | 1.164 | 0.0 | 3.556 | 1.15 |
| 011 | 4.781 | 0.916 | 8.835 | 8.262 | 4.245 | 5.599 | 20.0 | 0.0 | 4.387 | 17.267 | 0.226 | 0.056 | 0.831 | 1.36 | 0.656 | 0.754 | 0.0 | 0.0 | 1.755 | 1.974 |
| 012 | 7.988 | 0.772 | 11.942 | 17.46 | 5.261 | 10.713 | 19.329 | 0.0 | 7.577 | -7.108 | 0.271 | 0.052 | 1.564 | 3.227 | 1.031 | 1.831 | 1.55 | 0.0 | 2.729 | 3.207 |
| 013 | 7.056 | 0.923 | 8.968 | 9.562 | 4.291 | 7.934 | 16.788 | 0.0 | 3.475 | 14.162 | 0.265 | 0.088 | 1.161 | 2.841 | 1.401 | 2.276 | 3.404 | 0.0 | 3.684 | 3.51 |
| 014 | 7.669 | 0.91 | 8.39 | 13.182 | 1.756 | 11.694 | 14.956 | 0.0 | 13.798 | 19.575 | 0.189 | 0.094 | 1.423 | 4.088 | 0.378 | 2.837 | 3.385 | 0.0 | 2.77 | 0.938 |
| 025 | 6.652 | 0.723 | 11.65 | 5.859 | 6.74 | 4.367 | 19.307 | 0.0 | -4.422 | 15.021 | 1.442 | 0.269 | 4.678 | 3.704 | 4.771 | 2.619 | 1.273 | 0.0 | 5.93 | 4.037 |
| 028 | 5.962 | 0.783 | 12.917 | 20.0 | 7.224 | 5.47 | 16.248 | 0.0 | 19.524 | -0.374 | 0.406 | 0.11 | 2.728 | 0.0 | 2.98 | 1.271 | 3.642 | 0.0 | 1.174 | 4.008 |
| 029 | 8.318 | 0.921 | 7.34 | 4.842 | 0.133 | 1.418 | 19.655 | 0.0 | 3.323 | 7.732 | 0.914 | 0.28 | 2.58 | 2.829 | 0.091 | 0.484 | 1.031 | 0.0 | 5.21 | 4.621 |
| 030 | 7.75 | 0.913 | 8.369 | 4.407 | 0.13 | 0.951 | 19.913 | 0.0 | 7.986 | 4.533 | 1.042 | 0.185 | 3.268 | 2.465 | 1.57 | 0.349 | 0.194 | 0.0 | 4.951 | 2.357 |
| 032 | 5.787 | 0.812 | 10.565 | -1.89 | 5.203 | -1.729 | 18.9 | 0.0 | 18.739 | 12.695 | 0.579 | 0.112 | 1.893 | 3.562 | 1.897 | 1.443 | 1.531 | 0.0 | 2.52 | 5.518 |
| 034 | 7.84 | 0.914 | 9.051 | 14.669 | 5.156 | 5.922 | 16.154 | 0.0 | 11.726 | 2.661 | 0.343 | 0.136 | 3.116 | 5.47 | 1.707 | 2.142 | 3.129 | 0.0 | 4.207 | 2.941 |
| 042 | 7.579 | 0.769 | 10.858 | 5.335 | 2.5 | 3.185 | 18.798 | 0.0 | -3.407 | 9.019 | 0.878 | 0.163 | 3.628 | 2.793 | 1.095 | 1.368 | 1.851 | 0.0 | 7.804 | 3.873 |
| 045 | 7.07 | 0.864 | 10.621 | 19.792 | 7.612 | 5.182 | 18.419 | 0.0 | 7.933 | 0.151 | 0.22 | 0.048 | 1.009 | 0.604 | 1.245 | 0.207 | 2.636 | 0.0 | 4.271 | 0.29 |
| 049 | 5.416 | 0.699 | 12.945 | 16.718 | 7.604 | 8.768 | 17.995 | 0.0 | 3.269 | 18.575 | 0.23 | 0.056 | 1.671 | 3.78 | 1.787 | 1.956 | 2.73 | 0.0 | 1.043 | 2.268 |
| 051 | 6.211 | 0.857 | 9.401 | 4.628 | 1.948 | 2.879 | 17.921 | 0.0 | -2.892 | 6.315 | 0.419 | 0.115 | 1.924 | 1.668 | 0.665 | 0.902 | 3.146 | 0.0 | 1.817 | 3.032 |
| 052 | 9.896 | 1.1 | 7.823 | 6.08 | 6.652 | -5.375 | 19.966 | 0.0 | 16.378 | -0.072 | 0.274 | 0.114 | 1.033 | 3.11 | 2.335 | 1.337 | 0.103 | 0.0 | 4.567 | 0.972 |
| 054 | 7.651 | 0.967 | 8.311 | 15.471 | 6.86 | -0.086 | 13.169 | 0.0 | 9.676 | 1.621 | 0.274 | 0.1 | 1.045 | 4.273 | 2.187 | 7.956 | 4.22 | 0.0 | 3.803 | 1.777 |
| 055 | 6.812 | 0.895 | 11.109 | 14.307 | 7.547 | 6.995 | 17.359 | 0.0 | 17.772 | 1.121 | 0.577 | 0.104 | 2.961 | 3.714 | 2.989 | 2.325 | 3.815 | 0.0 | 3.331 | 3.598 |
| 056 | 7.032 | 0.768 | 12.588 | 7.567 | 9.465 | 8.492 | 15.69 | 0.0 | 6.141 | -0.012 | 0.956 | 0.158 | 4.222 | 4.904 | 4.956 | 4.966 | 2.898 | 0.0 | 5.414 | 6.985 |
| 066 | 9.375 | 0.936 | 7.124 | 6.936 | 1.129 | 4.566 | 18.981 | 0.0 | -3.555 | 7.837 | 1.237 | 0.114 | 1.671 | 1.079 | 0.258 | 0.626 | 1.928 | 0.0 | 4.813 | 4.631 |
| 067 | 6.57 | 0.668 | 13.392 | 10.853 | 5.575 | 7.161 | 17.128 | 0.0 | -3.025 | 11.539 | 0.695 | 0.13 | 4.163 | 5.343 | 2.973 | 3.286 | 4.35 | 0.0 | 4.076 | 6.488 |
| 080 | 11.594 | 0.899 | 7.75 | 3.369 | 4.923 | 2.317 | 17.919 | 0.0 | 2.833 | 2.44 | 1.261 | 0.176 | 2.828 | 1.151 | 2.357 | 0.595 | 4.082 | 0.0 | 4.131 | 1.749 |
| 081 | 6.417 | 0.726 | 11.56 | 4.264 | 2.856 | 0.426 | 18.209 | 0.0 | -2.733 | 11.945 | 0.77 | 0.129 | 3.051 | 2.276 | 0.941 | 0.117 | 3.807 | 0.0 | 0.856 | 4.164 |
| 082 | 6.59 | 0.844 | 10.18 | 3.431 | 6.756 | 0.229 | 19.691 | 0.0 | -4.05 | 14.466 | 0.535 | 0.08 | 1.87 | 1.145 | 1.452 | 0.136 | 0.621 | 0.0 | 1.579 | 4.222 |
| 085 | 8.654 | 0.818 | 9.423 | 3.8 | 1.863 | 2.637 | 19.998 | 0.0 | -3.718 | 6.847 | 0.564 | 0.079 | 1.87 | 1.068 | 0.183 | 0.486 | 0.005 | 0.0 | 4.653 | 2.488 |
| 086 | 9.053 | 0.877 | 7.528 | 2.939 | 2.65 | 1.686 | 18.331 | 0.0 | 1.692 | 1.793 | 1.516 | 0.129 | 2.132 | 1.026 | 5.824 | 0.482 | 3.245 | 0.0 | 5.627 | 1.168 |
| 089 | 11.001 | 0.98 | 8.37 | 4.387 | -0.874 | 3.01 | 19.795 | 0.0 | -1.04 | 5.037 | 1.689 | 0.135 | 2.107 | 1.974 | 1.151 | 0.846 | 0.414 | 0.0 | 6.211 | 5.14 |

C.7 Evaluation de l'impact du regroupement de synergies

C.7.1 Avec un jeu d'entraînements limité

| Nombre de clusters | Score moyen | | q_c |
|--------------------|----------------------|---|--------|
| | avec \mathcal{P}_i | avec $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i]$ | |
| 1 | 12.062 | 16.246 | 34.693 |
| 2 | 12.062 | 16.204 | 34.343 |
| 3 | 12.062 | 15.291 | 26.774 |
| 4 | 12.062 | 14.508 | 20.284 |
| 5 | 12.062 | 13.833 | 14.684 |
| 6 | 12.062 | 13.87 | 14.996 |
| 7 | 12.062 | 13.662 | 13.271 |
| 8 | 12.062 | 13.476 | 11.725 |
| 9 | 12.062 | 13.463 | 11.62 |
| 10 | 12.062 | 13.168 | 9.176 |
| 11 | 12.062 | 13.318 | 10.42 |
| 12 | 12.062 | 13.296 | 10.237 |
| 13 | 12.062 | 12.843 | 6.476 |
| 14 | 12.062 | 13.033 | 8.051 |
| 15 | 12.062 | 12.737 | 5.598 |
| 16 | 12.062 | 12.826 | 6.339 |
| 17 | 12.062 | 12.527 | 3.858 |
| 18 | 12.062 | 12.452 | 3.235 |
| 19 | 12.062 | 12.622 | 4.649 |
| 20 | 12.062 | 12.554 | 4.083 |
| 21 | 12.062 | 12.363 | 2.499 |
| 22 | 12.062 | 12.401 | 2.816 |
| 23 | 12.062 | 12.384 | 2.676 |
| 24 | 12.062 | 12.339 | 2.301 |
| 25 | 12.062 | 12.323 | 2.164 |
| 26 | 12.062 | 12.3 | 1.978 |
| 27 | 12.062 | 12.281 | 1.815 |
| 28 | 12.062 | 12.245 | 1.524 |
| 29 | 12.062 | 12.241 | 1.485 |
| 30 | 12.062 | 12.062 | 0.0 |

C.7.2 Avec un jeu d'entraînement complet

| Nombre de clusters | Score moyen | | q_c |
|-----------------------|----------------------|---|--------|
| | avec \mathcal{P}_i | avec $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i]$ | |
| 1 | 12.958 | 16.892 | 30.357 |
| 2 | 12.958 | 16.221 | 25.177 |
| 3 | 12.958 | 16.085 | 24.131 |
| 4 | 12.958 | 16.011 | 23.559 |
| 5 | 12.958 | 15.469 | 19.374 |
| 6 | 12.958 | 15.045 | 16.106 |
| 7 | 12.958 | 15.403 | 18.869 |
| 8 | 12.958 | 15.068 | 16.283 |
| 9 | 12.958 | 15.504 | 19.648 |
| 10 | 12.958 | 14.846 | 14.565 |
| 11 | 12.958 | 15.072 | 16.315 |
| 12 | 12.958 | 14.54 | 12.204 |
| 13 | 12.958 | 14.888 | 14.889 |
| 14 | 12.958 | 14.587 | 12.567 |
| 15 | 12.958 | 14.794 | 14.165 |
| 16 | 12.958 | 14.564 | 12.395 |
| 17 | 12.958 | 14.326 | 10.552 |
| 18 | 12.958 | 14.421 | 11.285 |
| 19 | 12.958 | 14.467 | 11.642 |
| 20 | 12.958 | 14.291 | 10.283 |
| 21 | 12.958 | 14.241 | 9.901 |
| 22 | 12.958 | 14.131 | 9.052 |
| 23 | 12.958 | 14.444 | 11.469 |
| 24 | 12.958 | 14.247 | 9.944 |
| 25 | 12.958 | 14.153 | 9.219 |
| 26 | 12.958 | 14.098 | 8.794 |
| 27 | 12.958 | 14.343 | 10.683 |
| 28 | 12.958 | 14.267 | 10.1 |
| 29 | 12.958 | 14.114 | 8.916 |
| 30 | 12.958 | 14.341 | 10.668 |

| Nombre de clusters | Score moyen | | q_c |
|-----------------------|----------------------|---|--------|
| | avec \mathcal{P}_i | avec $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i]$ | |
| 31 | 12.958 | 14.321 | 10.519 |
| 32 | 12.958 | 14.119 | 8.958 |
| 33 | 12.958 | 14.207 | 9.636 |
| 34 | 12.958 | 13.951 | 7.663 |
| 35 | 12.958 | 13.906 | 7.316 |
| 36 | 12.958 | 13.905 | 7.307 |
| 37 | 12.958 | 13.929 | 7.494 |
| 38 | 12.958 | 13.942 | 7.593 |
| 39 | 12.958 | 14.25 | 9.968 |
| 40 | 12.958 | 13.94 | 7.58 |
| 41 | 12.958 | 14.173 | 9.375 |
| 42 | 12.958 | 14.102 | 8.825 |
| 43 | 12.958 | 13.788 | 6.405 |
| 44 | 12.958 | 13.697 | 5.704 |
| 45 | 12.958 | 13.818 | 6.632 |
| 46 | 12.958 | 13.78 | 6.345 |
| 47 | 12.958 | 14.136 | 9.088 |
| 48 | 12.958 | 13.787 | 6.399 |
| 49 | 12.958 | 13.77 | 6.261 |
| 50 | 12.958 | 13.371 | 3.186 |
| 51 | 12.958 | 13.266 | 2.375 |
| 52 | 12.958 | 14.007 | 8.092 |
| 53 | 12.958 | 13.431 | 3.646 |
| 54 | 12.958 | 13.887 | 7.168 |
| 55 | 12.958 | 13.612 | 5.043 |
| 56 | 12.958 | 13.69 | 5.65 |
| 57 | 12.958 | 13.586 | 4.841 |
| 58 | 12.958 | 13.609 | 5.024 |
| 59 | 12.958 | 13.205 | 1.905 |
| 60 | 12.958 | 13.267 | 2.38 |

| Nombre de clusters | Score moyen | | q_c |
|-----------------------|----------------------|---|-------|
| | avec \mathcal{P}_i | avec $\mathcal{P}_{moy}[\mathcal{P}_i]$ | |
| 61 | 12.958 | 13.195 | 1.83 |
| 62 | 12.958 | 13.243 | 2.201 |
| 63 | 12.958 | 13.775 | 6.3 |
| 64 | 12.958 | 13.612 | 5.047 |
| 65 | 12.958 | 13.814 | 6.601 |
| 66 | 12.958 | 13.525 | 4.374 |
| 67 | 12.958 | 13.124 | 1.276 |
| 68 | 12.958 | 13.499 | 4.176 |
| 69 | 12.958 | 13.135 | 1.364 |
| 70 | 12.958 | 13.819 | 6.643 |
| 71 | 12.958 | 13.166 | 1.602 |
| 72 | 12.958 | 13.079 | 0.936 |
| 73 | 12.958 | 13.119 | 1.243 |
| 74 | 12.958 | 13.136 | 1.375 |
| 75 | 12.958 | 13.086 | 0.985 |
| 76 | 12.958 | 13.064 | 0.815 |
| 77 | 12.958 | 13.063 | 0.807 |
| 78 | 12.958 | 13.041 | 0.64 |
| 79 | 12.958 | 13.073 | 0.883 |
| 80 | 12.958 | 13.046 | 0.679 |
| 81 | 12.958 | 13.042 | 0.647 |
| 82 | 12.958 | 13.008 | 0.387 |
| 83 | 12.958 | 12.996 | 0.289 |
| 84 | 12.958 | 13.0 | 0.324 |
| 85 | 12.958 | 12.991 | 0.252 |
| 86 | 12.958 | 12.965 | 0.049 |
| 87 | 12.958 | 12.989 | 0.239 |
| 88 | 12.958 | 12.98 | 0.166 |
| 89 | 12.958 | 12.976 | 0.139 |
| 90 | 12.958 | 12.958 | 0.0 |

C.8 Evaluation de l’extrapolation

C.8.1 Jeu de données contenant 30 mouvements

| Nombre de clusters | Score moyen | | q_e |
|-----------------------|----------------------|--|--------|
| | avec \mathcal{P}_i | avec $\mathcal{P}_{ext}[\mathcal{Q}_i, \mathcal{X}_i]$ | |
| 0 | 11.704 | 38.553 | 2.299 |
| 1 | 11.704 | 16.405 | 0.385 |
| 2 | 11.704 | 15.007 | 0.293 |
| 3 | 11.704 | 14.845 | 0.273 |
| 4 | 11.704 | 14.74 | 0.262 |
| 5 | 11.704 | 14.291 | 0.223 |
| 6 | 11.704 | 14.146 | 0.215 |
| 7 | 11.704 | 14.08 | 0.208 |
| 8 | 11.704 | 14.016 | 0.2 |
| 9 | 11.704 | 13.79 | 0.183 |
| 10 | 11.704 | 13.641 | 0.169 |
| 11 | 11.704 | 13.241 | 0.128 |
| 12 | 11.704 | 13.157 | 0.12 |
| 13 | 11.704 | 13.098 | 0.117 |
| 14 | 11.704 | 13.041 | 0.112 |
| 15 | 11.704 | 12.808 | 0.084 |
| 16 | 11.704 | 12.758 | 0.079 |
| 17 | 11.704 | 12.712 | 0.075 |
| 18 | 11.704 | 12.544 | 0.052 |
| 19 | 11.704 | 12.504 | 0.048 |
| 20 | 11.704 | 12.468 | 0.045 |
| 21 | 11.704 | 12.275 | 0.026 |
| 22 | 11.704 | 12.251 | 0.024 |
| 23 | 11.704 | 12.227 | 0.019 |
| 24 | 11.704 | 11.98 | 0.004 |
| 25 | 11.704 | 12.056 | 0.016 |
| 26 | 11.704 | 11.924 | 0.008 |
| 27 | 11.704 | 11.797 | -0.009 |
| 28 | 11.704 | 11.745 | -0.015 |
| 29 | 11.704 | 11.809 | -0.011 |
| 30 | 11.704 | 12.062 | 0.0 |
| moy. | 11.704 | 13.935 | 0.182 |
| min. | 11.704 | 11.745 | -0.015 |
| max. | 11.704 | 38.553 | 2.299 |

Publications scientifiques

- Aubry, M., De Loor, P., et Gibet, S. (à paraître). Enhancing robustness to extrapolate synergies learned from motion capture. Dans *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Animation and Social Agents*, 4 pages.
- Aubry, M., Julliard, F., et Gibet, S. (à paraître). Modeling joint synergies to synthesize realistic movements. Dans *Gesture-Based Human-Computer Interaction and Simulation, proceedings of the 8th International Gesture Workshop*, Springer, 12 pages.
- Aubry, M., Julliard, F., et Gibet, S. (2008). Apprentissage des paramètres d'un contrôleur pour la synthèse de mouvements réalistes. Dans *Actes du séminaire annuel du Laboratoire d'Informatique des Systèmes Complexes*, p. 14–24.
- Aubry, M., Julliard, F., et Gibet, S. (2007). Interactive ergonomic analysis of a physically disabled person's workplace. Dans *Gesture-Based Human-Computer Interaction and Simulation, proceedings of the 7th International Gesture Workshop*, Springer, p. 255 – 260.
- Aubry, M., Julliard, F., et Gibet, S. (2007). Analyse ergonomique de postes de travail. Communication lors du *congrès sofmer, Société Française de Médecine Physique et de Réadaptation*
- Aubry, M., Julliard, F., et Gibet, S. (2007). Utilisation de l'ergonomie interactive pour l'analyse de poste de travail de personnes handicapées. Dans *Actes du séminaire annuel du Laboratoire d'Informatique des Systèmes Complexes*, p. 5 – 9.

Références bibliographiques

- Abend, W., Bizzi, E., et Morasso, P. (1982). Human Arm Trajectory Formation. *Brain*, 105(2) :331–348.
- Allen, B., Chu, D., Shapiro, A., et Faloutsos, P. (2007). On the beat ! : timing and tension for dynamic characters. Dans *SCA '07 : Proceedings of the 2007 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 239–247, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland. Eurographics Association.
- Arbib, M. (2003). *The handbook of brain theory and neural networks*. The MIT Press.
- Arechavaleta, G., Laumond, J., Hicheur, H., et Berthoz, A. (2008). An optimality principle governing human walking. *IEEE Transactions on Robotics*, 24(1) :5.
- Badler, N. (1997). Virtual humans for animation, ergonomics, and simulation. Dans *NAM '97 : Proceedings of the 1997 IEEE Workshop on Motion of Non-Rigid and Articulated Objects (NAM '97)*, page 28, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Badler, N., Bindiganavale, R., Bourne, J., Palmer, M., Shi, J., et Schuler, W. (1998). A parameterized action representation for virtual human agents. Dans *Embodied Conversational Agents*, pages 256–284. MIT Press.
- Badler, N., Manoochchri, K., et Walters, G. (1987). Articulated figure positioning by multiple constraints. *Computer Graphics and Applications, IEEE*, 7(6) :28–38.
- Baerlocher, P. et Boulic, R. (2004). An inverse kinematic architecture enforcing an arbitrary number of strict priority levels. *The Visual Computer*, 20(6) :402 – 417.
- Berndt, D. J. et Clifford, J. (1996). Finding patterns in time series : a dynamic programming approach. pages 229–248.
- Berthoz, A. (1997). *Le sens du mouvement*. O. Jacob.
- Billon, R. (2010). *Modèle d'interaction gestuelle entre humain et acteur de synthèse dans un contexte de théâtre virtuel*. Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale.

- Blum, C. et Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization : Overview and conceptual comparison. *ACM Comput. Surv.*, 35(3) :268–308.
- Boulic, R., Mas, R., et Thalmann, D. (1996). A robust approach for the control of the center of mass with inverse kinetics. *Computers & Graphics*, 20(5) :693 – 701.
- Boulic, R. et Thalmann, D. (1992). Combined direct and inverse kinematic control for articulated figure motion editing. *Computer Graphics Forum*, 11(4) :189–202.
- Bouënard, A., Gibet, S., et Wanderley, M. M. (2009). Real-time simulation and interaction of percussion gestures with sound synthesis. Dans *Computer Animation and Social Agents*, page à paraître.
- Brand, M. et Hertzmann, A. (2000). Style machines. Dans *SIGGRAPH '00 : Proceedings of the 27th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 183 – 192. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- Bruderlin, A. et Williams, L. (1995). Motion signal processing. Dans *SIGGRAPH '95 : Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 97 – 104, New York, NY, USA. ACM.
- Bullock, D., Grossberg, S., et Guenther, F. H. (1993). A self-organizing neural model of motor equivalent reaching and tool use by a multijoint arm. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 5(4) :408–435.
- Burtnyk, N. et Wein, M. (1971). Computer generated key frame animation. *Journal of the Society of Motion Picture and Television Engineers*, 80(3) :149–153.
- Buss, S. R. et Kim, J.-S. (2005). Selectively damped least squares for inverse kinematics. *Journal of Graphics Tools*, 10(3) :37–49.
- Chaumette, F. (1990). *La relation vision-commande : théorie et application à des tâches robotiques*. Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, Mention informatique.
- Choi, K.-J. et Ko, H.-S. (1999). On-line motion retargetting. Dans *PG '99 : Proceedings of the 7th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications*, page 32, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Choi, K.-J., Park, S.-H., et Ko, H.-S. (1999). Processing motion capture data to achieve positional accuracy. *Graphical Models and Image Processing*, 61(5) :260 – 273.
- Cohen, M. F. (1992). Interactive spacetime control for animation. Dans *SIGGRAPH '92 : Proceedings of the 19th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 293–302, New York, NY, USA. ACM.
- Coros, S., Beaudoin, P., et van de Panne, M. (2009). Robust task-based control policies for physics-based characters. *ACM Trans. Graph. (Proc. SIGGRAPH Asia)*, 28(5).
- Courty, N. et Arnaud, E. (2007). Sequential Monte Carlo Inverse Kinematics. Research Report RR-6426, INRIA.
- De Loor, P. (2006). *Autonomisation de modèles pour les simulations participatives*. Habilitation à diriger des recherches - Université de Bretagne Occidentale.

- Espiau, B., Chaumette, F., et Rives, P. (1991). A new approach to visual servoing in robotics. Dans *Selected Papers from the Workshop on Geometric Reasoning for Perception and Action*, pages 106–136, London, UK. Springer-Verlag.
- Fagg, A. H., Sitkoff, N., Barto, A. G., et Houk, J. C. (1997). A model of cerebellar learning for control of arm movements using muscle synergies. Dans *CIRA '97 : Proceedings of the 1997 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, page 6, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Fitts, P. et Posner, M. (1967). *Human performance*. Brooks/Cole Publishing Co.
- Fuchs, P. et Moreau, G. (2003). Le traité de la réalité virtuelle – Volume 1 : fondements et interfaces comportementales. *Les presses de l'École des Mines*.
- Fuchs, P., Moreau, G., et Donikian, S. (2009). Le traité de la réalité virtuelle – Volume 5 : les humains virtuels. *Les presses de l'École des Mines*.
- Gibet, S. (2002). *Modèles d'analyse synthèse de mouvements*. Habilitation à diriger des recherches, Université de Bretagne Sud.
- Gibet, S. et Marteau, P. (2003). Expressive gesture animation based on non parametric learning of sensory-motor models. Dans *Computer Animation and Social Agents*, pages 465 – 472. ACM.
- Gibet, S. et Marteau, P. F. (1994). A self-organized model for the control, planning and learning of nonlinear multi-dimensional systems using a sensory feedback. *Applied Intelligence*, 4(4) :337 – 349.
- Gibet, S. et Marteau, P.-F. (1995). Modèle sensori-moteur pour le contrôle et la commande de mouvements du bras. *Intellectica*, 2(21) :233–251.
- Gibet, S., P.-F., M., et Julliard, F. (2002). Models with Biological Relevance to Control Anthropomorphic Limbs : A Survey. *Gesture and Sign Language in Human-Computer Interaction*, pages 253–269.
- Gleicher, M. (1997). Motion editing with spacetime constraints. Dans *SI3D '97 : Proceedings of the 1997 symposium on Interactive 3D graphics*, pages 139 – 148, New York, NY, USA. ACM.
- Gleicher, M. (1998). Retargetting motion to new characters. Dans *SIGGRAPH '98 : Proceedings of the 25th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 33 – 42, New York, NY, USA. ACM.
- Gleicher, M. (2001). Comparing constraint-based motion editing methods. *Graph. Models*, 63(2) :107–134.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley.
- Gonçalves, L., Kallmann, M., et Thalmann, D. (2002). Defining behaviors for autonomous agents based on local perception and smart objects. *Computers & Graphics*, 26(6) :887 – 897.

- Gray, H. (1918). *Anatomy of the human body*. Lea & Febiger.
- Grochow, K., Martin, S. L., Hertzmann, A., et Popović, Z. (2004). Style-based inverse kinematics. *ACM Trans. Graph.*, 23(3) :522 – 531.
- Grossberg, S. (1995). The attentive brain. *American Scientist*, 83(5) :438–449.
- Grossberg, S., Guenther, F., Bullock, D., et Greve, D. (1993). Neural representations for sensory-motor control, ii : Learning a head-centered visuomotor representation of 3-d target position. *Neural Networks*, 6(1) :43 – 67.
- Guigon, E., Baraduc, P., et Desmurget, M. (2007). Computational motor control : redundancy and invariance. *Journal of neurophysiology*, 97(1) :331.
- Gullapalli, V., Gelfand, J., Lane, S., et Wilson, W. (1996). Synergy-based learning of hybrid position/force control for redundant manipulators. Dans *Robotics and Automation, 1996. Proceedings., 1996 IEEE International Conference on*, volume 4, pages 3526–3531.
- Heloir, A., Courty, N., Gibet, S., et Multon, F. (2006). Temporal alignment of communicative gesture sequences : Research articles. *Comput. Animat. Virtual Worlds*, 17(3-4) :347–357.
- Hersch, M. et Billard, A. (2006). A biologically-inspired controller for reaching movements. Dans *Int. Conf. on Biomedical Robotics and Biomechatronics*.
- Hodgins, J. et Raibert, M. (1991). Adjusting step length for rough terrain locomotion. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, 7(3) :289–298.
- Hodgins, J. K., Wooten, W. L., Brogan, D. C., et O'Brien, J. F. (1995). Animating human athletics. Dans *SIGGRAPH '95 : Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 71–78, New York, NY, USA. ACM.
- Hoffmann, G., Laffont, I., Hanneton, S., et Roby-Brami, A. (2006). How to extend the elbow with a weak or paralyzed triceps : Control of arm kinematics for aiming in c6-c7 quadriplegic patients. *Neuroscience*, 139(2) :749–765.
- Johansson, G. (1973). Visual perception of biological motion and a model for its analysis. *Perceiving events and objects*, 3.
- Kambara, H., Kim, K., Shin, D., Sato, M., et Koike, Y. (2009). Learning and generation of goal-directed arm reaching from scratch. *Neural Networks*, 22(4) :348 – 361.
- Kawato, M. (2008). From 'Understanding the Brain by Creating the Brain' towards manipulative neuroscience. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 363(1500) :2201.
- Kerlirzin, Y., Dietrich, G., et Vieilledent, S. (2009). *Le contrôle moteur*. Presse Universitaires de France.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C., et Vecchi, M. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598) :671–680.

- Kochanek, D. H. U. et Bartels, R. H. (1984). Interpolating splines with local tension, continuity, and bias control. Dans *SIGGRAPH '84 : Proceedings of the 11th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 33–41, New York, NY, USA. ACM.
- Komura, T., Kuroda, A., Kudoh, S., Tai, C.-L., et Shinagawa, Y. (2003). An inverse kinematics method for 3d figures with motion data. Dans *Computer Graphics International*, pages 266 – 271.
- Komura, T. et Shinagawa, Y. (2001). Attaching physiological effects to motion-captured data. *Graphics Interface*, pages 27–36.
- Komura, T., Shinagawa, Y., et Kunii, T. L. (2000). Creating and retargetting motion by the musculoskeletal human body model. *The Visual Computer*, 16 :254–270.
- Korein, J. U. (1985). *A geometric investigation of reach*. Thèse de doctorat, MIT press Cambridge, MA.
- Kovar, L. et Gleicher, M. (2003). Flexible automatic motion blending with registration curves. Dans *SCA '03 : Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 214–224, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland. Eurographics Association.
- Kovar, L., Gleicher, M., et Pighin, F. (2002). Motion graphs. *ACM Trans. Graph.*, 21(3) :473–482.
- Kulpa, R. et Multon, F. (2005). Fast inverse kinematics and kinetics solver for human-like figures. Dans *Proceedings of IEEE Humanoids*, pages 38–43, Tsukuba, Japan.
- Kulpa, R., Multon, F., et Arnaldi, B. (2005). Morphology-independent representation of motions for interactive human-like animation. *Computer Graphics Forum, Eurographics 2005 special issue*, 24(3) :343–352.
- Latash, M. L. (2008). *Synergy*. Oxford University Press.
- Le Callennec, B. et Boulic, R. (2006). Interactive motion deformation with prioritized constraints. *Graphical Models*, 68(2) :175 – 193.
- Lee, J. et Shin, S. Y. (1999). A hierarchical approach to interactive motion editing for human-like figures. Dans *SIGGRAPH '99 : Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 39–48, New York, NY, USA. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- Li, C., Xia, S., et Wang, Z. (2007). Pose synthesis using the inverse of jacobian matrix learned from examples. pages 99–106.
- Li, Y., Wang, T., et Shum, H.-Y. (2002). Motion texture : a two-level statistical model for character motion synthesis. Dans *SIGGRAPH '02 : Proceedings of the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 465 – 472. ACM.
- Liegeois, A. (1977). Automatic supervisory control of the configuration and behavior of multibody mechanisms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 7(12) :868–871.

- Liu, Z., Gortler, S. J., et Cohen, M. F. (1994). Hierarchical spacetime control. Dans *SIGGRAPH '94 : Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 35–42, New York, NY, USA. ACM.
- Lloyd, S. (1982). Least squares quantization in pcm. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 28(2) :129 – 137.
- Maciejewski, A. A. et Klein, C. A. (1985). Obstacle avoidance for kinematically redundant manipulators in dynamically varying environments. *The international journal of robotics research*, 4(3) :109.
- Maciejewski, A. A. et Klein, C. A. (1989). The singular value decomposition : computation and applications to robotics. *The International journal of robotics research*, 8(6) :63 – 79.
- Manac'h, K. (2010). *Ontogenèse comportementale d'agents artificiels autonomes par le guidage : Application à l'approche dynamique de la cognition*. Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale.
- Marion, M. (2010). *Modélisation de scénarios pédagogiques pour les environnements de réalité virtuelle d'apprentissage humain*. Thèse de doctorat, Université de Bretagne Occidentale.
- Marteau, P.-F. et Gibet, S. (2007). Learning for the control of dynamical motion systems. Dans *ISDA '07 : Proceedings of the Seventh International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, pages 454–459, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Martin, P. et Millan, J. d. R. (2000). Robot arm reaching through neural inversions and reinforcement learning. *Robotics and Autonomous Systems*, 31(4) :227–246.
- Matari, M. J. (1998). Behavior-based robotics as a tool for synthesis of artificial behavior and analysis of natural behavior. *Trends in Cognitive Sciences*, 2(3) :82 – 86.
- Moosavian, S. A. A. et Papadopoulos, E. (2007). Modified transpose jacobian control of robotic systems. *Automatica*, 43(7) :1226 – 1233.
- Multon, F. (2006). *Analyse, Modélisation et Simulation du Mouvement Humain*. Habilitation à diriger des recherches - Université de Rennes 1.
- Nakamura, Y. et Hanafusa, H. (1986). Inverse kinematic solutions with singularity robustness for robot manipulator control. *ASME, Transactions, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 108 :163–171.
- Neilson, P. D. et Neilson, M. D. (2005). Motor maps and synergies. *Human Movement Science*, 24(5-6) :774–797.
- Ngo, J. T. et Marks, J. (1993). Spacetime constraints revisited. Dans *SIGGRAPH '93 : Proceedings of the 20th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 343–350, New York, NY, USA. ACM.
- Nicolas, G. (2007). *Des données anatomiques à la simulation de la locomotion bipède. Application à l'homme, au chimpanzé et à Lucy (A.L. 288-1)*. Thèse de doctorat, Université Rennes II.

- Nicolas, G., Multon, F., Berillon, G., et Marchal, F. (2007). From bone to plausible bipedal locomotion using inverse kinematics. *Journal of biomechanics*, 40(5) :1048–1057.
- Ong, E.-J. et Hilton, A. (2006). Learnt inverse kinematics for animation synthesis. *Graphical Models*, 68(5-6) :472–483.
- Oyama, E., Agah, A., MacDorman, K. F., Maeda, T., et Tachi, S. (2001). A modular neural network architecture for inverse kinematics model learning. *Neurocomputing*, 38-40 :797 – 805.
- Phillips, C. B. et Badler, N. I. (1991). Interactive behaviors for bipedal articulated figures. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 25(4) :359–362.
- Popović, Z. et Witkin, A. (1999). Physically based motion transformation. Dans *SIGGRAPH '99 : Proceedings of the 26th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 11–20, New York, NY, USA. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- Prokopenko, R. A., Frolov, A. A., Biryukova, E. V., et Roby-Brami, A. (2001). Assessment of the accuracy of a human arm model with seven degrees of freedom. *Journal of Biomechanics*, 34(2) :177 – 185.
- Raunhardt, D. et Boulic, R. (2009). Motion constraint. *The Visual Computer*, 25(5) :509 – 518.
- Rezzoug, N. et Gorce, P. (2005). Upper-limb posture definition during grasping with task and environment constraints. *6th International Gesture Workshop*, pages 212–223.
- Rose, C., Cohen, M. F., et Bodenheimer, B. (1998). Verbs and adverbs : Multidimensional motion interpolation. *IEEE Comput. Graph. Appl.*, 18(5) :32–40.
- Rose, C. F., Sloan, P.-P. J., et Cohen, M. F. (2001). Artist-directed inverse-kinematics using radial basis function interpolation. *Computer Graphics Forum*, 20 :239 – 250.
- Safonova, A. et Hodgins, J. K. (2007). Construction and optimal search of interpolated motion graphs. Dans *SIGGRAPH '07 : ACM SIGGRAPH 2007 papers*, page 106, New York, NY, USA. ACM.
- Schaal, S. (2003). Dynamic movement primitives - a framework for motor control in humans and humanoid robots. Dans *the international symposium on adaptive motion of animals and machines*.
- Schaal, S. (2007). The new robotics - towards human-centered machines. (2) :115–126.
- Scheepers, F., Parent, R. E., Carlson, W. E., et May, S. F. (1997). Anatomy-based modeling of the human musculature. Dans *SIGGRAPH '97 : Proceedings of the 24th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 163–172, New York, NY, USA. ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co.
- Schmidt, R. et Lee, T. (2005). *Motor control and learning : A behavioral emphasis*. Human Kinetics Publishers.

- Sciavicco, L. et Siciliano, B. (1988). A solution algorithm to the inverse kinematic problem for redundant manipulators. *Robotics and Automation, IEEE Journal of*, 4(4) :403 – 410.
- Siciliano, B. et Slotine, J.-J. (1991). A general framework for managing multiple tasks in highly redundant robotic systems. Dans *Advanced Robotics, 1991. 'Robots in Unstructured Environments', 91 ICAR., Fifth International Conference on*, pages 1211–1216 vol.2.
- Smith, A. (1993). Babinski and movement synergism. *Revue neurologique*, 149(12) :764.
- Souères, P., Jouffrais, C., Celebrini, S., et Trotter, Y. (2007). *Biology and Control Theory : Current Challenges*, volume 357, chapitre Robotic insights for the modeling of visually guided hand movements in primates, pages 53–75. Lecture Notes in Control and Information Sciences, Springer.
- Steketee, S. N. et Badler, N. I. (1985). Parametric keyframe interpolation incorporating kinetic adjustment and phrasing control. *SIGGRAPH Comput. Graph.*, 19(3) :255–262.
- Tak, S. et Ko, H.-S. (2000). Example guided inverse kinematics. Dans *Proceedings of the International Conference on Computer Graphics and Imaging (CGIM) 2000, Las Vegas, Nevada, USA*, pages 19–23.
- Tence, F., Buche, C., De Loor, P., et Marc, O. (2010). The challenge of believability in video games : Definitions, agents models and imitation learning. Dans Mao, W. et Vermeersch, L., éditeurs, *GAMEON-ASIA '2010, 2nd Asian Conference on Simulation and AI in Computer Games*, pages 38–45. Eurosis.
- Tisseau, J. (2001). *Réalité Virtuelle – autonomie in virtuo*. Habilitation à diriger des recherches - Université de Rennes 1.
- Tolani, D., Goswami, A., et Badler, N. I. (2000). Real-time inverse kinematics techniques for anthropomorphic limbs. *Graph. Models Image Process.*, 62(5) :353–388.
- Tournier, M., Wu, X., Courty, N., Arnaud, E., et Reveret, L. (2009). Motion compression using principal geodesics analysis. *Eurographics*, 28(2) :to appear.
- Trinh, T.-H., Buche, C., Querrec, R., et Tisseau, J. (2009). Modeling of errors realized by a human learner in virtual environment for training. *International Journal of Computers, Communications and Control*.
- Tuan, T. (2009). *Approche neuro-robotique pour le contrôle des systèmes anthropomorphiques*. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, Toulouse.
- Tuan, T., Souères, P., Taïx, M., et Girard, B. (2009). Eye-centered vs body-centered reaching control : a computational approach to the debate. Dans *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*.
- Tuan, T., Souères, P., Taïx, M., et Guigon, E. (2008). A principled approach to biological motor control for generating humanoid robot reaching movements. Dans *IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, pages 783–788, Scottsdale (USA).
- Turvey, M. (1990). Coordination. *American Psychologist*, 45(8) :938–953.

- Unuma, M., Anjyo, K., et Takeuchi, R. (1995). Fourier principles for emotion-based human figure animation. Dans *SIGGRAPH '95 : Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 91–96. ACM.
- Unzueta, L., Peinado, M., Boulic, R., et Suescun, A. (2008). Full-body performance animation with sequential inverse kinematics. *Graphical Models*, 70(5) :87 – 104.
- van de Panne, M., Fiume, E., et Vranesic, Z. (1990). Reusable motion synthesis using state-space controllers. Dans *SIGGRAPH '90 : Proceedings of the 17th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 225–234, New York, NY, USA. ACM.
- van Welbergen, H., Basten, B. J. H., Egges, A., Ruttkay, Z., et Overmars, M. H. (2009). Real time character animation : A trade-off between naturalness and control. Dans Pauly, M. et Greiner, G., éditeurs, *Eurographics - State-of-the-Art-Report*, pages 45–72, Munich. Eurographics Association.
- Viviani, P. et Schneider, R. (1991). A developmental study of the relationship between geometry and kinematics in drawing movements. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 17(1) :198–218.
- Wampler, C. W. (1986). Manipulator inverse kinematic solutions based on vector formulations and damped least-squares methods. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 16(1) :93–101.
- Wang, J. et Bodenheimer, B. (2003). An evaluation of a cost metric for selecting transitions between motion segments. Dans *SCA '03 : Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 232–238, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland. Eurographics Association.
- Wang, L.-C. T. et Chen, C. (1991). A combined optimization method for solving the inverse kinematics problem of mechanical manipulators. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 7(4) :489–499.
- Whitney, D. E. (1969). Resolved motion rate control of manipulators and human prostheses. *Man Machine Systems, IEEE Transactions on*, 10(2) :47–53.
- Wiley, D. J. et Hahn, J. K. (1997). Interpolation synthesis of articulated figure motion. *IEEE Comput. Graph. Appl.*, 17(6) :39–45.
- Wilhelms, J. (1991). Dynamic experiences. pages 265–279.
- Wilhelms, J. et Barsky, B. (1985). Using dynamic analysis to animate articulated bodies such as humans and robots. Dans *Proceedings of Graphics Interface '85 on Computer-generated images : the state of the art*, pages 209–229, New York, NY, USA. Springer-Verlag New York, Inc.
- Witkin, A. et Kass, M. (1988). Spacetime constraints. Dans *SIGGRAPH '88 : Proceedings of the 15th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 159–168, New York, NY, USA. ACM.
- Witkin, A. et Popovic, Z. (1995). Motion warping. Dans *SIGGRAPH '95 : Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 105 – 108, New York, NY, USA. ACM.

- Wolovich, W. A. et Elliott, H. (1984). A computational technique for inverse kinematics. volume 23, pages 1359–1363.
- Wooten, W. L. et Hodgins, J. K. (1997). Transitions between dynamically simulated motions : leaping, tumbling, landing, and balancing. Dans *SIGGRAPH '97 : ACM SIGGRAPH 97 Visual Proceedings : The art and interdisciplinary programs of SIGGRAPH '97*, page 217, New York, NY, USA. ACM.
- Yang, F., Ding, L., Yang, C., et Yuan, X. (2005). An algorithm for simulating human arm movement considering the comfort level. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 13(5) :437 – 449.
- Yang, N., Zhang, M., Huang, C., et Jin, D. (2002). Synergic analysis of upper limb target-reaching movements. *Journal of Biomechanics*, 35(6) :739 – 746.
- Yang, P.-F., Laszlo, J., et Singh, K. (2004). Layered dynamic control for interactive character swimming. Dans *SCA '04 : Proceedings of the 2004 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 39–47, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland. Eurographics Association.
- Zhao, J. et Badler, N. I. (1989). Real time inverse kinematics with joint limits and spatial constraints. Technical Reports MS-CIS-89-09, University of Pennsylvania.
- Zhao, J. et Badler, N. I. (1994). Inverse kinematics positioning using nonlinear programming for highly articulated figures. *ACM Trans. Graph.*, 13(4) :313–336.

Résumé de thèse

L'utilisation de personnages virtuels est devenue de plus en plus courante dans de nombreux domaines, par exemple, les jeux vidéos, la conception assistée par ordinateur ou l'étude du handicap. L'obtention de mouvements réalistes, reproduisant les mécanismes sensorimoteurs propres aux mouvements humains, est un verrou scientifique important. Cette thèse s'inscrit dans le courant des modèles de synthèse de mouvements utilisant des données capturées pour améliorer le réalisme.

Notre proposition est d'intégrer la notion de synergie au sein d'une boucle de contrôle sensori-motrice pour améliorer le compromis entre réalisme, simplicité et autonomie. Une synergie est formée lorsque différentes entités collaborent pour atteindre un objectif commun. Nous avons étudié la possibilité de les modéliser au niveau des différents degrés de liberté du bras, lors de mouvements d'atteinte de cibles.

Le modèle de synergies corrige le comportement de la boucle de contrôle en ajustant la dynamique du mouvement et les trajectoires des articulations. Les caractéristiques communes aux synergies mises en oeuvre sont représentées par des fonctions spatiales et temporelles qui peuvent être paramétrées pour reproduire les spécificités individuelles. Une méthode d'apprentissage permet d'ajuster les valeurs des paramètres afin d'obtenir les mouvements synthétisés les plus proches possible des exemples capturés.

Les expériences réalisées comparent différents modèles de synergies et différentes heuristiques d'apprentissage. Les résultats obtenus sont utilisés pour trouver le meilleur compromis entre complexité du modèle, qualité du résultat et rapidité d'apprentissage. L'étude de caractéristiques des mouvements synthétisés montre la possibilité de reproduire la dynamique du mouvement et les trajectoires des articulations grâce à la modélisation proposée.

Finalement, un mécanisme de classification des synergies est proposé. Le résultat obtenu représente les liens entre les conditions de réalisation du mouvement et les différentes synergies mises en oeuvre. Dans ce travail, ces liens sont exploités pour l'extrapolation et l'analyse des synergies mises en oeuvre par une personne.

Le mécanisme d'extrapolation utilise un critère de sélection pour trouver, parmi les liens obtenus à l'issue de l'apprentissage, la synergie à mettre en oeuvre lors de la synthèse de nouveaux mouvements. L'analyse des similitudes entre différentes synergies est possible grâce à la sémantique apportée aux paramètres par le modèle de synergie.

Les perspectives de ce travail concernent d'une part l'extension de ce modèle à d'autres types de gestes, et d'autres part son exploitation pour l'analyse des synergies de sujets particuliers, par exemple pour des personnes possédant des handicaps moteurs.

Mots clefs : personnages virtuels, contrôle du mouvement, synergie, atteinte de cible

— Résumé —

Cette thèse s'inscrit dans le courant des modèles de synthèse de mouvements pour des personnages virtuels utilisant des données capturées pour améliorer le réalisme.

Notre proposition est de modéliser la notion de synergie pour reproduire certaines caractéristiques des mouvements du bras pour atteindre une cible. Une synergie est formée lorsque différentes entités collaborent pour atteindre un objectif commun. Dans le modèle, les spécificités propres à chaque mouvement sont représentées par des paramètres. Une méthode d'apprentissage permet d'ajuster les valeurs de ces paramètres afin d'obtenir les mouvements synthétisés les plus proches possible de ceux capturés.

Les expériences réalisées comparent différents modèles de synergies et différentes heuristiques d'apprentissage afin de trouver le meilleur compromis entre complexité du modèle, qualité du résultat et rapidité d'apprentissage. L'étude de caractéristiques des mouvements synthétisés montre la possibilité de reproduire la dynamique du mouvement et les trajectoires des articulations.

Finalement, un mécanisme de classification des synergies est proposé. Le résultat obtenu représente les liens entre les conditions de réalisation du mouvement et les différentes synergies mises en oeuvre par un sujet. Ces liens sont exploités pour l'analyse et l'extrapolation des synergies d'un sujet.

Les perspectives de ce travail concernent d'une part l'extension de ce modèle à d'autres types de gestes, et d'autres part son exploitation pour l'analyse des synergies de sujets particuliers, par exemple pour des personnes possédant des handicaps moteurs.

Mots clefs : personnages virtuels, contrôle du mouvement, synergie, atteinte de cible.

— Abstract —

This thesis takes place in the field of motion control for virtual humans using captured motions to enhance realism.

In this context, this thesis proposes to model synergies in a motion controller to reproduce some features of reaching motions performed by humans. A synergy is composed of a group of entities working together to reach a common goal. Parameters are used to represent characteristics of each motion. A machine learning technique is proposed to find parameter values from a sample motion.

Experiments have been carried out to compare several synergy models and learning heuristics to select the best compromise between model complexity, motion quality and learning rapidity. The analysis of synthesized motion demonstrates the possibility to reproduce temporal dynamics of motion and joint trajectory.

The last contribution of this work is a method used to classify synergies. Obtained result links initial posture of motion and position of the target to parameters representing the synergy. Then, those parameters are used to analyze synergies and to extrapolate derived parameters to synthesize new motions.

These results may be applied to study particular motions such as motions of disabled persons and the whole approach might be extended to new kind of motions.

Key words : virtual humans, motion control, synergy, target reaching.