

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

MODÉLISATION DU CONTRÔLE NEURAL DES MUSCLES DU TRONC

PATRICK GARCEAU

INSTITUT DE GÉNIE BIOMÉDICAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

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

DÉCEMBRE 2000

© Patrick Garceau, 2000.



**National Library  
of Canada**

**Acquisitions and  
Bibliographic Services**

**395 Wellington Street  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada**

**Bibliothèque nationale  
du Canada**

**Acquisitions et  
services bibliographiques**

**395, rue Wellington  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada**

*Your file Votre référence*

*Our file Notre référence*

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

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

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

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

**0-612-60895-6**

**Canada**

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

MODÉLISATION DU CONTRÔLE NEURAL DES MUSCLES DU TRONC

présenté par : GARCEAU Patrick

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

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

M. FELDMAN Anatol, Ph.D., président

M. AUBIN Carl-Éric, Ph.D., membre et directeur de recherche

Mme. CHERIET Farida, Ph.D., membre et co-directrice de recherche

M. GAGNON Denis, Ph.D., membre externe

*À cette mer qui, de ses vagues,  
soulève ma passion et emporte mes rêves*

## REMERCIEMENTS

Pour m'avoir confié ce projet, je remercie mon directeur de recherche, le Dr Carl-Éric Aubin, professeur agrégé au département de génie mécanique de l'École Polytechnique de Montréal. Sa rigueur scientifique et son dynamisme pour l'avancement de la recherche ont représenté pour moi une motivation tout au long de ce projet. Je tiens également à remercier ma co-directrice de recherche, le Dr Farida Cheriet, professeure adjointe au département de génie électrique et informatique de l'École Polytechnique de Montréal. Malgré son intégration en cours de projet, elle a su me procurer rapidement les ressources nécessaires à l'avancement du projet. Son côté humain en fait une personne avec qui il est très plaisant de travailler.

Pour l'aide précieuse et les incalculables discussions sur un sujet nous tenant à cœur, je tiens à remercier tout particulièrement Marie Beauséjour, directrice des opérations du Laboratoire Informatique de Scoliose 3D et du Laboratoire de Modélisation Biomécanique et de Chirurgie Assistée par Ordinateur (LMBCAO). Je tiens également à remercier Joumana Ghosn pour son expertise et son aide précieuse sur les réseaux neuronaux. Finalement, je remercie les associés de recherche et les étudiants du LMBCAO pour leur support technique, scientifique et moral.

Ce travail de recherche a été financé par l'Institut de Recherche en Santé et Sécurité du Travail et par le Fonds pour la Formation de Chercheurs et l'Aide à la Recherche (Québec)

## RÉSUMÉ

Le système neuro-musculo-squelettique a fait l'objet de nombreux travaux de modélisation autant au niveau du mécanisme de contraction et de recrutement des muscles qu'au niveau de la redondance et des caractéristiques des stratégies de recrutement. Afin d'étudier les problématiques liées aux troubles musculo-squelettiques du rachis, des chercheurs ont développé des modèles biomécaniques dont certains ont été utilisés pour l'étude de la scoliose idiopathique et les lombalgies. Toutefois, peu intègrent adéquatement le comportement structural et neurophysiologique du contrôle moteur et la majorité utilise des approches heuristiques explicites dans le processus de solution. Par conséquent, ce projet porte sur le développement de la modélisation du contrôle neural d'un modèle biomécanique du tronc utilisant la méthode des éléments finis afin de permettre l'étude des troubles musculo-squelettiques.

Les objectifs spécifiques de ce projet ont consisté à (1) raffiner la modélisation des muscles du modèle par éléments finis, (2) étudier et comparer les caractéristiques des stratégies de recrutement musculaire et du processus de génération des commandes motrices obtenues des simulations de mouvements volontaires chez des sujets sains et pathologiques, et (3) intégrer une technique d'apprentissage supervisé basée sur les réseaux neuronaux pour la prédiction des commandes motrices nécessaires aux simulations de mouvements volontaires.

Le raffinement de la modélisation des muscles a consisté à intégrer dans le modèle le comportement mécanique non-linéaire observé expérimentalement lors de l'étirement d'un muscle. L'approximation du comportement mécanique utilisée dans la modélisation originale, basée sur une relation force-longueur bilinéaire de rigidité constante, ne permet pas de reproduire certaines caractéristiques importantes du recrutement musculaire observées expérimentalement. Ainsi, les propriétés mécaniques des faisceaux

musculaires ont été redéfinies en tenant compte des caractéristiques individuelles de chacun d'eux afin de personnaliser leur rigidité, ceci en fonction de leur étirement et leur aire de section transversale. Ce travail a nécessité l'adaptation de résultats expérimentaux sur le  $\lambda$  retrouvés dans la littérature. L'intégration de ce raffinement a permis de modéliser la relation force-longueur des muscles selon une approximation multilinéaire et de représenter adéquatement l'augmentation de la rigidité musculaire en fonction de son niveau d'activation.

Une première étude a été menée à partir du modèle par éléments finis afin d'étudier les stratégies de recrutement musculaire et le processus de génération des commandes motrices chez un sujet sain. Suite à des simulations de mouvements de flexion et d'inflexion latérale, les corrélations entre les commandes motrices stipulées pour chaque muscle et la mobilité de différents segments du rachis ont été calculées et comparées pour des simulations avec et sans l'application du chargement dû à la gravité. Contrairement au raisonnement intuitif, de fortes corrélations linéaires ont été obtenues. Ces relations sont statistiquement différentes et plus faibles pour les simulations en présence de la gravité. Les résultats des simulations démontrent que les modifications des commandes centrales lors du mouvement seraient un phénomène linéaire (monotonique). Toutefois, sous l'influence du chargement gravitaire, des signaux différents, seraient nécessaires à l'exécution de tâches motrices. Les résultats appuient également l'hypothèse que la redondance du système musculo-squelettique ne constitue pas un problème d'indétermination pour le système nerveux central mais plutôt une caractéristique dont il tire profit afin d'assurer un contrôle plus précis du mouvement.

La méthodologie utilisée lors de cette première étude a été appliquée ensuite à l'investigation des stratégies de recrutement musculaire et du contrôle moteur des sujets scoliotiques. Des simulations de tests d'inflexion latérale ont été effectuées afin de comparer les relations entre les commandes motrices des muscles et la mobilité des segments du rachis avec celles obtenues pour les sujets sains. L'analyse qualitative des

stratégies de recrutement simulées a permis d'observer des différences de recrutement au niveau des muscles paraspinaux. De plus, des différences significatives ont été observées pour la génération des commandes motrices par rapport aux sujets sains, notamment au niveau des muscles près de l'apex de la déformation scoliothique. Ces résultats suggèrent qu'il existe un désordre au niveau du contrôle moteur des patients scoliothiques et qu'il s'agirait d'un phénomène localisé au niveau de l'apex de la déformation.

Considérant les précédents résultats obtenus à partir d'une approche heuristique, une technique d'apprentissage a été intégrée au modèle biomécanique afin de prédire implicitement les commandes motrices. Ainsi, un réseau neuronal a été utilisé afin d'introduire une capacité d'apprentissage et d'adaptation au modèle de contrôle moteur permettant la prédiction des commandes centrales du modèle  $\lambda$  à partir d'informations cinématiques du mouvement à simuler. Suivant l'intégration d'un réseau de type multicouche, il a été possible de prédire adéquatement les niveaux d'activation musculaire pour la simulation de mouvements de flexion et d'inflexion latérale à partir de données cinématiques simulées et expérimentales d'un sujet sain.

Les travaux effectués dans le cadre de ce projet ont démontré la faisabilité d'étudier la problématique de troubles musculo-squelettiques à partir d'un modèle biomécanique du tronc selon une approche quasi-statique. De plus il a été montré que le processus de génération des commandes motrices était complexe et laborieux à gérer à l'aide d'une technique heuristique explicite lorsque différents mouvements et déformations du rachis sont considérés. Cet outil peut servir à l'investigation et au diagnostic des désordres du rachis en complément aux études expérimentales puisqu'il constitue une technique non-invasive n'étant pas basée sur l'activité EMG. De plus, l'utilisation des réseaux de neurones permet de grandes possibilités, notamment au niveau de l'étude des stratégies de recrutement musculaire spécifiques à des pathologies et des patrons cinématiques anormaux impliqués dans plusieurs désordres du rachis.



## ABSTRACT

The neuro-musculo-skeletal system has been the subject of many works, such as the modeling of the mechanism of contraction and recruitment of the muscles or such as the study of the redundancy problem and the characteristics of the recruitment strategies. In order to address musculo-skeletal disorders of the trunk, many researchers have developed biomechanical models of which some were used for the study of idiopathic scoliosis and low back pain. However, few integrate adequately the structural and neurophysiological behavior of motor control and most of them use heuristic approaches in the solution process. Consequently, this project intends to develop the modeling of motor control of a biomechanical model of the trunk using the finite element method in order to study musculo-skeletal disorders.

The specific objectives of this project consist to: (1) refine the muscle modeling of the finite element model; (2) study and compare the characteristics of muscular recruitment strategies and the process of generation of motor commands obtained from simulation of voluntary movements for healthy and pathological subjects; (3) integrate into the biomechanical model of the trunk a learning technique for the prediction of motor commands necessary to the simulation voluntary movements.

Refinements of the muscle modeling consisted in representing the non-linear mechanical behavior as observed in experiments of muscle stretching. Indeed, the approximation of the mechanical behavior used in the original modeling, based on a bilinear relation force-length of constant stiffness, does not reproduce certain significant characteristics observed for muscular recruitment. Thus, the mechanical properties of the muscular fascicles were redefined by taking account the individual characteristics of each one (rigidity, stretching and cross-section area). This work required the adaptation of experimental results on the principles of the model  $\lambda$  found in the literature. The

integration of this refinement allowed to model the force-length relation of the muscles according to a multilinear approximation and to represent the increase in muscular stiffness according to its level of activation

A first study was undertaken with the finite element model in order to study the muscular recruitment strategies and the process of generation of the motor commands for healthy subjects. Simulations of lateral bending and anterior flexion were made and the correlations between the motor commands for each muscle and the mobility of various segments of the spine were calculated and compared with and without the application of the gravitation loading. Strong linear correlations were obtained and these relations were statistically different and weaker for simulations with gravity. The results of simulations show that the modification of the central commands at the time of the movement is a linear phenomenon (monotonic). However, under the influence of gravity, different and more complex signals are necessary for the execution of motor tasks. The results also support the assumption that the redundancy of the musculo-skeletal system does not constitute an indeterminate problem for the central nervous system but rather a characteristic of which it benefits in order to ensure a more precise control of the movement.

This methodology was then applied for the investigation of the muscular recruitment strategies and the process of generation of motor commands of scoliotic subjects. Simulations of lateral bending tests were carried out from whom the relations between the motor commands and the mobility of the spinal segments were assessed. Differences in recruitment strategies were observed between healthy and scoliotic subjects, especially for the paraspinal muscles. Moreover, significant differences were observed for the generation of the motor commands compared to the healthy subjects, in particular for the muscles close to the apex of the scoliotic deformation. These results suggest that there is a disorder of the motor control in scoliotic subjects and that it is a phenomenon located at the apex of the scoliotic deformation.

Considering these results obtained with a heuristic approach, a learning technique was integrated into the biomechanical model in order to predict the motor commands implicitly. Thus an artificial neural network was used to introduce learning and adaptation capacity into the model of motor control allowing the prediction of the central commands of the model  $\lambda$  from the kinematics of the movement to be simulated. With the integration of a multilayer network, it has been possible to adequately predict the muscular levels of activation for the simulation of flexion and lateral bending movements from simulated and experimental kinematics data of a healthy subject.

The work carried out within the framework of this project proved feasibility to address the problems of musculo-skeletal disorders using a biomechanical model of the trunk. Moreover it was shown that the process of generation of the motor commands was complex to manage using an explicit heuristic technique when various movements and pathologies are considered. This tool can be used for the investigation and diagnostic of spinal disorders in complement of experimental studies since it constitutes a non-invasive technique not being based on EMG activity. The use of the neural networks allows great possibilities, in particular for the study of the muscular recruitment strategies and abnormal kinematics implied in several spinal disorders.

## TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE .....	iv
REMERCIEMENTS .....	v
RÉSUMÉ .....	vi
ABSTRACT .....	ix
TABLE DES MATIÈRES .....	xii
LISTE DES TABLEAUX.....	xvii
LISTE DES FIGURES.....	xix
LISTE DES ABBRÉVIATIONS .....	xxiii
LISTE DES ANNEXES.....	xxv
INTRODUCTION .....	1
CHAPITRE 1 - REVUE DE LITTÉRATURE .....	4
1.1 ANATOMIE DESCRIPTIVE ET FONCTIONNELLE DU TRONC.....	4
<i>1.1.1 Système osséo-ligamentaire du tronc.....</i>	<i>4</i>
<i>1.1.2 Système musculaire du tronc.....</i>	<i>9</i>
1.1.2.1 Muscles de la paroi abdominale.....	9
1.1.2.2 Muscles du dos .....	11
1.2 PHYSIOLOGIE DU SYSTÈME NEUROMUSCULAIRE .....	14
<i>1.2.1 Le système nerveux.....</i>	<i>15</i>
<i>1.2.2 Anatomie du muscle squelettique.....</i>	<i>16</i>
<i>1.2.3 Mécanismes de la contraction musculaire.....</i>	<i>17</i>
<i>1.2.4 Principes de recrutement .....</i>	<i>17</i>

1.2.5	<i>Phénomènes électriques et mécaniques de la contraction musculaire</i>	18
1.2.6	<i>Stratégies de recrutement musculaire</i>	19
1.3	TROUBLES MUSCULO-SQUELETTIQUES	20
1.3.1	<i>Scoliose idiopathique</i>	20
1.3.2	<i>Lombalgie</i>	21
1.4	OUTILS DE MODÉLISATION DU TRONC HUMAIN	23
1.4.1	<i>Reconstruction 3D du modèle géométrique</i>	23
1.4.2	<i>Modèle par éléments finis</i>	24
1.4.3	<i>Modèle neuromusculaire</i>	25
1.4.3.1	<i>Modèle lambda du contrôle moteur</i>	25
1.4.3.2	<i>Modélisation géométrique des muscles</i>	29
1.4.3.3	<i>Modélisation par éléments finis</i>	29
1.4.3.4	<i>Processus de simulation</i>	31
1.5	MODÉLISATION DU SYSTÈME NEURO-MUSCULO-SQUELETTIQUE	34
1.5.1	<i>Modèles musculaires</i>	34
1.5.2	<i>Modèles du système musculo-squelettique du tronc</i>	37
1.5.3	<i>Revue des modèles de contrôle neural</i>	38
1.5.3.1	<i>Modèles par optimisation</i>	38
1.5.3.2	<i>Modèles électromyographiques</i>	39
1.5.3.3	<i>Modèles neurophysiologiques</i>	40
1.5.3.4	<i>Réseaux neuronaux</i>	41
1.5.4	<i>Étude des stratégies de recrutement</i>	46
1.6	RÉSUMÉ DE LA PROBLÉMATIQUE ET OBJECTIFS DU PROJET	47

<b>CHAPITRE 2 - RAFFINEMENT DE LA MODÉLISATION PAR ÉLÉMENTS FINIS DES MUSCLES.....</b>	<b>50</b>
<b>2.1 MÉTHODOLOGIE DU RAFFINEMENT DE LA MODÉLISATION DES MUSCLES .....</b>	<b>51</b>
<i>2.1.1 Intégration du modèle musculaire de Gribble et coll. ....</i>	<i>51</i>
<i>2.1.2 Évaluation du comportement mécanique d'un élément-muscle.....</i>	<i>53</i>
<i>2.1.3 Évaluation du comportement global du modèle du tronc .....</i>	<i>54</i>
<b>2.2 RÉSULTATS ET DISCUSSION .....</b>	<b>56</b>
<i>2.2.1 Résultats de l'évaluation du comportement mécanique d'un élément-muscle</i>	<i>56</i>
<i>2.2.2 Résultats de l'analyse de sensibilité et de l'évaluation du comportement du modèle .....</i>	<i>59</i>
<i>2.2.3 Comportement du modèle global du tronc.....</i>	<i>62</i>
<b>CHAPITRE 3 - ÉTUDE DES STRATÉGIES DE RECRUTEMENT MUSCULAIRE DE SUJETS SAINS ET PATHOLOGIQUES.....</b>	<b>65</b>
<b>3.1 CARACTÉRISATION DES STRATÉGIES DE RECRUTEMENT POUR UN SUJET SAIN .....</b>	<b>66</b>
<i>3.1.1 Études des stratégies de recrutement musculaire .....</i>	<i>66</i>
<i>3.1.2 Étude du processus de génération des commandes centrales.....</i>	<i>67</i>
<i>3.1.3 Résultats de l'étude des stratégies de recrutement .....</i>	<i>68</i>
<i>3.1.4 Résultats de l'étude du processus de génération des commandes centrales ..</i>	<i>71</i>
<i>3.1.5 Discussion.....</i>	<i>73</i>
<b>3.2 APPLICATION DU MODÈLE BIOMÉCANIQUE DU TRONC À L'ÉTUDE DES TROUBLES MUSCULO-SQUELETTIQUES.....</b>	<b>76</b>

3.2.1	<i>Évaluation des stratégies de recrutement et du processus de génération</i>	76
3.2.2	<i>Résultats de l'étude des stratégies de recrutement</i>	78
3.2.3	<i>Résultats de l'analyse du processus de génération des commandes centrales</i>	80
3.2.4	<i>Discussion</i>	82
CHAPITRE 4 - INTÉGRATION D'UNE TECHNIQUE D'APPRENTISSAGE		85
4.1	CHOIX DE LA TECHNIQUE D'APPRENTISSAGE	86
4.2	INTÉGRATION ET ÉVALUATION D'UN RÉSEAU NEURONAL	86
4.2.1	<i>Élaboration de la banque de données</i>	86
4.2.2	<i>Étude de sensibilité des paramètres d'ajustement</i>	88
4.2.3	<i>Recherche et évaluation de différents types de réseau</i>	93
4.2.4	<i>Évaluation du processus de simulation intégrant un RN</i>	94
4.2.5	<i>Évaluation in-vivo de la modélisation neuro-musculo-squelettique</i>	96
4.3	RÉSULTATS	97
4.3.1	<i>Résultats de la randomisation de la banque de données simulées</i>	98
4.3.2	<i>Résultats de l'étude de sensibilité des paramètres d'ajustement et capacité de généralisation du réseau MLP</i>	99
4.3.3	<i>Résultats de la capacité de généralisation des réseaux élaborés par le logiciel</i>	104
4.3.4	<i>Résultats de l'évaluation des simulations à partir du MÉF intégrant un RN</i>	108

<i>4.3.5 Résultats de l'évaluation in-vivo de la modélisation neuro-musculo-squelettique</i> .....	110
4.4 DISCUSSION .....	110
CHAPITRE 5 - DISCUSSION ET CONCLUSION GÉNÉRALE .....	118
RÉFÉRENCES.....	125
ANNEXES .....	150



## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1-1 : Caractéristiques des muscles de la paroi abdominale antérieure.....	10
Tableau 1-2 : Caractéristiques des muscles de la paroi abdominale postérieure.....	11
Tableau 1-3 : Caractéristiques des muscles profonds du dos (plan intermédiaire).....	13
Tableau 1-4 : Caractéristiques des muscles profonds du dos (plan profond) .....	14
Tableau 1-5 : Description géométrique des muscles de la modélisation : A.T. (apophyse transverse), A.É. (apophyse épineuse), C.I. (crête iliaque) et S.P. (symphyse pubienne) (adaptée de Beauséjour, 1999).....	30
Tableau 2-1 : Résultats des simulations de contractions isométriques avec le modèle musculaire original bilinéaire et le raffinement multilinéaire.....	57
Tableau 2-2 : Mobilité du modèle du tronc selon l'utilisation du modèle musculaire original ou avec le raffinement pour différentes valeurs de $k$ . Les valeurs correspondent au déplacement 3D en mm de la vertèbre T1 et à l'indice d'adéquation entre parenthèse.....	60
Tableau 2-3 : Contraintes axiales (MPa) dans cinq éléments-muscles lors des simulations avec le modèle original et le modèle multilinéaire selon différentes valeur de $k$ (N/cm <sup>2</sup> ) .....	61
Tableau 2-4 : Résultats des simulations pour l'évaluation de l'intégration du raffinement sur le comportement du modèle global du tronc .....	63

Tableau 3-1 : Coefficients $r^2$ entre les niveaux d'activation des muscles et l'amplitude du déplacement des vertèbres pour un mouvement d'inflexion latérale.....	71
Tableau 3-2 : Coefficients $r^2$ entre les niveaux d'activation des muscles et l'amplitude du déplacement des vertèbres pour un mouvement de flexion.....	72
Tableau 3-3: Caractéristiques des sujets scoliotiques : niveau de l'apex de la courbure et angle de Cobb en position debout.....	77
Tableau 3-4 : Coefficients $r^2$ entre les niveaux d'activation des muscles et l'amplitude du déplacement des vertèbres pour un mouvement d'inflexion latérale chez un sujet sain et scoliotique .....	81
Tableau 4-1 : Facteurs et modalités sélectionnés pour l'étude de sensibilité .....	91
Tableau 4-2 : Modalités des facteurs pour les essais du plan d'expérimentation .....	91
Tableau 4-3 : Résultats de l'analyse statistique du plan d'expérimentation .....	100
Tableau 4-4 : Optimisation des paramètres du RN à l'aide du modèle mathématique découlant de l'analyse statistique.....	102
Tableau 4-5 : Erreurs RMS et coefficients de corrélation obtenus pour chacune des phases de l'analyse du logiciel pour les quatre types de réseaux .....	104
Tableau 4-6 : Résultats des simulations volontaires à partir des stratégies de recrutement prédites par les RN selon une interpolation ou une extrapolation (ombragé).....	109
Tableau 4-7 : Différences ( $S_{f, RN} - A_f$ ) entre les coordonnées des nœuds des centroïdes des corps vertébraux (en mm) .....	110

## LISTE DES FIGURES

<p>Figure 1-1 : Schéma des cinq régions et courbures normales de la colonne vertébrale vue dans les plans postéro-antérieur, latéral, et antéro-postérieur (adaptée de Rouvière, 1974).....</p>	5
<p>Figure 1-2 : Vertèbre thoracique type en vue supérieure montrant à gauche les structures importantes et à droite leurs fonctions (adaptée de Moore 1992) .....</p>	6
<p>Figure 1-3 : Les éléments de liaison des unités fonctionnelles : (A) structure du disque intervertébral, (B) disposition des ligaments périphériques (Kapandji, 1979) .....</p>	7
<p>Figure 1-4 : Vue antérieure de la cage thoracique formée de la colonne vertébrale des côtes et du sternum (adaptée de Moore, 1992) .....</p>	8
<p>Figure 1-5 : Vue antérieure du bassin (adaptée de Rouvière et Delmas, 1991).....</p>	9
<p>Figure 1-6 : Muscles de la paroi abdominale antérieure : (A) obliquus externus, (B) obliquus internus, (C) rectus abdominis, (D) ligne d'action des muscles abdominaux (adaptée de Chevrel, 1994 et Kapandji, 1972).....</p>	10
<p>Figure 1-7 : Muscles de la paroi abdominale postérieure : (A) psoas et iliaque, (B) quadratus lumborum (adaptées de Rouvière et Delmas, 1991) .....</p>	11
<p>Figure 1-8: Muscles du dos en coupe transversale thoracique (Moore, 1992) .....</p>	12
<p>Figure 1-9: Plan intermédiaire des muscles profonds du dos, représenté par l'érecteur du rachis (adaptée de Rouvière et Delmas, 1991) .....</p>	13

Figure 1-10 : Plan profond des muscles profonds du dos: (A) semi-épineux des régions cervicale et thoracique, (B) et (C) mutlifides avec sa représentation en quatre faisceaux et, (D) rotateurs (adaptée de Jensen, 1983).....	14
Figure 1-11 : Structure du muscle squelettique (adaptée de Snyder-Mackler et Robinson, 1989 et de Rosse et Gaddum-Rosse, 1997) .....	16
Figure 1-12 : Techniques de modélisation géométrique et biomécanique du tronc développées à l'Hôpital Sainte-Justine de Montréal.....	24
Figure 1-13 : Schéma représentant les CI d'un muscle fléchisseur. Un mouvement volontaire se traduit par le déplacement d'une CI ( $a-b$ vers $a'-b'$ ) par le changement de la longueur seuil $\lambda$ à $\lambda'$ et un changement de la charge externe implique une modification du point d'équilibre et de la longueur du muscle le long d'une CI (Beauséjour, 1999).....	27
Figure 1-14 : Schéma représentant les relations entre les configurations de référence et les configurations corporelles .....	28
Figure 1-15 : Effet de l'ISTRN sur la courbe force-longueur de l'élément représentant l'état neutre, actif et relâché (Beauséjour, 1999).....	31
Figure 1-16 : Algorithme utilisé pour la programmation des simulations d'inflexion latérale par activation volontaire des muscles selon des commandes centrales (Beauséjour, 1999).....	34
Figure 1-17 : Schéma d'un RN typique représentant la structure de connexion parallèle en projection vers l'avant ( <i>feedforward</i> ) .....	42

<b>Figure 2-1 : Schéma représentant la définition des propriétés de raideur de l'élément LINK10 selon l'approche multilinéaire .....</b>	<b>56</b>
<b>Figure 2-2 : Graphiques des relations force-élongation simulées à partir de la modélisation originale et la modélisation avec le raffinement .....</b>	<b>57</b>
<b>Figure 3-1 : Stratégies de recrutement des muscles (faisceaux gauches en blanc) obtenues de simulations d'inflexion latérale pour un sujet sain .....</b>	<b>69</b>
<b>Figure 3-2 : Stratégies de recrutement des muscles (faisceaux gauches en blanc) obtenues de simulations de flexion pour un sujet sain.....</b>	<b>70</b>
<b>Figure 3-3 : Stratégies de recrutement des muscles paraspinaux obtenues de simulations d'inflexion latérale droite pour des sujets sains et scoliotiques .....</b>	<b>79</b>
<b>Figure 3-4 : Vue antéro-postérieure et latérale des centroïdes vertébraux pour la simulation d'inflexion latérale avec un sujet sain (A et B) et scoliotique (C et D) .....</b>	<b>81</b>
<b>Figure 4-1 : Diagramme représentant la procédure d'évaluation de la capacité de généralisation des RN intégrés au MÉF.....</b>	<b>95</b>
<b>Figure 4-2 : Activations musculaires de quatre faisceaux de l'érecteur du rachis pour des simulations de flexion et d'inflexion latérale pour les sujets sains et scoliotiques .....</b>	<b>97</b>
<b>Figure 4-3 : Représentation 3D des activations musculaires en fonction du déplacement de la vertèbre T1 (en mm) à la configuration <math>S_f</math>.....</b>	<b>98</b>
<b>Figure 4-4 : Graphique représentant en vue de dessus la position finale de T1 pour les simulations volontaires avec les stratégies de recrutement aléatoire .....</b>	<b>99</b>

Figure 4-5 : Erreur RMS obtenue pour chaque essai du plan d'expérimentation.....	100
Figure 4-6 : Graphique de Pareto illustrant les effets de chaque facteur ainsi que le seuil de signification ( $p = 0.05$ ) .....	101
Figure 4-7 : Activations musculaires de flexion et d'inflexion latérale gauche et droite prédites par le RN avec architecture MLP comparées à la moyenne et au critère d'évaluation de la variabilité .....	103
Figure 4-8 : Flexion : activations musculaires prédites par quatre RN comparées au critère d'évaluation de la variabilité .....	105
Figure 4-9 : Inflexion droite : activations musculaires prédites par quatre RN comparées au critère d'évaluation de la variabilité.....	106
Figure 4-10 : Inflexion gauche : activations musculaires prédites par quatre RN comparées au critère d'évaluation de la variabilité.....	107
Figure 4-11 : Vue de dessus de la sphère approximative de l'espace expérimental avec la position de la vertèbre T1 pour chacun des essais de simulations.....	108
Figure A 1-1: Schéma d'un RN typique représentant la structure de connexion parallèle en projection vers l'avant ( <i>feedforward</i> ) .....	151

## LISTE DES ABBRÉVIATIONS

2D	bidimensionnel	LNN	linear neural network
3D	tridimensionnel	MÉF	modèle par éléments finis
AE	apophyse épineuse	MHz	Méga-hertz
$A_f$	configuration de référence réelle finale	Mo	Méga-octets
$A_i$	configuration de référence réelle initiale	MLP	multilayer Perceptron
AT	apophyse transverse	mm	millimètre
B	action bilatérale des muscles	MPa	méga pascal
BDD	banque de données	MPCHG	matériel properties change
BP	backpropagation	N	newton
C	commande de co-contraction	NI	niveau intermédiaire
CGD	conjugated gradient descent	PCSA	aire de section transverse physiologique
CI	caractéristique invariante	$r$	coefficient de corrélation de Pearson
DI	disque intervertébral	$r^2$	coefficient de détermination
DDL	degré de liberté	R	commande réciproque
E	module de Young	RBF	radial basis function
ÉM	élément-muscle	$R_f$	configuration de référence finale
EMG	électromyographique	$R_i$	configuration de référence initiale
F	flexion	RN	réseau neuronal
F-L	relation force-longueur	$S_f$	configuration finale réelle simulée
GRNN	generalized regression neural network	$S_{f, RN}$	configuration finale réelle simulée prédite
IA	indice d'adéquation	SI	scoliose idiopathique
IL	inflexion latérale		
ISTRN	initial strain (déformation initiale)		

<b>S.P.</b>	<b>Symphyse pubienne</b>	<b>TMS</b>	<b>trouble musculo-squelettique</b>
<b>SNC</b>	<b>système nerveux central</b>	<b>U</b>	<b>action unilatérale des</b>
<b>SS</b>	<b>somme des carrés</b>		<b>muscles</b>
<b>STD</b>	<b>écart-type</b>	<b>VE</b>	<b>variable d'entrée</b>
<b>T</b>	<b>torsion</b>	<b>VS</b>	<b>variable de sortie</b>



**LISTE DES ANNEXES**

**ANNEXE 1 : Concepts et notions de base sur les réseaux de neurones .....150**

## INTRODUCTION

L'intérêt pour la modélisation biomécanique du corps humain a évolué avec l'avancement des méthodes de calculs mathématiques et informatiques. Les premiers travaux de Leonardo da Vinci (15<sup>iem</sup> siècle), Galilée (1638), et Giovanni Alfonso Borelli (1679) démontrent la curiosité de l'homme et son désir de décrire le corps humain en termes quantitatifs. Même si des centaines d'années ont passé depuis ces premiers essais, la modélisation biomécanique du système neuro-musculo-squelettique humain demeure un des plus grands défis à ce jour.

Les mécanismes de fonctionnement du système neuromusculaire sont complexes et leurs rôles dans la coordination des structures du tronc ont fait l'objet de nombreuses recherches, notamment pour l'étude de la stabilité du tronc (Andersson et Winters, 1990 ; Stokes et Gardner-Morse, 1995; Watkins, 1999) et son implication dans les désordres du rachis (Burwell et Dangerfield, 2000; Machida, 1999; Zajac et Winters, 1990). Afin d'étudier ces problématiques, plusieurs chercheurs comme Dietrich et coll. (1990), Schultz et Galante (1970) et Stokes et Gardner-Morse (1995) ont développé des modèles biomécaniques intégrant les muscles et le contrôle moteur. Cependant, peu de ces modèles intègrent de façon complète les particularités du système neuromusculaire, la variabilité inter-sujet des stratégies de recrutement et la génération des commandes centrales en fonction de tâches motrices. De telles caractéristiques sont essentielles si l'on désire étudier la problématique des troubles musculo-squelettiques (TMS) du tronc comme les lombalgies et la scoliose idiopathique. Par conséquent, ce projet de maîtrise a pour objectif de développer la modélisation du contrôle neural d'un modèle biomécanique du tronc afin de permettre l'étude des troubles musculo-squelettiques.

Un modèle biomécanique du tronc a été élaboré par des chercheurs du Centre de recherche de l'hôpital Sainte-Justine et de l'Institut de génie biomédical de l'École Polytechnique et de l'Université de Montréal. Ce modèle est construit à partir de la géométrie personnalisée de sujets à l'aide d'une technique de reconstruction tridimensionnelle de la colonne vertébrale et de la cage thoracique. Il intègre également une géométrie musculaire et un modèle de contrôle moteur basé sur le modèle  $\lambda$  de Feldman (1986). La modélisation du muscle représente celui-ci par un ressort bilinéaire de rigidité constante dont les propriétés de recrutement sont basées sur la formulation du modèle  $\lambda$ . Toutefois, l'approximation du comportement mécanique utilisée ne permet pas de reproduire certaines caractéristiques importantes observées expérimentalement lors de l'étirement d'un muscle. De nombreux modèles musculaires ont été développés par d'autres chercheurs (Chen et Zeltzer, 1992; Kojic et coll., 1998; Zajac, 1989) qui représentent de façon complexe le phénomène de contraction et sont donc peu adéquats pour le type d'application envisagé.

La modélisation du contrôle moteur selon le modèle  $\lambda$  présente une solution originale à la redondance du système neuromusculaire et est basée sur des principes physiologiques reconnus (Feldman et coll., 1998). Son utilisation est toutefois complexe et laborieuse lorsqu'on considère un système multi-muscles et multi-articulaires comme le tronc et nécessite la connaissance *a priori* du comportement du modèle biomécanique utilisé. De plus, le processus de simulation d'un mouvement volontaire implique une approche heuristique pour la recherche de la meilleure solution. D'autres alternatives ont été proposées afin de résoudre le problème de redondance mais la majorité sont basées sur l'hypothèse que l'activité EMG est programmée par le système nerveux central. Des réseaux neuronaux ont été proposés comme solutions (Levin et Narendra, 1996) basées sur leur capacité à modéliser des systèmes non-linéaires à partir d'informations implicites (Bishop, 1995). Le caractère non-physiologique de ces approches est la source des principales critiques. Par conséquent, certains chercheurs ont tenté d'introduire les principes du modèle  $\lambda$  dans la formulation des réseaux neuronaux afin d'étudier le

fonctionnement du système nerveux central (Dornay et Sanger, 1993; Lan, 1997; Lukashin et coll., 1996).

Les objectifs spécifiques de ce projet consistent donc à (1) raffiner la modélisation des muscles du modèle par éléments finis, (2) étudier et comparer les caractéristiques des stratégies de recrutement musculaire et du processus de génération des commandes motrices obtenues des simulations de mouvements volontaires chez des sujets sains et pathologiques, et (3) intégrer une technique d'apprentissage pour la prédiction des commandes motrices nécessaires aux simulations de mouvements volontaires.

Le premier chapitre de ce mémoire présente la revue de la littérature et comporte cinq sections. Les trois premières introduisent les notions d'anatomie, de physiologie ainsi que les pathologies du système neuro-musculo-squelettique du tronc. Les deux sections suivantes présentent les techniques de modélisation du système neuro-musculo-squelettique et leurs applications. Enfin, la dernière section présente la justification du projet. Le deuxième chapitre reprend les éléments de la revue de littérature relatifs à la modélisation des muscles afin de présenter les travaux de raffinement du modèle musculaire. Ces travaux portent sur l'intégration du comportement non-linéaire du recrutement musculaire et de l'évaluation de son influence sur le comportement du modèle biomécanique du tronc. Le chapitre suivant présente l'étude des stratégies de recrutement musculaire des sujets sains et scoliotiques. Cette étude est séparée en deux sections : la première présente la caractérisation des stratégies de recrutement pour un sujet sain, alors que la deuxième présente une application de cette méthodologie pour l'étude des troubles musculo-squelettiques. Ensuite, l'intégration d'une technique d'apprentissage supervisée sous forme de réseau neuronal est présentée au chapitre quatre. Ce dernier présente donc les travaux nécessaires à la construction d'une banque de données, à l'ajustement des paramètres du réseau neuronal ainsi qu'à l'évaluation de la modélisation. Enfin, une discussion et conclusion générale constituent le dernier chapitre de ce mémoire.

## CHAPITRE 1 - REVUE DE LITTÉRATURE

Les troubles musculo-squelettiques sont de nature très complexe puisqu'ils mettent en cause plusieurs systèmes (osseux, ligamentaire, musculaire, nerveux) interagissant entre eux et dont le bon fonctionnement peut être perturbé de multiples façons. Afin de mettre en place les notions et théories nécessaires à la compréhension du projet, ce chapitre présente une brève revue de l'anatomie et de la physiologie du système neuro-musculo-squelettique du tronc, suivie d'une revue des travaux de modélisation dans ce domaine.

### 1.1 Anatomie descriptive et fonctionnelle du tronc

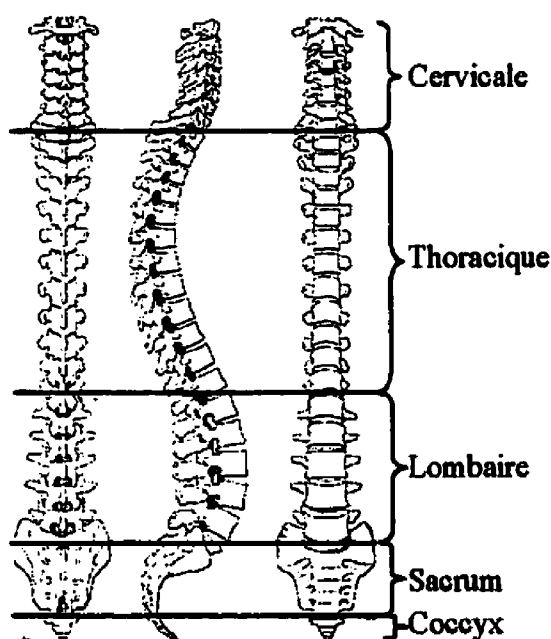
La structure complexe du tronc est constituée d'un système osséo-ligamentaire conférant une stabilité intrinsèque et d'un système musculaire produisant un support extrinsèque. Supportant le cou et la tête, reposant sur les membres inférieurs, le tronc osseux protège les organes internes et soutient les membres supérieurs.

#### 1.1.1 Système osséo-ligamentaire du tronc

Le squelette du tronc peut être divisé en 3 parties principales : la colonne vertébrale ou rachis (axe osséo-articulaire médian), la cage thoracique ou thorax (enveloppe osséo-cartilagineuse) et le bassin ou ceinture pelvienne.

La **colonne vertébrale**, axe central du corps humain, est formée d'un empilement de 33 à 35 vertèbres s'articulant ensemble via un système de facettes articulaires, de disques, de cartilages et de ligaments formant un support flexible dont les principales fonctions sont de protéger la moelle épinière, de transférer les charges au bassin et d'effectuer des mouvements physiologiques (Moore, 1992). Les vertèbres sont regroupées selon leur géométrie en 5 segments (figure 1-1) : cervical (C1 à C7), thoracique (T1 à T12),

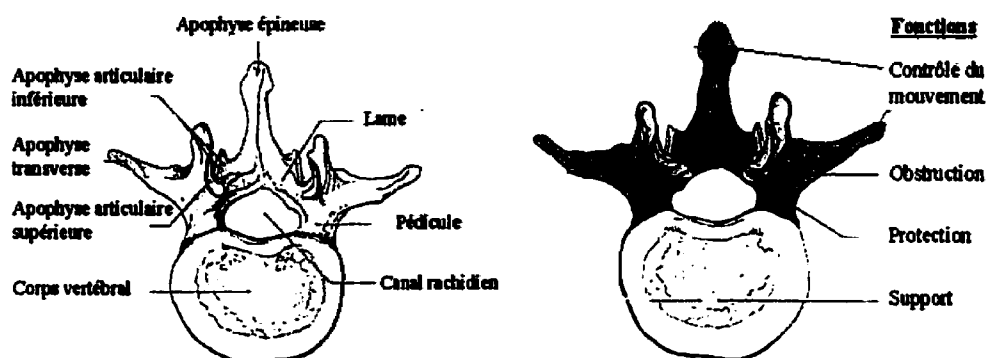
lombaire (L1 à L5), sacré (S1 à S5) et coccygien (3 à 5 vertèbres). Lorsque vu dans le plan frontal, le rachis sain est rectiligne alors que dans le plan sagittal (latéral), il comporte 4 courbures distinctes : une lordose lombaire et cervicale (concavité postérieure) et une cyphose thoracique et cervicale (concavité antérieure). Ces courbures physiologiques sont d'une très grande importance mécanique puisqu'elles procurent à la colonne vertébrale sa stabilité, sa flexibilité et une capacité d'absorption des chocs (White et Panjabi, 1990).



**Figure 1-1 : Schéma des cinq régions et courbures normales de la colonne vertébrale vue dans les plans postéro-antérieur, latéral, et antéro-postérieur (adaptée de Rouvière, 1974)**

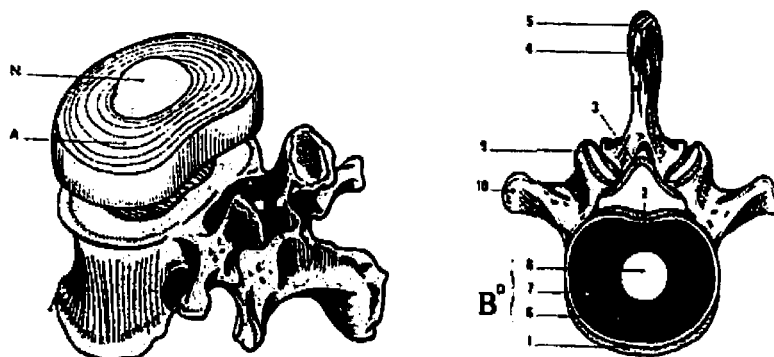
L'unité fonctionnelle de la colonne vertébrale est formée d'une **vertèbre** supérieure et inférieure, d'un **disque intervertébral**, et de **ligaments** périphériques. Les **vertèbres** thoraciques et lombaires présentent une partie antérieure (le corps vertébral) ayant le rôle de supporter les charges et une partie postérieure (l'arc vertébral) ayant le rôle dynamique de limiter les amplitudes de mouvement (figure 1-2). L'arc vertébral est

formé des pédicules à l'avant qui donnent naissance aux lames vertébrales à l'arrière, aux apophyses transverses (éminences horizontales et transversales), aux apophyses articulaires (saillies verticales) et d'une apophyse épineuse (saillie médiane et postérieure). Les apophyses transverses et épineuses servent de bras de levier aux muscles s'y attachant alors que les apophyses articulaires agissent telles des butées osseuses (Chevrel, 1994).



**Figure 1-2 : Vertèbre thoracique type en vue supérieure montrant à gauche les structures importantes et à droite leurs fonctions (adaptée de Moore 1992)**

Le **disque intervertébral** est un segment de cylindre constitué d'un noyau gélatineux (nucleus pulposus) et d'un anneau formé de lamelles fibreuses (annulus fibrosus) et les faces supérieure et inférieure sont fixées aux surfaces articulaires des corps vertébraux à l'aide d'insertions cartilagineuses (figure 1-3A). La composition unique des structures internes et externes du disque permet de supporter et distribuer les charges et de restreindre les mouvements excessifs (Nordin et Frankel, 1989). Les articulations entre les corps vertébraux et les éléments postérieurs sont renforcées par des **ligaments** assurant une liaison solide entre les vertèbres en agissant comme des ressorts (figure 1-3B). On retrouve notamment les ligaments communs antérieurs (1) et postérieurs (2), jaunes (3), inter-épineux (4), sur-épineux (5), et inter-apophysaires (9).



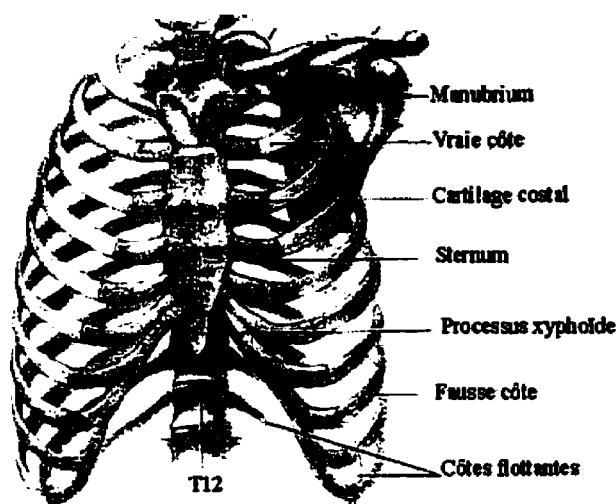
**Figure 1-3 : Les éléments de liaison des unités fonctionnelles : (A) structure du disque intervertébral, (B) disposition des ligaments périphériques (Kapandji, 1979)**

De façon comparative, les mouvements de flexion/extension sont plus importants au niveau lombaire et la rotation vertébrale est plus élevée au niveau des vertèbres thoraciques. La douzième vertèbre thoracique est la charnière de la colonne vertébrale. L'arc postérieur plus développé de la troisième vertèbre lombaire est un relais musculaire important car il sert de point d'application à l'action des muscles du dos (Kapandji, 1972). Les vertèbres sacrées et coccygiennes quant à elles sont soudées ensemble et forment deux os distincts : le sacrum et le coccyx. On retrouve des mécanismes de couplage entre les vertèbres lors des mouvements d'inflexion latérale. Ceux-ci s'illustrent généralement, au niveau lombaire, par une rotation axiale des corps vertébraux vers la convexité de la courbure d'inflexion, alors qu'au niveau thoracique, les phénomènes de couplage sont moins prononcés. Il n'y a toutefois pas consensus concernant la direction du couplage (Nordin et Frankel, 1989; White et Panjabi, 1990).

La **cage thoracique** est une enceinte osséo-cartilagineuse constituée postérieurement par la colonne vertébrale, antérieurement par le sternum et les cartilages costaux et latéralement par les côtes (figure 1-4). Les côtes sont des os plats en forme d'arc disposées en douze paires. Les sept premières s'articulent avec le sternum par l'intermédiaire des cartilages costaux, les trois paires suivantes forment les fausses côtes s'articulant avec le sternum par un cartilage commun, et les deux dernières sont des

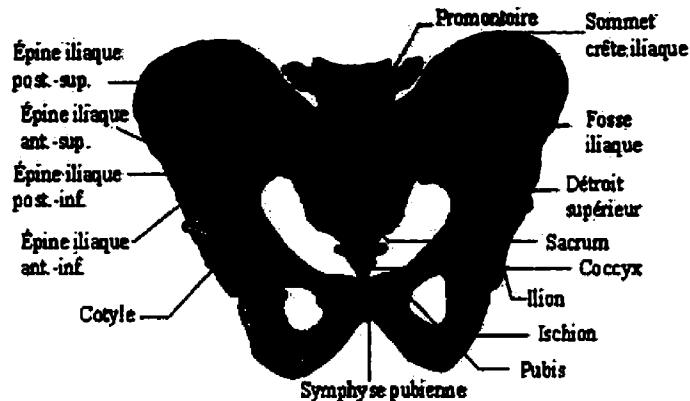


côtes flottantes puisqu'elles ont une extrémité libre sans contact avec le sternum. Le thorax a comme fonction de contribuer au fonctionnement de l'appareil respiratoire, d'augmenter la rigidité du tronc et de protéger les organes internes (Moore, 1992).



**Figure 1-4 : Vue antérieure de la cage thoracique formée de la colonne vertébrale des côtes et du sternum (adaptée de Moore, 1992)**

Le bassin ou ceinture pelvienne se compose du sacrum et des 2 os coxaux (os iliaques) unis entre eux par les articulations sacro-iliaques à l'arrière et la symphyse pubienne à l'avant (figure 1-5). Les os iliaques sont constitués de trois parties, soit l'ilion, le pubis et l'ischion alors que le sacrum et le coccyx proviennent de la soudure des vertèbres sacrées et coccygiennes respectivement. Étant destinée à recevoir le poids du corps via la colonne lombaire et à le reporter aux membres inférieurs, la région sacro-iliaque présente un important réseau ligamentaire (Chevrel, 1994). Ce réseau ne permet au sacrum qu'un mouvement d'inclinaison antéro-postérieur ou de nutation et contre-nutation. De plus, la charnière lombo-sacrée, zone cruciale sur le plan mécanique, représente un point faible du rachis car elle transmet des charges importantes et présente des mouvements étendus de flexion-extension (Moore, 1992).



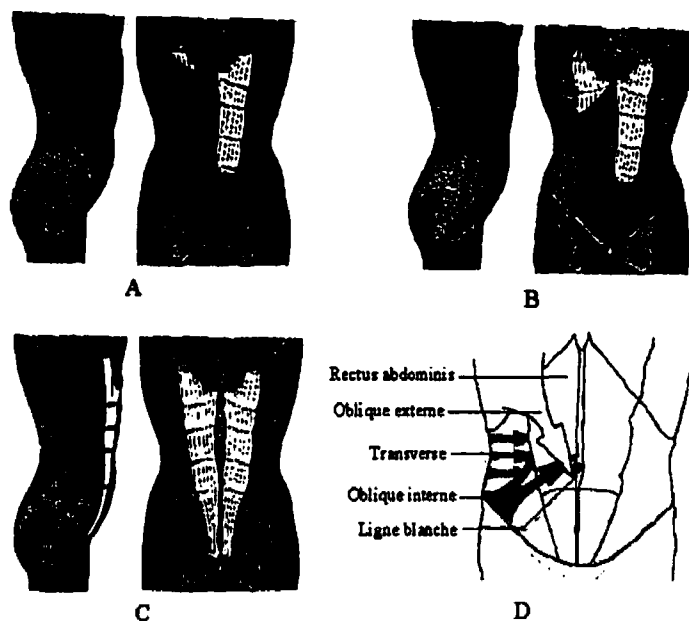
**Figure 1-5 : Vue antérieure du bassin (adaptée de Rouvière et Delmas, 1991)**

### **1.1.2 Système musculaire du tronc**

Cette section présente une description anatomique et fonctionnelle des principaux muscles du tronc impliqués dans l'exécution des mouvements de flexion-extension, d'inflexion latérale et de rotation. On retrouve les muscles de la paroi abdominale (groupes antéro-latéral et postérieur) et les muscles du dos (groupes superficiel, intermédiaire et profond). La description anatomique et fonctionnelle de chaque muscle est tirée de Moore (1992) et Watkins (1999).

#### **1.1.2.1 Muscles de la paroi abdominale**

La paroi abdominale **antéro-latérale** est composée de quatre muscles plats couvrant, avec la ligne blanche, la totalité de l'espace entre le thorax et le bassin. Il s'agit des muscles obliquus externus et internus (oblique externe et interne ou grand et petit oblique), transversus abdominis (transverse de l'abdomen) et rectus abdominis (grand droit de l'abdomen)(figure 1-6). Ils s'entrecroisent sur la ligne médiane formant une structure très solide appelée la ligne blanche abdominale. Cette paroi musculaire a comme fonctions principales de fournir un support flexible et extensible au maintien des organes internes et d'augmenter la pression intra-abdominale (tableau 2.1).



**Figure 1-6 : Muscles de la paroi abdominale antérieure : (A) obliquus externus, (B) obliquus internus, (C) rectus abdominis, (D) ligne d'action des muscles abdominaux (adaptée de Chevrel, 1994 et Kapandji, 1972)**

**Tableau 1-1 : Caractéristiques des muscles de la paroi abdominale antérieure**

Obliquus externus	côtes 5 à 12	ligne blanche et crête iliaque	B		U	U	couche superficielle
Obliquus internus	ligne blanche, 4 dernier cartilages costaux	fascia thoraco-lombaire et crête iliaque	B		U	U	couche intermédiaire
Transversus abdominis	sommet des AT lombaires	ligne blanche et pubis					couche profonde
Rectus abdominis	processus xyphoïde et cartilages costaux 5 à 7	symphyse pubienne et pubis	B				présente des intersections tendineuses transversales

B = recruté bilatéralement; U = recruté unilatéralement; AT = apophyse transverse; AE = apophyse épineuse; DI = disque intervertébral; F = flexion; E = extension, IL = inflexion latérale, T = torsion.

La paroi postérieure est constituée des muscles psoas, iliacus (iliaque) et quadratus lumborum (carré des lombes) (figure 1-7). Le psoas et l'iliacus forment conjointement l'iliopsoas et constituent un puissant fléchisseur de la hanche agissant également sur la

lordose lombaire. De plus, le quadratus lumborum joue un rôle important dans la stabilisation latérale de la colonne lombaire (tableau 1.2).



**Figure 1-7 : Muscles de la paroi abdominale postérieure : (A) psoas et iliaque, (B) quadratus lumborum (adaptées de Rouvière et Delmas, 1991)**

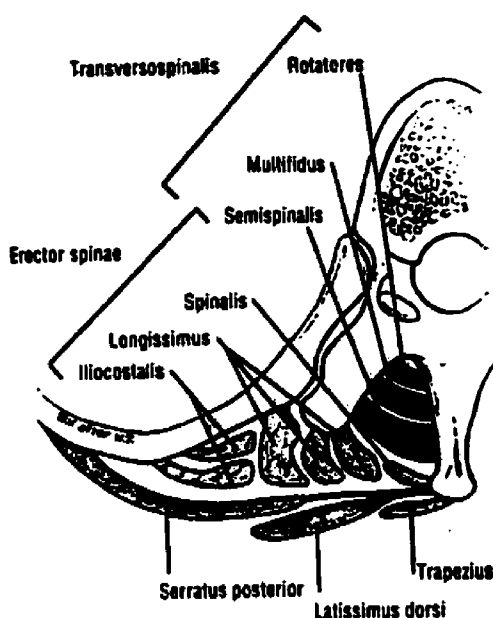
**Tableau 1-2 : Caractéristiques des muscles de la paroi abdominale postérieure**

Muscle	Origine	Insertion	B	U	Autres caractéristiques
Psoas	AT lombaires et DI	petit trochanter	B		petit psoas présent à l'avant (50% des gens)
Iliacus	fosse et crête iliaque	petit trochanter et fémur	B		
Quadratus lumborum	AT lombaires et bord inférieur de la cote 12	crête iliaque et ligaments iliolumbaires		B U	3 groupes de faisceaux

B = recruté bilatéralement; U = recruté unilatéralement; AT = apophyse transverse; AE = apophyse épineuse; DI = disque intervertébral; F = flexion; E = extension, IL = inflexion latérale, T = torsion.

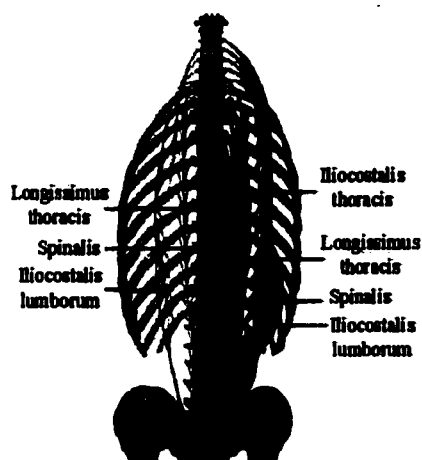
### 1.1.2.2 Muscles du dos

Il y a trois groupes de muscles du dos : superficiel, intermédiaire et profond (figure 1-8). Les muscles superficiels (latissimus dorsi, trapezius) et intermédiaires (serratus posterior) concernent les mouvements des membres supérieurs et de la respiration respectivement et ne sont que cités.



**Figure 1-8: Muscles du dos en coupe transversale thoracique (Moore, 1992)**

Les muscles **profonds** du dos sont responsables du maintien de la posture et du mouvement de la colonne vertébrale. Ils sont séparés en plans superficiel, intermédiaire et profond selon leur rapport avec la surface. Le **plan superficiel** est formé des muscles splenius, sorte de faisceaux en bandes attachées aux apophyses épineuses des vertèbres T1 à T6, et concerne les mouvements de la région cervicale. Le **plan intermédiaire** est constitué du muscle érecteur du rachis, principal extenseur de la colonne vertébrale, qui comprend les muscles iliocostalis (ilio-costal), longissimus (long dorsal) et spinalis (épineux) (figure 1-8 et figure 1-9). Ils sont rassemblés en une masse musculaire commune, se ramifiant en trois colonnes verticales (latérale, intermédiaire et médiale), qui originent de la partie postérieure de la crête iliaque, de la surface postérieure du sacrum et des apophyses épineuses lombaires (tableau 2.3). En flexion complète ces muscles démontrent un phénomène de flexion-relaxation lors duquel ils deviennent inactifs.



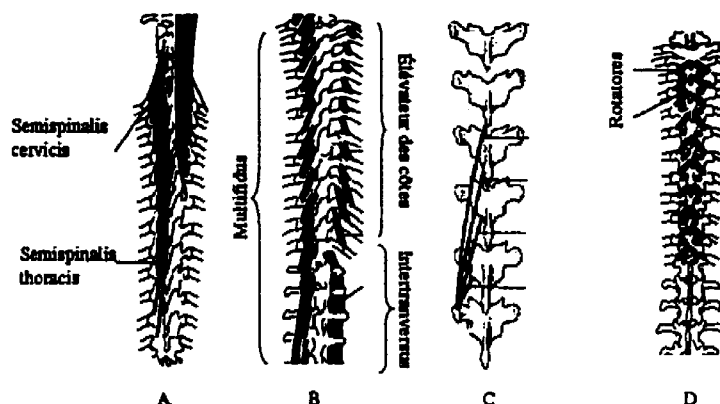
**Figure 1-9: Plan intermédiaire des muscles profonds du dos, représenté par l'érecteur du rachis (adaptée de Rouvière et Delmas, 1991)**

**Tableau 1-3 : Caractéristiques des muscles profonds du dos (plan intermédiaire)**

Iliocostalis	angle postérieur des côtes	masse commune région sacro-iliaque	B	U	colonne latérale; se divise en sections lomborum et thoracis
Longissimus	AT lombaires et thoraciques	masse commune région sacro-iliaque	B	U	colonne intermédiaire; se divise en sections lomborum et thoracis
Spinalis	AE lombaires supérieures et thoraciques inférieures	masse commune région sacro-iliaque		U	colonne médiale; rôle biomécanique faible

B = recruté bilatéralement; U = recruté unilatéralement; AT = apophyse transverse; AE = apophyse épineuse; DI = disque intervertébral; F = flexion; E = extension, IL = inflexion latérale, T = torsion.

Le plan profond est constitué des muscles semispinalis (semi-épineux), multifidus (multifides) et rotatores (rotateurs) (figure 1-8 et figure 1-10). Ils sont situés dans un sillon entre les apophyses transverses et épineuses communément appelé gouttière vertébrale. Groupes de faisceaux disposés obliquement, ils sont aussi nommés les muscles transverso-spinalis (transversaire-épineux) et sont principalement responsables de mouvements intervertébraux et stabilisateurs (tableau 2.4).



**Figure 1-10 : Plan profond des muscles profonds du dos: (A) semi-épineux des régions cervicale et thoracique, (B) et (C) mutlifides avec sa représentation en quatre faisceaux et, (D) rotateurs (adaptée de Jensen, 1983)**

**Tableau 1-4 : Caractéristiques des muscles profonds du dos (plan profond)**

Semispinalis	AE thoraciques vertèbres supérieures	AT thoraciques vertèbres inférieures	B	U	U	début vers la moitié du rachis
Multifidus	lame, AT et AE vertèbres supérieures	AT vertèbre inférieure	B	U	U	couvre les vertèbres S4 à C2; s'insère en 4 digitations
Rotatores	base de AE vertèbres supérieures	AT vertèbres inférieures			U	présent entre toutes les vertèbres

B = recruté bilatéralement; U = recruté unilatéralement; AT = apophyse transverse; AE = apophyse épineuse; DI = disque intervertébral; F = flexion; E = extension, IL = inflexion latérale, T = torsion.

## 1.2 Physiologie du système neuromusculaire

Le système neuromusculaire est formé par l'agencement complexe de plusieurs structures qui communiquent entre elles par l'intermédiaire de mécanismes hautement sophistiqués et permet des fonctions diverses comme la respiration et le mouvement réflexe et volontaire. Les paragraphes suivants décrivent sommairement les structures et

les fonctions du système nerveux et des muscles ainsi que les phénomènes sous-jacents à la contraction et au recrutement musculaire.

### **1.2.1 Le système nerveux**

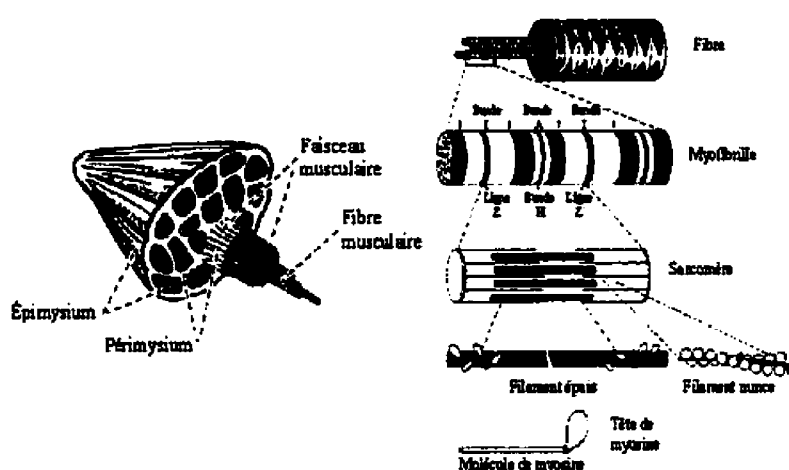
Le système nerveux est constitué d'environ 13 000 milliards de cellules interconnectées appelées neurones et spécialisées dans la transmission de l'influx nerveux à travers le corps. Ces cellules sont organisées en deux divisions fonctionnelles soit le système nerveux cérébrospinal (ou somatique) chargé du contrôle volontaire et réflexe des muscles squelettiques et le système nerveux autonome chargé du contrôle involontaire d'organes comme le cœur. Les deux divisions structurales sont représentées par le système nerveux périphérique constitué des nerfs et du système nerveux central (SNC) composé de l'encéphale et de la moelle épinière.

L'organisation neurologique du mouvement est connue, dans ses grandes lignes, depuis le début du siècle grâce aux travaux de Sherrington (1906). Cette organisation est hiérarchisée et à la base du système se trouve la moelle épinière dans laquelle se déroule l'activité réflexe. Au-dessus, le cervelet, dont les voies transitent par le tronc cérébral, assure l'organisation de l'activité motrice et la coordination musculaire nécessaire au mouvement. Au sommet se trouve le cerveau dont les noyaux gris centraux sont responsables des activités motrices automatiques et dont le cortex est l'initiateur du mouvement volontaire. Les neurones, responsables de la communication entre ces structures, possèdent une arborescence appelée dendrite qui assure la réception des signaux et un axone (fibre nerveuse) qui permet la transmission des signaux vers d'autres cellules nerveuses ou vers les muscles. En coupe transversale, la moelle épinière présente deux sections: la corne postérieure qui reçoit les signaux sensitifs via les fibres afférentes, et la corne antérieure de laquelle prend naissance les fibres efférentes se dirigeant vers les muscles squelettiques. Une telle architecture de système nerveux implique qu'il existe un système sensoriel sophistiqué et des mécanismes de "feedback" (rétroaction) vers les neurones moteurs et les centres supérieurs de la coordination.



### 1.2.2 Anatomie du muscle squelettique

La figure 1-11 montre la structure fusiforme du muscle, formée d'une série de structures parallèles. Chaque fibre musculaire est enveloppée d'un tissu appelé endomysium qui permet aux fibres de se lier ensemble et de former des faisceaux irréguliers d'au plus 200 fibres à l'intérieur d'une membrane appelée périmysium. Les faisceaux sont à leur tour groupés par l'épimysium pour former le ventre du muscle.



**Figure 1-11 : Structure du muscle squelettique (adaptée de Snyder-Mackler et Robinson, 1989 et de Rosse et Gaddum-Rosse, 1997)**

Chaque fibre musculaire est constituée de centaines de myofibrilles entourées d'une membrane cellulaire appelée sarcolemme. Chaque myofibrille montre un patron caractéristique de bandes claires (I) et foncées (A) divisée en deux par une ligne (Z) et la section comprise entre deux lignes successives est appelée sarcomère, unité structurale contractile de base de la fibre musculaire. Les bandes I et A représentent l'état d'enchevêtrement des filaments minces (formés d'actine) et épais (formés de myosine) constituant les myofibrilles.

Les muscles contiennent aussi des structures permettant de situer la position des membres dans l'espace et d'apprécier la résistance contre laquelle un mouvement est

effectué. Cette sensibilité mécanique musculaire et articulaire est possible grâce aux mécanorécepteurs localisés dans les muscles, les tendons et les articulations. Ceux-ci sont de deux types : les fuseaux neuromusculaires, qui présentent une sensibilité dynamique très développée et renseignent le système nerveux central sur les variations de la force contractile du muscle et les organes tendineux de Golgi, qui assurent le contrôle du tonus musculaire. De fait, la proprioception musculaire correspond à trois caractères, soit la sensibilité (1) à la position (angle des articulations), (2) au mouvement (vitesse, direction, amplitude) et, (3) à la force.

### **1.2.3 Mécanismes de la contraction musculaire**

Le changement de longueur d'un muscle lors de sa contraction est lié au glissement des filaments d'actine et de myosine suivant une série d'événements chimiques et électriques. Le modèle du filament glissant décrit par Huxley (1957) donne une description statistique de ce phénomène. La série d'événements conduisant au glissement des filaments provient du couplage excitation-contraction. L'excitation a lieu lorsqu'un signal, sous forme de potentiel d'action, est envoyé via un nerf moteur pour activer un muscle. Le potentiel d'action se propage et induit une cascade de réactions donnant naissance à des courants électriques locaux qui se propagent dans la fibre et permettront la libération d'ions calcium. Ces derniers agissent avec les molécules réceptrices placées sur les filaments de myosine et d'actine causant une contraction des sarcomères sous la forme d'une pénétration par glissement des filaments d'actine et de myosine.

### **1.2.4 Principes de recrutement**

Indépendamment de l'intensité de la stimulation, la fibre musculaire répond à la loi du « tout ou rien » : si le stimulus atteint une valeur seuil, la fibre répond, sinon aucune activité n'a lieu (Kandel, 1991). Ce phénomène n'est toutefois pas rencontré lorsque l'on considère le muscle dans son ensemble et, indépendamment de l'intensité du stimulus, un

nombre plus ou moins grand de fibres musculaires seront activées. Ces dernières sont à la base de l'organisation fonctionnelle du mouvement qui réside dans l'unité motrice, unité constituée du neurone moteur (ou motoneurone), de l'axone moteur correspondant et de l'ensemble des fibres musculaires qui sont innervées par cet axone. Lors de la décharge du motoneurone, les différentes fibres comprises dans une même unité motrice se contractent simultanément et les unités motrices incluses dans un même faisceau musculaire seront activées l'une après l'autre durant l'action du muscle. Ces observations ont mené à l'élaboration, par Henneman (1981), du *size principle theory*: c'est la taille des unités motrices qui détermine leur ordre d'activation et c'est par le recrutement d'un plus grand nombre d'unités motrices que la gradation de la force musculaire se fait. Afin de s'opposer aux changements brusques de la longueur d'un muscle et ainsi le protéger contre les déchirures, le système nerveux met en œuvre un recrutement involontaire appelé réflexe d'étirement. Lorsque le muscle est étiré, un influx nerveux est transmis à certains motoneurones via les fuseaux neuromusculaires qui vont activer la contraction du muscle et inhiber les muscles à action contraire.

### 1.2.5 Phénomènes électriques et mécaniques de la contraction musculaire

De par leurs structures et fonctions, les muscles sont à l'origine de phénomènes électriques et mécaniques. Au cours de la contraction musculaire, il est possible d'enregistrer l'activité électrique des unités motrices à l'aide d'électrodes de surface ou implantées. Cette technique, appelée électromyographie (EMG), permet d'obtenir l'information sur l'état fonctionnel d'un muscle et d'étudier les désordres du système neuromusculaire (Guyton, 1996). D'autre part, il existe deux méthodes classiques pour l'étude des propriétés mécaniques du muscle : (1) l'application d'une charge à l'une des extrémités afin d'étirer le muscle au-delà de sa longueur de repos et faire apparaître une tension qui croît rapidement avec l'extension (myographie isotonique) et (2) la mesure de la force produite à une longueur donnée par stimulation du muscle (myographie isométrique) (Zajac et Winter, 1990). Ces expériences permettent de démontrer que la

force musculaire pouvant être produite lors d'une contraction dépend de la longueur du muscle ainsi que de la vitesse du changement de celle-ci. Lors de leur étirement, les muscles produisent également une force passive et augmentent de rigidité avec le degré d'activation de façon comparable à des ressorts non-linéaires (Zajac, 1989). Ainsi, les muscles n'agissent pas comme de simples générateurs de force mais stabilisent le tronc. Ils agissent comme des ressorts dont l'action permet de maintenir l'équilibre du tronc sans être constamment activés malgré les petits mouvements incessants des structures osseuses (Panjabi et coll., 1989). Il y a donc manifestation d'un processus de contrôle indépendant de la force et de la longueur qui confère au muscle des propriétés de recrutement particulières : un muscle peut produire une même force à des longueurs différentes.

### 1.2.6 Stratégies de recrutement musculaire

Dépourvue des muscles spinaux, la colonne vertébrale avec ses ligaments devient une structure très instable incapable de supporter le poids du tronc (White et Panjabi, 1990). Les muscles du tronc jouent ainsi un rôle important dans la dynamique du rachis et plusieurs d'entre eux sont chargés du contrôle postural du corps (muscles antigravitaires). Ainsi, les muscles remplissent plusieurs rôles tel que stabilisateur, agoniste, antagoniste, synergiste et inhibiteur (action neutralisante) (Jensen, 1983).

La **stabilisation** des articulations est principalement assurée par les muscles mono-articulaires qui sont des stabilisateurs inter-segmentaires. Un **agoniste** (prime mover) est un muscle qui déplace un segment dans la direction désirée alors qu'un **antagoniste** agira dans la direction opposée. L'action combinée des muscles mono-articulaires agonistes et antagonistes, appelée co-contraction, permet la stabilisation d'un degré de liberté. Une **synergie** a lieu lorsqu'un muscle assiste l'action d'un agoniste, alors qu'un **inhibiteur** prévient l'action non-désirée d'un autre muscle (action neutralisante). Les muscles multi-articulaires sont des mobilisateurs segmentaires responsables du mouvement volontaire global (Jensen, 1983). Lorsque de tels muscles se contractent, ils

entraînent le mouvement de toutes les articulations qu'ils traversent mais il est aussi possible que la tâche motrice n'implique pas le mouvement de certaines de ces articulations et que des muscles mono-articulaires agissent pour stabiliser les segments articulaires intermédiaires. Cela signifie que, pour un mouvement donné, différents muscles ou groupes musculaires peuvent être activés de façon différente par le système nerveux central produisant ainsi une infinité de stratégies de recrutement possibles. Bernstein (1967) avait qualifié cette caractéristique de *motor-equivalence problem* (c'est-à-dire le problème d'équivalence motrice) et avait déjà suggéré une hypothèse afin de résoudre ce problème par la réduction du nombre de degrés de liberté (DDL). En effet, chaque articulation possède plusieurs DDL cinématiques et est traversée par plusieurs muscles mono et multi-articulaires, ce qui rend impossible la détermination de leur contribution au moment articulaire à l'aide d'équations d'équilibre puisqu'il y a plus d'inconnues que d'équations. De nombreux modèles ont été élaborés dans le but de résoudre ce problème et une revue de ces derniers fait l'objet de la section 1.4. Sur le plan physiologique, un système aussi complexe peut faire l'objet de comportements anormaux et de dérèglements ; il est ainsi fréquent que ces défauts du système neuromusculaire conduisent à des désordres du rachis.

### **1.3 Troubles musculo-squelettiques**

Cette section présente un résumé des caractéristiques et des travaux de recherche portant sur la scoliose idiopathique (SI) et la lombalgie, deux pathologies rachidiennes dont les pathomécanismes seraient reliés à des désordres neuromusculaires (Burwell et Dangerfield, 2000; McGill et Kippers, 1994).

#### **1.3.1 Scoliose idiopathique**

La scoliose (scolios : tortueux en grec) est une déformation tridimensionnelle de la colonne vertébrale entraînant une modification de la géométrie des vertèbres et des côtes et provoquant une torsion des vertèbres sur elles-mêmes. La scoliose la plus fréquente

(85 à 90% des cas) n'a pas de cause évidente et est qualifiée d'idiopathique (White et Panjabi, 1990). Durant son évolution, les structures osseuses et ligamentaires subissent des transformations importantes telles que la cunéiformisation des corps vertébraux et la déformation des arcs postérieurs (Perdriolle, 1979). L'angle de Cobb (Cobb, 1948) ainsi que la rotation vertébrale sont des indices fréquemment utilisés pour la mesure des déformations scoliotiques.

Même si les manifestations cliniques sont bien connues et décrites, aucune recherche n'a permis la détermination des causes exactes de la SI. Un seul facteur étiologique ne semble pas suffisant à provoquer une telle rupture de l'équilibre rachidien et la déformation pourrait être d'origine multifactorielle (Burwell et Dangerfield, 2000; Machida, 1999). Malgré la controverse, on admet l'importance des muscles et du contrôle neural comme agents pathomécaniques car ils peuvent perturber la biomécanique du tronc par la production de forces musculaires asymétriques (Roaf, 1966; Burwell, 1999; Bagnall, 2000, Burwell et Dangerfield, 2000). De nombreuses études expérimentales ont montré l'existence de patrons d'activité musculaire particuliers (Avikainen et coll., 1999; Reuber et coll., 1983), de différences dans les propriétés des muscles (Spencer et Eccles, 1976; Ford et coll., 1984; Kennelly et Stokes, 1993) et de troubles du système nerveux central (Meier et coll., 1997; Machida, 1999). Ces études sont toutefois réalisées sur des nombres restreints de patients, sont dans plusieurs cas invasives et n'apportent aucune information sur les conséquences biomécaniques de ces facteurs pathologiques.

### **1.3.2 Lombalgie**

La lombalgie est un trouble musculo-squelettique de la région lombaire très répandu qui en fait le problème de santé publique le plus coûteux dans les pays industrialisés (Spitzer, 1987; Carpenter et Nelson, 1999). Ce désordre du rachis est d'origine mal connue, sans doute multifactorielle, et dans de nombreux cas les signes cliniques spécifiques sont absents (Paquet et coll. 1994). Les douleurs musculaires, ligamentaires

et discales sont les maux les plus souvent associés aux lombalgies qui ont comme conséquence une perte d'habileté à des activités physiques comme les tâches de flexion-extension (Magnusson et coll., 1998).

Selon Hepp (1997), l'insuffisance des muscles du tronc joue un rôle central dans l'étiologie des lombalgies. Afin de diagnostiquer cette pathologie, de nombreuses recherches ont porté sur l'évaluation fonctionnelle du système musculo-squelettique par la caractérisation des profils de mouvement de la colonne vertébrale et des stratégies de recrutement musculaire (Ahern et coll., 1988; Bishop et coll., 1997; Boston et coll., 1995; Gracovetsky et coll., 1990; Hindle et coll., 1990; Larivière et coll., 2000; Magnusson et coll., 1998; Marras et coll., 1995a; Newman et coll., 1996; Paquet et coll., 1994; Peach et coll., 1998; Spitzer et coll., 1987). Les études de la coordination entre les segments articulaires du tronc ont démontré la présence d'un mouvement relatif entre la colonne lombaire et le bassin différent chez les sujets lombalgiques (Esola et coll., 1996; Shirado et coll., 1995). Paquet et coll. (1994), Bishop et coll. (1997) et Marras et coll. (1995) ont également trouvé des différences au niveau de la forme, vitesse et amplitude des mouvements. Cependant, Boston et coll. (1995) n'ont observé aucune différence dans la cinématique et la dynamique des tâches de flexion-extension. Lors d'analyses des patrons EMG, certains auteurs ont observé une différence significative de l'activité musculaire (Larivière et coll., 2000; Paquet et coll., 1994) et l'absence du phénomène de flexion-relaxation de l'érecteur du rachis (Kaigle et coll., 1998; Paquet et coll., 1994; Shirado et coll., 1995) démontrant une coordination neuromusculaire anormale entre le tronc et le bassin. Toutefois, ces différences de stratégie ne font pas l'objet d'un consensus. Des outils d'étude et de diagnostic ont émergés de ces travaux de recherche, notamment le *Lumborator* (Ladin et coll., 1990) et le *Spinoscope* (Gracovetsky et Newman, 1997; Gracovetsky et coll., 1998). Ces outils permettent d'analyser, en fonction d'une tâche physique, la distribution des forces musculaires au niveau lombaire et la coordination entre les segments du rachis. Toutefois, ils ne sont pas en mesure d'évaluer les effets biomécaniques des différentes stratégies de recrutement musculaire

et de coordination sur le rachis thoraco-lombaire et d'analyser l'implication du système neuromusculaire dans les déséquilibres rachidiens comme la scoliose. Dans cette optique, une équipe de chercheurs a développé des outils de modélisation du tronc et du contrôle moteur innovateurs et originaux et ceux-ci sont présentés dans la prochaine section.

#### **1.4 Outils de modélisation du tronc humain**

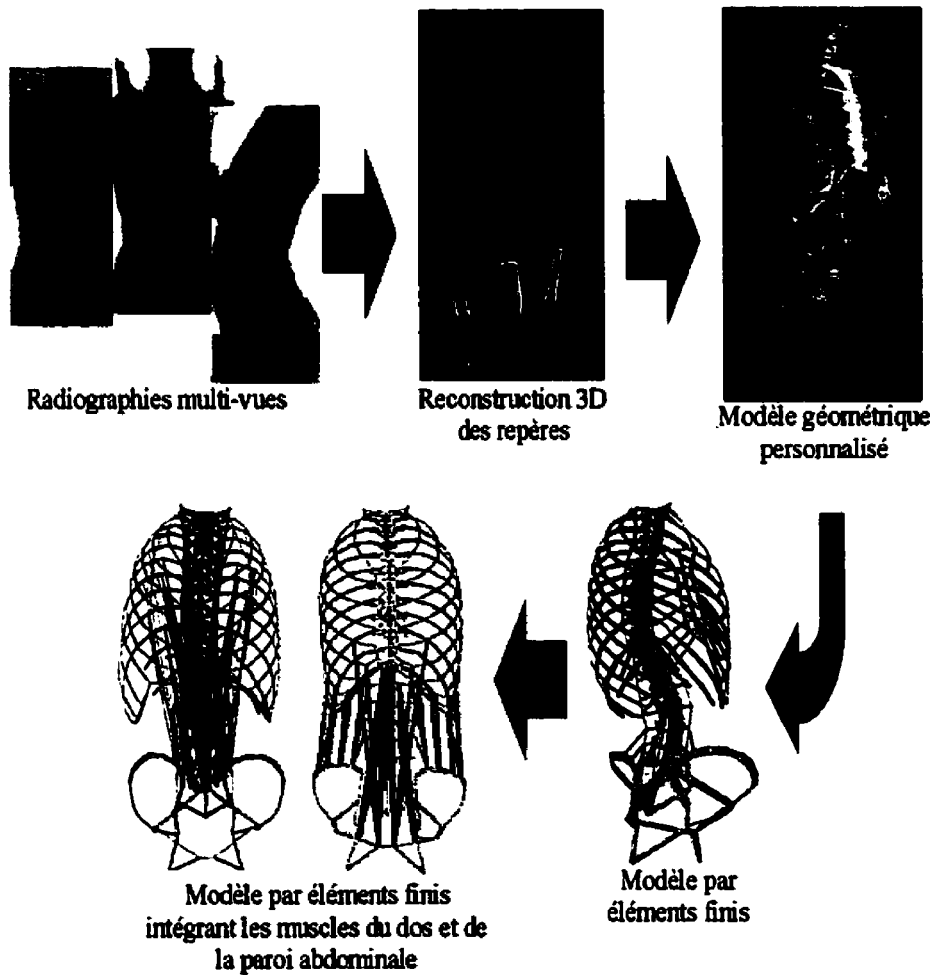
Les techniques de modélisation informatique développées par des chercheurs du Centre de recherche de l'hôpital Sainte-Justine et de l'Institut de génie biomédical de l'École Polytechnique et de l'Université de Montréal sont présentées dans cette section. La procédure requiert des étapes de modélisation géométrique et biomécanique du tronc humain comprenant la reconstruction 3D à partir de radiographies multi-vues, la modélisation par éléments finis et la modélisation du système neuromusculaire (figure 1-12).

##### **1.4.1 Reconstruction 3D du modèle géométrique**

Dansereau et coll. (1990) ont développé une technique de reconstruction 3D à partir de radiographies dans le but d'obtenir un modèle à géométrie personnalisée de la colonne vertébrale, du thorax et du bassin. Cette approche nécessite la prise de radiographies multi-vues d'un sujet placé dans un système de positionnement et de calibrage. L'identification de repères anatomiques sur la colonne vertébrale, la cage thoracique et le bassin permet d'obtenir les coordonnées 2D de ces points qui sont ensuite utilisées pour la reconstruction 3D de la géométrie en appliquant l'algorithme *Direct Linear Transformation* (Marzan, 1976). Cette technique stéréoradiographique permet d'obtenir un modèle filaire dont la précision, évaluée par Aubin et coll. (1997), est de  $2.1 \pm 1.5$  mm si les trois vues sont utilisées. Une représentation plus réaliste du rachis et du thorax a été générée par la suite (Aubin et coll., 1995) à partir de déformations par krigeage de modèles anatomiques obtenus par tomographie axiale sériée (de Guise et Martel, 1988).



Ces transformations permettent d'obtenir un modèle surfacique ainsi que les nœuds d'un modèle par éléments finis personnalisé au sujet.



**Figure 1-12 : Techniques de modélisation géométrique et biomécanique du tronc développées à l'Hôpital Sainte-Justine de Montréal**

#### 1.4.2 Modèle par éléments finis

Le modèle par éléments finis (MÉF) du tronc utilisé dans ce projet a été développé dans le cadre d'une collaboration entre l'École Polytechnique de Montréal et l'ÉNSAM de Paris (Aubin et coll., 1995; Describes et coll., 1995; Gauvin 1996). Il comprend les

structures osseo-ligamentaires de la colonne vertébrale thoracique et lombaire, du thorax et du bassin qui sont représenté par 1500 nœuds et 3000 éléments. La géométrie est personnalisée à celle du patient et les propriétés mécaniques des éléments ont été tirées de la littérature et d'expérimentations sur des spécimens cadavériques sains (Descrimes et coll. 1995; Lavaste, 1992). Cette modélisation biomécanique du tronc a été évaluée et validée au cours de plusieurs expérimentations *in vitro* et de simulations (Aubin et coll., 1995; Descrimes et coll., 1995). Les simulations réalisées à l'aide du logiciel ANSYS (Mechanical Dynamics inc.) sont effectuées selon un processus itératif qui tient compte des non-linéarités géométriques et du changement de statut permettant ainsi de considérer les grands déplacements et le contact au niveau des facettes articulaires. Il est possible d'obtenir, suite aux simulations, différents renseignements tels que la géométrie résultante et les états de contraintes et de déformations dans les éléments.

### **1.4.3 Modèle neuromusculaire**

Les travaux de Beausejour (1999) ont porté sur l'intégration des muscles et du contrôle moteur dans ce MÉF du tronc afin de simuler des tâches motrices selon une approche quasi-statique. Cette intégration a été effectuée par la modélisation géométrique et mécanique des muscles puis par l'intégration d'un modèle de contrôle neural. Ce dernier est basé sur l'hypothèse du point d'équilibre selon les principes du modèle  $\lambda$  de Feldman (1986, 1995)

#### **1.4.3.1 Modèle lambda du contrôle moteur**

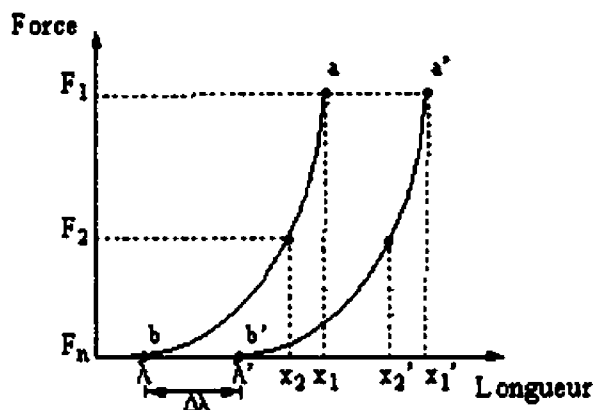
Selon l'hypothèse du point d'équilibre, les mouvements volontaires sont une conséquence du « déplacement de l'équilibre » du système produit par un déplacement de « cadres de référence ». Le terme « déplacement du point d'équilibre » désigne les changements des signaux de contrôle neural aux muscles qui se traduisent par des modifications de l'état d'équilibre physique d'un membre. L'équilibre dépend de l'interaction entre les signaux de contrôle, les réflexes, les propriétés des muscles et les

chargements externes. Il s'agit d'un concept dynamique qui stipule que l'exécution d'un mouvement volontaire est impossible sans que le cerveau modifie, globalement, l'état d'équilibre du système. Il existe deux versions du modèle de contrôle neural basées sur cette hypothèse : le modèle  $\alpha$  de Bizzi et coll. (1984) et le modèle  $\lambda$  de Feldman (1986). Le modèle neuromusculaire utilisé dans le cadre de ce projet modélise les signaux de contrôle selon la version du modèle  $\lambda$ .

Le modèle  $\lambda$  de Feldman repose sur le contrôle indépendant par le SNC de la force et de la longueur du muscle lui conférant des propriétés de recrutement spécifiques représentés par la variable  $\lambda$ . L'analyse des résultats expérimentaux par Feldman (1966) sur la relation force-longueur (F-L) a démontré l'existence d'une série de courbes de formes semblables, représentant une famille de caractéristiques invariantes (CI) paramétrées par le seuil  $\lambda$ . Selon ces courbes, la force dépend donc d'un paramètre indépendant constant pour une CI donnée mais variant d'une CI à l'autre (figure 1-13). Cette relation est représentée par l'équation  $F = f(l - \lambda)$  où  $l$  et  $\lambda$  sont les longueurs actuelles et longueurs seuils du muscle respectivement. Par conséquent, le modèle  $\lambda$  stipule qu'un mouvement volontaire s'effectue par un changement du paramètre  $\lambda$ , longueur seuil du réflexe d'étirement, et que c'est la différence avec la longueur actuelle qui représente le niveau d'activation ou d'inhibition. Ainsi, le  $\lambda$  représente le degré de facilitation accordé aux motoneurones pour leur recrutement.

La longueur seuil  $\lambda$  est aussi considérée comme le point d'origine d'un système de référence pouvant être déplacé par le niveau de contrôle et permettant de spécifier la plage d'activation des muscles. Par conséquent, les commandes centrales décrites selon le seuil de recrutement articulaire pour tous les muscles d'une articulation peuvent être généralisées selon  $\lambda = R \pm C$  où les commandes R (réciproque) et C (coactivation) sont définies selon le déplacement des systèmes de référence pour les muscles agonistes et antagonistes (Feldman et Levin, 1995). L'angle seuil commun à tous les muscles d'une

articulation est représenté par la commande R et sa modification correspond à un déplacement du point d'équilibre.

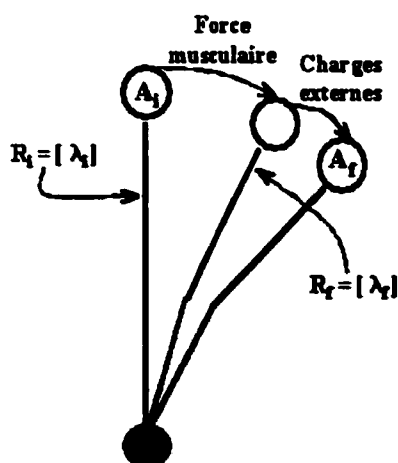


**Figure 1-13 : Schéma représentant les CI d'un muscle fléchisseur. Un mouvement volontaire se traduit par le déplacement d'une CI (a-b vers a'-b') par le changement de la longueur seuil  $\lambda$  à  $\lambda'$  et un changement de la charge externe implique une modification du point d'équilibre et de la longueur du muscle le long d'une CI (Beauséjour, 1999)**

La plage articulaire dans laquelle les muscles agonistes et antagonistes sont actifs simultanément est représentée par la commande C et la rigidité nette de l'articulation augmente avec l'intensité de C. C'est donc par une combinaison de R et C qu'un mouvement est produit : la direction et l'amplitude du mouvement dépendent de R alors que C est utile pendant les mouvements rapides. L'activité EMG de même que les forces musculaires sont des variables conséquentes au mouvement et dépendent des paramètres de commandes ainsi que des conditions externes. Par conséquent, l'activité EMG résulte de la modification du point d'équilibre du système et représente l'aptitude du système à regagner un nouvel équilibre (Feldman et Levin, 1995).

L'application de ce modèle aux systèmes biologiques conduit au problème de redondance du système musculo-squelettique dont une solution est proposée sous forme

du principe de correspondance biomécanique. Ce principe stipule qu'en l'absence de commande  $C$  (tous les muscles sont à leur longueur seuil) et quand les positions angulaires d'un membre coïncident avec les commandes  $R$ , la relation entre les différents  $\lambda$  est identique à celle entre les longueurs actuelles des muscles (Feldman et Levin, 1995). En considérant que tous les DDL d'un système ont leur propre commande  $R$ , cette dernière peut être généralisée pour la gestion de tous les DDL en définissant un vecteur de commande global  $R = \{R_1, R_2, \dots, R_n\}$  représentant une *configuration de référence* dans laquelle tous les muscles sont à leur longueur seuil. Ainsi, la configuration de référence initiale ( $R_i$ ) du système peut être modifiée en spécifiant une commande globale  $R_f$  représentant une configuration de référence finale. Toutefois, cette configuration ne correspond pas à la configuration corporelle finale réelle ( $A_f$ ) atteinte à cause des chargements externes et des propriétés d'inertie du système. Ce phénomène a été démontré par l'analyse de l'activité EMG lors de l'exécution de mouvements d'aller-retour (Feldman et coll., 1998a). Par conséquent, le passage d'une configuration corporelle initiale ( $A_i$ ) vers  $A_f$  nécessite la spécification d'une configuration de référence finale  $R_f$  de sorte que l'effet des chargements amène le système à la configuration d'équilibre  $A_f$  (figure 1-14).



**Figure 1-14 : Schéma représentant les relations entre les configurations de référence et les configurations corporelles**

### **1.4.3.2 Modélisation géométrique des muscles**

Huit muscles, considérés comme les principaux agonistes pour les mouvements du tronc, ont été modélisés. Il s'agit des muscles iliocostalis et longissimus thoraciques et lombaires, multifidus, quadratus lumborum, psoas, et finalement des muscles rectus abdominis et obliquus internus et externus. Ils sont représentés par 160 faisceaux reliant en lignes droites les sites d'insertions et d'origines dans le but de tenir compte de la multiplicité et de l'étendu des sites d'attache des muscles. Certains faisceaux des muscles obliques ainsi que le muscle transverse n'ont pu être introduits à cause de la difficulté de représenter les attaches fibreuses sur la ligne blanche abdominale et le contournement des organes internes. La position des sites d'attaches et les aires de section transverse attribuées à chaque faisceau sont présentées dans le tableau 1-5, ces dernières étant définies soit par une aire ou par un volume qu'il faut diviser par la longueur ( $\text{mm}^3 / \text{L}$ ) et sont identiques pour les cotés droit et gauche.

L'action de la force gravitationnelle est incorporée au MÉF via l'adaptation des données sur les masses et la position des centres de masse des segments vertébraux tirées de Liu (1971). En fait, des nœuds dont les coordonnées respectent les excentricités des centres de masse par rapport aux centroïdes des vertèbres ont été définis et reliés rigidement aux vertèbres servant de point d'application des forces selon la masse des segments personnalisée en fonction du poids du sujet.

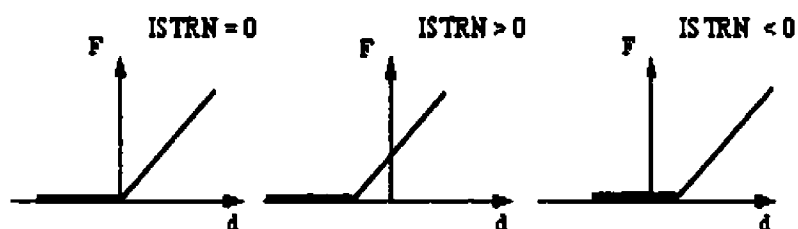
### **1.4.3.3 Modélisation par éléments finis**

Les faisceaux musculaires sont représentés par l'élément LINK10 du logiciel ANSYS. C'est un élément ressort (barre 3D) dont la rigidité est spécifiée en tension seulement (agissant comme un câble) et dont la courbe F-L est bilinéaire. Sa portion active est linéaire et de raideur constante alors que la force passive générée par les muscles est négligée par rapport à la force active. Pour chaque faisceau trois propriétés sont définies : une rigidité (100 MPa), une aire de section transverse physiologique (PCSA)

<b>Multifidus</b>				Bogduk et coll (1992) Seireg et Avikar (1988)
1	Sacrum	A.T. L5	90	
2	Sacrum	A.T. L4	186	
3	A.T. L5	A.T. L3	211	
4	A.T. L4	A.T. L2	177	
5	A.T. L3	A.T. L1	178	
6	A.T. L2	A.T. T12	160	
7	A.T. L1	A.T. T11	160	
8	A.T. T12	A.T. T10	160	
9	A.T. T11	A.T. T9	160	
10	A.T. T10	A.T. T8	160	
11	A.T. T9	A.T. T7	160	
12	A.T. T8	A.T. T6	160	
13	A.T. T7	A.T. T5	160	
14	A.T. T6	A.T. T4	160	
15	A.T. T5	A.T. T3	160	
16	A.T. T4	A.T. T2	160	
17	A.T. T3	A.T. T1	160	
<b>Iliocostalis lumborum pars thoracis</b>				Macintosh et Bogduk (1987, 1991) Bogduk et coll. (1992)
1	C.I.	Côte 12	147	
2	C.I.	Côte 11	123	
3	C.I.	Côte 10	100	
4	C.I.	Côte 9	50	
5	C.I.	Côte 8	34	
6	C.I.	Côte 7	39	
7	C.I.	Côte 6	31	
8	C.I.	Côte 5	23	
9	C.I.	Côte 4	20	
<b>Iliocostalis thoracis pars thoracis</b>				idem
10	Côte 12	Côte 6	45	
11	Côte 11	Côte 5	45	
12	Côte 10	Côte 4	45	
13	Côte 9	Côte 3	45	
14	Côte 8	Côte 2	45	
15	Côte 7	Côte 1	45	
				idem
16	C.I.	A.T. L4	189	
17	C.I.	A.T. L3	182	
18	C.I.	A.T. L2	154	
19	C.I.	A.T. L1	108	
<b>Longissimus thoracis pars lumborum</b>				Bogduk et coll (1992) Seireg et Avikar (1988)
1	C.I.	A.T. T12	69	
2	C.I.	A.T. T11	83.5	
3	Sacrum	A.T. T10	80	
4	Sacrum	A.T. T9	73	
5	Sacrum	A.T. T8	62.5	
<b>Longissimus thoracis pars lumborum (suite)</b>				Macintosh et Bogduk (1987) Bogduk et coll. (1992)
6	Sacrum	A.T. T7	39	
7	A.É. L5	A.T. T6	32	
8	A.É. L4	A.T. T5	44	
9	A.É. L4	A.T. T4	45	
10	A.É. L3	A.T. T3	56	
11	A.É. L2	A.T. T2	57	
12	A.É. L1	A.T. T1	29	
13	C.I.	Côte 12	69	
14	C.I.	Côte 11	83.5	
15	Sacrum	Côte 10	80	
16	Sacrum	Côte 9	73	
17	Sacrum	Côte 8	62.5	
18	Sacrum	Côte 7	39	
19	Sacrum	Côte 6	32	
<b>Longissimus lumborum pars lumborum</b>				idem
20	Sacrum	A.T. L5	116	
21	C.I.	A.T. L4	110	
22	C.I.	A.T. L3	103	
23	C.I.	A.T. L2	91	
24	C.I.	A.T. L1	79	
<b>Rectus abdominis</b>				Stokes et Gardner-Morse (1989a)
1	S.P.	Sternum	39247mm <sup>3</sup> /L	
2	S.P.	Côte 7	39247mm <sup>3</sup> /L	
3	S.P.	Côte 6	39247mm <sup>3</sup> /L	
4	S.P.	Côte 5	39247mm <sup>3</sup> /L	
<b>Obliquus Externus</b>				Stokes, Gardner-Morse (1989a)
1	Côte 12	C.I.	85842mm <sup>3</sup> /L	
2	Côte 11	C.I.	58857mm <sup>3</sup> /L	
3	Côte 10	C.I.	50645mm <sup>3</sup> /L	
<b>Obliquus Internus</b>				Stokes, Gardner-Morse (1989a)
1	C.I.	Côte 12	33785mm <sup>3</sup> /L	
2	C.I.	Côte 11	38429mm <sup>3</sup> /L	
3	C.I.	Côte 10	43653mm <sup>3</sup> /L	
<b>Quadratus lumborum</b>				Han et coll. (1992)
1	C.I.	A.T. L4	70	
2	C.I.	A.T. L3	75	
3	C.I.	A.T. L2	80	
4	C.I.	A.T. L1	88	
5	C.I.	Côte 12	128	
<b>Psoas</b>				Bogduk et coll (1992) Seireg et Avikar (1988)
1	A.T. L5	Bassin	182.5	
2	A.T. L4	Bassin	311	
3	A.T. L3	Bassin	334	
4	A.T. L2	Bassin	295	
5	A.T. L1	Bassin	251.7	

**Tableau 1-5 : Description géométrique des muscles de la modélisation : A.T. (apophyse transverse), A.É. (apophyse épineuse), C.I. (crête iliaque) et S.P. (symphyse pubienne) (adaptée de Beauséjour, 1999)**

provenant de la modélisation géométrique et une propriété de déformation initiale (ISTRN). Cette dernière est définie par  $ISTRN = \delta / L$  où  $\delta$  est la différence entre la longueur  $L$  de l'élément et sa longueur au repos  $L_0$  (déformation nulle). Cette propriété permet de déterminer l'état actif ( $L > L_0$ ) ou inactif ( $L < L_0$ ) de l'élément (figure 1-15) qui est associée aux propriétés de recrutement du modèle  $\lambda$  selon  $L_0 = \lambda$ . Ainsi, un muscle affecté d'une valeur positive d'ISTRN verra son recrutement facilité lui permettant, à sa longueur actuelle, d'être déjà activé et de générer une force pour rapprocher ses deux sites d'attache. Cette propriété est donc utilisée afin de modéliser le niveau d'activation/inhibition musculaire selon la modification des longueurs seuils lors du processus de simulation. Ainsi, la déformation initiale a été redéfinie en terme de seuil de recrutement des éléments muscles (ÉM) par l'équation  $ISTRN = (\lambda_i - \lambda_f) / \lambda_i$  selon les commandes centrales  $R_i$  et  $R_f$ .



**Figure 1-15 : Effet de l'ISTRN sur la courbe force-longueur de l'élément représentant l'état neutre, actif et relâché (Beauséjour, 1999)**

#### 1.4.3.4 Processus de simulation

La procédure générale de simulation de mouvement volontaire développée par Beauséjour (1999) est présentée en détail dans cette section puisqu'elle est également utilisée tout au long de ce projet. Par conséquent, les sections des prochains chapitres expliquant la méthodologie de recherche feront référence à la présente section.



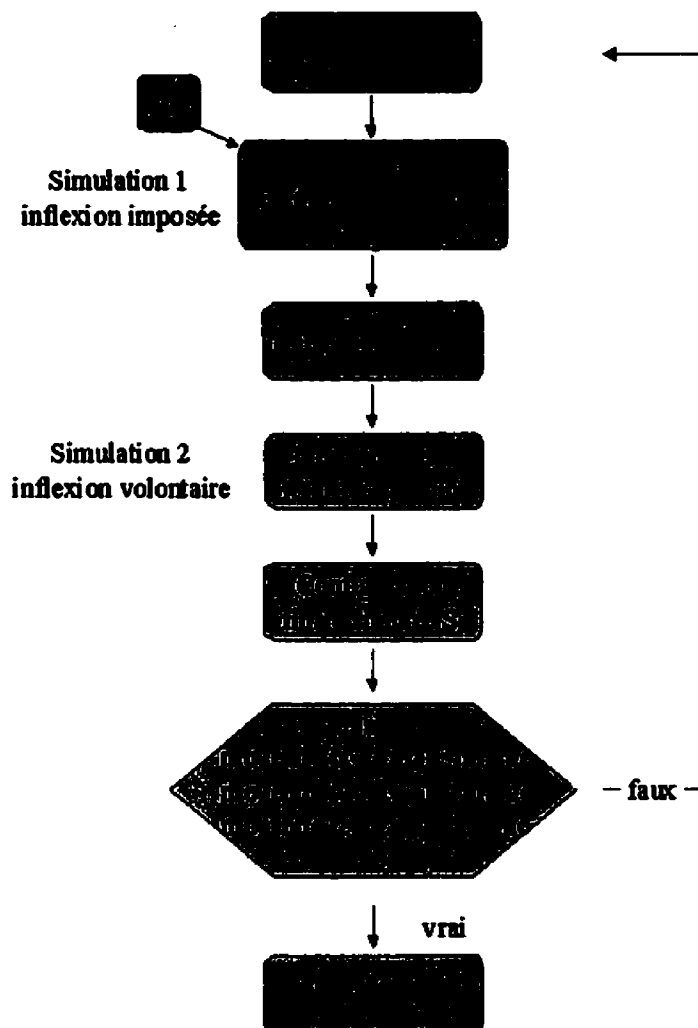
Une adaptation des principes du modèle  $\lambda$  a été effectuée dans le but de spécifier les commandes motrices en fonction de la propriété ISTRN. Ainsi, un mouvement du tronc est représenté par une modification de la configuration  $A_i$  du MÉF à partir d'une configuration de référence initiale  $R_i$  (position debout) ce qui entraîne une configuration de référence finale  $R_f$  correspondant à une position intermédiaire entre  $A_i$  et  $A_f$ . La spécification de ces configurations nécessite l'utilisation de données expérimentales puisque la géométrie du MÉF est personnalisée à celle du sujet. Un protocole expérimental a été défini dans les travaux de Beauséjour dans le but d'obtenir les profils cinématiques de marqueurs disposés sur le tronc lors d'exécution de tâches d'inflexion latérale et de flexion de 20 et 30° d'amplitude. De plus, pour les simulations à partir de MÉF de sujets scoliotiques, des radiographies prises en position d'inflexion latérale ont été utilisées afin d'obtenir, suite à la reconstruction 3D, les déplacements des structures anatomiques. Ces données expérimentales sont employées lors de simulations pour spécifier les coordonnées des nœuds des éléments du MÉF correspondant aux configurations corporelles désirées, c'est-à-dire la position des vertèbres pour la détermination de  $R_i$  et  $R_f$ . Ces données cinématiques sont également utilisées pour vérifier si la configuration  $A_f$  obtenue des simulations correspond adéquatement à la position des vertèbres mesurées expérimentalement.

Un processus itératif heuristique de plusieurs étapes est nécessaire pour la simulation d'un mouvement volontaire (figure 1-16). La première étape (appelée « simulation imposée ») consiste à appliquer les déplacements expérimentaux sur les nœuds du MÉF déterminés par le choix d'une configuration  $R_f$ . Cette dernière est sélectionnée arbitrairement entre  $A_i$  et  $A_f$  de telle sorte que les commandes centrales déplacent le modèle de  $A_i$  vers une position intermédiaire alors que l'application de la gravité et les réactions de déformation des éléments l'amènent jusqu'à une position finale simulée ( $S_f$ ) qui devrait s'approcher de  $A_f$ . Cette première simulation permet de déterminer les variations des longueurs seuils des muscles qui sont utilisées pour le calcul des propriétés d'ISTRN de chaque ÉM, constituant ce qui est appelé la stratégie de

recrutement musculaire. Ces stratégies sont ensuite utilisées lors d'une seconde simulation où le mouvement est initié uniquement par le recrutement volontaire des ÉM en présence des forces de gravité alors que la seule condition limite est la fixation des nœuds du bassin.

Afin de gérer les non-linéarités du système, l'imposition des activations musculaires s'effectue en plusieurs incréments au cours desquels le système se stabilise à un état d'équilibre à la fin de chacun. Les forces introduites par le raccourcissement des ÉM ayant un ISTRN positif se traduisent par un déplacement du modèle et une partie de l'énergie est utilisée par le mécanisme de déformation des éléments près des sites d'attache. De plus, lors du mouvement les antagonistes (ISTRN négatif) subissent un étirement. Si la position d'équilibre finale implique qu'ils sont étirés au-delà de leur seuil, ils seront alors actifs conformément au principe du réflexe d'étirement (Beauséjour, 1999). La solution finale de la simulation permet d'obtenir une configuration  $S_f$  qui est comparée à la configuration  $A_f$ . Si l'adéquation entre ces deux dernières n'est pas satisfaisante, une autre configuration  $R_f$  est choisie et le cycle recommence jusqu'à l'obtention d'une adéquation acceptable. L'intégration de la modélisation des muscles et du contrôle neural dans le MÉF du tronc a été évaluée expérimentalement par des simulations d'inflexion latérale basée sur la comparaison des déplacements du MÉF et des commandes centrales avec les données cinématiques et les patrons d'activité EMG (Beauséjour et coll., 1999a; 1999b).

Les techniques de modélisation présentées dans cette section ont été développées dans le but de fournir des outils d'étude et de diagnostic permettant d'étudier différentes problématiques liées aux désordres du rachis et à leur traitement. D'autres modèles semblables ont été développés, basés sur des hypothèses différentes et en fonction d'applications biomédicales diverses, que ce soit au niveau de la modélisation du muscle ou du contrôle neural et sont résumés à la section suivante.



**Figure 1-16 : Algorithme utilisé pour la programmation des simulations d'inflexion latérale par activation volontaire des muscles selon des commandes centrales (Beauséjour, 1999)**

## 1.5 Modélisation du système neuro-musculo-squelettique

### 1.5.1 Modèles musculaires

Les modèles du muscle peuvent être classés en trois catégories. La plus simple représentation du muscle est un vecteur possédant une magnitude et une orientation et

qui présente peu d'intérêt pour la modélisation biomécanique, outre sa simplicité et sa facilité d'utilisation. Il existe également des modèles **biophysiques** représentant mathématiquement les réactions chimiques du couplage excitation-contraction, dont le plus important est le modèle de Huxley (Zahalak, 1990). Enfin, les modèles **phénoménologiques**, représentant le comportement mécanique du muscle par un ensemble de composantes élastiques et contractiles ou simplement par un ressort. Ces modèles sont les plus répandus et font l'objet de la présente revue.

Le premier modèle mécanique du muscle squelettique a été développé par Hill (1938) et de nombreuses variantes de ce modèle sont retrouvées dans la littérature (Zajac, 1989; Winters, 1990; Zahalak, 1992). Notamment, Zajac (1989) a repris le modèle de Hill pour proposer un modèle générique (paramétré) du muscle tenant compte de l'angle entre les fibres musculaires et le tendon. Ces modèles représentent la dynamique musculaire par des éléments viscoélastiques non-linéaires disposés en série et en parallèle avec un élément contractile dont le comportement est défini par des équations caractérisant les relations F-L et force-vitesse. Chen et Zeltzer (1992) ont proposé une implémentation du modèle de Zajac utilisant une méthode par éléments finis afin de modéliser, de façon volumique, les déformations du muscle liées à la contraction ainsi que celle dues à la gravité. Kojic et coll. (1998) ont aussi utilisé la méthode par éléments finis pour modéliser le comportement du muscle sur la base du modèle de Hill. Leur modèle intègre trois éléments contractiles non-linéaires en série et en parallèle dont le comportement est décrit par une fonction d'activation temporelle complexe. L'algorithme de simulation tient compte de la relation force-élongation non-linéaire et de la modification de la forme géométrique et reproduit le comportement mécanique complexe de la contraction musculaire. Ces modèles détaillés du muscle ont des structures complexes et nécessitent en entrée une valeur d'activation neurale obtenue par l'intermédiaire du modèle de Huxley ou de données EMG. D'ailleurs, leur intégration dans des modèles multi-muscles requière la détermination des paramètres physiologiques propres à chaque muscle, qui sont peu disponibles dans la littérature et

implique une charge de calcul considérable. Leur utilisation est justifiée lorsque l'objectif est d'étudier la fonction du muscle en dynamique mais ils se prêtent difficilement à la modélisation de systèmes multi-muscles comme le tronc (Winters, 1990). D'autre part, la majorité des modèles biomécaniques du tronc utilisent une approximation statique ou quasi-statique (Andersson et Winters, 1990).

Le modèle **mécanique** du type ressort, est basé sur les propriétés d'étirement du muscle. Ce type de représentation est principalement utilisé à l'intérieur des modèles neurophysiologiques de contrôle neural (section 1.5.3). Notamment, le modèle  $\lambda$  de Feldman (1986) propose une solution à la détermination de la force produite par un muscle basée sur caractérisation expérimentale du réflexe d'étirement. Selon ce modèle, une force est générée proportionnellement à la différence entre la longueur actuelle et la longueur seuil musculaire ( $\lambda$ ) pour le recrutement des motoneurones. Cette relation est estimée par une fonction exponentielle et inclut un terme relié à la section transverse du muscle. Beauséjour (1999) a intégré ce modèle à l'intérieur d'un modèle par éléments finis du tronc en approximant la relation F-L selon un comportement bilinéaire et de rigidité constante.

Gribble et coll. (1998) ont développé un modèle selon une variante du modèle de Zajac (1989) dont l'activation neurale est décrite par le modèle  $\lambda$ . Leurs travaux ont permis d'évaluer les paramètres d'une expression mathématique de la force en terme d'activation neurale, de rigidité passive et de capacité de génération de force. Cette fonction, basée sur les expérimentations de Feldman sur le coude (1966), s'exprime comme suit :

$$F = \rho[\exp(cA) - 1] \quad (1)$$

où  $\rho$  (N) est un paramètre relié au potentiel de génération de force spécifique à chaque muscle,  $c$  ( $\text{mm}^{-1}$ ) est un paramètre identique pour tous les muscles associé au gradient de

recrutement des motoneurones, et  $A$  (mm) définit l'activation musculaire selon le changement de longueur du muscle.

La valeur du paramètre  $c$  a été estimée par une technique de régression à partir des données F-L empiriques enregistrées par Feldman et Orlovsky (1972) et ils ont fixé sa valeur à  $0.112 \text{ mm}^{-1}$ , ce qui est similaire aux résultats de Feldman (1966). Le paramètre  $\rho$  varie en fonction de la PCSA du muscle et pour convertir les valeurs de PCSA en estimation du potentiel de génération de force ( $\text{N}/\text{mm}^2$ ), elles sont mises à l'échelle par un facteur  $k$ . Ce facteur est choisi de sorte que le comportement statique du modèle corresponde à ce que l'on retrouve dans la littérature (Gribble et coll., 1998).

### 1.5.2 Modèles du système musculo-squelettique du tronc

Les modèles du système musculo-squelettique du tronc représentent les structures et leur coordination à l'aide d'équations mathématiques. Dépendamment des objectifs de la modélisation, les structures du modèle sont représentées par des corps rigides ou déformables. Dans le premier cas, il s'agit d'un modèle **cinématique** à partir duquel il est possible d'étudier les mouvements et la coordination des structures. Par contre, l'utilisation de corps déformables permet, suivant la détermination des propriétés mécaniques, l'étude du comportement des structures au niveau des contraintes et des déformations. Cette modélisation **cinétique** est bien représentée par les MÉF et est employée par plusieurs chercheurs. L'utilisation de la méthode des éléments finis pour la modélisation du rachis est présentée en détail par Aubin (2000) alors que Beauséjour (1999) présente une revue critique de quatre MÉF intégrant les muscles. Il s'agit des modèles de Takashima et coll. (1979), Dietrich et coll. (1990), Stokes et coll. (1995) et de Keifer et coll. (1998). Ces modèles intègrent, à des niveaux de raffinement différents, les muscles et structures osséo-ligamentaires du tronc et utilisent des techniques tenant peu compte du contrôle neural pour la détermination des forces dans les muscles étant généralement associés à des approches par optimisation. De plus, ces derniers sont représentés comme des générateurs de force, sauf pour le modèle de Dietrich et coll. qui

utilisent un modèle volumique complexe basé sur une variante du modèle de Hill. Le modèle du tronc utilisé dans ce projet de maîtrise provient des travaux de Aubin et coll. (1995), Describes et coll. (1995), Gauvin (1996) et Beauséjour (1999) présentés dans la section 1.4.2.

### **1.5.3 Revue des modèles de contrôle neural**

Les mécanismes de production de mouvements physiologiques ne sont pas, à ce jour, complètement déterminés et de nombreuses approximations et hypothèses persistent dans les modèles notamment concernant le processus d'activation musculaire par le SNC, qui est à la base du contrôle moteur. Plusieurs modèles prédictifs ont été développés dans le but de déterminer la répartition des forces dans les muscles et donc de proposer des solutions aux problèmes de Bernstein. Il existe quatre principaux types de modèle : les approches par optimisation d'un critère physiologique, électromyographique (*EMG-driven*), neurophysiologique et par réseaux neuronaux.

#### **1.5.3.1 Modèles par optimisation**

Les approches par optimisation sont basées sur la formulation d'une fonction objective à optimiser. Celle-ci représente un critère physiologique hypothétique utilisé par le SNC afin de distribuer les forces entre les muscles et d'identifier la stratégie de recrutement. Les fonctions employées sont très diverses (Zajac et Winters, 1990) et certaines approches en combinent plusieurs (Chung et coll., 1999; Stokes, 1999). Hughes (2000) a comparé plusieurs critères d'optimisation dans le but de déterminer leur influence sur les résultats de prédiction des forces et des efforts et conclu qu'ils influent très peu sur les forces de compression au niveau des vertèbres. Les modèles les plus connus utilisent soit une fonction d'optimisation linéaire (Crowinshield, 1978; Schultz et coll., 1982) soit une fonction non-linéaire (Herzog, 1987; Han et coll. 1991) afin de prédire les forces musculaires agissant au niveau du tronc à partir du moment articulaire net déterminé à un niveau vertébral donné. Han et coll. (1991) ont proposé un modèle d'optimisation

employant une fonction objective non-linéaire pour la prédiction des forces dans les muscles et des contraintes du disque intervertébral au niveau L3/L4 lors de l'exécution de mouvement d'inflexion latérale et de flexion. Chung et coll. (1999) ont évalué la répartition des forces dans les muscles lors de la flexion et de la rotation (torsion) du tronc à partir d'un modèle révisé dans le but de considérer des tâches de levée de charge asymétrique. Utile pour l'étude de tâches motrices orientées vers un but et d'application facile pour l'étude de tâches industrielles, ce type de modèle prédit difficilement la coactivation de muscles antagonistes (Cholewicki et McGill, 1996). Le choix d'une fonction à optimiser implique également que le SNC utilise un critère précis et opère de façon optimale. Ainsi, ces modèles ne peuvent tenir compte de la variabilité de stratégie de recrutement inter-sujets (Zajac et Winters, 1990).

### **1.5.3.2 Modèles électromyographiques**

Afin de pallier aux limites de l'approche par optimisation, des modèles basés sur des analogies de nature biologique utilisant l'activité électromyographique (EMG) ont été développés. Cette approche repose sur la détermination d'une relation entre l'activité EMG d'un muscle et la force qu'il produit. Le groupe de McGill et coll. (1986) ont été les premiers à développer ce type de modèle nécessitant, pour la détermination des forces musculaires individuelles, l'activité EMG lors de tâches d'inflexion et des paramètres représentant la force passive, les relations F-L et F-V. Par la suite, plusieurs variantes ont été développées dans le but d'étudier les efforts sur le rachis lombaire dus au recrutement des muscles lors de tâches diverses (McGill, 1992; Gratana et coll., 1993, 1995; Cholewicki et coll., 1995; Maras et coll., 1995, 1997). Nussbaum et coll. (1998) ont repris les travaux effectués par Gratana et Marras afin d'élaborer un modèle de prédiction en incluant des paramètres basés uniquement sur la physiologie et sur l'invariabilité de certaines caractéristiques entre les sujets. La procédure de validation de cette approche à l'aide de mesure EMG est difficile et souvent contestée (Nussbaum et coll., 1998) car l'activité EMG sert justement à l'élaboration du modèle. De plus, la



validité du modèle repose sur la mesure d'un signal imparfait et dont l'analyse est complexe, sur la détermination de paramètres pour chacun des muscles, et enfin sur l'identification d'une relation force-EMG faisant l'objet de controverse (Ladin, 1990; Kleissen et coll., 1998; Nussbaum et coll., 1998). Une autre lacune de cette approche est qu'elle ne considère pas le phénomène de fatigue musculaire qui modifie la relation entre la force et l'activité EMG. Toutefois, des solutions à ce problème ont été proposées notamment par Sparto et Parnianpour (1999) qui ont intégré un paramètre décrivant la variation de la contrainte maximale du muscle en fonction du temps afin de tenir compte du changement de la capacité de production de force maximale de l'érecteur du rachis sous l'effet d'un cycle de fatigue.

### 1.5.3.3 Modèles neurophysiologiques

Selon Debra (1997), il existe trois théories du contrôle moteur. La théorie du réflexe, basée sur les travaux de Sherrington (1906), la théorie hiérarchique, basée sur les travaux de Green (1972) et la théorie du système dynamique basée sur les travaux de Bernstein (1967). Ces théories ont mené à l'élaboration de différents modèles du contrôle neural dont le plus connu est le type *feedback physiologique*. Ce dernier est bien représenté par les recherches entourant l'hypothèse du point d'équilibre, notamment le modèle  $\alpha$  de Bizzi (Bizzi et coll., 1984) et le modèle  $\lambda$  de Feldman (Feldman, 1986). Selon ces approches, les mouvements actifs seraient produits en déplaçant le point d'équilibre du système. Le modèle  $\lambda$  représente le muscle avec ses mécanismes centraux et réflexes par un ressort non-linéaire ayant une longueur seuil à partir de laquelle il est actif. Les principales différences entre les modèles  $\lambda$  et  $\alpha$  concernent l'absence de la notion du réflexe dans la formulation du modèle  $\alpha$  et la définition de l'activation neurale qui, pour le modèle  $\alpha$ , dépend de la rigidité du muscle alors que pour le modèle  $\lambda$  celle-ci dépend de la longueur seuil du réflexe d'étirement.

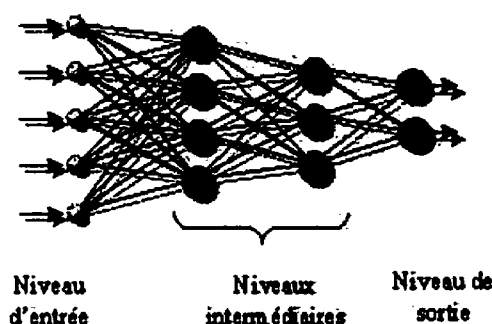
Le modèle de Feldman a été appliqué principalement à des modèles biomécaniques intégrant peu de DDL (Flanagan et coll., 1993; Mitnitski et coll., 1996; St-Onge et coll., 1997). Toutefois, de récents développements (Feldman et Levine, 1995; Feldman et coll., 1998) ont permis de généraliser les hypothèses de recrutement du modèle  $\lambda$  pour les systèmes multi-muscles et multi-articulations. Ainsi certaines applications plus complexes ont pu être développées en l'occurrence l'intégration du modèle  $\lambda$  dans un modèle par élément finis de la langue (Sanguineti et coll., 1997) et du tronc humain (Beauséjour, 1999). Cette dernière application a été présentée en détail à la section 1.4.3 puisqu'elle constitue la base de ce projet de maîtrise. Il s'agit d'une approche originale intégrant à la fois le comportement structural et le contrôle moteur du tronc. Toutefois, l'utilisation de ce modèle est complexe et nécessite la détermination d'un grand nombre de paramètres qui sont dépendant de plusieurs variables concernant le modèle biomécanique. De plus, la génération des commandes centrales repose sur un processus itératif heuristique long et fastidieux et les lois régissant le système sont difficiles à déterminer à partir d'une méthode explicite.

#### **1.5.3.4 Réseaux neuronaux**

Les modèles de contrôle neural présentés aux sections précédentes utilisent certaines hypothèses quant au fonctionnement du système nerveux puisque plusieurs principes n'ont pas encore été élucidés mais doivent être explicitement décrits dans le modèle. Cet obstacle majeur peut être contourné si on considère les techniques implicites d'apprentissage comme les réseaux neuronaux (RN) par exemple. De nombreux chercheurs ont tiré profit de la puissance de ces algorithmes afin de résoudre le problème de redondance et de contrôle des systèmes multi-muscles et multi-articulaires.

Un RN est un modèle mathématique typiquement composé d'unités interconnectées disposées en niveaux formant une architecture de traitement hautement parallèle (figure 1-17). La fonction de la synapse biologique est modélisée par un poids de connexion

modifiable qui est associé à chacune des connexions et le signal électrique dû à la dépolarisation du neurone est représenté par un niveau d'activation (Fausett, 1994). Chaque unité manipule, à l'aide d'un algorithme, le patron d'activité reçu pour le transformer en un signal de sortie. Pour ce faire, elle calcule l'activation en effectuant la somme pondérée des activités des unités du niveau précédent et transforme ensuite cette valeur par le biais d'une fonction d'activation afin d'obtenir une valeur de sortie qui est envoyée aux unités du niveau suivant.



**Figure 1-17 : Schéma d'un RN typique représentant la structure de connexion parallèle en projection vers l'avant (*feedforward*)**

Ce type de fonctionnement, où les activations sont projetées vers l'avant, caractérise une topologie *feedforward* analogue au système de contrôle en boucle ouverte (*open-loop*). Il existe aussi une topologie de type récurrente (*feedback*) permettant la modélisation des systèmes de contrôle en boucle fermée (*closed-loop*) (Patterson, 1996). Le processus d'apprentissage se déroule comme suit : une donnée d'entrée est fournie au réseau afin de calculer une valeur de sortie qui est ensuite comparée à la sortie désirée, un algorithme modifie les poids de connexion dans le but de minimiser l'erreur de prédiction, et le cycle recommence jusqu'à ce qu'un niveau d'erreur acceptable soit atteint. Selon Haykin (1994), les RN présentent les propriétés suivantes : 1) grand pouvoir prédictif, 2) ne nécessitent aucune hypothèse quant au comportement du système 3) s'adaptent aux changements et tolèrent les imperfections d'un signal et, 4) profitent de la non-linéarité du système. Les concepts généraux nécessaires à la

compréhension du fonctionnement des réseaux neuronaux sont également présentés en annexe.

L'une des premières applications des RN pour la modélisation du contrôle moteur vient du domaine de la robotique, qui à ce moment cherchait une technique de remplacement à l'algorithme de la dynamique inverse (Kawato et coll., 1987; Kent et coll., 1991). Ces applications concernent principalement le contrôle de bras robotisés et de « robots marcheurs » devant effectuer une tâche qui est modifiée de façon dynamique selon les conditions environnementales. De nombreux chercheurs ont par la suite employé les RN pour étudier les systèmes biologiques. Par exemple, Massone et Bizzi (1989) ont couplé un RN à un modèle mécanique du membre supérieur, représentant les muscles à l'aide de ressorts, pour simuler des tâches de pointage. D'autres chercheurs ont étudié la problématique de la redondance musculaire en étudiant les relations entre les signaux d'activité musculaire et des paramètres cinématiques et cinétiques (Koike et Kawato, 1995; Cheron et coll., 1996; Liu et coll., 1999) ou les relations inverses (Prentice et coll., 1998; Kim et Hooshang, 1998; Jonic et coll., 1999). Koike et Kawato (1995) ont utilisé un RN dynamique pour reconstruire les trajectoires cinématiques du bras à partir de l'activité EMG de dix muscles. Leurs résultats ont démontré que le maintien d'une posture et les mouvements complexes peuvent être reproduits à partir de signaux d'électrodes de surface. De plus, ils concluent que l'utilisation du RN permet l'évaluation des hypothèses du fonctionnement du SNC telle que la planification de trajectoires virtuelles. Cheron et coll. (1996) ont également développé un modèle basé sur un RN dynamique afin d'identifier la relation entre l'activité EMG et la cinématique du membre supérieur lors du dessin de figures et de produire des formes non-apprises. Suite à leurs expérimentations, ils suggèrent que les signaux EMG bruts sont largement représentatifs de la cinématique d'un membre et que l'analyse du comportement du RN permet de dissocier les commandes efférentes des signaux proprioceptifs. Liu et coll. (1999) ont utilisé une approche par RN afin de prédire les relations EMG-force à partir de données expérimentales acquises sur un modèle animal et conclu que les RN

constituent un outil puissant pour la modélisation des caractéristiques dynamiques de la contraction musculaire.

À l'inverse des trois applications précédentes, Prentice et coll. (1998) ont utilisé des patrons cinématiques enregistrés lors de la marche comme données d'entrée d'un RN simple afin de prédire les caractéristiques de l'activité EMG. Kim et Hemami (1998) ont utilisé des RN dynamiques afin de contrôler les mouvements en 3D du tronc à partir d'un modèle de deux segments rigides et six muscles. Leur modèle inclut des propriétés physiologiques telles que le réflexe d'étirement et les informations proprioceptives de *feedback* afin de pouvoir étudier les structures du SNC de systèmes biologiques. Jonic et coll. (1999) ont comparé trois techniques d'apprentissage pour la prédiction des patrons d'activation des muscles à partir des angles articulaires du genou et des forces de réaction au sol. Les modèles d'apprentissage testés sont un RN de type Perceptron multicouches (MLP, section A1.4.1), une technique utilisant la logique floue et un RN de type Fonction radiale de base (RBF, section A1.4.2) et la meilleure capacité de généralisation a été obtenue avec ce dernier. Les travaux de Sepulveda et coll. (1993, 1995, 1998) sur l'étude de la biomécanique de la marche et du contrôle moteur ont prouvé que les RN sont des outils adéquats pour la modélisation biomécanique et qu'ils constituent une solution de choix pour le développement d'un outil de réadaptation. Rosen et coll. (1999) ont comparé la performance de deux types de modèle musculaire sur la base de la prédiction des moments articulaires à partir de données cinématiques et de l'activité neuromusculaire. Ainsi, ils ont évalué la performance d'un modèle de Hill et d'un RN lors de leur intégration dans une orthèse myoélectrique et ont conclu que le RN avait une meilleure capacité de prédiction et qu'il s'avérait supérieur au modèle de Hill.

Toutes ces applications utilisent une approche dynamique, intègrent un nombre limité de muscles et de DDL. D'autre part, l'activité EMG est utilisée dans l'élaboration du modèle comme paramètre d'entrée alors qu'en fait, ce signal émerge des propriétés du

système et est conséquent à l'exécution d'une tâche motrice. Certains chercheurs (Dornay et Sanger, 1993; Lan, 1997) utilisant un modèle de contrôle neural basé sur l'hypothèse du point d'équilibre de Feldman (1986) ont intégré un RN afin de prédire les commandes motrices pour le mouvement d'un modèle du membre supérieur. Dans le modèle de Dornay et Sanger (1993), le RN prédit les commandes motrices à partir de coordonnées cartésiennes 2D décrivant le mouvement à simuler. Lukashin et coll. (1996) ont modélisé les muscles selon le modèle  $\lambda$  de Feldman et utilisent un RN afin de reproduire les données expérimentales caractéristiques de la rigidité du membre supérieur humain. Lan (1997) soulève la problématique concernant la détermination des stratégies de recrutement en fonction de la trajectoire et propose d'utiliser les propriétés biomécaniques des muscles telles que décrites par l'hypothèse du point d'équilibre. Ainsi un RN effectue la conversion des commandes centrales en valeur d'activation pour chaque muscle du modèle, tout en limitant les efforts musculaires à un minimum à l'aide d'une technique d'optimisation.

Nussbaum et coll. (1995, 1996, 1997) ont utilisé les RN pour la prédiction des moments articulaires statiques et du degré d'activation des muscles du tronc au niveau L3/L4. Le modèle développé en 1997 a la particularité de ne pas utiliser de données EMG et utilise la valeur de sortie des unités d'un niveau intermédiaire pour déterminer le niveau d'activation dans chaque muscle. Il s'agit toutefois d'un modèle du tronc purement analytique ne tenant pas compte de la variabilité inter-sujet et qui nécessite la détermination de paramètres différents pour chaque posture analysée. Dans le but d'étudier la génération du mouvement par le SNC, Kim et Hemami (1998) ont utilisé un modèle biomécanique simplifié du tronc (corps rigides) incluant six muscles dont les signaux d'activation sont générés à partir d'un RN.

Les applications énumérées ci-dessus emploient les RN comme outil de prédiction afin de modéliser le contrôle moteur. Les RN peuvent également servir pour la classification et plusieurs chercheurs ont utilisé cette propriété pour développer des outils de

diagnostic des désordres du rachis. Par exemple, Jaremko et coll. (1999) ont utilisé un RN dans le but de déterminer la déformation du rachis à partir de la géométrie externe de sujets scoliotiques. D'autre part, Bishop et coll. (1997) se sont intéressés aux RN afin de déterminer les caractéristiques spécifiques des mouvements du tronc associées à différentes catégories de lombalgies. Ils obtiennent des résultats satisfaisants et concluent que la signature cinématique du mouvement de sujets lombalgiques est un indicateur adéquat pour le diagnostic. Sur la base des travaux de Bishop, Magnusson et coll. (1998) ont utilisé un RN dans le but d'évaluer si un programme de réadaptation modifiait les caractéristiques du mouvement de sujets atteints d'une lombalgie chronique. Enfin, Chen et coll. (2000) ont développé un outil de prédiction des risques reliés aux troubles musculo-squelettiques. Cet outil est basé sur un RN effectuant une classification de tâches industrielles en fonction du niveau de risque de lombalgie.

#### **1.5.4 Étude des stratégies de recrutement**

Les modèles biomécaniques intégrant les muscles et le contrôle neural présentés dans la revue ont été développés dans des buts précis. Ainsi, plusieurs chercheurs se sont intéressés à l'étude des stratégies de recrutement musculaire et de leurs effets sur les structures oséo-ligamentaires. Par exemple, Reuber et coll.(1983) ont étudié l'activité EMG mesurée chez des patients scoliotiques lors d'exercices isométriques. Larivière et coll. (2000) ont effectué le même genre d'étude de l'activité EMG mais chez des sujets lombalgiques et ont proposé une technique de classification pour détecter les différentes caractéristiques (Larivière et coll., 2000). Ce genre d'expérimentation permet d'évaluer, à partir de données expérimentales, s'il existe des différences de stratégie de recrutement mais ne fournit aucun renseignement sur l'action individuelle des muscles en défauts ainsi que leurs effets sur la coordination des différents segments qu'ils traversent. Gardner-Morse et Stokes (1995, 1998) ont utilisé un modèle biomécanique du tronc intégrant une approche d'optimisation afin d'évaluer le rôle des muscles et de la co-activation dans la stabilité de la colonne lombaire. De façon comparable, Kong et coll.

(1996) ont étudié, avec un MÉF des vertèbres L3-L5, les effets sur le rachis lombaire de dysfonctions musculaires. Kiefer et coll (1998) ont étudié le rôle des muscles dans la stabilisation du tronc à partir d'un MÉF intégrant les muscles comme des générateurs de force et résolvent l'indétermination du système à l'aide d'une technique d'optimisation. Ainsi, ils suggèrent que les muscles avec des insertions sur les vertèbres lombaires ont une grande importance pour accroître la stabilité et qu'une perturbation de la coordination de ces muscles pourrait causer des troubles de maux de dos.

Deitrich et coll. (1990) ont également étudié les mécanismes de la stabilité du tronc à l'aide d'un MÉF dans lequel la détermination des forces musculaires est basée sur une technique d'optimisation. À partir de simulation de commandes motrices asymétriques, ils suggèrent que la cause de la scoliose idiopathique proviendrait d'une perte de stabilité provoquée par un fonctionnement incorrect du système musculaire au niveau local. D'autre part, Zajac (1993) propose d'utiliser une technique de modélisation basée sur la *théorie du contrôle optimal* afin d'étudier une variété de tâches motrices et d'élucider les principes de coordination des muscles. L'application de cette théorie pour l'étude du saut en hauteur a permis de fournir des informations utiles sur la biomécanique du saut et des stratégies de recrutement.

### **1.6 Résumé de la problématique et objectifs du projet**

La revue des travaux reliés à la modélisation du système neuro-musculo-squelettique du tronc a permis de relever et de comparer les nombreuses méthodes proposées dans la littérature selon leurs avantages et inconvénients. Le tronc est composé de structures interagissant entre elles et dont l'équilibre du comportement peut être perturbé de plusieurs façons. Le système neuromusculaire, responsable du maintien de cet équilibre, a fait l'objet de nombreux travaux de modélisation autant au niveau du mécanisme de contraction et de recrutement des muscles qu'au niveau de la redondance et des caractéristiques des stratégies de recrutement. Les modèles développés ont permis



d'étudier plusieurs troubles musculo-squelettiques du rachis, comme la scoliose idiopathique et les lombalgies.

Ces désordres du rachis présentent des caractéristiques particulières au niveau des patrons d'activité EMG et des patrons cinématiques lorsqu'ils sont étudiés chez des sujets effectuant des tâches motrices. Les techniques d'analyses expérimentales sont souvent invasives et se prêtent difficilement à l'investigation de l'effet de ces patrons caractéristiques sur le comportement biomécanique. De nombreux outils de simulation ont été développés à cette fin mais peu intègrent à la fois le comportement structural et neurophysiologique du contrôle moteur.

Le modèle neuro-musculo-squelettique du tronc développé par les chercheurs du Centre de recherche de l'hôpital Sainte-Justine et de l'Institut de génie biomédical de l'École Polytechnique de Montréal procure un outil d'étude et de diagnostic permettant d'étudier différentes problématiques reliées aux désordres du rachis et à leur traitement. Dans ce modèle, le muscle est représenté par un ressort dont les propriétés sont basées sur la formulation du modèle  $\lambda$ . L'approximation du comportement mécanique utilisée ne permet pas de reproduire certaines caractéristiques importantes observées expérimentalement lors de l'étirement d'un muscle. D'autres modèles musculaires ont été développés lesquels, en général, représentent de façon complexe le phénomène de contraction et sont donc peu adéquats pour le type d'application envisagé.

D'autre part, la modélisation du contrôle neural selon le modèle  $\lambda$  et le principe de correspondance biomécanique présente une solution originale à la redondance du système neuromusculaire et est basée sur des principes physiologiques. Toutefois, son processus d'utilisation est complexe et laborieux lorsqu'on considère un système multi-muscles et multi-articulaires comme le tronc et nécessite de nombreuses expérimentations pour la connaissance du comportement du modèle biomécanique. Des solutions diverses au problème de redondance ont été élaborées mais tous nécessitent l'enregistrement de l'activité EMG et sont basées sur l'hypothèse que cette activité EMG est

programmée par le SNC. Des RN ont été proposés comme solutions basées sur leur capacité à modéliser des systèmes non-linéaires à partir d'informations implicites. Le caractère non-physiologique de ces approches est la source des principales critiques et, par conséquent, certains chercheurs ont tenté d'introduire les principes de l'hypothèse du point d'équilibre dans la formulation des RN afin d'étudier le fonctionnement du SNC. Considérant les faits ci-dessus quant à la modélisation du système neuro-musculo-squelettique et à l'étude des troubles musculo-squelettiques, l'objectif général de ce projet de maîtrise consiste globalement à développer une modélisation du contrôle neural afin d'étudier des troubles musculo-squelettiques.

Les objectifs spécifiques visent à :

- 1- Raffiner la modélisation du comportement mécanique des muscles du modèle par ÉF;
- 2- Étudier les caractéristiques des stratégies de recrutement musculaire et du processus de génération des commandes motrices obtenues des simulations de mouvement volontaire chez des sujets sains et pathologiques;
- 3- Intégrer au modèle biomécanique du tronc une technique d'apprentissage supervisée pour la prédiction des commandes centrales nécessaires aux simulations de mouvements volontaires.

Les chapitres qui suivent porteront sur les travaux qui ont été entrepris afin de rencontrer chacun des objectifs spécifiques.

## **CHAPITRE 2 - RAFFINEMENT DE LA MODÉLISATION PAR ÉLÉMENTS FINIS DES MUSCLES**

Ce chapitre présente les travaux effectués dans le cadre du raffinement du MÉF suite aux recommandations présentées dans Beauséjour (1999) faisant état de l'importance de tenir compte du comportement mécanique non-linéaire et des propriétés physiologiques retrouvées dans la littérature pour la modélisation des muscles. En effet, afin d'évaluer la faisabilité d'intégrer une modélisation neuromusculaire dans le modèle biomécanique du tronc, il avait été jugé adéquat d'utiliser un modèle simple et nécessitant peu de paramètres à déterminer pour décrire le comportement d'un muscle lors de son activation. L'approximation de la relation force-longueur (F-L) selon une courbe bilinéaire avec la partie active de raideur constante conduit à une rigidité active constante de 100 MPa. Une conséquence directe de cette approximation est l'absence de gradation de force développée en fonction de l'étirement du muscle. Les modèles phénoménologiques basés sur le modèle de Hill (1938) représentent bien ce phénomène mais sont inadéquats si on considère une approximation statique du mouvement car ils sont en général complexes et mieux adaptés aux études dynamiques (Winters, 1990). Un modèle plus simple défini uniquement à partir des propriétés de rigidité et contrainte maximale est difficile à intégrer dans un modèle du tronc car les muscles du rachis, en grand nombre, sont l'objet de nombreuses synergies et il est difficile d'isoler le comportement de chacun comme il a été effectué lors d'expérimentations sur le coude (Feldman, 1966). Toutefois, dans le cadre d'une étude des signaux de contrôle nécessaires aux mouvements du bras, Gribble et coll. (1998) ont proposé un modèle mathématique pour la production de la force musculaire pouvant être généralisé à tous les muscles. Basé sur ces considérations, l'objectif de la première étape du présent projet est de raffiner la modélisation actuelle des muscles et d'évaluer son intégration dans le MÉF.

## **2.1 Méthodologie du raffinement de la modélisation des muscles**

La solution proposée pour le raffinement est basée sur l'approche de modélisation actuelle et intègre le comportement non-linéaire mesuré expérimentalement afin d'obtenir l'augmentation de la rigidité en fonction du niveau d'activation musculaire et donc d'une gradation de la force.

Une étude préliminaire a d'abord été réalisée afin d'évaluer la possibilité d'utiliser quelques éléments disponibles du logiciel ANSYS (LINK8, COMBIN39 et LINK10). Les premiers essais, réalisés dans le cadre d'un projet de fin d'études (Couillard, 1999), ont été effectués avec les éléments LINK8 (ressort linéaire) et COMBIN39 (ressort multilinéaire) mais des problèmes d'ajustement des propriétés mécaniques et du déplacement des longueurs seuils ont été rencontrés. Par la suite, diverses combinaisons d'éléments LINK10 (ressort bilinéaire en tension seulement) disposés en série et en parallèle ont été élaborées afin de reprendre le concept du modèle de Hill et d'obtenir un comportement multilinéaire. L'obtention de résultats non-concluants en raison du problème de la définition de la rigidité et des aires de section transverse pour chaque entité formant le modèle a nécessité la recherche d'une approche différente.

La revue des travaux de modélisation du muscle selon le modèle  $\lambda$  a permis de trouver une solution dans les travaux de Gribble et coll. (1998). Il s'agissait ensuite de trouver une façon d'intégrer cette solution à la définition de la courbe F-L de l'élément LINK10 de telle sorte qu'il soit possible de modifier la propriété de rigidité au cours du processus de simulation d'un mouvement volontaire.

### **2.1.1 Intégration du modèle musculaire de Gribble et coll.**

La section 1.5.1 de la revue de littérature rapporte les travaux de Gribble et coll. (1998) sur la modélisation du muscle à l'aide du modèle  $\lambda$  de Feldman. Pour une approximation quasi-statique, l'activation musculaire  $A$  est proportionnelle à la différence entre la

longueur actuelle du muscle ( $l$ ) et la longueur seuil ( $\lambda$ ) spécifiée via les commandes centrales selon  $A = (l - \lambda)^+$  ( $A = 0$  si la différence est négative). En intégrant la définition des termes  $A$ ,  $c$  et  $\rho$  (section 1.5.1), l'équation (1) basée sur des résultats expérimentaux devient donc :

$$F = (k * PCSA) \{ \exp[0.112 * (l - \lambda)^+] - 1 \} \quad (2)$$

L'équation (2) a été adaptée au modèle musculaire de Beauséjour (1999) via le paramétrage de la rigidité. Le module de Young ( $E$ ) d'un élément-muscle (ÉM) a été calculé à partir de l'équation  $E = \sigma / \varepsilon$ , où  $\sigma$  est la contrainte et  $\varepsilon$  est la déformation relative. Ainsi, l'équation définissant la contrainte dans un ÉM  $j$  à partir de l'équation 2 est :

$$\sigma_j = \frac{F_j}{PCSA_j} = (k) \left( \exp(0.112 * (l_j - \lambda_j)^+) - 1 \right) \quad (3)$$

alors que l'équation de la déformation de cet ÉM  $j$  est :

$$\varepsilon_j = \frac{\delta_j}{L_0} = \frac{L_j - L_{0,j}}{L_{0,j}} \quad (4)$$

où  $L_j$  est la longueur de l'ÉM déformé et  $L_{0,j}$  est la longueur initiale au repos. Cette dernière équation a été redéfinie en fonction des propriétés de recrutement (comme à la section 1.4.3.3) pour qu'il soit possible de paramétrer le calcul de la rigidité (module de Young) en fonction des signaux d'activation musculaire. Ainsi la propriété de seuil de recrutement des muscles, les variables  $\lambda$ , correspond à la transition entre les états actif et inactif de l'élément spécifiée par l'ISTRN ( $L_0 = \lambda$ ). D'autre part, pour spécifier les commandes motrices, la propriété de déformation ISTRN a été redéfinie en terme des seuils  $\lambda$  de recrutement à la configuration initial ( $\lambda^i$ ) et finale ( $\lambda^f$ ) selon l'équation :

$$\text{ISTRN}_j = \frac{\lambda_j^i - \lambda_j^f}{\lambda_j^i} \quad (5)$$

Cette propriété de déformation ainsi redéfinie a été intégrée dans le calcul du module de rigidité de façon à paramétrer sa définition en terme d'ISTRN selon l'équation :

$$E_j^n = \frac{\sigma_j^n}{\varepsilon_j^n} = \frac{(k)(\exp(0.112 * (\varepsilon_j^n * L_{0,j}^i)^n) - 1)}{\varepsilon_j^n} = \frac{(k)(\exp(0.112 * (\text{ISTRN}_j^n * \lambda_j^i)^n) - 1)}{\text{ISTRN}_j^n} \quad (6)$$

L'équation (6) montre que le module de rigidité d'un ÉM  $j$  peut être calculé en fonction de son niveau d'activation (ISTRN) spécifié à un incrément de chargement  $n$ . Il est donc possible à partir de cette équation de déterminer la rigidité de chacun des faisceaux musculaires à partir de variables déjà spécifiées. La commande de changement des propriétés *MPCHG* (*material properties change*) de ANSYS a été utilisée afin de modifier en cours de simulation les propriétés mécaniques d'un élément telles que le module de Young. Par conséquent, cette commande est utilisée lors de la simulation pour définir un module de Young pour chacun des ÉM et ceux-ci sont redéfinis à chaque incrément des niveaux d'activation.

### 2.1.2 Évaluation du comportement mécanique d'un élément-muscle

Afin de vérifier si le raffinement introduit dans le modèle musculaire représente adéquatement le comportement mécanique non-linéaire, des simulations de contractions isométriques ont été effectuées avec cinq ÉM de morphologies différentes (multifidus thoracique, iliocostalis lumborum pars thoracis, rectus abdominis, psoas et obliquus externus). Ces simulations se sont déroulées de la façon suivante : (1) les ÉM ont été générés selon leurs propriétés géométriques et les extrémités ont été contraintes à un déplacement nul; (2) des activations neurales devant produire des changements de longueur de 5, 10 et 25% ont ensuite été successivement imposées pour stimuler le

recrutement volontaire des ÉM avec le modèle bilinéaire de Beauséjour (1999) (modèle original); (3) les mêmes simulations ont été reprises mais cette fois en incluant le raffinement et en adoptant une valeur de  $k$  identique à celle utilisée lors des travaux de Gribble et coll. (1998) soit  $1 \text{ N/cm}^2$  ( $0.01 \text{ N/mm}^2$ ) et, (4) les paramètres de force et de contrainte dans les ÉM ont été analysés afin d'évaluer et comparer le comportement non-linéaire avec le comportement bilinéaire et les valeurs de contrainte maximale et de rigidité avec celles retrouvées dans la littérature.

### **2.1.3 Évaluation du comportement global du modèle du tronc**

L'intégration du raffinement de la modélisation des muscles dans le MÉF du tronc requiert au préalable une étape d'ajustement de la rigidité du modèle musculaire. Ainsi, le paramètre de mise à l'échelle  $k$  a été estimé à partir d'une analyse de sensibilité au cours de laquelle des simulations de mouvements ont été effectuées avec différentes valeurs de  $k$  dans la formulation de l'équation 6. Les simulations ont été exécutées avec un MÉF personnalisé à la géométrie d'un sujet sain et dont les données cinématiques de mouvements d'inflexion latérale et de flexion provenaient des expérimentations de Beauséjour (1999). La procédure de simulation (voir section 1.4.3.4) consiste à déterminer six configurations  $R_f$  correspondant à trois mouvements uniplanaires d'inflexion latérale et de flexion d'environ 10, 20 et 30 degrés d'amplitude. Ces stratégies de recrutement ont été imposées au MÉF lors de simulations de type volontaire où le déplacement du modèle est causé uniquement par le recrutement actif des ÉM et les chargements externes. Une première série de simulations a été réalisée avec la formulation originale du modèle musculaire. Ensuite, les mêmes simulations ont été répétées en intégrant cette fois le raffinement et en modifiant uniquement la valeur du paramètre  $k$  pour chaque série de flexions et d'inflexions latérales. Des valeurs de  $k$  de 0.1, 1, 2, 5, 10 et  $100 \text{ N/cm}^2$  ont été utilisées pour le recalage. Cette procédure a nécessité un total de 42 simulations de mouvements volontaires.

Pour l'analyse des résultats, des paramètres ont été obtenus directement de ANSYS suite à chacune des simulations. Ces paramètres sont calculés en fonction d'un système de référence global (cartésien) dont l'origine est située au centre de la vertèbre L5 et l'axe  $x$  positif vers l'avant,  $y$  positif vers la gauche et  $z$  positif vers le haut. Ainsi, l'amplitude de déplacement des centroïdes des corps vertébraux (distance 3D entre la position initiale et finale), les contraintes axiales dans les ÉM, les rotations intervertébrales (en  $x$ ,  $y$ , et  $z$ , avec origine du système d'axe local au centre de la vertèbre) et les contraintes axiales dans les disques intervertébraux ont été choisies comme paramètres d'analyse pour l'évaluation et la comparaison des séries de simulations avec le modèle original et avec le raffinement. Pour la détermination de la valeur de  $k$ , seuls les deux premiers paramètres ont été utilisés, les autres servant uniquement pour la comparaison du comportement global du modèle du tronc. Ainsi, ces derniers ont été comptabilisés uniquement pour les simulations intégrant le raffinement avec la valeur de  $k$  finale. Par conséquent, les déplacements des vertèbres et les contraintes dans les muscles ne sont pas utilisés pour la comparaison du comportement global car ils ont été utilisés lors de l'ajustement du modèle musculaire et pourraient ainsi introduire un biais. Ainsi la correspondance entre les configurations  $S_f$  obtenues des simulations avec le modèle original et avec le raffinement a été évaluée à partir d'un indice d'adéquation (IA) adapté des travaux de Describes (1995) et repris de Beauséjour (1999). Cet indice permet de quantifier la correspondance entre deux géométries selon l'équation :

$$I.A. = \left\{ 1 - \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{\psi_i}{\phi_i} \right) \right] \right\} * 100\%$$

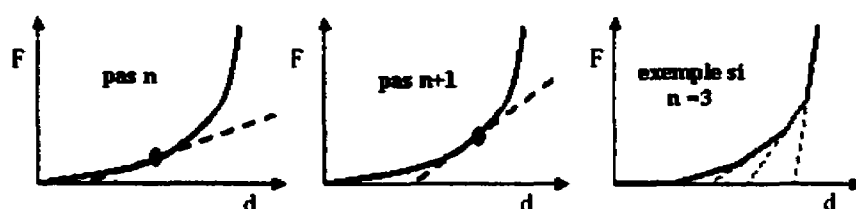
où  $\psi_i$  est la distance 3D entre les configurations  $S_f$  obtenues avec et sans le raffinement pour les vertèbres  $i$  ( $i = T1$  à  $L5$ ;  $N = 17$ ) et  $\phi_i$  est la distance 3D entre les configurations  $A_i$  et  $S_f$  obtenues sans le raffinement pour les vertèbres  $i$  ( $i = T1$  à  $L5$ ;  $N = 17$ ). Les contraintes axiales dans les ÉM sont quant à elles comparées de façon qualitative avec les valeurs trouvées dans la littérature. Afin de diminuer la quantité de données à



analyser et de faciliter leur présentation, seulement cinq ÉM représentatifs ont été choisis pour l'analyse des contraintes. Pour les rotations intervertébrales et les contraintes dans les disques, seuls les segments T10-T11, T12-L1 et L3-L4 ont été considérés, choix effectué en fonction de leur importance biomécanique (section 1.1.1). Enfin, les forces dans les ÉM obtenues en sortie du logiciel ANSYS sont comparées qualitativement afin de déterminer quels muscles ont des faisceaux actifs et inactifs à l'équilibre final.

## 2.2 Résultats et discussion

L'intégration du raffinement à la définition de la relation F-L de l'élément LINK10 modifie le comportement bilinéaire en une approximation multilinéaire. En effet, à chaque pas de chargement de la simulation correspond un point sur la courbe expérimentale dont la tangente décrit la portion active de la courbe de l'élément LINK10 (figure 2-1).

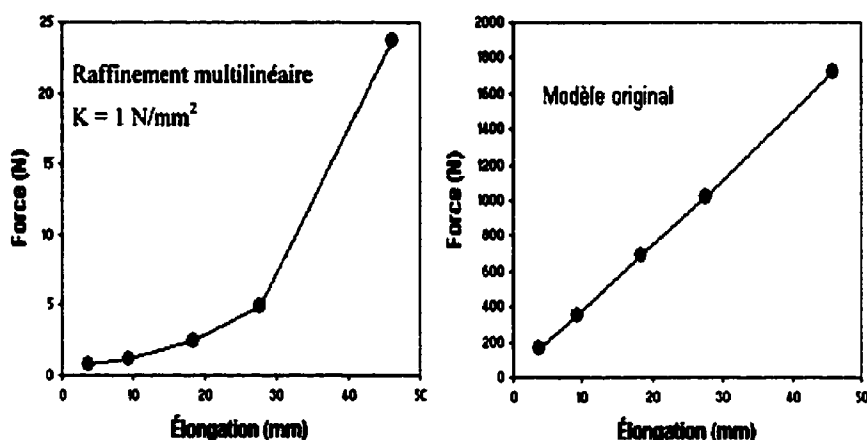


**Figure 2-1 : Schéma représentant la définition des propriétés de raideur de l'élément LINK10 selon l'approche multilinéaire**

### 2.2.1 Résultats de l'évaluation du comportement mécanique d'un élément-muscle

La comparaison des résultats des contractions isométriques du modèle original et avec le raffinement permet de déterminer que le raffinement introduit représente adéquatement le comportement mécanique non-linéaire. La figure 2-2 présente graphiquement les forces développées par un ÉM à différents niveaux d'activation et permet de confirmer l'introduction du comportement non-linéaire tel que mesuré expérimentalement. On peut

remarquer que pour une élongation identique, la force générée par le modèle bilinéaire est environ deux ordres de grandeur (100 fois) plus grande.



**Figure 2-2 : Graphiques des relations force-élongation simulées à partir de la modélisation originale et la modélisation avec le raffinement**

Les forces ( $F$  en Newton) et les contraintes axiales ( $\sigma$  en MPa) résultantes des simulations de contractions isométriques sont présentées au tableau 2-1. Pour les cinq ÉM modélisés selon l'approche multilinéaire, les modules de Young des ÉM ont été recalculés en fonction du niveau de déformation pour chaque essai alors qu'un module de 100 MPa est utilisé pour tous les ÉM dans le modèle original.

**Tableau 2-1 : Résultats des simulations de contractions isométriques avec le modèle musculaire original bilinéaire et le raffinement multilinéaire**

		475	5	950	10	2375	25
		275	5	550	10	1375	25
		440	5	880	10	2200	25
		345	5	690	10	1725	25
		1259	5	2517	10	6293	25
	1.0	0.01	2.9	0.03	30.6	0.32	
	2.4	0.04	15.5	0.28	251.8	4.64	
	0.6	0.01	1.6	0.02	11.0	0.13	
	1.2	0.02	4.7	0.07	118.5	1.72	
	5.7	0.02	24.2	0.10	923.7	3.67	

Pour les trois niveaux d'activation (5, 10 et 25% d'élongation), les forces obtenues des simulations avec l'approche multilinéaire sont nettement inférieures. Les résultats obtenus des simulations de contractions isométriques sont en accord avec les résultats de Yamada (1970). Selon ses résultats, une élongation du muscle rectus abdominis de 25 % par exemple correspond à une contrainte d'environ 0.15 MPa. Si on compare avec les résultats de simulations du tableau 2-1 pour une même élongation des ÉM psoas et rectus abdominis (aire de section transverse comparable), les contraintes sont respectivement de 0.13 et 0.32 MPa. De plus, avec le raffinement, les contraintes dans les ÉM varient de façon non-linéaire en fonction de l'élongation et sont différentes pour tous les muscles. Zajac et Winters (1990) mentionnent que la contrainte maximale est située entre 0.2 et 0.5 MPa et que la force maximale d'un muscle peut être estimée par le produit de cette contrainte maximale et de l'aire de section transverse. Dans le cas des cinq faisceaux considérés lors de la présente évaluation, les forces maximales développées seraient situées entre 28 et 125 N ce qui est comparable aux résultats obtenus. Les résultats avec l'approche multilinéaire montrent également quelques valeurs qui semblent très grandes par rapport aux autres. Ceci peut être expliqué par l'approximation exponentielle de la relation F-L qui est très influencée par les grandes élongations des faisceaux de grande taille.

Certaines précautions sont à considérer lorsqu'on compare les résultats de simulations par rapport aux données expérimentales, notamment parce que les conditions d'expérimentation sont différentes et parce que le processus de mesure en lui-même perturbe l'état initial du système analysé. Il est aussi difficile de comparer les résultats obtenus pour la modélisation en faisceau avec des données enregistrées pour un muscle entier. Les forces prédites par le modèle sont également sur-évaluées puisqu'elles dépendent aussi de la vitesse de changement de longueur. Ainsi, l'équation 1 reliant la force à des paramètres statiques peut être modifiée afin de tenir compte des paramètres dynamiques telles les délais réflexes, la vitesse et un paramètre d'amortissement selon des mécanismes de proprioceptions qui spécifie la dépendance des longueurs seuils en

fonction de la vitesse. Enfin, ce genre d'évaluation ponctuelle du comportement mécanique des ÉM néglige les efforts d'interactions entre les faisceaux et par conséquent, une analyse du comportement du modèle global du tronc est présentée ci-dessous.

### **2.2.2 Résultats de l'analyse de sensibilité et de l'évaluation du comportement du modèle**

Le choix de la valeur  $k$  a été basé sur la meilleure cohérence (comparaison qualitative) des résultats entre les simulations avec le modèle original et avec le raffinement. Selon Schultz et coll. (1983) et McGill et coll. (1996) le déplacement des vertèbres reflète adéquatement la mobilité globale du tronc. D'autre part, selon Zajac (1989) les contraintes axiales dans les ÉM représentent une approximation de l'énergie du système, conséquence du niveau de rigidité générée par leur activation.

Les résultats de l'analyse de sensibilité en fonction de la mobilité du MÉF sont résumés au tableau 2-2 sous forme d'indice d'adéquation entre les positions finales obtenues des simulations avec le modèle original et avec le raffinement. La première colonne nommée « imposé » réfère aux déplacements de la vertèbre T1 à la configuration  $R_f$  choisie entre  $A_i$  et  $A_f$  pour des amplitudes de mouvement de 10, 20 et 30°. Les résultats présentés sont les déplacements 3D de T1 avec entre parenthèse le pourcentage d'adéquation entre les résultats de l'approche bilinéaire et multilinéaire. Les cases vides (--) indiquent que les résultats des simulations ne concordent pas avec les principes énumérés aux sections 1.4.3.1 et 1.4.3.4 stipulants que la position du corps pour une configuration  $R_f$  est intermédiaire à  $A_f$ .

Pour le mouvement d'inflexion, les résultats démontrent que seuls les valeurs de  $k$  de 5, 10 et 100 N/cm<sup>2</sup> produisent un potentiel de génération de force suffisant pour permettre aux muscles de conduire le modèle du tronc à une position  $S_f > R_f$ . La meilleure adéquation avec les résultats du modèle bilinéaire est obtenue pour une valeur du facteur

$k$  égale à  $5 \text{ N/cm}^2$ . Dans le cas des flexions, il a été impossible de représenter adéquatement le mouvement à partir de l'approche bilinéaire parce que le modèle n'était pas en mesure de simuler l'atteinte d'une configuration  $S_f$  plus loin que la configuration correspondant à  $R_f$ . Ce problème a été soulevé par Beauséjour (2000) et peut être expliqué par le fait que tous les muscles ne sont pas modélisés et qu'un grand nombre de faisceaux (120 sur 160) sont situés dans le plan postérieur du modèle. Ainsi, ces muscles antagonistes (tous avec  $E = 100 \text{ Mpa}$ ) au mouvement de flexion génèreraient une rigidité globale trop grande par rapport au potentiel des muscles agonistes en nombre plus faible. Cela démontre donc la pertinence d'ajuster les rigidités en fonction des propriétés des ÉM afin de mieux répartir la rigidité des muscles des plans antérieur et postérieur. Les résultats avec l'approche multilinéaire corroborent cette hypothèse puisque le choix d'un facteur  $k$  de  $100 \text{ N/cm}^2$  ne permet pas de simuler adéquatement la flexion. Par conséquent, aucun IA n'est indiquée puisque la comparaison avec les résultats de Beauséjour n'est pas possible comme il a été le cas pour le mouvement d'inflexion. En considérant les résultats pour les deux mouvements, seuls les facteurs de 5 et 10 permettent d'obtenir des amplitudes comparables aux résultats de Beauséjour (1999) et de simuler la flexion conformément au principe du modèle de control neural.

**Tableau 2-2 : Mobilité du modèle du tronc selon l'utilisation du modèle musculaire original ou avec le raffinement pour différentes valeurs de  $k$ . Les valeurs correspondent au déplacement 3D en mm de la vertèbre T1 et à l'indice d'adéquation entre parenthèse**

76.1	-(33)	-(35)	-(44)	63.5 (87)	68.9 (74)	73.3 (69)
157.8	-(29)	-(31)	-(51)	145.8 (84)	169.5 (83)	181.7 (75)
229.4	-(19)	195.2 (57)	202.3 (69)	226.6 (89)	254.3 (81)	260.1 (72)
-	44.5	44.9	47.1	49.4	58.4	-
-	95.6	97.1	98.5	99.4	107.6	-
-	148.7	155.4	162.4	169.9	171.7	-

L'analyse des résultats des contraintes axiales dans cinq ÉM (tableau 2-3) permet de déterminer que les niveaux de contrainte avec le facteur  $k = 10 \text{ N/cm}^2$  sont semblables à ceux obtenus par Beauséjour (1999) et qu'ils se situent à l'intérieur de la plage de contraintes maximales d'un muscle de 0.2 à 0.65 MPa retrouvée dans la littérature (Yamada, 1970; Fung, 1981; Zajac et Winters, 1990). Compte tenu des résultats de cette analyse de sensibilité la valeur de  $k$  est fixée à  $10 \text{ N/cm}^2$ .

**Tableau 2-3 : Contraintes axiales (MPa) dans cinq éléments-muscles lors des simulations avec le modèle original et le modèle multilinéaire selon différentes valeur de  $k$  ( $\text{N/cm}^2$ )**

	100	200	300	400	500	1000
0.432	0.005	0.016	0.054	0.107	0.229	3.21
0.568	0.012	0.02	0.076	0.155	0.349	5.12
0.255	0.001	0.004	0.021	0.089	0.199	3.54
0.614	0.025	0.031	0.078	0.168	0.356	5.98
0.447	0.008	0.011	0.068	0.158	0.314	4.96
0.464	0.009	0.058	0.089	0.169	0.299	4.12
0.588	0.015	0.087	0.104	0.219	0.389	5.79
0.274	0.003	0.012	0.065	0.146	0.225	4.18
0.645	0.028	0.056	0.123	0.255	0.403	6.45
0.469	0.012	0.023	0.111	0.218	0.358	5.64
0.496	0.011	0.079	0.115	0.206	0.403	6.57
0.601	0.018	0.068	0.117	0.234	0.487	7.16
0.305	0.005	0.055	0.094	0.155	0.298	4.98
0.671	0.031	0.106	0.187	0.254	0.654	8.37
0.486	0.016	0.092	0.161	0.233	0.423	6.95
0.579	0.008	0.015	0.017	0.062	0.188	3.17
0.528	0.010	0.030	0.045	0.062	0.196	3.55
0.565	0.005	0.031	0.038	0.096	0.174	2.19
0.460	0.003	0.033	0.039	0.061	0.179	2.52
0.439	0.008	0.024	0.020	0.090	0.308	2.84
0.504	0.009	0.056	0.079	0.145	0.346	5.36
0.472	0.015	0.046	0.085	0.132	0.342	4.27
0.613	0.012	0.037	0.085	0.109	0.378	4.44
0.408	0.013	0.038	0.091	0.157	0.358	5.66
0.675	0.016	0.037	0.089	0.129	0.334	4.40
0.462	0.016	0.082	0.149	0.209	0.440	7.40
0.560	0.025	0.088	0.109	0.151	0.403	6.28
0.460	0.027	0.063	0.130	0.198	0.440	7.40
0.402	0.034	0.069	0.150	0.185	0.459	6.57
0.524	0.039	0.065	0.107	0.168	0.355	7.09

### 2.2.3 Comportement du modèle global du tronc

Les paramètres non-utilisés jusqu'à cette étape ont été comptabilisés pour une valeur de  $k$  de 10 N/cm<sup>2</sup> et ont donc été utilisés pour comparer les résultats des simulations afin d'évaluer le comportement global du MÉF (tableau 2-4). Le critère qui distingue le plus les deux approches est l'amplitude du mouvement simulé  $S_r$  (colonne  $\Delta T1$ ). Ainsi, en ajustant de façon physiologique la rigidité des ÉM, le raffinement a pour effet d'augmenter l'amplitude du mouvement pour une même stratégie de recrutement. Les rotations intervertébrales calculées par rapport aux trois axes principaux démontrent que l'approche multilinéaire n'influence pas de façon notable les déplacements intervertébraux puisque les patrons généraux de couplage sont semblables et de même amplitude. Les écarts de rotation sont dus majoritairement aux amplitudes de mouvement plus grandes atteintes avec l'approche multilinéaire mais respectent les valeurs retrouvées dans la littérature (White et Panjabi, 1978). Les contraintes axiales (MPa) dans les disques intervertébraux sont aussi diminuées, autant pour le mouvement d'inflexion latérale que de flexion.

Dans l'ensemble les contraintes (en MPa) sont inférieures avec l'approche multilinéaire et le changement le plus remarquable se situe au niveau T12-L1. Ces valeurs obtenues du logiciel suite aux simulations sont largement inférieures aux valeurs de contraintes maximales expérimentales de 11.2 et 10.8 MPa pour les disques lombaires et thoraciques respectivement (Yamada, 1970). Wilke et coll. (1999) ont également mesuré les contraintes dans les disques à l'aide de jauge implantées et ont obtenu des valeurs de 0.5 MPa en position debout au repos et de 1.1 MPa en position fléchie sans charge dans les mains. Ces résultats sont supérieurs à ceux que le logiciel calcule à la suite des simulations de flexion. Cette différence provient du fait que les mouvements simulés dans cette étude avaient une amplitude d'environ 30° alors que la valeur rapportée par Wilke est pour une flexion complète (75°). De plus, le MÉF utilisé dans ce projet n'a pas

été validé quant aux contraintes dans les éléments représentant les structures osseuses et ligamentaires.

**Tableau 2-4 : Résultats des simulations pour l'évaluation de l'intégration du raffinement sur le comportement du modèle global du tronc**

	Imposé (mm)	$\Delta T1$ (mm)	Rot X (degré)			Rot Y (degré)			Rot Z (degré)			$\sigma$ axiale disque (Mpa)			
			T10-T11	T12-L1	L3-L4	T10-T11	T12-L1	L3-L4	T10-T11	T12-L1	L3-L4	T10-T11	T12-L1	L3-L4	
Inflexion	Multilinéaire	82	69	0.9	1.1	2.9	0.2	0.3	0.2	-1.4	-0.3	-0.7	-0.10	-0.03	-0.10
		121	170	1.5	2.1	10.3	0.4	0.4	1.2	-2.0	-0.7	-0.5	-0.18	-0.07	-0.13
		185	254	3.2	4.1	11.5	0.3	0.4	0.6	-2.9	-1.5	-1.8	-0.22	-0.12	-0.16
Flexion	Multilinéaire	44	58	0.1	0.1	-0.1	1.5	1.6	1.9	0.1	0.0	0.0	-0.17	-0.15	-0.15
		92	108	0.2	0.1	-0.4	3.1	4.5	4.0	0.0	0.1	0.1	-0.23	-0.19	-0.18
		136	172	0.1	0.3	-0.3	3.9	5.5	3.6	-0.1	0.0	0.0	-0.31	-0.24	-0.25

Finalement, le dernier paramètre analysé correspond aux forces musculaires nécessaires au maintien de la posture finale qui sont obtenues directement d'ANSYS. En général, les forces sont d'un ordre de grandeur plus faible lors des simulations avec l'approche multilinéaire. De plus, l'analyse qualitative de ces forces dans les ÉM permet d'observer un phénomène particulier au niveau de la répartition des forces dans les 160 faisceaux. Par exemple, pour un muscle antagoniste modélisé à l'aide de plusieurs séries de faisceaux, comme l'ilicostalis et le longissimus, seulement quelques-uns d'entre eux sont actifs avec le modèle bilinéaire alors qu'avec l'approche multilinéaire, l'ensemble des faisceaux d'un même muscle sont activés de façon plus homogène. Ainsi, l'introduction du raffinement a pour effet de moduler la co-activation musculaire.



Les résultats des simulations présentées dans ce chapitre avaient pour but d'évaluer l'approche de modélisation proposée afin de résoudre certaines lacunes du modèle musculaire original. Ainsi, il ne s'agissait pas de valider mais bien de justifier, à partir de comparaisons, que l'intégration du raffinement multilinéaire apportait des raffinements concluants et améliorait la modélisation. La validation *in vivo* des résultats, qui dépasse le cadre de ce projet, aurait impliqué la validation du modèle biomécanique dans l'ensemble car les différents composants interagissent tous et leurs comportements sont difficilement dissociables. Les évaluations qui ont été effectuées dans ce chapitre ont montré qu'il était possible de modéliser le comportement non-linéaire des muscles à l'aide d'un modèle relativement simple et que son introduction dans le modèle biomécanique du tronc permet de simuler adéquatement les mouvements de flexion et d'inflexion latérale. Par conséquent, le prochain chapitre présente une étude effectuée dans le but de comprendre le processus de génération des commandes motrices ainsi qu'une application de la modélisation neuro-musculo-squelettique à l'étude des stratégies de recrutement musculaire de sujets pathologiques.

### **CHAPITRE 3 - ÉTUDE DES STRATÉGIES DE RECRUTEMENT MUSCULAIRE DE SUJETS SAINS ET PATHOLOGIQUES**

Ce chapitre, séparé en deux parties principales, présente les travaux effectués dans le cadre de l'étude des stratégies de recrutement musculaire et du processus de génération des commandes centrales. La première partie de cette étude a pour but d'étudier la génération des commandes centrales pour le contrôle des muscles du tronc à partir de simulations effectuées avec le MÉF personnalisé à la géométrie d'un sujet sain. En effet, des travaux portant sur la validation du modèle  $\lambda$  ont été menés par plusieurs chercheurs lors desquels ils ont évalué de quelle façon les commandes centrales varient en fonction de l'exécution d'un mouvement à partir d'un modèle du coude (Feldman, 1986; Flanagan et coll., 1993; Gribble et coll., 1998) et du tronc (Feldman et coll., 1998). Toutefois, aucune étude semblable n'a été effectuée à l'aide d'un MÉF du tronc. D'autre part, puisque le SNC est en mesure de spécifier les commandes  $\lambda$  individuellement pour chaque muscle afin d'atteindre une position d'équilibre désirée, cela implique qu'il tient compte de la géométrie musculaire et de la mécanique pour la planification des mouvements (Gribble et coll., 1998). Plusieurs études expérimentales ont montré que les désordres neuromusculaires et les asymétries de la musculature du tronc pouvaient jouer un rôle important dans l'évolution des pathologies du rachis (Burwell et Dangerfield, 2000; Machida, 1999). Même si des stratégies de recrutements anormales ont été observées, il n'y a aucune étude démontrant des résultats expérimentaux sans équivoques (Goldberg, 1998) et très peu d'outils d'étude non-invasifs sont disponibles actuellement. Par conséquent, la deuxième partie de ce chapitre vérifie la faisabilité d'appliquer le modèle biomécanique du tronc à l'étude des désordres neuromusculaires impliqués dans la scoliose idiopathique (SI).

### **3.1 Caractérisation des stratégies de recrutement pour un sujet sain**

Le rôle biomécanique des muscles et les stratégies de recrutement chez des sujets sains ont été étudiés à partir de la simulation d'une tâche motrice. L'analyse de l'activité EMG des muscles du tronc est utilisée dans de nombreux travaux portant sur l'étude de la fonction musculaire, revus entre autre par Ashton-Miller et Schultz (1988) et par Roy et Oddson (1998). Ces études sont essentielles pour mieux connaître le rôle des nombreux muscles du tronc lors de l'exécution de mouvements volontaires et pour le diagnostic de pathologies puisque l'EMG est la seule mesure expérimentale permettant de déterminer la séquence d'activation des muscles en fonction d'une tâche motrice (Kleissen et coll., 1998). Par contre, ces études ne procurent aucune information sur l'action mécanique et son rôle dans la coordination des articulations. Le développement des modèles biomécaniques a permis d'étudier ces problématiques et d'investiguer le rôle biomécanique des muscles pour la coordination des structures du tronc (Pope, 1993, 1999). Toutefois, la majorité d'entre eux reposent sur la mesure de l'activité EMG comme donnée d'entrée à un modèle (Mirka et coll., 1996) se basant sur l'hypothèse que l'activité EMG conditionne le recrutement et détermine la force générée par les muscles. Les expérimentations de Feldman et coll. (1990) lors de l'étude du réflexe d'étirement musculaire ont montré qu'il n'en était pas ainsi. Ils stipulent que l'activité EMG de même que les forces musculaires sont obtenues comme variables calculées du modèle et dépendent des paramètres de contrôle ainsi que des conditions externes.

#### **3.1.1 Études des stratégies de recrutement musculaire**

Comme il a déjà été mentionné, une stratégie de recrutement musculaire représente l'ensemble des commandes centrales déterminées pour les 160 ÉM correspondant à la configuration de référence  $R_f = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{160}\}$  qu'il faut stipuler pour atteindre une configuration corporelle  $A_f$ . Les simulations ont été effectuées avec un MÉF dont la géométrie est personnalisée à celle d'un sujet sain selon la procédure présentée à la section 1.4.3.4 pour des simulations imposées (recrutement passif des muscles) de

flexion et d'inflexion latérale. Afin de comparer qualitativement les stratégies de recrutement semblables, le mouvement a été simulé pour atteindre cinq amplitudes différentes. La modification des paramètres de contrôle en fonction de l'amplitude est montrée graphiquement par la représentation des niveaux d'activation pour chaque faisceau. Les configurations de référence choisies pour cette analyse proviennent de données cinématiques expérimentales (Beauséjour, 1999).

### **3.1.2 Étude du processus de génération des commandes centrales**

L'analyse présentée à la section précédente permet d'examiner qualitativement la fonction agoniste/antagoniste de chaque faisceau musculaire ainsi que la variation des commandes centrales en fonction d'un mouvement de différentes amplitudes. Ces stratégies de recrutement ont ensuite été utilisées lors de simulations de flexion et d'inflexion latérale par recrutement actif des muscles afin d'obtenir les configurations corporelles  $S_f$ . Ces simulations ont été de deux types soit avec et sans l'application de la gravité (section 1.4.3.2).

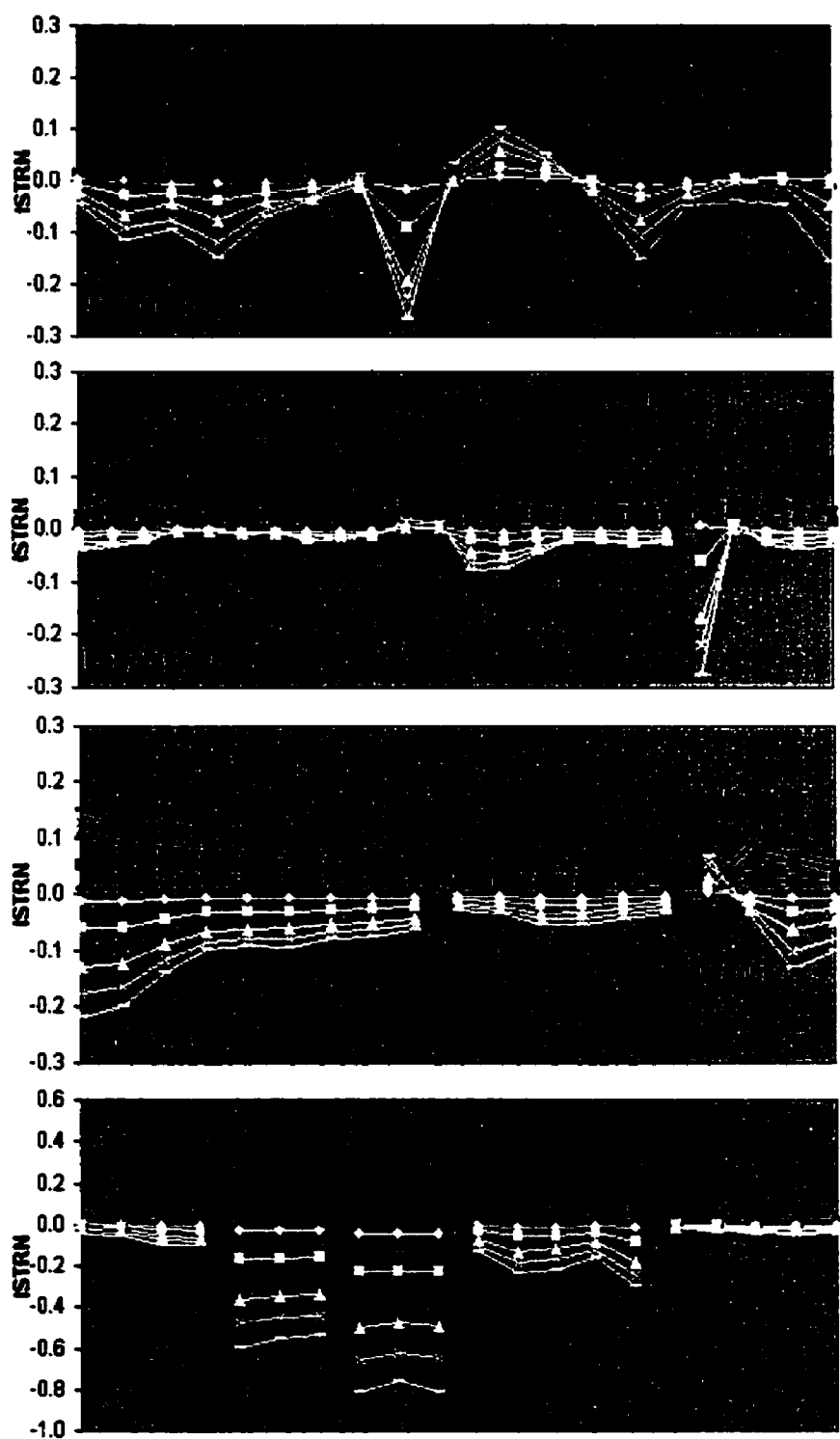
Les distances 3D entre les positions initiales et finales des vertèbres T1, T7, T12 et L3 ont été calculées à partir des coordonnées des centroïdes des corps vertébraux pour chacune des simulations. Une analyse statistique, à l'aide de matrices de corrélation et de tests de signification, a été effectuée afin d'évaluer les relations entre les distances 3D et les niveaux d'activation musculaire. L'analyse de corrélation, effectuée à l'aide du logiciel Statistica (Statsoft), a permis d'évaluer les relations entre ces deux variables à partir d'un coefficient de corrélation linéaire de Pearson. Ce dernier mesure la relation entre deux variables sur la base qu'il existe une relation linéaire entre celles-ci et toute déviation par rapport à la linéarité augmentera la somme total du carré de la distance et par conséquent, diminuera le coefficient. Lorsqu'ils sont élevés au carré, on obtient les coefficients de détermination ( $r^2$ ) qui représentent la proportion de la variance commune aux deux variables, c'est-à-dire la « force » de la relation (Fisher, 1996). Les moyennes des coefficients  $r^2$  ont été calculées pour les niveaux vertébraux analysés puis ont été

comparées pour les simulations avec et sans gravité à l'aide de test-t de Student pour des échantillons indépendants ( $n = 160$ ) avec un seuil de signification de 0.05. Cette comparaison a été effectuée suivant l'hypothèse que la variabilité totale calculée pour les coefficients est causée uniquement par le changement des conditions de chargement et que la dépendance en fonction des niveaux vertébraux ainsi que la répétition des simulations ne contribuent pas à cette variabilité.

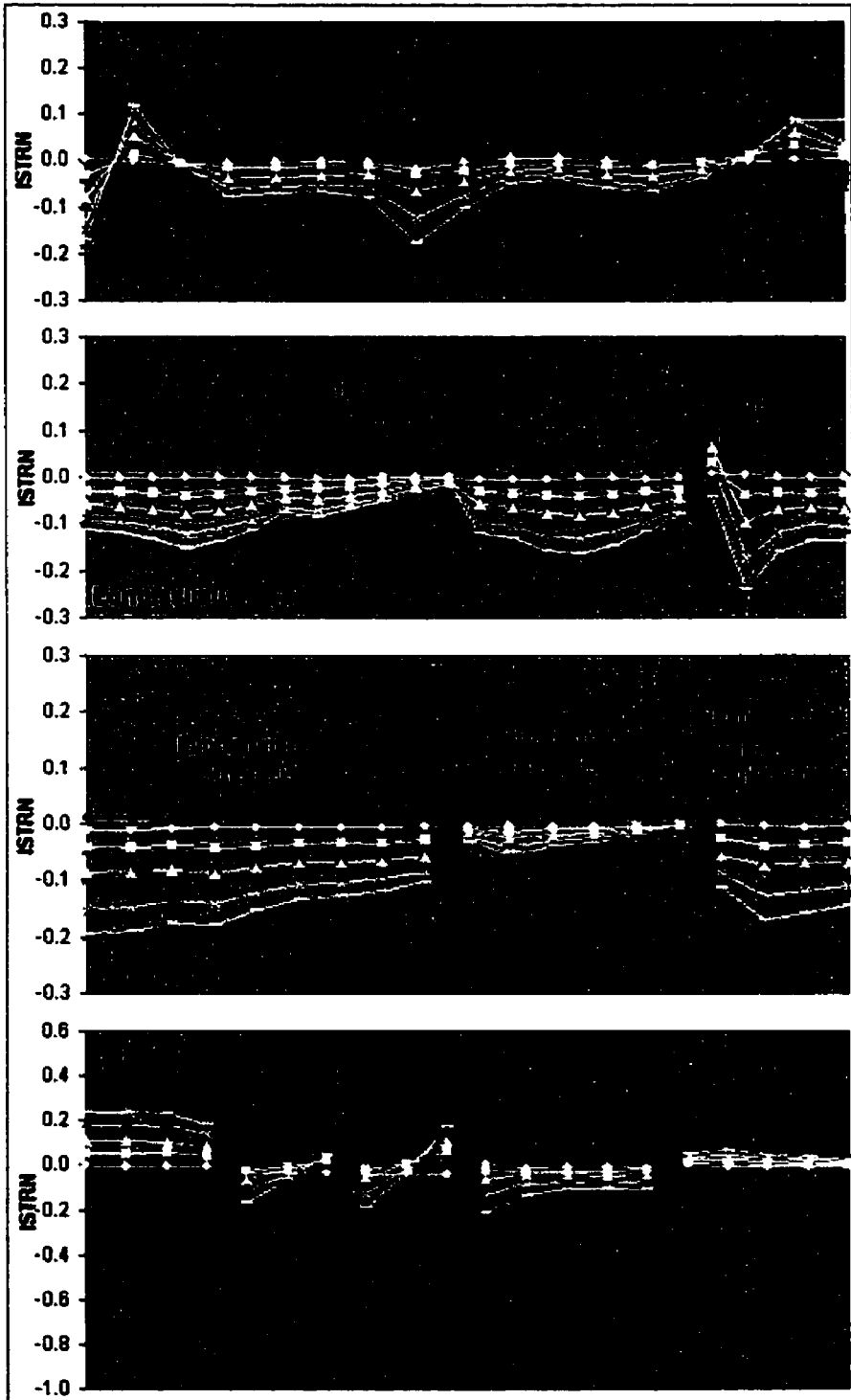
### **3.1.3 Résultats de l'étude des stratégies de recrutement**

Les figures 3-1 et 3-2 présentent graphiquement les stratégies de recrutement pour les mouvements d'inflexion latérale et de flexion. Les 160 ÉM sont séparés en groupes multifidus, iliocostalis, longissimus et paroi abdominale (échelle différente sur le graphique pour ce dernier) et chaque courbe correspond à un essai de simulation d'amplitude différente (l'essai 5 étant l'amplitude la plus grande). L'axe horizontal fait correspondre chacun des points à un faisceau musculaire différent. Dans l'ensemble, on remarque que le niveau de facilitation ou d'inhibition est proportionnel à l'amplitude du mouvement, ce qui est logique en l'absence de co-contraction. Pour les mouvements d'inflexion latérale, les faisceaux gauches et droits présentent des patrons symétriques mais de signes opposés sauf pour quelques faisceaux dont les multifidus. Ces derniers sont impliqués dans des couplages de rotation-inflexion des vertèbres ce qui implique des patrons particuliers. Ainsi, les faisceaux du côté gauche ont un ISTRN négatif qui impose à ceux-ci de se laisser allonger jusqu'à leur longueur seuil alors que les faisceaux du côté droit ont un ISTRN positif imposant un raccourcissement.

Pour les mouvements de flexion, on observe une symétrie bilatérale des stratégies, exceptée pour les muscles obliques internes et externes dont le patron de recrutement est moins clair puisqu'ils sont modélisés uniquement par leurs faisceaux latéraux. Les niveaux d'activation des muscles de la paroi abdominale sont inférieurs à ceux observés dans le cas de l'inflexion latérale. De plus, les faisceaux iliocostalis gauches ont un patron d'activation comparable à celui obtenu pour les simulations d'inflexion latérale.



**Figure 3-1 : Stratégies de recrutement des muscles (faisceaux gauches en blanc) obtenues de simulations d'inflexion latérale pour un sujet sain**



**Figure 3-2 : Stratégies de recrutement des muscles (faisceaux gauches en blanc) obtenues de simulations de flexion pour un sujet sain**

### 3.1.4 Résultats de l'étude du processus de génération des commandes centrales

Cette analyse générant de très nombreux résultats ( 160 faisceaux \* 17 vertèbres \* 2 types de mouvement = 5440 résultats), cette section présente uniquement les résultats principaux à l'aide de tableaux pour chacun des groupes musculaires. De façon globale, la moyenne des coefficients  $r^2$  entre les niveaux d'activation des faisceaux musculaires et l'amplitude de déplacement pour les simulations d'inflexion latérale avec et sans gravité sont de  $0.88 \pm 0.1$  et  $0.93 \pm 0.1$  respectivement (différence significative avec  $p = 0.01$ ) (tableau 3-1).

**Tableau 3-1 : Coefficients  $r^2$  entre les niveaux d'activation des muscles et l'amplitude du déplacement des vertèbres pour un mouvement d'inflexion latérale**

		Sans gravité				Avec gravité				Moyenne	Écart-type
		T1	T7	T12	L3	T1	T7	T12	L3		
Droit	Multifidus	0.78	0.78	0.77	0.78	0.75	0.75	0.74	0.73	0.76	0.02
	Iliocostalis	0.98	0.99	0.99	0.99	0.93	0.92	0.92	0.93	0.96	0.03
	Longissimus	0.98	0.98	0.97	0.98	0.95	0.93	0.90	0.91	0.95	0.03
	Rectus Abd.	0.94	0.94	0.94	0.93	0.88	0.87	0.88	0.88	0.91	0.03
	Obliq. Ext.	0.97	0.97	0.98	0.95	0.97	0.98	0.97	0.92	0.96	0.02
	Obliq. Int.	0.92	0.92	0.95	0.88	0.93	0.93	0.93	0.86	0.92	0.03
	Quad. Lum.	0.98	0.98	0.99	0.95	0.98	0.98	0.98	0.93	0.97	0.02
	Psoas	0.67	0.68	0.67	0.67	0.62	0.60	0.60	0.61	0.64	0.04
Gauche	Multifidus	0.85	0.85	0.83	0.87	0.77	0.78	0.78	0.77	0.81	0.04
	Iliocostalis	0.99	0.98	0.98	0.99	0.95	0.95	0.96	0.93	0.97	0.02
	Longissimus	0.84	0.83	0.84	0.83	0.83	0.83	0.83	0.81	0.83	0.01
	Rectus Abd.	0.96	0.95	0.95	0.96	0.91	0.92	0.92	0.92	0.94	0.02
	Obliq. Ext.	1.00	1.00	0.99	0.99	0.96	0.95	0.92	0.91	0.96	0.04
	Obliq. Int.	1.00	1.00	0.99	0.99	0.91	0.92	0.92	0.92	0.96	0.04
	Quad. Lum.	0.99	0.99	0.98	0.99	0.94	0.95	0.92	0.92	0.96	0.03
	Psoas	0.98	0.98	0.96	0.99	0.94	0.93	0.92	0.93	0.95	0.03
Moyenne		0.93	0.93	0.92	0.92	0.89	0.89	0.88	0.87		
Écart-type		0.09	0.09	0.10	0.09	0.10	0.10	0.10	0.09		

Les coefficients  $r^2$  sont constants à la fois en fonction des niveaux vertébraux et des groupes musculaires tel que démontré par les écarts-types et cette observation est valable pour les simulations avec et sans gravité. La comparaison des corrélations entre les côtés



gauches et droites démontre des différences significatives pour les muscles multifidus ( $p = 0.012$ ), longissimus ( $p = 0.002$ ) et psoas ( $p = 0.0005$ ). Ces différences significatives sont indépendantes de la symétrie bilatérale, c'est-à-dire que les plus faibles relations ne sont pas nécessairement du même côté. Les relations les plus faibles sont obtenues pour les muscles multifidus, longissimus et psoas.

**Tableau 3-2 : Coefficients  $r^2$  entre les niveaux d'activation des muscles et l'amplitude du déplacement des vertèbres pour un mouvement de flexion**

		Sans gravité				Avec gravité				Moyenne	Écart-type
		T1	T7	T12	L3	T1	T7	T12	L3		
Droit	Multifidus	0.92	0.91	0.90	0.90	0.83	0.82	0.81	0.81	0.86	0.05
	Iliocostalis	0.96	0.96	0.95	0.95	0.88	0.88	0.87	0.87	0.91	0.04
	Longissimus	0.94	0.93	0.92	0.92	0.86	0.86	0.85	0.85	0.89	0.04
	Rectus Abd.	0.99	0.99	0.98	0.98	0.92	0.92	0.91	0.91	0.95	0.04
	Obliq. Ext.	0.84	0.84	0.83	0.83	0.79	0.79	0.78	0.78	0.81	0.03
	Obliq. Int.	0.95	0.94	0.93	0.93	0.86	0.85	0.85	0.85	0.89	0.05
	Quad. Lum.	0.96	0.95	0.94	0.94	0.89	0.89	0.88	0.88	0.92	0.03
	Psoas	0.99	0.99	0.99	0.99	0.97	0.97	0.96	0.96	0.98	0.01
Gauche	Multifidus	0.91	0.90	0.90	0.90	0.84	0.84	0.83	0.84	0.87	0.03
	Iliocostalis	0.95	0.84	0.84	0.84	0.88	0.87	0.86	0.87	0.91	0.04
	Longissimus	0.94	0.93	0.93	0.93	0.87	0.86	0.85	0.86	0.90	0.04
	Rectus Abd.	0.99	0.98	0.98	0.98	0.92	0.92	0.91	0.91	0.95	0.04
	Obliq. Ext.	0.76	0.77	0.77	0.77	0.74	0.74	0.74	0.74	0.75	0.01
	Obliq. Int.	0.59	0.59	0.59	0.59	0.57	0.57	0.57	0.57	0.58	0.01
	Quad. Lum.	0.99	0.99	0.99	0.99	0.97	0.97	0.97	0.97	0.98	0.01
	Psoas	1.00	1.00	1.00	1.00	0.96	0.96	0.95	0.95	0.98	0.02
Moyenne		0.92	0.91	0.91	0.91	0.86	0.86	0.85	0.85		
Écart-type		0.11	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10		

En ce qui a trait aux mouvements de flexion (tableau 3-2), des moyennes de  $0.86 \pm 0.1$  et  $0.91 \pm 0.1$  ont été observées pour les conditions avec et sans gravité respectivement (différence significative avec  $p = 0.0002$ ). Les coefficients  $r^2$  calculés sont constants en fonction du niveau vertébral de même qu'en fonction des groupes musculaires mais ces dernières sont différentes en fonction de l'application ou non de la gravité. Les groupes musculaires multifidus, iliocostalis et longissimus ont les coefficients  $r^2$  qui sont les plus influencés par la gravité. Des différences significatives sont également observées entre les côtés gauche et droit pour les muscles obliques externus et internus et quadratus

multifidus et obliquus externus et internus ont les plus faibles coefficients  $r^2$  pour ce mouvement. Suivant l'analyse détaillée des relations pour chaque faisceau, des coefficients  $r^2$  relativement identiques en fonction des déplacements des vertèbres sont observés et ce autant pour les faisceaux traversant peu de DDL (multifidus par exemple) que les faisceaux multi-articulaires (rectus abdominis par exemple). Ainsi, le niveau d'activation d'un faisceau musculaire est autant corrélé avec le déplacement des structures éloignées que celles voisines de ses sites d'attache.

### 3.1.5 Discussion

L'utilisation du principe de correspondance biomécanique (section 1.4.3.1) représente une solution originale au problème de redondance du système puisqu'il permet de spécifier quels sont les faisceaux qui seront recrutés pour l'exécution d'un mouvement volontaire. Toutefois, il est important de rappeler que l'intégration de ce principe dans le MÉF implique qu'il existe une relation géométrique entre les configurations de référence (R) et les configurations corporelles (A). Ainsi, les commandes motrices générées dépendent uniquement des déplacements (provenant de données expérimentales) qui sont imposés sur les structures du MÉF. Cette limitation est à considérer lorsque les résultats des simulations sont utilisés afin de faire le lien entre la modélisation utilisée dans ce projet et les principes neurophysiologiques sous-jacents au modèle  $\lambda$ .

La fonction biomécanique des muscles pour l'inflexion latérale du tronc est bien représentée puisqu'on retrouve les muscles petit et grand obliquus ipsilatéraux comme principaux agonistes secondés du quadratus lumborum alors que leurs homologues controlatéraux sont responsables du contrôle de la fin du mouvement (Marras et Gratana, 1997; McGill, 1991, 1992; Schultz et coll., 1982). Pope et coll. (1986) ont enregistré une activité maximale pour les obliquus internus et externus, ce qui est bien illustré par les résultats présentés. Pour les simulations de flexion, les résultats simulés sont également en accord avec la fonction biomécanique des muscles pour la flexion du tronc démontrée par l'inhibition en bloc de l'érecteur du rachis et le recrutement du rectus abdominis, de

quelques faisceaux des obliques et du psoas (Farfan, 1975; Joseph, 1960; Pope et coll., 1986).

Une première constatation peut être faite concernant les relations déterminées lors de l'analyse par matrice de corrélation. Malgré les non-linéarités du modèle biomécanique du tronc introduites par les propriétés du MÉF et par le modèle musculaire multilinéaire, de fortes corrélations linéaires sont observées. Ce résultat est contraire à ce qu'on aurait pu s'attendre : étant donné les nombreuses sources de non-linéarités considérées dans le système et que le logiciel gère les non-linéarités lors du processus de simulation, il était plus intuitif de croire qu'il existait une relation non-linéaire entre les paramètres analysés. Par conséquent, un coefficient de corrélation linéaire très faible caractérisant chacune des relations était prévu. L'explication de tels résultats nécessite la considération des principes neurophysiologique sous-jacents à l'hypothèse du point d'équilibre et au modèle  $\lambda$ . En effet, les résultats des simulations montrent que les modifications des commandes centrales nécessaires au déplacement du point d'équilibre serait un phénomène simple (linéaire et monotone) pour les mouvements des membres. Cette observation est en accord avec les expérimentations de Feldman et coll. (1995) et de Gribble et coll. (1998) mais en contradiction avec Latash et Gottlieb (1991), ces derniers stipulant que des signaux complexes et non-monotoniques sont nécessaires.

Un deuxième constat général concerne la différence significative des relations lors de simulations avec et sans gravité obtenue pour le mouvement de flexion et d'inflexion latérale qui peut aussi être expliquée par les principes neurophysiologiques du modèle  $\lambda$ . En effet cette différence pourrait signifier que le SNC génère des signaux de commande distincts en fonction d'une modification des chargements externes. Ce résultat est en accord avec la formulation du modèle de Feldman qui stipule que les seuils de recrutement de muscles sont fonction, en autres, des conditions externes (1.4.3.1). Les différences significatives observées pour les muscles multifidus et longissimus pour le mouvement d'inflexion latérale peuvent être expliquées par le fait qu'ils sont impliqués

dans des mouvements intervertébraux d'inflexion-rotation de couplage. La plus grande influence de la gravité sur les relations calculées pour les muscles multifidus, iliocostalis et longissimus (surtout remarquée pour la flexion) pourrait être une conséquence de leur rôle anti-gravitaire et stabilisateur du rachis.

Il est également important de remarquer la constance des coefficients  $r^2$  en fonction de l'amplitude de déplacement à différents niveaux vertébraux pour des faisceaux mono et multi-articulaires. Ces résultats suggèrent que le SNC gère la redondance du système musculo-squelettique de façon simple et équivalente pour les muscles agissant en synergie selon la tâche motrice concernée. Cette propriété a aussi été observée par Mitnitski et coll. (1998) lors d'une étude sur la coordination des segments du rachis lors de levées de charges. Tout comme dans leurs travaux, la présente étude montre que le SNC coordonne les DDL du tronc de façon systématique, impliquant qu'il contrôle les forces musculaires afin de produire une relation entre des DDL mécaniquement indépendants. Ces résultats de simulations, contradictoires si on considère la redondance du système musculo-squelettique, sont toutefois en accord avec un principe mis de l'avant par Latash (2000). Ce dernier affirme que, sur la base des travaux de Bernstein effectués dans les années 1920, une autre solution au problème de redondance peut être envisagée. Lors de ses expériences sur le martelage, Bernstein avait remarqué que la variabilité de la position de la main était plus petite que la variabilité des trajectoires de chacune des articulations du membre supérieur. Il en conclut que les articulations n'agissaient pas indépendamment mais en synergie suggérant ainsi que le SNC profite de la redondance cinématique afin d'assurer un contrôle plus précis des tâches motrices (Latash, 2000). Les résultats obtenus dans la présente étude pour les articulations du tronc montrent un phénomène semblable à celui démontré par Bernstein. D'autre part, les relations distinctes des muscles selon le type de mouvement simulé à l'aide du MÉF sont en accord avec les propos de Gelfand et Tsetlin (1966) qui, lors de leurs travaux de modélisation du contrôle moteur, ont conclu que les éléments d'un système complexe ne sont pas contrôlés individuellement mais rassemblés dans des unités structurales

synergiques en fonction des tâches motrices. Enfin, Il est à noter que dans la formulation originale, Bernstein a utilisé le mot russe *izbytochnost* qui se traduit, dépendamment du contexte, par redondance (qui signifie inutile) ou par abondance (Latash, 2000).

### **3.2 Application du modèle biomécanique du tronc à l'étude des troubles musculo-squelettiques**

Selon Goel et coll. (1995) et Pope et coll. (1999), les études expérimentales sur les désordres neuromusculaires du rachis devraient être combinées à des techniques de modélisation biomécanique afin d'investiguer et comprendre davantage les effets biomécaniques. Ces techniques fournissent des outils innovateurs, non-invasifs, afin de simuler les troubles musculo-squelettiques mais très peu de modèles intègrent à la fois le comportement structural et neuromoteur du tronc (Winters, 1995). Au niveau du tronc, ces désordres sont bien représentés par les maux de dos et les scolioses idiopathiques et des données expérimentales sur cette dernière pathologie sont disponibles au Centre de recherche de l'Hôpital Sainte-Justine de Montréal. Des modèles simples et détaillés du tronc ont déjà été utilisés pour la simulation de levées de charge et de test d'inflexion latérale démontrant la faisabilité de l'approche (Beauséjour, 1999a; 1999b).

#### **3.2.1 Évaluation des stratégies de recrutement et du processus de génération**

La procédure de simulation utilisée pour cette étude a consisté à simuler des mouvements d'inflexion latérale imposée (section 1.4.3.4) avec les MÉF personnalisés à la géométrie de quatre sujets sains et cinq sujets scoliotiques. Ces derniers ont des courbures thoraciques droites avec un angle de Cobb moyen de  $52^{\circ} \pm 5^{\circ}$  (tableau 3-3). Le mouvement d'inflexion latérale a été sélectionné pour la comparaison des paramètres d'analyse puisqu'il s'agit d'un test fréquemment utilisé pour l'évaluation préopératoire des sujets scoliotiques, notamment pour estimer le potentiel de correction de l'angle de Cobb (Sessa et Dubousset, 1990). Les déplacements des vertèbres des sujets lors de l'exécution des inflexions ont été obtenus d'un système d'analyse du mouvement et de

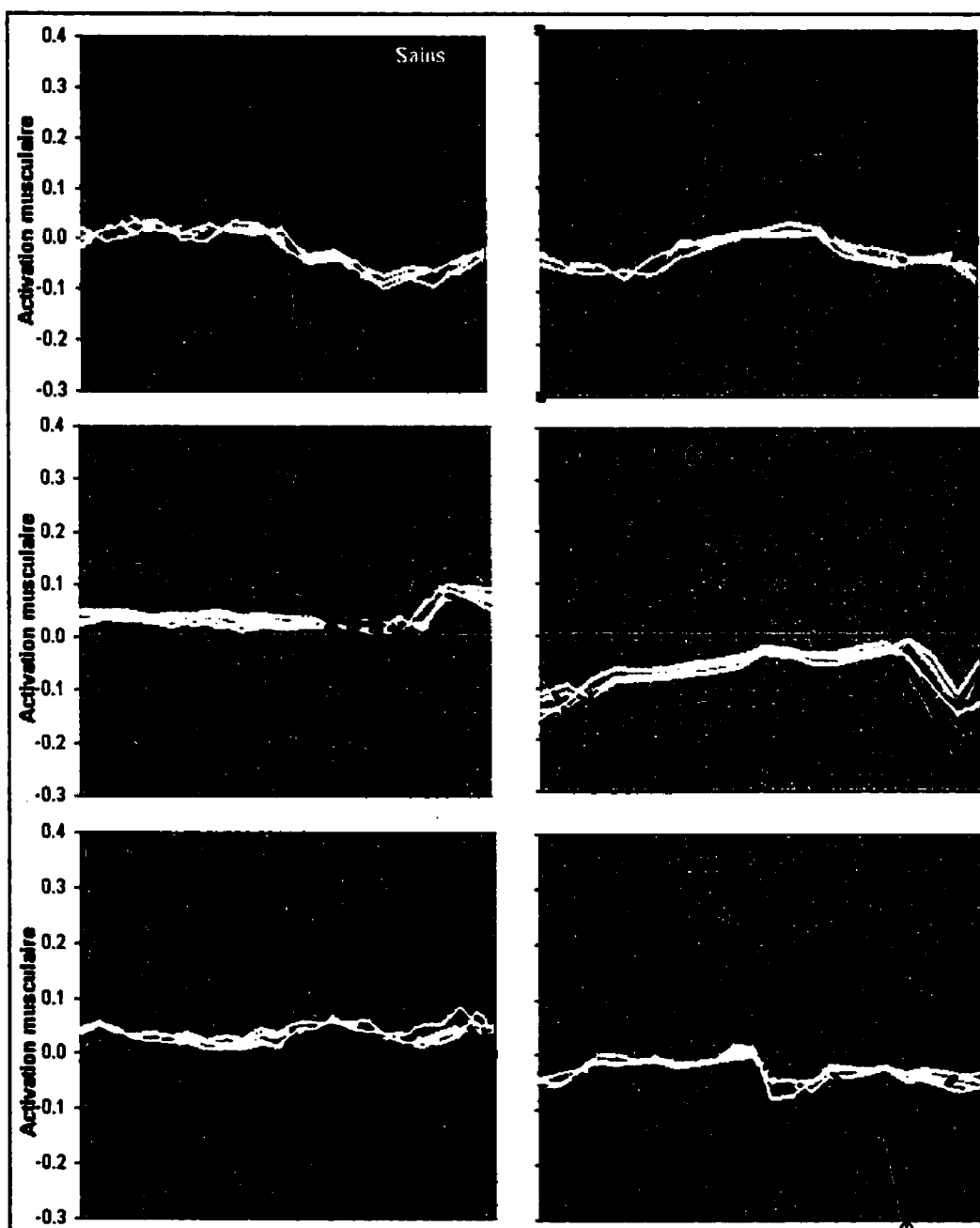
radiographies (Beauséjour et coll., 1999b). Ces déplacements ont servi à déterminer les configurations de référence finale ( $R_f$ ) et par conséquent, à spécifier la stratégie de recrutement musculaire propre à chacun des sujets pour l'exécution d'un mouvement d'inflexion latérale d'environ  $20^\circ$ . Les stratégies de recrutement et le processus de génération des commandes centrales sont comparés entre les sujets sains et scoliotiques de la même façon qu'aux sections 3.1.1 et 3.1.2. Toutefois, il ne s'agit plus de comparer des essais avec et sans gravité pour un seul sujet mais plutôt de comparer les résultats de simulations imposées entre les sujets sains et scoliotiques. Étant donné que l'analyse des relations à l'aide de matrices de corrélation génère beaucoup de résultats, cette dernière a été effectuée en comparant uniquement un sujet sain (le même qu'à la section 3.1) et un sujet scoliotique (sujet SI4). De plus, dans la présente étude, les relations ont été déterminées pour les niveaux vertébraux T1, T4, T7, T9, T11, L1 et L4 dans le but de bien suivre l'évolution de la déformation scoliotique. D'autre part, afin de vérifier si les patrons cinématiques du rachis sont différents entre les sujets sains et scoliotiques lors du mouvement d'inflexion latérale, les positions des centroïdes vertébraux ont été relevées et mises en graphiques. Ainsi, à partir des données cinématiques expérimentales, les positions des vertèbres T1 à L5 ont été tracées à cinq positions correspondantes aux configurations de MÉF se situant entre la configuration initiale et finale.

**Tableau 3-3: Caractéristiques des sujets scoliotiques : niveau de l'apex de la courbure et angle de Cobb en position debout**

<b>Sujet</b>	<b>Apex</b>	<b>Cobb</b>
SI1	T9	$58^\circ$
SI2	T9	$53^\circ$
SI3	T8	$55^\circ$
SI4	T10	$46^\circ$
SI5	T9	$47^\circ$
<b>Moyenne</b>	T9	$52^\circ \pm 5^\circ$

### **3.2.2 Résultats de l'étude des stratégies de recrutement**

Les stratégies de recrutement simulées obtenues pour les muscles paraspinaux multifidus, iliocostalis et longissimus sont présentées à la figure 3-3. Les courbes blanches et noires représentent les stratégies des sujets sains et scoliotiques respectivement. L'axe horizontal fait correspondre chacun des points à un faisceau musculaire différent alors que les points marqués d'une étoile (\*) réfèrent aux faisceaux traversant la région de l'apex de la courbure. Les stratégies de recrutement pour un même type de sujet sont reproductibles compte tenu du regroupement des courbes pour chacun des types de sujet. D'autre part, des différences dans les stratégies de recrutement ont été observées entre les sujets sains et scoliotiques, spécialement pour les muscles paraspinaux traversant la région de l'apex de la courbure thoracique.



**Figure 3-3 : Stratégies de recrutement des muscles paraspinaux obtenues de simulations d'inflexion latérale droite pour des sujets sains et scoliotiques**

De façon générale, deux irrégularités sont retrouvées pour les niveaux d'activation chez les sujets scoliotiques. La première concerne des perturbations locales dans les patrons



tels qu'elles sont observées pour les faisceaux droits et gauches des multifidus et longissimus traversant l'apex de la courbure. Deuxièmement, des niveaux anormaux de facilitation et d'inhibition ont été observés pour les faisceaux droits et gauches des iliocostalis et longissimus. Pour les trois muscles paraspinaux, il y a une augmentation de la facilitation de faisceaux du côté convexe de la courbure alors que seul le muscle multifidus présente une augmentation de la facilitation du côté concave. De façon générale, les fonctions biomécaniques (agoniste/antagoniste) sont respectées malgré les perturbations, sauf pour quelques faisceaux longissimus droits ayant leur site d'attache dans la région de l'apex et pour les faisceaux multifidus droit au niveau lombaire.

### **3.2.3 Résultats de l'analyse du processus de génération des commandes centrales**

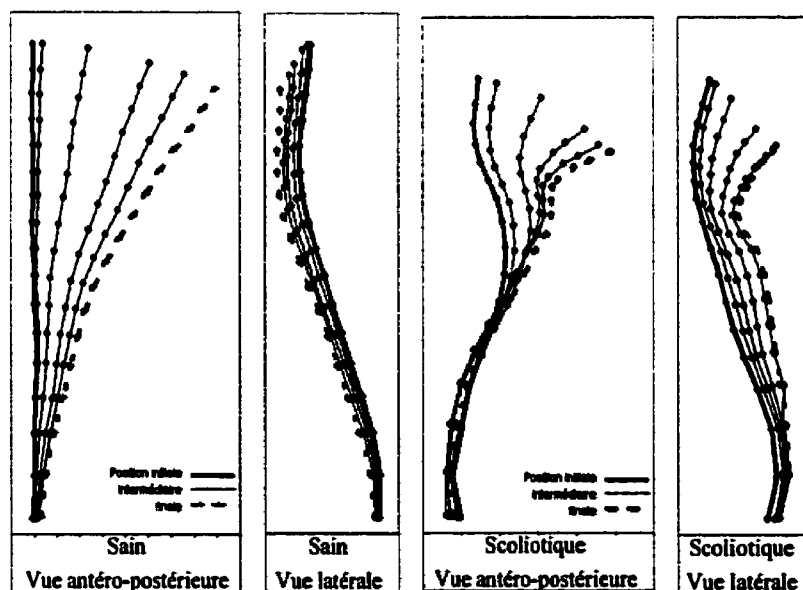
De façon générale, pour l'ensemble des faisceaux et des niveaux vertébraux, le coefficient  $r^2$  moyen pour le sujet scoliotique est de  $0.81 \pm 0.2$  (tableau 3-4). Les résultats pour ce sujet sont significativement différents ( $p = 0.002$ ) des coefficients calculés pour le sujet sain ( $0.90 \pm 0.1$ ). Si seuls les niveaux vertébraux sont considérés, des corrélations significativement plus faibles ont été trouvées chez le sujet scoliotique pour toutes les vertèbres analysées. Par exemple, les corrélations les plus basses sont à T9 ( $0.59 \pm 0.7$  avec  $p = 0.000075$ ) et T11 ( $0.35 \pm 0.4$  avec  $p = 0.0000013$ ), l'apex de la courbure de ce sujet étant à T10. D'autre part, en fonction des groupes musculaires, les corrélations sont inférieures pour les faisceaux du côté droit avec un patron particulier et des relations plus faibles pour les multifidus.

Les résultats de l'analyse du mouvement sont présentés à la figure 3-4. Pour le sujet sain, on constate que l'amplitude du mouvement provient majoritairement des articulations entre les vertèbres L5-S1 et T11-T12 avec une faible amplitude de déplacement antéro-postérieur. Dans le cas du sujet scoliotique, le segment lombaire est relativement rigide et l'amplitude du mouvement provient majoritairement de la région sous-apicale, soit au niveau des vertèbres T10 à T12. De plus, le mouvement d'inflexion

latérale du sujet scoliotique comporte un déplacement antéro-postérieur important de la vertèbre T1.

**Tableau 3-4 : Coefficients  $r^2$  entre les niveaux d'activation des muscles et l'amplitude du déplacement des vertèbres pour un mouvement d'inflexion latérale chez un sujet sain et scoliotique**

		Sujet sain							Sujet scoliotique							Moy.	Écart-type
		T1	T4	T7	T9	T11	L1	L4	T1	T4	T7	T9	T11	L1	L4		
Droit	Multifidus	0.78	0.78	0.78	0.78	0.78	0.78	0.78	0.75	0.74	0.71	0.53	0.37	0.74	0.76	0.72	0.12
	Iliocostalis	0.95	0.96	0.96	0.95	0.95	0.95	0.95	0.89	0.88	0.85	0.63	0.34	0.88	0.89	0.86	0.17
	Longissimus	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98	0.96	0.76	0.75	0.71	0.53	0.28	0.80	0.79	0.82	0.21
Gauche	Multifidus	0.84	0.84	0.84	0.84	0.85	0.85	0.88	0.74	0.73	0.72	0.53	0.39	0.66	0.71	0.75	0.14
	Iliocostalis	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99	0.98	0.94	0.93	0.90	0.67	0.33	0.91	0.95	0.90	0.18
	Longissimus	0.84	0.84	0.84	0.84	0.84	0.84	0.83	0.94	0.93	0.90	0.67	0.37	0.88	0.91	0.82	0.14
Moyenne		0.90	0.90	0.90	0.90	0.90	0.90	0.90	0.84	0.83	0.80	0.59	0.35	0.81	0.83		
Écart-type		0.09	0.09	0.09	0.09	0.09	0.09	0.08	0.10	0.10	0.10	0.07	0.04	0.10	0.10		



**Figure 3-4 : Vue antéro-postérieure et latérale des centroïdes vertébraux pour la simulation d'inflexion latérale avec un sujet sain (A et B) et scoliotique (C et D)**

### **3.2.4 Discussion**

Afin de simplifier l'analyse et la présentation des résultats, il a été jugé adéquat d'analyser le processus de génération des commandes centrales à partir des données d'un sujet sain et d'un sujet scoliotique seulement. Cette approximation est justifiée étant donné la reproductibilité des patrons de recrutement simulés des sujets sains et scoliotiques telle qu'observée à la figure 3-3.

L'analyse qualitative des stratégies de recrutement a permis de comparer les patrons obtenus pour les sujets sains et scoliotiques et d'observer des différences pour les muscles paraspinaux. Ainsi, les perturbations localisées dans les stratégies des muscles multifidus et longissimus pourraient dépendre de la rotation des vertèbres de la région apicale de la courbure et être expliquées par le recrutement anormal des faisceaux ayant leurs sites d'attaches sur ces vertèbres. Selon Perdriolle (1979), la déformation origine d'une rupture de l'équilibre rachidien via la rotation des vertèbres et le muscle multifidus a justement une action directe sur les mouvements intervertébraux.

Les différences de recrutement entre les côtés convexe et concave sont difficiles à comparer avec les études expérimentales retrouvées dans la littérature puisqu'il n'y a pas de consensus à savoir de quel côté l'activité EMG est augmentée ou diminuée par rapport aux sujets normaux (Avikainen et coll., 1999; Goldberg, 1998; Mannion et coll., 1998; Reuber et coll., 1983; Zetterberg et coll., 1984). D'autre part, des travaux de caractérisation de l'activité EMG de sujets scoliotiques sont présentement en cours au Centre de recherche de l'Hôpital Sainte-Justine de Montréal. L'analyse de résultats préliminaires confirme qu'il existe une altération de l'activité des muscles proches des vertèbres apicales lors des tâches d'inflexion latérale (Feipel, 2000) et que l'activité EMG serait supérieure du côté convexe (Odermatt, 2000).

Les différences de stratégie observées ne peuvent être causées, lors des simulations, par un déséquilibre des propriétés des muscles. En effet, étant donné que les propriétés des

faisceaux sont symétriques dans le modèle musculaire (pour les côtés droit et gauche), on ne peut conclure quant à l'effet d'une modification de la proportion des fibres de type I et II ou de la PCSA tel que suggéré par Fidler et Jowett (1976), Gonyea et coll. (1985) et Mannion et coll. (1998). La vérification de cette hypothèse et de son effet sur la stratégie de recrutement aurait nécessité l'altération des propriétés définissant les ÉM comme la PCSA ou le module de Young de façon asymétrique afin de représenter le déséquilibre des propriétés physiologique des fibres musculaires. Ainsi, la modification de la stratégie provient d'une modification des commandes centrales causée par un changement de configuration inhabituel, représenté par la déformation du rachis et de la cage thoracique. Par conséquent, les stratégies de recrutement particulières observées pour les simulations avec les sujets scoliotiques seraient une conséquence de la déformation structurelle et non pas un facteur étiologique primaire, ce qui est en accord avec les expérimentations réalisées dans Hopf et coll. (1998), Machida (1999) et Meier et coll. (1997).

Les résultats de l'analyse par matrice de corrélation démontrent que le processus de génération des commandes centrales est fortement corrélé avec l'amplitude de l'inflexion pour le sujet sain mais que cette relation est beaucoup plus faible dans le cas du sujet scoliotique. Ces résultats de simulations suggèrent qu'il existe un désordre au niveau du contrôle moteur des patients scoliotiques puisque le processus de génération des variables de contrôle est altéré. Compte tenu des résultats de leurs expérimentations, Avikainen et coll. (1999) ont suggéré que l'activité anormale des muscles paraspinaux est attribuée à un déséquilibre des signaux neuronaux. Les résultats de la présente étude permettent donc de démontrer la faisabilité d'évaluer des troubles du contrôle moteur à partir de l'analyse de signaux d'activation musculaire tel que mentionné par Kleissen et coll. (1998).

Il a été déterminé que les relations les plus faibles chez le sujet scoliotique se retrouvaient au niveau de la vertèbre apicale de la courbure. Ces résultats de simulations

suggèrent que le dysfonctionnement du SNC pour le contrôle des muscles du tronc soit un phénomène local puisque la génération des commandes centrales est plus perturbée au niveau de l'apex de la courbure. Ces résultats sont en accord avec les travaux de Meier et coll. (1997) et de Stokes (2000) qui ont conclu que les propriétés particulières observées à la région de l'apex sont des facteurs secondaires qui pourraient être causés par des dysfonctions du SNC ou des altérations génétiques. Les résultats de simulations sont d'ailleurs en accord avec les expérimentations de Diab et coll. (1998) qui ont conclu que le SNC gouverne le mouvement et le contrôle postural de façon différente pour les sujets scoliotiques.

La procédure de simulation est basée sur les résultats des simulations imposées afin de tenir compte de zones de flexibilité différentes chez les sujets scoliotiques (figure 3-4). En effet, les propriétés mécaniques des éléments du MÉF proviennent d'expérimentations sur des sujets sains et par conséquent le comportement du modèle lors des simulations de mouvement ne reproduit pas nécessairement la cinématique mesurée expérimentalement chez les sujets scoliotiques. La figure 3-4 montre clairement les différences de mobilité des segments de la colonne vertébrale, caractérisées par l'hypermobilité du segment sous-apical et d'une faible amplitude de mouvement au niveau lombaire (Perdriole, 1979; Viola et coll., 1995). Cette analyse montre également, à partir de simulations imposées, qu'il existe une différence de patrons cinématiques entre les sujets sains et scoliotiques. Il aurait été intéressant d'effectuer l'analyse des relations en fonction d'indices cliniques caractéristiques de la scoliose comme l'angle de Cobb mais cet exercice dépasse le cadre de l'étude de faisabilité.

## CHAPITRE 4 - INTÉGRATION D'UNE TECHNIQUE D'APPRENTISSAGE

Ce chapitre présente les travaux effectués dans le cadre de l'intégration d'une technique d'apprentissage. Il est donc proposé d'utiliser un réseau neuronal (RN) afin d'exploiter, sous une approche hybride, la capacité d'apprentissage et d'adaptation des RN aux principes neurophysiologiques du modèle  $\lambda$ . En effet, l'analyse du processus de génération des commandes motrices effectuée au chapitre précédent pour des sujets sains et scoliotiques a montré que le processus de simulation, qui doit être effectué en plusieurs étapes, est laborieux et complexe. Ainsi, le modèle de contrôle moteur est régi par de très nombreuses relations, plus ou moins linéaires selon les faisceaux musculaires, qui sont dépendantes du mouvement simulé et de la géométrie musculaire, cette dernière pouvant être influencée par des déformations du tronc.

De ce fait, le modèle neuro-musculo-squelettique représente un système duquel il est difficile, voir impossible, de déterminer l'effet sur le comportement biomécanique global de chacune des structures (muscles, os, force gravitationnelle) individuellement. La méthode itérative heuristique utilisée nécessite la connaissance du comportement du modèle et le temps requis pour l'obtention de la solution finale dépend de la précision recherchée. Ce type d'approche présente deux lacunes majeures (Wang et Mendel, 1992) : 1) elle est dépendante du problème étudié et nécessite donc de reconsidérer les paramètres du modèle si la nature du problème est modifiée; et 2) il n'y a pas de base commune pour la modélisation et la représentation des différents aspects du contrôle moteur, ce qui rend les analyses difficiles.

#### **4.1 Choix de la technique d'apprentissage**

Les premiers travaux entrepris avant l'intégration du RN ont porté sur l'évaluation de la répartition des variables de modélisation dans l'espace expérimental. Ces travaux essentiels, qui permettent de s'assurer que l'intégration d'un RN constitue une méthode adéquate, ont été effectués en analysant graphiquement les niveaux d'activation musculaire déterminés pour les sujets sains et scoliotiques à la section 3.2. Selon Haykin (1994), la visualisation d'un graphique de dispersion des variables indépendantes et dépendantes des relations recherchées permet de s'assurer qu'elles ne peuvent être modélisées en classes linéairement séparables. Afin de simplifier la visualisation des données, les niveaux d'activation de quatre faisceaux déterminés pour des mouvements de flexion et d'inflexion latérale ont été utilisés.

#### **4.2 Intégration et évaluation d'un réseau neuronal**

Les sous-sections suivantes présentent la méthodologie des différentes étapes nécessaires à l'intégration du RN dans le MÉF. Tout d'abord, les travaux effectués pour l'élaboration de la banque de données à partir de simulations de tâches motrices sont présentés. Ensuite, une étude de sensibilité a été menée dans le but de déterminer les paramètres significatifs et influant sur les résultats de l'entraînement d'un RN de type Perceptron multicouches. La recherche et l'évaluation de plusieurs types d'architectures sont par la suite effectuées dans le but de trouver le meilleur type de RN pour la modélisation du contrôle moteur du MÉF. Finalement, une évaluation *in vivo* de la modélisation neuro-musculo-squelettique intégrant un RN a été effectuée.

##### **4.2.1 Élaboration de la banque de données**

Étant donné que le modèle  $\lambda$  stipule que les signaux de commandes centraux ne contiennent aucune information sur la synchronisation et l'amplitude de l'activité EMG et que cette dernière émerge plutôt de l'interaction entre les signaux de contrôle, le

réflexe et les composantes biomécaniques du système, les variables d'entrée (VE) et de sortie (VS) du RN ont été représentées respectivement par des paramètres cinématiques et les niveaux d'activation des faisceaux musculaires.

La banque de données (BDD) a été générée en utilisant le MÉF d'un seul sujet sain pour la simulation de mouvements volontaires de flexion et d'inflexion latérale gauche et droite selon le recrutement actif des muscles. Ce choix repose sur la difficulté à générer qu'un faible nombre de cas et que l'utilisation de MÉF de plusieurs sujets dans ces conditions ne ferait qu'introduire de la variabilité non-désirée (Ghosn, 2000; Patterson, 1996).

Tel qu'il a été expliqué à la section 1.4.3.4, le processus de simulation volontaire nécessite au préalable la détermination des propriétés ISTRN pour le recrutement des 160 faisceaux musculaires, ce qui implique le choix des configurations  $R_i$  et  $R_f$  à partir de données expérimentales. Pour des raisons éthiques évidentes, il n'a pas été possible d'élaborer un protocole expérimental permettant l'acquisition de données cinématiques d'un sujet effectuant des milliers de mouvements de types et d'amplitude différents. Ainsi, à partir des données cinématiques expérimentales déjà disponibles pour des mouvements d'inflexion et de flexion d'un sujet sain (Beauséjour, 1999), deux alternatives ont été proposées. La première a consisté à utiliser ces données expérimentales pour déterminer les configurations  $R_f$  correspondant à la position des marqueurs cinématiques à des intervalles de temps très courts. Cette alternative n'a pas été retenue puisqu'elle implique l'absence de variabilité dans les stratégies de recrutement et qu'un faible nombre de simulations, estimé à 300 cas (fonction de l'échantillonnage des données expérimentales), serait possible.

La deuxième alternative proposée a consisté à générer aléatoirement des stratégies de recrutement à partir de connaissances *a priori* sur la fonction des faisceaux musculaires pour les mouvements du tronc. Il a été montré à la section 3.2.2 que les stratégies de recrutement obtenues lors des simulations étaient reproductibles et semblables pour la



simulation de mouvements à partir de MÉF de plusieurs sujets sains. Ainsi, les données expérimentales de Beauséjour (1999) ont été utilisées pour définir des configurations  $R_f$  pour des mouvements d'amplitude maximale de flexion et d'inflexion latérale droite et gauche. Ces configurations  $R_f$  ont servi de stratégies de référence, lesquelles sont modifiées par la multiplication de chaque propriété ISTRN par un nombre aléatoire (généralisé selon une distribution uniforme entre 0 et 1). Cette méthode permet d'obtenir un grand nombre de cas pour la BDD et introduit la variabilité des stratégies de recrutement de façon aléatoire. Par conséquent, un total de 1900 stratégies de recrutement différentes ont été créées pour la simulation volontaire de 600 flexions, 600 inflexions latérales gauches et 700 inflexions latérales droites qui ont nécessité au total environ 12 350 heures de simulation sur des ordinateurs PC à double processeurs Pentium II de 450 MHz chacun avec 256 Mo de mémoire vive. Les VE et les VS ont été récupérées de ces simulations afin de former la BDD et sont représentées respectivement par les coordonnées des nœuds du MÉF et les commandes centrales ( $R_f = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{160}]$ ) où chaque simulation correspond à un cas de la BDD.

La sélection du type et du nombre de VE a été basée sur trois points (Bishop, 1995) : (1) le facteur de dimension, afin d'avoir suffisamment de VE pour représenter adéquatement le phénomène, (2) l'indépendance des variables, puisque des variables indépendantes représentent mieux un système mais la dépendance de deux variables peut aussi fournir des informations significatives sur le phénomène, et (3) la redondance des variables afin d'éviter la diminution de la performance du réseau.

#### **4.2.2 Étude de sensibilité des paramètres d'ajustement**

Les RN sont des structures élaborées à partir d'unités de calcul très simples mais dont l'agencement produit un outil de modélisation très puissant. Toutefois, l'utilisation de cette technique peut poser des problèmes importants lorsque vient le temps de déterminer les nombreux paramètres d'ajustement. Afin de sélectionner les modalités adéquates pour chacun de ces paramètres une étude de sensibilité a été menée. Le type

d'architecture Perceptron multicouches (MLP pour *multilayer Perceptron*, section A1.4.1) a été choisi car il est le plus utilisé et recommandé pour une première approche (Ghosn, 2000). Il est en effet possible, en fonction du nombre de niveaux intermédiaires (NI) et du type de fonctions d'activation, de modéliser n'importe quel problème non-linéaire (Bishop, 1995) à partir de cette architecture multicouche.

Les paramètres d'ajustement du réseau (complexité de l'architecture, algorithme d'apprentissage, VE et VS) ont donc été déterminés à partir d'une étude de sensibilité conduite sur la base d'une analyse statistique d'optimisation. Cette analyse a été effectuée selon les plans d'expérimentation de Plackett-Burman (Wheeler, 1990) à l'aide du logiciel Statistica (Statsoft). Ce type d'analyse exploratoire permet, à partir d'un nombre restreint d'essais, d'évaluer l'effet de plusieurs facteurs sur une variable de réponse donnée en modifiant de façon itérative la modalité des facteurs. Ainsi, dix facteurs à deux modalités (tableau 4-1) ont été analysés au cours d'un plan d'expérimentation factoriel fractionnaire de 16 essais (un plan complet aurait nécessité 1024 essais). Les résultats de cette étude de sensibilité vont permettre de déterminer quels facteurs sont les plus influents et d'optimiser la variable de réponse en ajustant les modalités des facteurs pour que l'erreur de prédiction du RN soit minimisée.

Les expérimentations ont consisté à effectuer l'entraînement des RN construits selon les modalités des paramètres des essais. La variable de réponse a été représentée par l'erreur des moindres carrés (*root mean squared, RMS*) de la différence entre les valeurs prédites et les VS de la BDD. L'entraînement a été mené en séparant la BDD originale en un ensemble d'apprentissage et un de test, ce dernier utilisé uniquement dans le but de suivre la progression de l'algorithme d'apprentissage. Cette procédure sert ainsi à détecter un « apprentissage par cœur » du problème (*over-learning*) et constitue le critère d'arrêt du processus d'apprentissage, fixé au moment où l'erreur de test ne diminue plus ou commence à augmenter par rapport à l'erreur d'apprentissage.

Les modalités des paramètres ont été déterminées afin de représenter les valeurs limites inférieures et supérieures de la plage de réponse (tableau 4-1). Le premier facteur (type de VE) a été déterminé à partir des coordonnées des nœuds des centroïdes des corps vertébraux du MÉF. La modalité inférieure est représentée par la distance 3D entre la position initiale et finale tandis que la modalité supérieure est représentée par les coordonnées x, y, et z (dans un système de référence global) du nœud en position finale. Le deuxième facteur concerne le nombre de VE, la modalité inférieure correspondant à la position de la vertèbre T1 uniquement alors que la modalité supérieure correspond à la position des vertèbres T1, T4, T7, T10, L1, L4. Les deux facteurs suivants (numéros 3 et 4) représentent la complexité de l'architecture selon le nombre de NI (4 ou 15) et le nombre d'unités par NI (10 ou 50). Les deux algorithmes d'apprentissage retenus (facteur numéro 5) sont la Rétropropagation (*Backpropagation, BP*) et la Descente de gradient conjugué (*Conjugated gradient descent, CGD*). Ce dernier ajuste les poids de connexions de façon similaire à l'algorithme de Rétropropagation mais au lieu de les modifier après chaque cas, l'algorithme de Descente de gradient conjugué calcule le gradient moyen de la surface d'erreur pour tous les cas avant d'ajuster les poids à la fin de chaque cycle d'itération.

Le sixième facteur concerne le nombre de VS soit les propriétés ISTRN de tous les faisceaux comme modalité inférieure et la propriété ISTRN du faisceau obliquus externus numéro 3 comme modalité supérieure. Ce dernier a été choisi pour ses modifications importantes de la propriété ISTRN selon les trois mouvements. La modalité inférieure du facteur numéro 7 est la fonction d'erreur somme de carrés (SS) tandis que la supérieure est la fonction d'erreur d'entropie croisée (cross-entropy). Les fonctions d'activation ont également été choisies comme facteur (numéro 8) avec les modalités inférieure et supérieure représentées par la fonction linéaire et sigmoïde respectivement. La répartition de la BDD en ensemble d'apprentissage et de test (facteur numéro 9) est représentée par le pourcentage respectif de chacun. Enfin, les fonctions de pré et post-traitement ont fait l'objet du dixième facteur ayant comme modalité

inférieure la fonction *minimax* et comme modalité supérieure la fonction *mean/SD*. Le tableau 4-2 présente l'ordre des essais et le changement des modalités pour l'exécution du plan d'expérimentation.

**Tableau 4-1 : Facteurs et modalités sélectionnés pour l'étude de sensibilité**

	Facteurs		Modalités	
	Noms	Abbreviations	Inf.	Sup.
1	Type des variables d'entrée	in_type	3D	xyz
2	Nombre de variables d'entrée	in_#	1	6
3	Nombre de niveaux intermédiaires	hid_#	4	15
4	Nombre d'unités des niveaux intermédiaires	hid_#_un	10	50
5	Algorithme d'apprentissage	algo	BP	CGD
6	Nombre d'unités de sortie	out	160	1
7	Fonction d'erreur de l'algorithme	err_fct	SS	cross-entropy
8	Fonction d'activation des niveaux intermédiaires	act_fct	linéaire	sigmoïde
9	Répartition BBD apprentissage/vérification	sets	50/50	80/20
10	Fonction de pré et post-traitement	pre_pst	minimax	meanSD

**Tableau 4-2 : Modalités des facteurs pour les essais du plan d'expérimentation**

1	3D	1	4	10	BP	160	SS	linéaire	80/20	meanSD
2	xyz	1	4	10	CGD	160	cross-entropy	sigmoïde	50/50	minimax
3	3D	6	4	10	CGD	1	SS	sigmoïde	50/50	minimax
4	xyz	6	4	10	BP	1	cross-entropy	linéaire	80/20	meanSD
5	3D	1	15	10	CGD	1	cross-entropy	linéaire	50/50	meanSD
6	xyz	1	15	10	BP	1	SS	sigmoïde	80/20	minimax
7	3D	6	15	10	BP	160	cross-entropy	sigmoïde	80/20	minimax
8	xyz	6	15	10	CGD	160	SS	linéaire	50/50	meanSD
9	3D	1	4	50	BP	1	cross-entropy	sigmoïde	50/50	meanSD
10	xyz	1	4	50	CGD	1	SS	linéaire	80/20	minimax
11	3D	6	4	50	CGD	160	cross-entropy	linéaire	80/20	minimax
12	xyz	6	4	50	BP	160	SS	sigmoïde	50/50	meanSD
13	3D	1	15	50	CGD	160	SS	sigmoïde	80/20	meanSD
14	xyz	1	15	50	BP	160	cross-entropy	linéaire	50/50	minimax
15	3D	6	15	50	BP	1	SS	linéaire	50/50	minimax
16	xyz	6	15	50	CGD	1	cross-entropy	sigmoïde	80/20	meanSD

L'analyse statistique permet également d'établir un modèle mathématique servant d'outil de prédiction et d'optimisation dont les coefficients proviennent de l'analyse de variance effectuée par le logiciel. Le modèle est défini ainsi :

$$\text{RMS error} = cte + a(\text{IN\_TYPE}) + b(\text{IN\_}\#) + c(\text{HID\_}\#) + d(\text{HID\_}\#\text{\_UN}) + e(\text{ALGO}) + f(\text{OUT}) + g(\text{ERR\_FCT}) + h(\text{ACT\_FCT}) + i(\text{SETS}) + j(\text{PRE\_PST})$$

Pour optimiser l'erreur RMS, c'est-à-dire déterminer les modalités minimisant celle-ci, il suffit de remplacer chaque paramètre par la modalité inférieure (-1) ou supérieure (1). Par exemple, si le terme *cte* est positif et le terme *a* est négatif, il faut remplacer le paramètre (IN\_TYPE) par la modalité +1.

Suite à cette étude de sensibilité, un RN a été construit avec les modalités optimales et a été entraîné afin d'évaluer sa capacité à modéliser le contrôle moteur. Cette évaluation a été basée sur l'erreur RMS et le coefficient de corrélation de Pearson (*r*) moyen entre les niveaux d'activation prédits et ceux de l'ensemble de test. Toutefois, il est difficile de déterminer quel est le niveau d'erreur acceptable pour la prédiction des niveaux d'activation. Pour déterminer si les valeurs prédites sont à l'intérieur d'une limite raisonnable, Prentice (1994) a utilisé comme critère d'évaluation la variabilité normale des activations musculaires. Ainsi, il a représenté cette limite par une bande équivalente à deux fois l'écart-type (STD) par rapport à la moyenne des activations musculaires enregistrées pour chaque muscle. Ce critère d'évaluation a été adapté pour le présent projet en déterminant les moyennes et les écarts-types des propriétés ISTRN des faisceaux pour des mouvements d'amplitude similaire obtenus des simulations pour l'élaboration de la BDD. Ainsi, les stratégies de recrutement prédites par le RN de type MLP pour trois configurations  $S_f$  (flexion et inflexion latérale droite et gauche) ont été comparées au critère d'évaluation dans le but d'observer à quels endroits se situent les erreurs de prédiction.

Les travaux effectués dans cette section ont servi à déterminer les paramètres les plus influents selon les résultats de l'analyse du plan d'expérimentation. De plus, l'évaluation a démontré la faisabilité d'employer un RN pour l'apprentissage des relations entre les paramètres cinématiques du MÉF et les activations musculaires selon les résultats de l'erreur RMS du coefficient de corrélation et du critère de variabilité. La prochaine étape consiste donc à investiguer la possibilité d'utiliser d'autres architectures et de comparer la capacité de généralisation des RN.

#### 4.2.3 Recherche et évaluation de différents types de réseau

D'autres expérimentations avec des réseaux d'architectures et de complexités différentes ont été réalisées afin de rechercher le RN produisant les meilleurs résultats. Les réseaux suivants ont été testés étant donné leur compatibilité avec la problématique : Fonction radiale de base (*Radial Basis Function*, RBF section A1.4.2), Réseaux de neurones de régression généralisée (*Generalized Regression Neural Network*, GRNN section A1.4.3) et Réseau de modélisation linéaire (*Linear Neural Network*, LNN). Afin d'assister les utilisateurs de RN, une fonction particulière du logiciel *Statistica Neural Networks* (Statsoft) a été utilisée afin d'évaluer la précision et la performance de chacune des architectures pour la prédiction des relations entre les données d'entrée et de sortie de la BDD. En effet, ce logiciel intègre un outil appelé Générateur Automatique de Réseau (*Intelligent Problem Solver*) qui utilise des techniques d'optimisation non-linéaire destinées à trouver automatiquement les types optimaux d'architectures capables de modéliser le système. Cette fonction permet de faciliter la recherche d'un RN optimal en sélectionnant les variables pertinentes, puis en optimisant l'architecture du réseau par recherche heuristique.

Chaque réseau créé a subi le même traitement d'évaluation. Ainsi, trois ensembles de données ont été utilisés pour lesquels les paires de VE-VS de la BDD sont redistribuées de façon aléatoire entre chaque essai. Un premier ensemble contenant 50% des cas de la BDD a été utilisé pour la phase d'apprentissage. Le deuxième ensemble, contenant quant

à lui 25 % des cas, a été utilisé dans le processus de test de la progression de l'apprentissage, appelé test croisé (*cross-verification*, selon la nomenclature du logiciel de Statistica), pour permettre de détecter à quel moment le réseau a atteint le niveau d'erreur le plus bas avant qu'il commence à « apprendre par cœur » le problème (*over-learning*). Le troisième ensemble, de validation, est utilisé après la phase d'apprentissage afin de valider la précision et la capacité de généralisation du réseau à partir de nouvelles données non utilisées lors de la phase d'apprentissage et du test croisé.

À la fin de la procédure de recherche par le logiciel, une liste des réseaux a été établie selon des critères basés sur un mélange équilibré de réseaux obtenant les meilleures performances ainsi que le type et la complexité de l'architecture. Cette liste précise pour chaque réseau retenu les caractéristiques de l'architecture et de l'algorithme d'apprentissage, les erreurs RMS et les coefficients de corrélation de Pearson pour les ensembles d'apprentissage, de test et de validation ainsi que d'autres informations relatives aux statistiques de régression. De plus, une évaluation selon le critère adapté de Prentice (1994) a été effectuée pour les réseaux retenus comme à la section 4.2.2. Cette procédure permet ainsi d'évaluer si la précision de prédiction du réseau est suffisante pour modéliser le contrôle neural pour les mouvements de flexion et d'inflexion latérale droite et gauche.

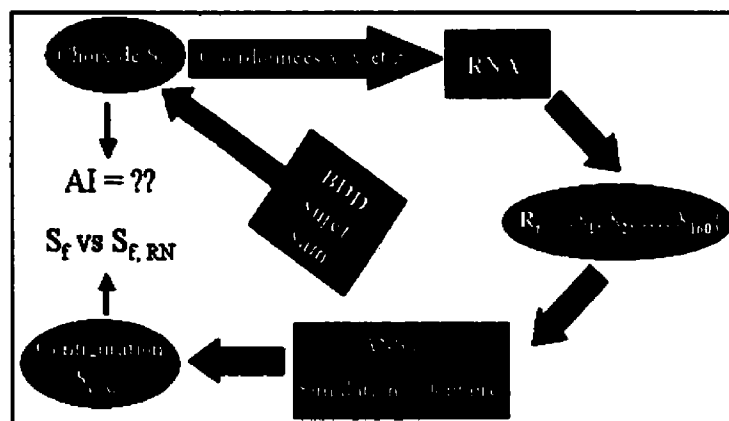
#### **4.2.4 Évaluation du processus de simulation intégrant un RN**

Dans le but de déterminer quel type de réseau parmi ceux évalués à la section précédente doit être intégré au MÉF, une expérimentation a été conduite à partir du MÉF du sujet sain utilisé lors de la génération de la BDD. La procédure d'évaluation a consisté à introduire comme données d'entrée aux RN 11 nouvelles configurations corporelles à l'intérieur et à l'extérieur des nuages expérimentaux des simulations de la BDD afin de tester leur capacité d'interpolation et d'extrapolation. Les valeurs d'activations prédites par les réseaux ont ensuite été introduites dans le processus de simulation volontaire afin

de comparer les configurations  $S_f$  et les configurations finales obtenues suite aux simulations à partir des stratégies prédites ( $S_{f, RN}$ ). La figure 4-1 montre la procédure d'évaluation débutant par la sélection d'une configuration  $S_f$  à partir de la BDD élaborée pour le sujet sain. À la fin de la procédure, les résultats de la simulation sont comparés avec la configuration  $S_f$  choisie afin d'évaluer l'adéquation. Cette comparaison a été effectuée à l'aide du même indice d'adéquation (IA) présenté au chapitre 3 et repris de Beauséjour (1999). Cet indice permet de quantifier la correspondance entre deux géométries corporelles selon l'équation :

$$I.A. = \left\{ 1 - \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{\psi_i}{\varphi_i} \right) \right] \right\} * 100\%$$

où  $\psi_i$  est la distance 3D entre les configurations  $S_f$  et  $S_{f, RN}$  pour les vertèbres  $i$  ( $i = T1$  à  $L5$ ;  $N = 17$ ) et  $\varphi_i$  est la distance 3D entre les configurations  $A_i$  et  $S_f$  pour les vertèbres  $i$  ( $i = T1$  à  $L5$ ;  $N = 17$ ).



**Figure 4-1 : Diagramme représentant la procédure d'évaluation de la capacité de généralisation des RN intégrés au MÉF**



#### 4.2.5 Évaluation in-vivo de la modélisation neuro-musculo-squelettique

Une évaluation de la modélisation du contrôle moteur intégrant un réseau neuronal a été effectuée à partir de données expérimentales dans le but d'évaluer la faisabilité d'étudier des désordres du rachis comme les lombalgies. Pour ce faire, des données cinématiques enregistrées lors de l'exécution de mouvements de flexion et d'inflexion latérale d'un sujet sain ont été utilisées. Ces données sont les mêmes que celles déjà utilisées lors de l'étude des stratégies de recrutement musculaire (section 3.1.1) et sont donc facilement utilisables pour l'évaluation. Il est à noter qu'il s'agit d'un sujet différent de ceux utilisés lors de l'élaboration et de l'intégration du RN à la modélisation du contrôle moteur.

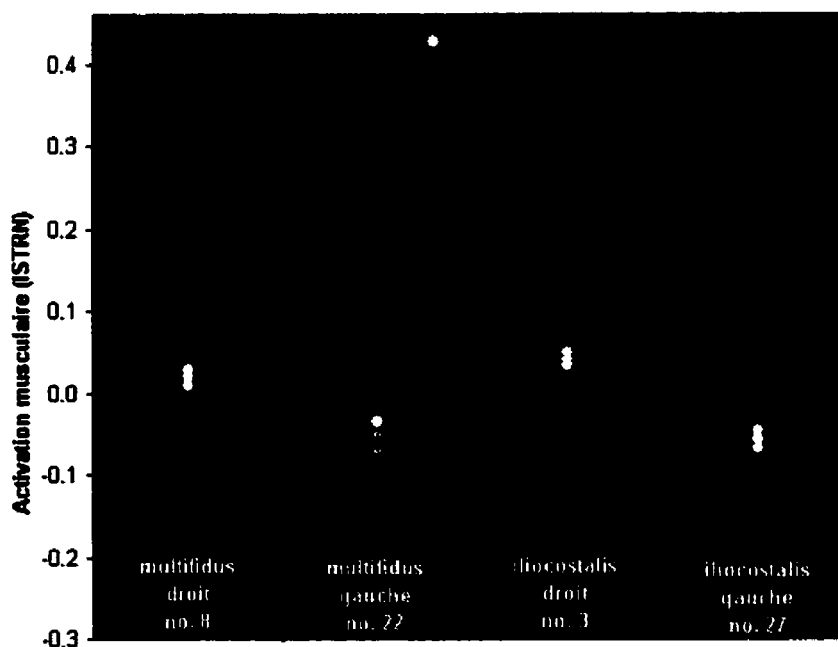
L'évaluation a donc consisté à introduire dans le RN les coordonnées des vertèbres correspondant à une configuration  $A_f$  déterminée pour la simulation d'un mouvement de flexion d'environ  $30^\circ$  ainsi que d'un mouvement d'inflexion latérale gauche de  $20^\circ$ . Puisque les données d'entrée du RN sont les coordonnées cartésiennes des vertèbres, le déplacement est donc dépendant de la position initiale. Afin d'en tenir compte, et donc de considérer que la position initiale de ce sujet est différente de celle du sujet utilisé lors de la génération de la BDD, une matrice de transformation rigide a été calculée. Celle-ci est évaluée à partir des coordonnées de la vertèbre T1 des deux sujets en position initiale en calculant la translation nécessaire pour que les nœuds correspondent à la même position dans le système de référence globale. Les rotations n'ont pas été considérées suivant l'hypothèse que les sujets sains ont une posture semblable en position initiale. Cette transformation a ensuite été appliquée aux coordonnées des vertèbres provenant du choix de configuration  $R_f$ . Les résultats des simulations sont ensuite comparés aux positions mesurées expérimentalement à l'aide du même indice d'adéquation :

$$I.A. = \left\{ 1 - \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{\psi_i}{\phi_i} \right) \right] \right\} * 100\%$$

mais où  $\psi_i$  représente cette fois la distance 3D entre les configurations  $A_f$  et  $S_{f, RN}$  pour les vertèbres  $i$  ( $i = T1$  à  $L5$ ;  $N = 17$ ) et  $\varphi_i$  représente la distance 3D entre les configurations  $A_i$  et  $A_f$  pour les vertèbres  $i$  ( $i = T1$  à  $L5$ ;  $N = 17$ ).

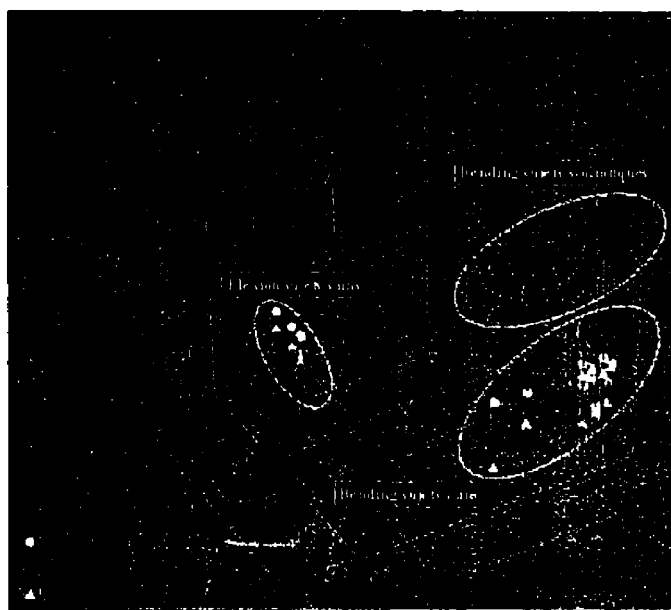
### 4.3 Résultats

L'analyse graphique des niveaux d'activation de quatre faisceaux musculaires déterminés pour la simulation de mouvements de flexion et d'inflexion latérale avec les sujets sains et scoliotiques démontre que selon les faisceaux considérés, les relations entre les paramètres ne sont pas identiques (figure 4-2). Pour les faisceaux choisis, on constate que les niveaux d'activation du multifidus et iliocostalis droit sont nettement séparés en classes, en fonction du mouvement et de la géométrie du tronc. De plus la séparation des classes n'est pas identique pour les faisceaux bilatéraux d'un même muscle.



**Figure 4-2 : Activations musculaires de quatre faisceaux de l'érecteur du rachis pour des simulations de flexion et d'inflexion latérale pour les sujets sains et scoliotiques**

La représentation 3D de la relation entre l'activation et la position de T1 à la configuration  $S_f$  montre également la répartition des résultats en classes distinctes (figure 4-3). Il est également possible de remarquer qu'en considérant uniquement les sujets sains, les niveaux d'activation sont aussi répartis en classes.



**Figure 4-3 : Représentation 3D des activations musculaires en fonction du déplacement de la vertèbre T1 (en mm) à la configuration  $S_f$**

#### 4.3.1 Résultats de la randomisation de la banque de données simulées

Afin d'illustrer l'effet de la randomisation des stratégies de recrutement sur la cinématique du MÉF, la figure 4-4 présente en vue de dessus la position finale de la vertèbre T1 pour les 1900 mouvements volontaires simulés. On remarque la présence de trois nuages de points grossièrement circonscrits représentant trois mouvements distincts. Ainsi, malgré la génération de stratégies très diversifiées, on observe que l'impact sur le comportement cinématique du tronc est relativement faible. Ces résultats sont comparables à ceux obtenus par Hatze (2000) qui a démontré qu'une perturbation chaotique du contrôle neural avait très peu d'influence sur la trajectoire résultante d'un

modèle neuro-musculo-squelettique. Il est toutefois important de noter que malgré leur faible impact sur le comportement cinématique, les stratégies aléatoires ont des effets importants sur le comportement mécanique. Par exemple, deux simulations peuvent produire des configurations  $S_f$  semblables mais les niveaux de contraintes générées par l'activation des muscles sont différents. Ainsi, dépendamment du niveau de co-contraction et du recrutement des muscles, les patrons d'efforts sur les vertèbres et les disques intervertébraux seront grandement différents.



**Figure 4-4 : Graphique représentant en vue de dessus la position finale de T1 pour les simulations volontaires avec les stratégies de recrutement aléatoire**

#### **4.3.2 Résultats de l'étude de sensibilité des paramètres d'ajustement et capacité de généralisation du réseau MLP**

Les résultats de l'entraînement des réseaux pour chaque essai du plan d'expérimentation sont présentés à la figure 4-5. Ainsi, la plus faible erreur RMS a été obtenue pour l'essai numéro 13 (0.148) tandis que la plus forte erreur a été obtenue pour l'essai numéro 4 (0.412). L'analyse statistique des résultats à l'aide de Statistica (Statsoft) a permis de déterminer qu'il y a deux facteurs significatifs soit le nombre d'unités du NI ( $p = 0.047$ ) et la fonction d'activation ( $p = 0.003$ ), résultats soulignés au tableau 4-3. Ce dernier

facteur est celui qui a le plus d'effet sur la variabilité de l'erreur RMS (-5.56) alors que le facteur fonction d'erreur influe faiblement sur l'erreur (0.58). Le graphique de Pareto (figure 4-6) représente les effets estimés pour chacun des facteurs avec le seuil de signification illustré par la ligne verticale tiretée. Les autres facteurs ayant un effet important mais non-significatif sont dans l'ordre suivant : le nombre de VS, le nombre de NI et le type et le nombre de VE.

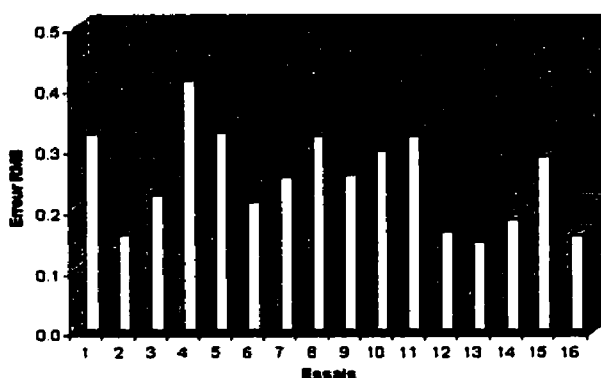
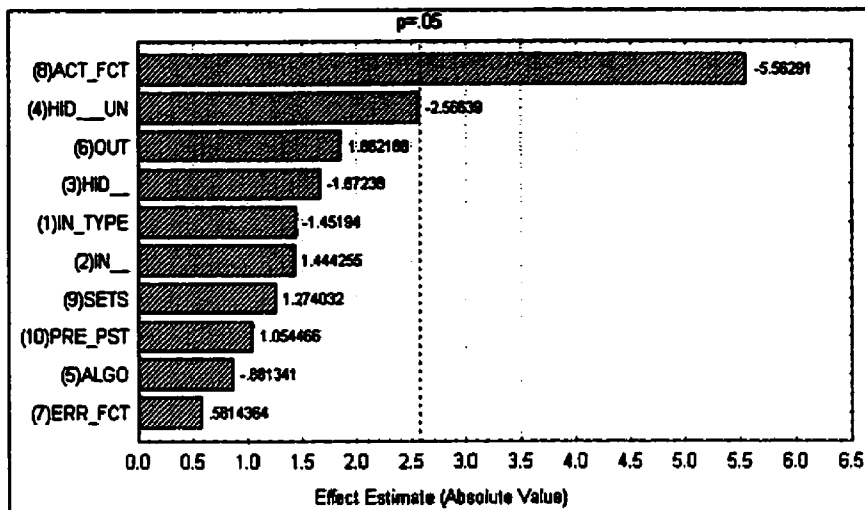


Figure 4-5 : Erreur RMS obtenue pour chaque essai du plan d'expérimentation

Tableau 4-3 : Résultats de l'analyse statistique du plan d'expérimentation

	Facteurs		Résultats	
	Noms	Abbreviations	Effets	p
1	Type des variables d'entrée	in_type	-1.5	0.206
2	Nombre de variables d'entrée	in_#	1.4	0.208
3	Nombre de niveaux intermédiaires	hid_#	-1.7	0.155
4	Nombre d'unité des niveaux intermédiaires	hid_#_un	-2.6	0.050
5	Algorithme d'apprentissage	algo	-0.88	0.418
6	Nombre d'unités de sortie	out	1.9	0.122
7	Fonction d'erreur de l'algorithme	err_fct	0.58	0.586
8	Fonction d'activation des niveaux intermédiaires	act_fct	-5.6	0.003
9	Répartition BBD apprentissage/vérification	sets	1.3	0.259
10	Fonction de pré et post-traitement	pre_pst	1.1	0.340



**Figure 4-6 : Graphique de Pareto illustrant les effets de chaque facteur ainsi que le seuil de signification ( $p = 0.05$ )**

L'optimisation des paramètres à partir des coefficients de l'équation de prédiction obtenue de l'analyse statistique ( tableau 4-4 ) permet de définir le modèle suivant :

$$\begin{aligned} \text{RMS error} = & 0.253 - 0.015(\text{IN\_TYPE}) + 0.015(\text{IN\_}\#) + 0.017(\text{HID\_}\#) - \\ & 0.026(\text{HID\_}\#\text{\_UN}) - 0.009(\text{ALGO}) + 0.019(\text{OUT}) + 0.006(\text{ERR\_FCT}) - \\ & 0.056(\text{ACT\_FCT}) + 0.013(\text{SETS}) + 0.011(\text{PRE\_PST}) \end{aligned}$$

Afin de minimiser l'erreur RMS, il suffit de remplacer chaque variable indépendante par la modalité inférieure (-M) ou supérieure (M+) des facteurs tel que :

$$\begin{aligned} \text{RMS error} = & 0.253 - 0.015(\text{M}+) + 0.015(-\text{M}) + 0.017(-\text{M}) - 0.026(\text{M}+) - 0.009(\text{M}+) + \\ & 0.019(-\text{M}) + 0.006(-\text{M}) - 0.056(\text{M}+) + 0.013(-\text{M}) + 0.011(-\text{M}) \end{aligned}$$

Ainsi, les modalités optimales des paramètres sont : les coordonnées x, y, et z de la vertèbre T1 comme VE, quatre NI avec chacun 50 unités utilisant la fonction d'activation sigmoïde, l'algorithme d'apprentissage de Descente de gradient conjugué avec la fonction d'erreur somme des carrés, les propriétés ISTRN de tous les faisceaux

musculaires pour les VS et la fonction *minimax* pour le pré et post-traitement des données d'entrée et de sortie.

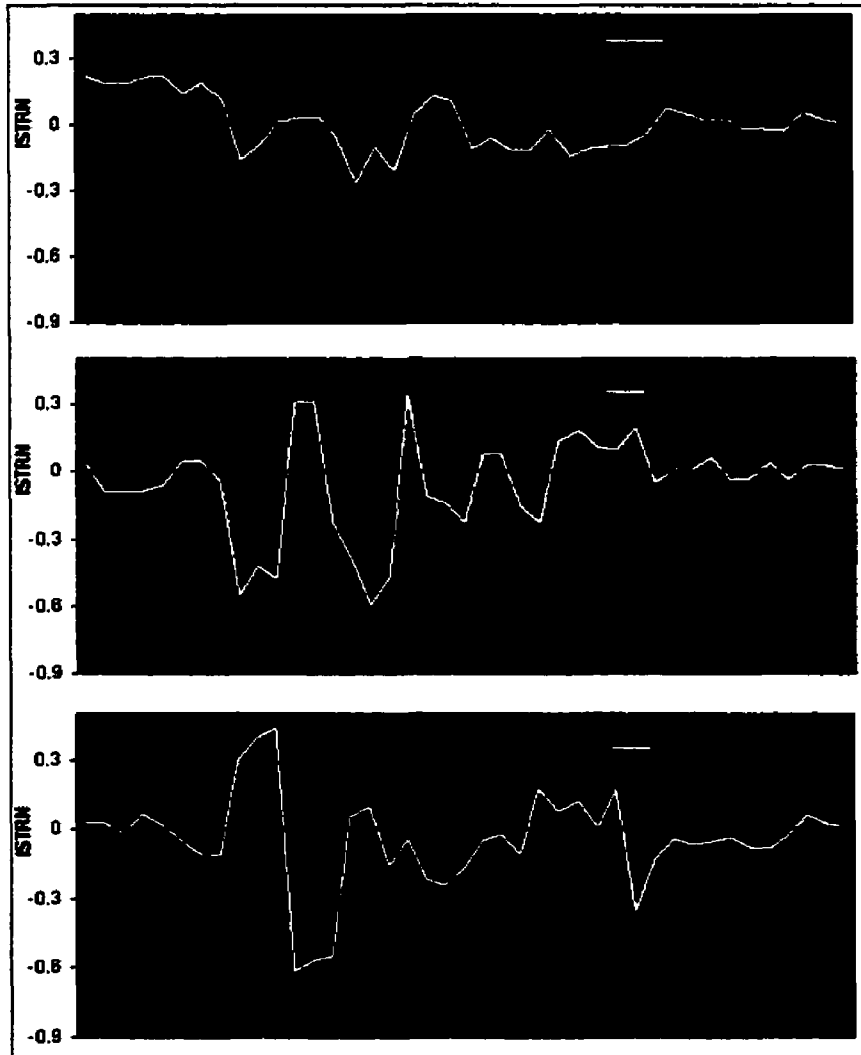
**Tableau 4-4 : Optimisation des paramètres du RN à l'aide du modèle mathématique découlant de l'analyse statistique**

Coefficients	Variables indépendantes			
	cte	0.253	Facteurs	Modalité
a	-0.015	in type	1	xyz
b	0.015	in #	-1	1
c	0.017	hid #	-1	4
d	-0.026	hid # un	1	50
e	-0.009	algo	1	CGD
f	0.019	out	-1	180
g	0.006	err fct	-1	SS
h	-0.056	act fct	1	sigmoïde
l	0.013	sets	-1	50/50
j	0.011	pre pst	-1	minimax

Suite à l'entraînement du RN élaboré avec les modalités optimales, l'erreur RMS a été de 0.174 alors qu'un coefficient de corrélation de 0.72 a été obtenu. La phase d'apprentissage a nécessité 700 cycles d'itération et un temps de calcul d'environ 10 minutes sur un ordinateur PC avec processeur Pentium III de 500 MHz et 260 Mo de mémoire vive. Suivant l'introduction de nouveaux cas de flexion et d'inflexion latérale droite et gauche dans le RN, les erreurs RMS pour la prédiction d'une stratégie de recrutement sont plus basses pour les cas d'inflexion latérale avec des valeurs de 0.109 et 0.110 alors que pour le cas de flexion l'erreur est de 0.124.

En plus d'évaluer l'erreur RMS et la corrélation, il faut aussi déterminer si le niveau d'erreur est satisfaisant pour la prédiction des niveaux d'activation musculaire. La figure 4-7 présente les stratégies de recrutement pour les muscles de la paroi abdominale pour les trois mouvements superposées à la moyenne des activations et au critère d'évaluation de la variabilité. On peut constater que les valeurs prédites sont hors de la zone d'évaluation (surévaluation du niveau de facilitation et d'inhibition) pour plusieurs faisceaux mais le patron général est bien respecté. D'autre part, les fonctions

agoniste/antagoniste prédites par le réseau (ISTRN positif/négatif) pour les faisceaux musculaires les plus recrutés sont conformes aux fonctions représentées par la moyenne et modélisent le phénomène du contrôle neural adéquatement.



**Figure 4-7 : Activations musculaires de flexion et d'inflexion latérale gauche et droite prédites par le RN avec architecture MLP comparées à la moyenne et au critère d'évaluation de la variabilité**



### 4.3.3 Résultats de la capacité de généralisation des réseaux élaborés par le logiciel

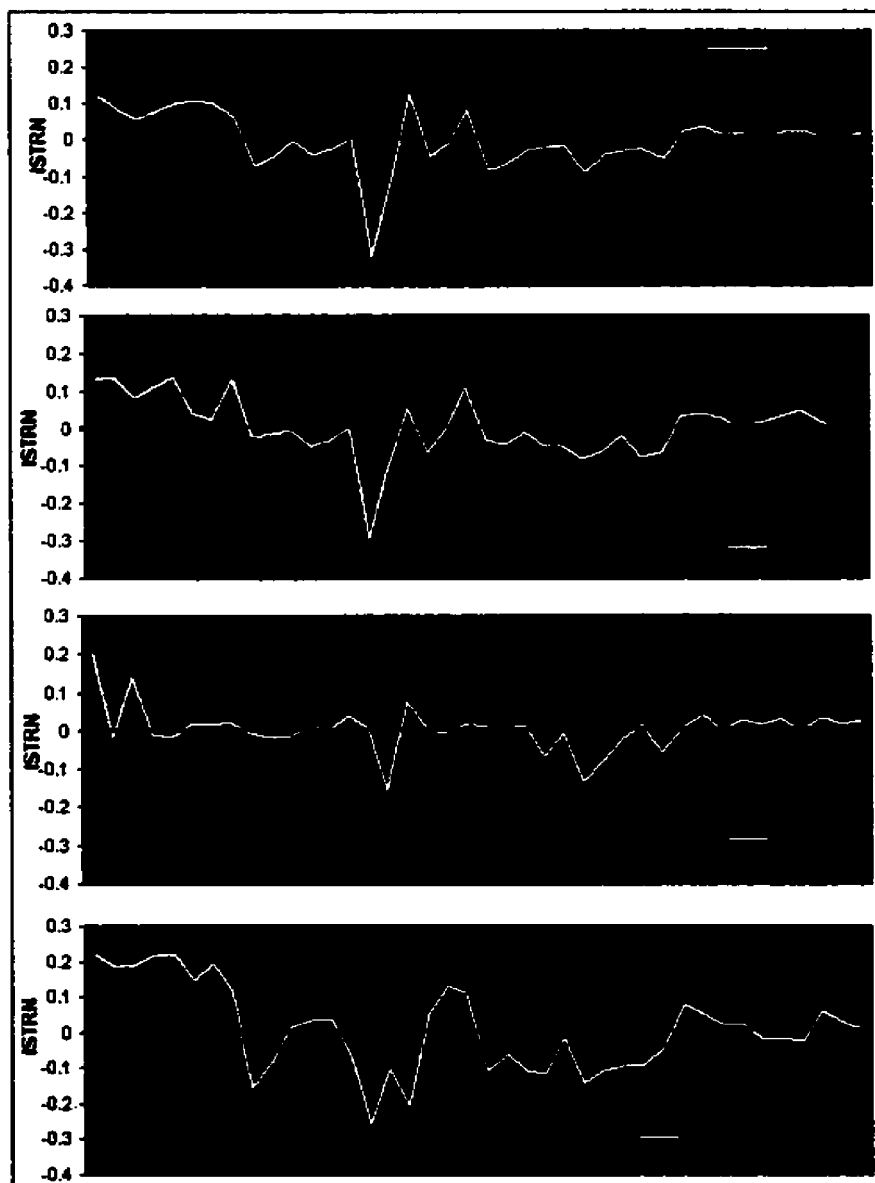
Lors de la phase de recherche du logiciel *Statistica Neural Networks* (Statsoft), qui a duré 335 minutes, 538 réseaux de types d'architecture et de complexités différentes ont été entraînés, testés et vérifiés. Quatre réseaux, de type LNN, MLP, RBF et GRNN, ont été retenus et correspondent aux meilleurs résultats obtenus par chacun (tableau 4-5). Selon les calculs du logiciel, la capacité de généralisation des activations musculaires est supérieure pour les réseaux GRNN et RBF, avec une erreur RMS de 0.012 et 0.042 respectivement. Un réseau du même type que celui testé à la section 4.3.2 (MLP) a aussi été retenu pour fins de comparaison et celui-ci obtient des résultats comparables avec une erreur RMS de 0.168. Enfin, le LNN, type de réseau le plus simple, obtient un résultat aussi précis que le réseau MLP avec une erreur 0.104. La meilleure corrélation entre les valeurs prédites et celles de la BDD est obtenue avec le réseau GRNN qui est environ 15% supérieure aux réseaux LNN et MLP. Les résultats de prédiction des deux réseaux MLP (celui de la section 4.3.2 et celui du tableau 4-5) sont du même ordre de grandeur mais avec une erreur RMS et un coefficient de corrélation plus faible pour ce dernier.

**Tableau 4-5 : Erreurs RMS et coefficients de corrélation obtenus pour chacune des phases de l'analyse du logiciel pour les quatre types de réseaux**

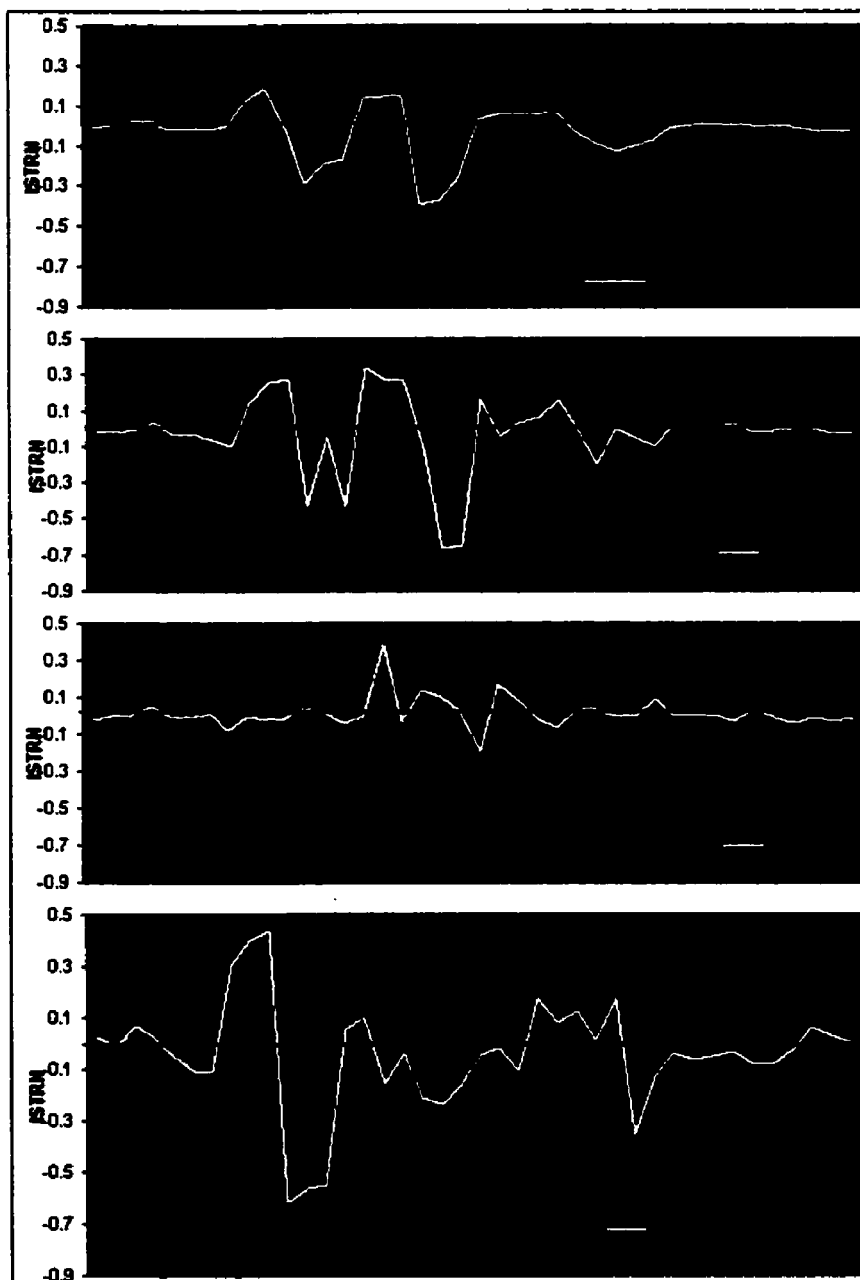
Type	Erreur RMS			r Pearson moyen		
	apprentissage	vérification	test	apprentissage	vérification	test
MLP	0.1688	0.1684	0.1678	0.77	0.75	0.74
LNN	0.1040	0.1042	0.1044	0.84	0.80	0.72
RBF	0.0412	0.0417	0.0418	0.89	0.84	0.81
GRNN	0.0109	0.0117	0.0118	0.91	0.87	0.86

Les résultats de l'évaluation du niveau de précision des stratégies de recrutement en fonction du critère de variabilité sont présentés aux figures 4-8 à 4-10. Pour chaque mouvement, la comparaison des niveaux d'activation avec le critère de variabilité est semblable. Ainsi les stratégies de recrutement prédites par le réseau GRNN pour les

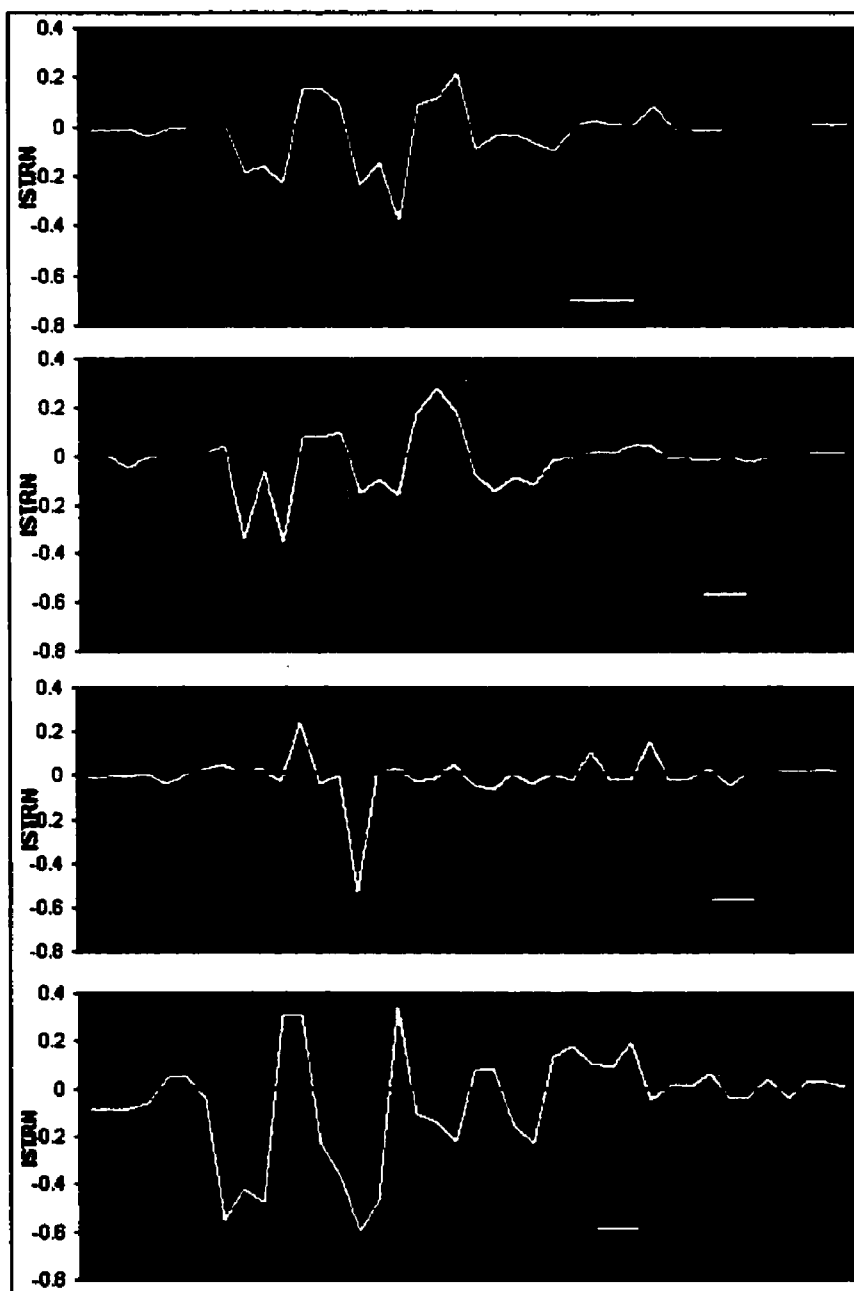
mouvements de flexion et d'inflexion latérale sont celles démontrant le plus de conformité avec le critère d'évaluation. Ces résultats vont dans le même sens que ceux basés sur l'erreur RMS et le coefficient de corrélation. Toutefois, la situation est différente pour ce qui est des réseaux MLP et LNN.



**Figure 4-8 : Flexion : activations musculaires prédites par quatre RN comparées au critère d'évaluation de la variabilité**



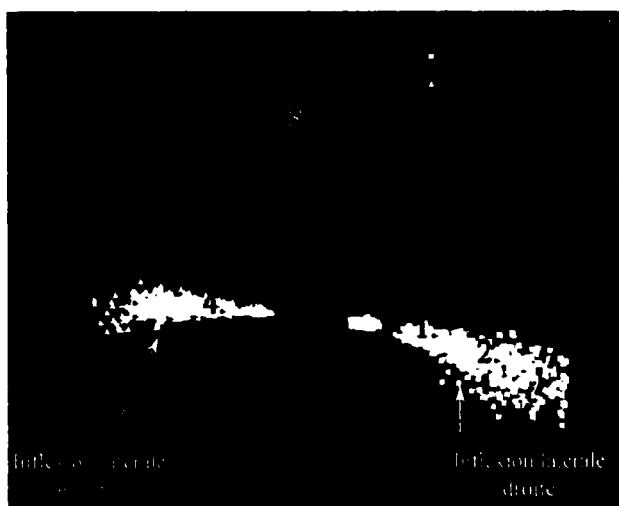
**Figure 4-9 : Inflexion droite : activations musculaires prédites par quatre RN comparées au critère d'évaluation de la variabilité**



**Figure 4-10 : Inflexion gauche : activations musculaires prédites par quatre RN comparées au critère d'évaluation de la variabilité**

#### 4.3.4 Résultats de l'évaluation des simulations à partir du MÉF intégrant un RN

La figure 4-11 montre à l'aide de numéros les configurations  $S_f$  qui ont été choisies afin de représenter les différents types de mouvements que le RN devrait être en mesure de gérer. Les essais 3, 6, et 9 ont été effectués pour tester la capacité d'extrapolation tandis que les essais 1, 2, 4, 5, 7, 8 ont été effectués pour tester la capacité d'interpolation. Les essais 10 et 11 quant à eux ont été considérés comme des cas spéciaux puisqu'ils sont situés à l'intérieur de la sphère expérimentale mais à l'extérieur des nuages de points, représentant la simulation de mouvements asymétriques.



**Figure 4-11 : Vue de dessus de la sphère approximative de l'espace expérimental avec la position de la vertèbre T1 pour chacun des essais de simulations**

Les indices d'adéquation (IA) entre les configurations  $S_f$  et  $S_{f, RN}$  obtenus pour chacun des essais sont présentés dans le tableau 4-6. Ainsi, les meilleurs résultats de simulation (entre 76.2 et 97.5 %) proviennent des essais d'inflexion latérale gauche (essais 4 et 5) tandis que l'essai 9 est celui qui produit les résultats les moins précis (45.8 %). Indépendamment du type de mouvement simulé, les IA les plus élevés sont obtenus lorsque les stratégies de recrutement sont prédites par le réseau GRNN (entre 62.3 et 97.5 %). La meilleure adéquation (essai 5, GRNN) correspond à une différence de

position de la vertèbre T1 de 5.4 et de 1.5 mm selon les axes x et y respectivement. Le réseau du type RBF obtient aussi de bons résultats avec un IA maximal de 95.4 %, également pour un mouvement d'inflexion latérale gauche (position 4). Les IA pour les simulations utilisant les réseaux LNN et MLP sont plus faibles d'environ 15 % alors que la capacité d'interpolation entre ces deux réseaux est supérieure pour le réseau LNN. En ce qui a trait à la capacité d'extrapolation (essais 3, 6 et 9), le réseau MLP produit des résultats supérieurs à tous les autres réseaux avec un IA maximal de 76.9 %. Pour les cas spéciaux 10 et 11, les réseaux GRNN et RBF génèrent des IA à mi-chemin entre les résultats d'interpolation et d'extrapolation pour les mouvements de flexion et d'inflexion latérale (IA entre 82.1 et 89.1 %). D'autre part, les résultats provenant de l'utilisation du réseau MLP pour ces deux essais (IA entre 69.4 et 73.5 %) sont relativement comparables à ceux obtenus pour les autres essais d'interpolation et d'extrapolation (IA entre 63.5 et 77.5 %). Il est également important de noter que le réseau MLP produit des résultats quasi constants pour tous les essais alors qu'avec le réseau GRNN par exemple les IA varient de 62.3 à 97.5 %.

**Tableau 4-6 : Résultats des simulations volontaires à partir des stratégies de recrutement prédites par les RN selon une interpolation ou une extrapolation (ombragé)**

	Essai	Indices d'adéquation			
		MLP	LNN	RBF	GRNN
Inflexions droites	1	76.5	78.4	93.4	94.2
	2	74.5	76.1	90.2	93.7
Inflexions gauches	4	77.5	79.8	95.4	96.8
	6	76.2	78.5	92.1	97.5
Flexions	7	63.5	62.6	67.4	68.9
	8	63.9	63.2	64.9	72.5
Asymétriques					

### 4.3.5 Résultats de l'évaluation in-vivo de la modélisation neuro-musculo-squelettique

Un IA de 82.3 % a été obtenu pour la simulation du mouvement volontaire de flexion à partir de données cinématiques expérimentales avec l'intégration du réseau GRNN. Cet écart d'adéquation correspond à une différence de position du nœud du centroïde du corps de la vertèbre T1 de 7.4 mm selon l'axe des x et 5.3 mm selon l'axe des y (tableau 4-7) pour une course totale de 230 mm. Un second mouvement, correspondant à une inflexion latérale gauche, a été simulé dans les mêmes conditions et un IA de 89.2 % a été obtenu. Pour cet essai, des écarts de la position de T1 de 5.1 et 3.9 mm selon les axes x et y ont été calculés. La différence de position aux autres niveaux est relativement plus faible ce qui démontre la correspondance entre les deux configurations et qu'il n'y a pas d'erreurs ponctuelles pour certaines vertèbres.

**Tableau 4-7 : Différences ( $S_{r, RN} - A_f$ ) entre les coordonnées des nœuds des centroïdes des corps vertébraux (en mm)**

	Flexion			Inflexion latérale		
	x	y	z	x	y	z
T1	-7.4	5.3	19.9	5.1	3.9	16.8
T3	-6.8	4.7	14.4	4.2	3.5	11.2
T7	-7.2	3.6	12.8	3.2	2.5	12.4
T10	-5.8	2.7	9.7	2.9	2.1	10.1
L1	-4.8	0.9	5.7	2.6	1.2	3.4
L4	-3.1	-0.5	1.5	1.4	0.5	1.2
<b>Moyenne</b>	<b>-5.9</b>	<b>2.8</b>	<b>10.7</b>	<b>3.2</b>	<b>2.3</b>	<b>9.2</b>

### 4.4 Discussion

Il a été montré à partir d'une analyse graphique que les patrons d'activation musculaire étaient rassemblés en classes distinctes. Cette évaluation a permis d'identifier que les classes n'étaient pas linéairement reliées, et donc que des techniques telles que l'analyse discriminante ou la régression logistique ne pouvaient être utilisées pour la modélisation

(Fausett, 1994). Il s'est donc avéré pertinent d'utiliser la technique des RN pour modéliser le mécanisme par lequel le modèle de contrôle moteur détermine les commandes centrales.

La première décision ensuite a consisté à choisir les VE et VS en fonction des applications visées mais aussi en fonction des principes neurophysiologiques. En effet, plusieurs applications des RN pour la modélisation du contrôle moteur étudient la relation entre l'activité EMG et des paramètres cinématiques et cinétiques (section 1.5.3.4). Ces modèles sont basés sur l'hypothèse que les patrons d'activité EMG sont programmés par un générateur central et ne tiennent pas en compte la redondance du système musculo-squelettique (Feldman et coll., 1998). Une alternative proposée par le modèle  $\lambda$  stipule que les signaux de commandes centrales ne contiennent aucune information sur la synchronisation et l'amplitude de l'activité EMG et que cette dernière émerge plutôt de l'interaction entre les signaux de contrôles, le réflexe et les composantes biomécaniques du système. C'est donc en considérant ces observations que les types de VE et de VS ont été déterminés.

La génération de la BDD est une étape importante puisque la qualité de celle-ci est garante d'une bonne performance des RN. L'utilisation de stratégies de recrutement aléatoires a permis d'obtenir un grand nombre de cas, et par le fait même de tenir compte de la variabilité intra-sujet des stratégies. Une conséquence directe des résultats obtenus des simulations à partir de ces stratégies est que les relations entre les paramètres cinématiques et les niveaux d'activation ne tiennent pas compte du niveau de contraintes et des efforts qui sont gérés par les muscles. Cet aspect de la modélisation pourrait toutefois être géré par le présent MÉF du tronc. Ainsi, afin de distinguer les stratégies de recrutement impliquant des configurations corporelles semblables, il s'agirait de fournir aux RN des données relatives aux états de contrainte différents. Ce point nécessiterait une autre étude pour la détermination d'un paramètre fiable et



représentatif de l'état de contraintes dans le MÉF et dépasse donc le cadre du présent projet qui consistait à démontrer la faisabilité de l'approche.

L'analyse de sensibilité a permis de déterminer les paramètres d'ajustement des RN importants pour la modélisation du contrôle moteur. En effet, il n'existe aucune règle, outre les connaissances de l'expérimentateur du problème à modéliser, permettant de spécifier les nombreux paramètres à ajuster selon les caractéristiques de l'architecture du réseau et de l'application (Jain, 1996). Ainsi, l'utilisation des plans d'expérimentation est une solution originale qui a permis, à partir d'un nombre restreint d'essais, de déterminer les paramètres influents et les modalités optimales. D'ailleurs, ces dernières concordent adéquatement avec les notions théoriques.

Ainsi, les coordonnées de T1 comme VE sont plus représentatives de la position antéro-postérieure et latérale des vertèbres que la simple amplitude du mouvement qui est indépendante de la direction. Le nombre de VE fixé à la position de T1 uniquement signifie que les positions des vertèbres sont intimement reliées les unes aux autres et donc intègrent une information redondante. Cela ne serait toutefois pas le cas s'il y avait présence de patrons de coordination différents des segments du rachis parmi les cas de la BDD, comme pour les patrons cinématiques des sujets lombalgiques (section 1.3.2). L'algorithme CGD a de meilleurs résultats puisqu'il est plus performant que le BP quand les NI contiennent beaucoup d'unités et qu'il y a plusieurs VS (Bishop, 1995). Il est également plus rapide lors de la phase d'apprentissage et risque moins d'être bloqué dans des minima locaux. De plus, l'obtention de meilleurs résultats avec 160 VS est aussi surprenant puisque le RN doit prédire 160 valeurs à partir de très peu de VE. Toutefois, il semblerait que lors de la phase d'apprentissage le RN profite de l'information fournie par le plus grand nombre de connexions vers le niveau de sortie et qu'il arrive ainsi à mieux apprendre les relations entre les VS (Ghosn, 2000; Patterson, 1996).

La fonction d'erreur « somme des carrés » (*sum-squared*, SS) est la fonction standard utilisée pour l'apprentissage et est certainement la plus appropriée pour les problèmes de régression alors que la fonction « d'entropie croisée » (*cross-entropy*) est plus appropriée pour les problèmes de classification (Bishop, 1995). Le choix de la fonction d'activation, qui a le plus d'effet sur la performance du RN (figure 4-6), est un facteur très important qui conditionne le comportement du RN puisqu'il influence directement le calcul que chaque unité effectue. Ainsi la fonction sigmoïde est essentielle pour que le RN soit capable de gérer des phénomènes non-linéaires puisqu'un RN avec uniquement des fonctions d'activation linéaires n'effectue qu'une combinaison linéaire de sommes pondérées (Fausett, 1994).

L'erreur RMS théorique d'apprentissage (0.066) calculée à partir de l'équation de prédiction a été beaucoup plus faible que celle effectivement obtenue (0.174) lors de l'apprentissage. Cela dépend en fait de la précision du modèle statistique et des conditions d'arrêt de l'algorithme d'apprentissage. D'ailleurs, le plan d'expérimentation effectué était en fait un plan de tamisage à partir duquel d'autres expérimentations auraient pu mener à la détermination des modalités optimales exactes puisque celles choisies pour le plan de tamisage représentent les extrêmes de l'espace expérimental (Wheeler, 1990). Il est difficile de déterminer quel est le niveau d'erreur acceptable pour la prédiction des niveaux d'activation musculaire. Ainsi, l'évaluation de la capacité des RN à modéliser la problématique a été basée sur l'erreur RMS et le coefficient de corrélation de Pearson ( $r$ ) moyen entre les niveaux d'activation prédits et ceux de l'ensemble de test. Toutefois, ces mesures n'apportent aucune information sur les conséquences que ces erreurs produiront sur les stratégies de recrutement. L'erreur RMS représente l'amplitude de l'erreur et même si elle accorde plus de poids aux grandes valeurs, elle ne fournit aucune information sur l'origine des différences. Quant au coefficient de corrélation, il informe sur la capacité du RN à représenter le profil des stratégies de recrutement mais il est indépendant de l'amplitude absolue des niveaux d'activation. Le critère d'évaluation de la variabilité, adapté de Prentice (1994), a donc

été utilisé afin de résoudre ce problème. Ainsi, la comparaison des niveaux d'activation musculaire prédits par le réseau MLP de l'analyse de sensibilité avec ce critère a permis de montrer que malgré l'erreur RMS élevée, les fonctions agoniste/antagoniste des faisceaux musculaires étaient respectées. Par conséquent, ce type de RN représente le phénomène du contrôle neural adéquatement mais en surévaluant les niveaux de facilitation et d'inhibition des faisceaux.

L'obtention de meilleurs résultats pour le réseau LNN comparé au type MLP est inattendue compte tenu de la différence de complexité de l'architecture et de l'utilisation de fonctions d'activation non-linéaires pour ce dernier. Certains auteurs, dont Fausett (1994), suggèrent que la capacité de généralisation des réseaux de types complexes devrait toujours être comparée avec celle obtenue à partir d'un réseau linéaire. De plus, selon les applications, un réseau linéaire parviendra à de meilleurs résultats qu'un réseau MLP simplement parce que l'algorithme d'apprentissage ne réussit pas à atteindre le minimum global de la fonction d'erreur (Bishop, 1995; Haykin, 1994). Une autre explication concerne le processus de génération de la BDD qui pourrait être biaisé par l'utilisation des résultats de la solution d'équilibre de chaque itération lors des simulations. En effet, l'imposition du chargement du recrutement musculaire est effectuée de façon graduelle et linéaire au cours des simulations ce qui pourrait affecter le processus d'apprentissage en créant entre les données des liens non-représentatifs du phénomène à modéliser (Shepherd, 1997). Il est difficile de s'assurer de la représentativité des variables choisies et le seul moyen de le vérifier aurait été d'essayer d'autres agencements de VE de types différents. D'autre part, les résultats supérieurs des réseaux du type RBF et GRNN peuvent être attribués à la capacité des unités radiales à représenter un espace multidimensionnel, comme celui du modèle neuromusculaire, à l'aide de courbes Gaussiennes. De plus ces types de réseaux ne souffrent pas des problèmes de convergence comme les réseaux de type MLP (Bishop, 1995). Enfin, les réseaux GRNN et RBF présentent l'avantage d'effectuer la phase d'apprentissage très

rapidement mais ne réussissent pas à extrapoler aussi bien que le type MLP (Haykin, 1994).

La comparaison de la capacité de prédiction des quatre réseaux avec le critère de variabilité a permis de déterminer que des résultats supérieurs sont obtenus avec le réseau GRNN, ce qui confirme les résultats basés sur l'erreur RMS et le coefficient de corrélation. Toutefois, la situation est différente pour ce qui est des réseaux MLP et LNN. En effet, malgré le fait que l'erreur RMS et les coefficients de corrélation soient plus faibles pour le réseau LNN que MLP, ce dernier prédit correctement la fonction (signe des propriétés ISTRN) des faisceaux musculaires alors que ce n'est pas le cas pour le réseau LNN. Ainsi, les niveaux d'activation prédits par le réseau LNN sont en général toujours à l'intérieur des limites du critère d'évaluation mais de nombreux faisceaux ont une fonction opposée à ce qu'elle devrait être selon le mouvement simulé. Cela explique l'erreur RMS plus élevée pour le réseau MLP mais une corrélation relativement semblable pour les deux. Ce résultat démontre l'importance d'utiliser une technique de visualisation des erreurs afin de comparer le niveau de précision avec un critère d'évaluation. Une analyse uniquement basée sur les résultats d'erreur et de corrélation aurait conclu que la capacité de prédiction est supérieure pour le réseau LNN, ce qui n'est pas le cas puisqu'une erreur de signe a une influence beaucoup plus importante qu'une erreur d'amplitude puisque dans le premier cas, il s'agit de la facilitation ou l'inhibition du recrutement d'un faisceau.

L'évaluation du processus de simulation intégrant les RN a permis de démontrer leur capacité à modéliser le comportement du MÉF et du modèle  $\lambda$ . De façon générale, les résultats de prédiction sont supérieurs pour les mouvements d'inflexion latérale que de flexion et peut être expliqué par la quantité plus importante de cas de ce type de mouvement dans la BDD. Les faibles pourcentages d'adéquation obtenus pour les cas d'extrapolation démontrent la faible capacité de généralisation des réseaux GRNN et RBF lorsque de nouvelles données situées à l'extérieur de l'espace expérimental sont

utilisées. Selon Haykin (1994), les réseaux qui utilisent des unités radiales sont peu adéquats pour l'extrapolation puisqu'en raison des fonctions Gaussiennes, la réponse du réseau tend rapidement vers zéro si des données situées très à l'extérieur de la BDD sont utilisées. C'est avec le réseau MLP que les meilleurs résultats d'extrapolation sont obtenus pour les essais 3, 6, et 9 malgré une erreur RMS et une corrélation nettement inférieure aux autres réseaux. Ces résultats sont en accord avec la théorie de Bishop (1995) qui stipule que les réseaux MLP ont une capacité de généralisation supérieure quand des données situées à l'extérieur de l'espace expérimental sont utilisées. Les résultats des essais de simulation de tâches asymétriques, malgré le fait qu'elles correspondent à des configurations situées à l'extérieur de la BDD, sont relativement élevés à comparer aux autres essais d'extrapolation. Ces résultats indiquent donc que les réseaux sont plus performants lorsqu'il s'agit d'extrapoler pour de nouvelles orientations que pour de plus grandes amplitudes de mouvement. Il est à noter toutefois que le réseau MLP obtient des résultats particulièrement constants qui en font, malgré une plus grande erreur de prédiction, un réseau à considérer pour les applications nécessitant l'extrapolation. En fonction de l'analyse des résultats de cette section et de la précédente, le réseau de type GRNN a été retenu et intégré comme solution finale à la modélisation du contrôle neural.

Les résultats de l'évaluation *in vivo* ont montré qu'une description cinématique via une modélisation quasi-statique est adéquate pour la prédiction des niveaux d'activation musculaire. De plus, la modélisation telle que développée est capable de gérer la variabilité intra-sujet, telle que démontrée à la section 4.3.1, ainsi que la variabilité inter-sujet puisque la simulation effectuée dans cette section a été réalisée avec des données expérimentales provenant d'un sujet autre que celui avec lequel le réseau a été élaboré. Selon Prentice (1998), le fait que différents niveaux d'activation mènent à des configurations corporelles similaires implique que la description cinématique du déplacement n'est pas suffisante pour déterminer comment les commandes centrales sont assignées par le SNC et suggère d'introduire d'autres informations concernant la

vitesse et l'accélération des membres et la co-contraction des muscles. L'approximation quasi-statique utilisée dans le présent projet permet de contourner le problème concernant l'information sur la vitesse et l'accélération puisque seules les positions initiale et finale d'un mouvement sont observées. D'autre part, le niveau de co-contraction dans les muscles serait une information pertinente à utiliser pour la prédiction des niveaux d'activation musculaires. Toutefois, cela n'a pas été considéré puisque l'hypothèse de l'absence de co-contraction a été utilisée lors de l'adaptation du principe de correspondance biomécanique (section 1.4.3.1). Enfin, les évaluations ont permis de démontrer l'introduction dans le modèle biomécanique du tronc de deux caractéristiques fondamentales des systèmes biologiques soit une capacité d'apprentissage et une capacité d'adaptation, reflétant ainsi l'originalité de ce projet de maîtrise.

L'algorithme d'apprentissage et les architectures des réseaux neuronaux utilisés dans ce projet ne sont pas considérés comme une représentation biologiquement plausible. La seule composante inspirée de la biologie est la structure parallèle et la notion d'exploiter la redondance du système et son adaptation. Une architecture biologiquement plausible devrait être reliée à des structures neuronales spécifiques telles que la moelle épinière, le cortex cérébral, le cervelet, etc. Ainsi, ce modèle de contrôle moteur est selon une approche en boucle ouverte (*openloop control*) dans lequel le feedback est utilisé après l'exécution du mouvement pour le processus d'apprentissage.

## CHAPITRE 5 - DISCUSSION ET CONCLUSION GÉNÉRALE

Ce projet de maîtrise avait pour but de développer la modélisation du contrôle neural afin d'étudier les troubles musculo-squelettiques. Dans un premier temps, les raffinements du modèle musculaire ont démontré qu'il est possible d'obtenir un comportement mécanique représentant adéquatement les principes physiologiques. La modulation graduelle de la rigidité des ÉM ainsi obtenue représente adéquatement l'accroissement de la rigidité musculaire en fonction de l'augmentation de l'activation. De plus, la détermination de la rigidité des 160 ÉM est basée sur des paramètres physiologiques dépendant des signaux d'activation régissant les seuils de recrutement des motoneurones. D'autre part, l'intégration des raffinements dans le MÉF n'a pas modifié le comportement des autres éléments originaux qui avaient déjà fait l'objet d'évaluation. La revue de littérature a montré qu'il existait des modèles du muscle beaucoup plus complexes mais selon Hatze (1980), on doit se limiter au modèle le plus simple répondant aux besoins. De ce fait, le raffinement de la modélisation du muscle ne nécessite pas de variables d'entrée complexe, suffit aux besoins de simulation de mouvements volontaires de type quasi-statique avec un modèle biomécanique par éléments finis du tronc, tout en limitant le temps de calcul supplémentaire à environ 15%. Toutefois, l'approximation quasi-statique ne permet pas de considérer la sensibilité des muscles à la vitesse. En effet, les seuils de recrutement dynamique sont définis par le modèle  $\lambda$  selon  $\lambda^* = \lambda - \mu(dx/dt)$ , où  $\mu$  est un paramètre d'amortissement relatif à la vitesse. Cela implique que les seuils de recrutement, et par le fait même les forces musculaires, sont surévalués à cause de l'approximation que  $\mu(dx/dt)$  est nulle. L'introduction des propriétés non-linéaires des muscles était essentielle à la poursuite du projet, soit l'étude des stratégies de recrutement et du processus de génération des commandes centrales ainsi que l'intégration de la technique d'apprentissage. En effet, malgré le fait que ces propriétés complexifient le comportement et l'analyse du système,

elles sont probablement utilisées avantageusement par le SNC dans le contrôle des mouvements volontaires ( Gribble et coll.; Karniel, 1999, Zajac et Winters, 1990).

Les progrès de la recherche sur la biomécanique du rachis dépendent largement de la compréhension des mécanismes de coopération des muscles (Dietrich et coll., 1990; Ladin, 1990). La faisabilité d'utiliser la modélisation du système neuro-musculo-squelettique pour l'étude des stratégies de recrutement et du fonctionnement du contrôle moteur a été démontrée par l'analyse des résultats obtenus. En effet, les stratégies de recrutement obtenues des simulations pour un sujet sain sont en accord avec les principes physiologiques retrouvés dans la littérature au sujet de la fonction biomécanique des muscles ainsi que du processus de génération des commandes centrales par le SNC. L'analyse graphique des stratégies permet de comparer qualitativement la fonction agoniste/antagoniste des muscles pour l'exécution d'un mouvement et ce, sans la nécessité de mesurer au préalable l'activité EMG, ce qui se distingue de l'approche *EMG-driven* de McGill et coll. (1986, 1992, 1994). D'ailleurs, Kleissen et coll. (1998) suggèrent que les patrons de coordination des muscles peuvent être décrits adéquatement en terme d'activation musculaire. L'approche proposée pour l'étude du SNC est originale et constitue un outil de simulation permettant de contourner les difficultés rencontrées lors d'analyses *in vivo* sur des sujets humains. Il aurait été intéressant de considérer dans l'étude des stratégies de recrutement l'analyse de mouvements asymétriques. Cela aurait permis de vérifier si les relations sont les mêmes lorsque des mouvements plus complexes sont effectués. Il est important de souligner que l'approche quasi-statique de modélisation du contrôle moteur développée dans ce projet, même si elle nécessite la connaissance de la géométrie corporelle pour la détermination des commandes centrales, est différente des approches dans lesquelles les commandes sont obtenues suite à la solution de la dynamique (directe ou inverse) du système. Par exemple, l'utilisation d'une approche par dynamique inverse dans le présent modèle nécessiterait des représentations neuronales des équations mathématiques du mouvement du tronc, des délais réflexes, et de la dépendance de la force en fonction de la vitesse.



Les résultats des analyses pour la comparaison des sujets sains/scoliotiques ont démontré la faisabilité d'appliquer la modélisation biomécanique du tronc à l'étude des troubles musculo-squelettiques. En effet, il a été possible de comparer les stratégies de recrutement caractéristiques des sujets scoliotiques et d'identifier un déséquilibre du SNC lors de la génération de commandes centrales. Ces altérations pourraient avoir une influence sur le comportement biomécanique de la colonne vertébrale et pourraient entraîner, sur une période de temps étendu sur la phase de croissance, des déformations du rachis. De ce fait, il aurait été possible d'étudier l'influence des patrons d'activation musculaire anormaux sur la répartition des efforts sur les plaques de croissance des corps vertébraux et sur les disques intervertébraux à l'aide du MÉF. Toutefois, les propriétés mécaniques des éléments du modèle proviennent d'expérimentations sur des sujets cadavériques sains et il faudrait donc ajuster ces propriétés pour des sujets scoliotiques. La technique de modélisation et d'analyse proposée dans ce projet, combinée à d'autres travaux portant sur la modulation de croissance osseuse, la caractérisation de l'activité EMG, l'analyse cinématique et sur la modélisation du rachis scoliotique pourrait mener à un outil de simulation innovateur qui permettrait d'étudier plus en détail l'origine multifactorielle de la scoliose idiopathique et d'étudier l'implication des muscles et du contrôle moteur dans les troubles musculo-squelettiques. Il est à noter cependant que le principe de correspondance biomécanique utilisé dans ce projet pour gérer les longueurs seuils de recrutement des muscles constitue une hypothèse quant au fonctionnement du SNC et dépend uniquement de la géométrie d'insertions musculaires ainsi que du processus de simulation.

L'utilisation du modèle  $\lambda$  dans ce projet est basée sur l'hypothèse de sa capacité à modéliser les mécanismes du système neuromusculaire. Les résultats obtenus ne visaient donc pas à vérifier et valider les fondements de l'approche  $\lambda$  mais à démontrer la faisabilité d'utiliser cette modélisation du contrôle moteur dans un MÉF du tronc. Ainsi, lors de l'analyse des résultats du processus de génération des commandes centrales, les différences significatives des relations avec et sans la gravité ont été attribuées à des

patrons de commandes distincts pour le déplacement du point d'équilibre. Bien que la modification des seuils de recrutement des ÉM lors des simulations soit en respect avec les principes de modification des commandes centrales, celle-ci ne s'effectue pas de façon graduelle et continue dans le temps à cause de l'algorithme de solution utilisé par ANSYS. Par conséquent, les conclusions effectuées à partir de résultats obtenus selon une approche quasi-statique sont à considérer avec leurs limites. Les résultats et discussions rapportés proviennent de simulations qui, malgré la base neurophysiologique de l'approche de modélisation, font appel à plusieurs hypothèses et approximations afin de simplifier la problématique étudiée. Notamment, l'absence de co-contraction dans la formulation des commandes centrales, l'approche quasi-statique de simulation et l'utilisation d'un nombre limité de sujets lors de l'analyse rendent difficile la comparaison avec des mesures expérimentales d'activité EMG et limitent donc la portée de l'étude. Une quantité importante de données sur le comportement du modèle biomécanique du tronc a été amassée et aurait pu être analysée plus en détail. Toutefois, l'objectif des travaux d'évaluation effectués dans le présent projet était de déterminer l'influence de l'intégration des raffinements sur le comportement du modèle du tronc et non pas d'évaluer le modèle biomécanique, tâche déjà effectuée lors des travaux de Aubin et coll. (1995). De plus l'approche originale de la modélisation neuromusculaire a déjà été évaluée lors des travaux de Beauséjour (1999) et Beauséjour et coll. (1999a, 1999b).

Les différentes étapes de l'élaboration et de l'évaluation des RN ont mené à l'introduction d'un réseau de type GRNN afin de prédire les commandes centrales basées sur la formulation du modèle  $\lambda$ . Toutefois, l'analyse des résultats a aussi montré que le réseau de type MLP était en mesure de modéliser le contrôle moteur du MÉF du tonc. Ainsi, dépendamment de l'application, l'un ou l'autre pourrait être utilisé. En effet, si l'objectif est d'étudier les stratégies de recrutement musculaire et de comparer des niveaux d'activation, le réseau GRNN avec sa plus grande précision s'avère plus

indiqué. Par contre, si l'objectif est d'étudier les tâches motrices et que cela nécessite une capacité d'extrapolation, l'utilisation du réseau de type MLP est préférable.

La modélisation du contrôle moteur développée dans le cadre de ce projet de maîtrise représente un outil original permettant d'étudier l'implication des muscles et du contrôle moteur dans les troubles musculo-squelettiques. Les réseaux neuronaux (RN), technique d'apprentissage très puissante, ont la particularité de pouvoir généraliser les propriétés non-linéaires d'un système à partir de connaissances implicites. Ils tirent profit de la complexité des systèmes grâce à leur structure hautement parallèle et leur capacité de généralisation. D'autre part, ils ne nécessitent pas la connaissance du système et sont efficaces en présence de phénomènes bruités ou imprécis (Bishop, 1995). L'étude des lombalgies représente notamment une application potentielle. En effet, cette pathologie met en cause des stratégies de recrutement musculaire et des patrons cinématiques caractéristiques qu'il serait possible de reproduire lors de simulations de tâches de levées de charges par exemple. Par conséquent, l'étude de tâches de manutention simulées en laboratoire pourrait être réalisée afin d'identifier et comprendre le comportement des variables biomécaniques associées à l'augmentation du risque de lésion aux structures vertébrales.

Outre les améliorations nécessaires qui ont été discutées dans chacun des chapitres principaux et les recommandations proposées par Beauséjour (1999), deux aspects globaux de la modélisation à l'aide du réseau neuronal nécessiteraient d'être revus. Le premier aspect concerne l'élaboration d'une banque de données expérimentales dont les données proviendraient d'études de la cinématique du tronc et l'utilisation de données d'entrée ayant une signification clinique plus intuitive comme la variation des courbes du rachis ainsi que des paramètres tenant compte des efforts dans les éléments du modèle biomécanique. Le second aspect, qui est à notre avis essentiel et le plus important de tous, concerne le passage d'une approche quasi-statique vers une approche dynamique. Ce travail nécessiterait premièrement l'introduction de la formulation

dynamique du modèle  $\lambda$  avec ses paramètres d'amortissement, de délais réflexes et de vitesse et, dans un deuxième temps, l'utilisation de réseaux neuronaux dynamiques capables d'utiliser en entrée des signaux évoluant dans le temps.

Les travaux effectués dans le cadre de ce projet de maîtrise ont été traités dans trois chapitres distincts. Toutefois, tous étaient liés à l'atteinte de l'objectif global du projet qui consistait à développer le modèle de contrôle moteur en intégrant une technique d'apprentissage. Ainsi, il était essentiel d'améliorer la modélisation des muscles et de s'assurer qu'il était possible de simuler les mouvements de flexion et d'inflexion latérale avant d'étudier le processus de génération des commandes motrices pour ces mouvements volontaires. L'étude des stratégies de recrutement musculaires avec le MÉF d'un sujet sain constituait une étape importante entre l'intégration des raffinements du modèle musculaire et l'intégration d'une technique d'apprentissage. En effet, l'étude a fourni des renseignements supplémentaires quant au comportement du modèle neuro-musculo-squelettique et a montré la complexité de la procédure de simulation de mouvement volontaire. D'autre part, la méthodologie élaborée lors de cette étude a été utilisée afin d'appliquer le MÉF du tronc à l'étude d'un désordre du rachis, démontrant aussi la faisabilité d'étudier les pathologies du rachis d'origines neuromusculaires.

L'accomplissement d'un tel projet de maîtrise démontre la faisabilité d'unir à l'intérieur d'une même approche des champs de connaissances multidisciplinaires portant sur l'anatomie, la biomécanique, la neurophysiologie et l'intelligence artificielle. La contribution majeure apportée par ce projet repose sur l'introduction de la capacité du modèle biomécanique à apprendre l'exécution de mouvements volontaires et à s'adapter aux changements des conditions de simulations. De plus, le modèle de contrôle moteur développé simplifie et diminue considérablement le temps requis par le processus de simulation. En conséquence, le modèle neuromusculaire présenté constitue une solution unique et innovatrice capable de gérer les variabilités dues aux géométries corporelles et aux stratégies de recrutement ainsi que de fournir des renseignements quant aux

fonctions biomécaniques des muscles et de leurs effets sur les structures de la cage thoracique et du rachis. Enfin, cette modélisation du tronc est unique puisqu'elle représente le premier modèle par éléments finis du tronc à intégrer une technique d'apprentissage basée sur la formulation du modèle  $\lambda$  du contrôle moteur.

En complément des études cliniques et expérimentales, les modèles des systèmes biologiques demeurent indispensables pour l'étude de la biomécanique du système musculo-squelettique. Des progrès considérables des techniques de modélisation sont encore nécessaires pour l'atteinte d'un tel objectif ambitieux mais les recherches dans le domaine montrent clairement la faisabilité et le potentiel des modèles biomécaniques pour l'étude des troubles musculo-squelettiques. Notamment, des tâches de levée de charges pourraient être modélisées afin d'analyser les conditions statiques et dynamiques auxquelles est soumis le tronc lors des situations de travail en industrie. Un autre domaine d'application envisageable concerne la stimulation électrique fonctionnelle (*Functionnal Electrical Stimulation*, FES) qui fait présentement l'objet de beaucoup d'études en réadaptation et en physiothérapie afin d'intervenir sur les troubles myopathiques. La stimulation musculaire est également utilisée pour l'étude des mécanismes possibles de correction des déformations du rachis et le modèle pourrait être utilisé à cette fin lors de simulations du recrutement de certains groupes de muscles. Il va de soit que les perspectives de recherche utilisant la modélisation biomécanique sont nombreuses et constituent des défis scientifiques de taille mais les ressources techniques, sans cesse en évolution, rendent imaginables de tels défis et permettront un jour d'améliorer les connaissances du fonctionnement de la machine complexe qu'est l'être humain...

**RÉFÉRENCES**

AHERN D.K., FOLLIK M.J., COUNCIL J.R., LASER-WOLSTON N., LITCHMAN H. (1988). Comparison of lumbar paravertebral EMG patterns in chronic low back pain patients and non-patient controls. *Pain* 34:2, 153-60.

ANDERSON J.A., ROSENFELD E. (1998). *Talking Nets: An Oral History of Neural Networks*, The MIT Press, Cambridge, USA.

ANDERSSON A.B.J., WINTERS J.M. (1990). Role of muscle in postural tasks: spinal loading and postural stability. *Multiple Muscle Systems - Biomechanics and Movement Organization*, Eds. Winters & Woo, Springer-Verlag, New York, USA.

ASHTON-MILLER J.A., SCHULTZ A.B. (1988). Biomechanics of the human spine and trunk. *Exerc Sport Sci Rev* 16, 169-204.

AUBIN C.-É. (2000). Finite element analysis for the biomechanical study of scoliosis. *Spine. State of the Art Reviews*, Eds. Burwell R.G. and Dangerfield P.H., Hanley & Belfus, Philadelphia, USA, 14 :1, 489-505.

AUBIN C.-É., DANSEREAU J., PARENT F., LABELLE H., DE GUISE J.A. (1997). Morphometric evaluations of personalised 3D reconstructions and geometric models of the human spine. *Med Biol Eng Comput* 35:6, 611-8

AUBIN C.-É., DESCRIME J.-L., DANSEREAU J., SKALLI W., LAVASTE F., LABELLE H. (1995). Modélisation géométrique du rachis et du thorax pour l'analyse biomécanique par éléments finis des déformations scoliotiques. *Ann Chir* 49:8, 749-761.

AVIKAINEN V.J., REZASOLTANI A., KAUKANEN H.A. (1999). Asymmetry of paraspinous EMG-time characteristics in idiopathic scoliosis. *J Spinal Disord* 12:1, 61-7.

BAGNALL K.M. (2000). Ligaments and muscles in adolescent idiopathic scoliosis. *Spine. State of the Art Reviews*, Eds. Burwell R.G. and Dangerfield P.H., Hanley & Belfus, Philadelphia, USA, 14 :1, 447-57.

BEAUSÉJOUR M. (2000). Communication personnelles.

BEAUSÉJOUR M. (1999). Intégration des muscles et du contrôle moteur dans un modèle biomécanique du tronc. Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal

BEAUSÉJOUR M., AUBIN C.E., FELDMAN A.G., LABELLE H. (1999a). Simulations de tests d'inflexion latérale à l'aide d'un modèle musculo-squelettique du tronc. *Ann Chir* 53:8, 742-750, 1999.

BEAUSÉJOUR M., AUBIN C.E., LABELLE H., FELDMAN A.G. (1999b). Modeling of muscles and motor control of the trunk for simulation of lateral bending tests. *Arch Physiol Biochem* 107, 15.

BERNSTEIN N.A. (1967). *The coordination and regulation of movements*. Pergamon, New York, USA.

BISHOP J.B., SZPALSKI M., ANANTHRAMAN S.K., MCINTYRE DR., POPE M.H. (1997). Classification of low back pain from dynamic motion characteristics using an artificial neural network. *Spine* 22:24, 2991-8.

BISHOP C.M. (1995). *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press, New York, USA.

BIZZI E., ACCORNERO N., CHAPPLE W., HOGAN N. (1984), Posture control and trajectory formation during arm movement. *J Neurosci* 4, 2738-2744.

BOGDUK N., MACINTOSH J.E., PERCY M.J. (1992). A universal model of the lumbar back muscles in the upright position. *Spine* 17, 897-913.

BOSTON J.R., RUDY T.E., LIEBER S.J., STACEY B.R. (1995) Measuring treatment effects on repetitive lifting for patients with chronic low back pain: speed, style, and coordination. *J Spinal Disord* 8:5, 342-51.

BRASPENNING P.J., THUIJSMAN F. (1995). *Artificial Neural Networks : An introduction to ANN theory and practice*. Springer, New York, USA.

BUCHTHAL F., ROSENFALCK A. (1965). Action potentials from sensory nerve in man: physiology and clinical application. *Acta Neurol Scand Suppl* 13:1, 263-6.

BURWELL R.G., DANGERFIELD P.H. (2000). Adolescent idiopathic scoliosis : hypothesis of causation. *Spine. State of the Art Reviews*, Eds. Burwell R.G. and Dangerfield P.H., Hanley & Belfus, Philadelphia, USA, 14 :1, 319-33.

BURWELL, R.G. (1996). Asymmetry of the neuromuscular system leads to asymmetrical skeletal growth and development. 1<sup>st</sup> Meeting of The International Research Society of Spinal Deformities, Stockholm, Sweden.

CARPENTER D., NELSON B. (1999). Low Back Strengthening for the Prevention and Treatment of Low Back Pain. *Medicine & Science in Sports & Exercise* 31, 18-24.

CHEN C.L., KABER D.B., DEMPSEY P.G. (2000). A new approach to applying feedforward neural networks to the prediction of musculoskeletal disorder risk. *Appl Ergon* 31 :3, 269-82.



CHEN D. T., ZELTZER D. (1992). "Pump It Up: Computer Animation of a Biomechanically Based Model of Muscle using the Finite Element Method," *Proc. of SIGGRAPH'92, ACM ComputerGraphics* 26 :2, 89-98.

CHERON G., DRAYE J.P., BOURGEOIS M., LIBERT G. (1996). Dynamic neural network identification of electromyography and arm trajectory relationship during complex movements. *IEEE Trans Biomed Eng* 43:5, 552-558.

CHEVREL J.P. (1994), *Anatomie clinique. Le tronc*. Springer- Verlag, Paris, France.

CHOLEWICKI, J. MCGILL S.M. (1996). Mechanical stability of the *in vivo* lumbar spine : implications for injury and chronic low back pain. *Clinical Biomechanics* 11:1, 1-15.

CHOLEWICKI J., MCGILL S.M., NORMAN R.W. (1995). Comparison of muscle forces and joint load from an optimisation and EMG assisted lumbar spine model : towards development of a hybrid approach. *J. Biomechanics* 28:3, 321-331.

CHUNG M.K, SONG YW., HONG Y., CHOI K.I. (1999) A novel optimisation model for predicting trunk muscle forces during asymmetric lifting tasks. *Inter J Indus Ergon* 23, 41-50

COBB J.R. (1948). Outline for the study of scoliosis. *Instructional Course Lectures*, W.P. Blount Ed., American Academy of Orthopaedic Surgeons, *Ann Arbor J. Edwards Publisher*, 5, 261-275.

COUILLARD S. (1998). *Modélisation non linéaire du muscle*. Projet de fin d'études, Département de génie mécanique. École Polytechnique de Montréal, Montréal, Canada.

CROWNINSHIELD R.D., BRAND R.A. (1981). A physiologically based criterion of muscle force prediction in locomotion. *J Biomech* 14:11, 793-801.

DANSEREAU J., BEAUCHAMP A., DE GUISE J., LABELLE H. (1990). Three-dimensional reconstruction of the spine and rib cage from stereoradiographic and imaging techniques. *Proc. of the Canadian Society of Mechanical Engineering Forum*, Toronto Canada, 61-64.

DEBRA J.R. (1997). *A multilevel approach to the study of motor control and learning*. Allyn and Bacon, Boston, USA.

DE GUISE J., MARTEL Y. (1988). 3-D Biomedical modelling: merging image processing and computer aided design. *IEEE Engineering in Medicine & Biology Society*, 10<sup>th</sup> Annual International Conference, New Orleans, USA, 426-427.

DESCRIMES J.L. (1995). *Modélisation par éléments finis du rachis thoracique et lombaire pour l'étude des déformations scoliotiques*. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Paris.

DESCRIMES J.L., AUBIN C.-É., SKALLI W., ZELLER R., DANSEREAU J., LAVASTE F. (1995). Introduction des facettes articulaires dans une modélisation par éléments finis de la colonne vertébrale et du thorax scoliotique : aspects mécaniques. *Rachis* 7:5, 301-314.

DIAB K.M., HIRSCHFELD H., SEVASTIK J.A. (1998). Quantitative analysis of the voluntary trunk movements and the ground reaction forces for evaluation of spinal deformities. *10th International Philip Zorab Symposium on The Aetiology of Adolescent Idiopathic Scoliosis*, Oxford, UK.

DIETRICH M., KEDSIOR K., ZAGRAJEK T. (1990). Modeling of muscle action and stability of the human spine. *Multiple Muscle Systems - Biomechanics and Movement Organization*, Eds. Winters & Woo, Springer-Verlag, New York, USA.

DORNAY M., SANGER T.D. (1993). Equilibrium point control of a monkey arm simulator by a fast learning tree structured artificial neural network. *Biol Cybern* 68:6, 499-508.

DUCK F.A. (1990). *Physical properties of tissue: a comprehensive reference book*. Academic Press, Toronto, Canada.

ESOLA M.A., MCCLURE P.W., FITZGERALD G.K., SIEGLER S. (1996). Analysis of lumbar spine and hip motion during forward bending in subjects with and without a history of low back pain. *Spine* 21:1, 71-8.

FARFAN H.F. (1975). Muscular mechanism of the lumbar spine and the position of power and efficiency. *Orthop Clin North Am* 6:1, 135-44.

FAUSETT L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice Hall, New York, USA.

FEIPEL V. (2000). Communications personnelles.

FELDMAN A.G., LEVIN M.F., MITNITSKI A.M., ARCHAMBAULT P., (1998). Multi-muscle control in human movements. *J. Electromyography and Kinesiology* 8, 383-390.

FELDMAN A.G., LEVIN M.F. (1995). The origin and use of positional frames of reference in motor control. *Behavioral and Brain Sciences* 18, 723-806.

FELDMAN A.G., ADAMOVICH S.V., OSTRY D.J., FLANAGAN J.R. (1990). The origin of electromyograms – Explanations based on the equilibrium point hypothesis. *Multiple Muscle Systems - Biomechanics and Movement Organization*, Eds. Winters & Woo, Springer-Verlag, New York, USA.

FELDMAN A.G. (1986). Once more on the equilibrium-point hypothesis ( $\lambda$  model) for motor control. *J. Motor Behavior* 18:1, 17-54.

FELDMAN A.G., ORLOVSKI G.N. (1972). The influence of different descending systems on the tonic stretch reflex in the cat. *Experimental Neurology* 37, 481-494.

FELDMAN A.G. (1966). Functional tuning of the nervous system with control of movement or maintenance of steady posture. II. Controllable parameters of the muscle. *Biophysics* 11, 565-578.

FIDLER M.W., JOWETT R.L. (1976). Muscle imbalance in the aetiology of scoliosis. *J Bone Joint Surg Br* 58:2, 200-1.

FISHER D.H. (1996). Learning from data: artificial intelligence and statistics. *Fifth International Workshop on Artificial Intelligence and Statistics*. Springer, New York, USA.

FLANAGAN J.R., OSTRY D.J., FELDMAN A.G. (1993). Control of trajectory modifications in target-directed reaching. *Journal of Motor Behavior* 25:3, 140-152.

FORD D.M., BAGNALL K.M., MCFADDEN K.D., GREENHILL B.J., RASO V.J. (1984). Paraspinal muscle imbalance in adolescent idiopathic scoliosis. *Spine* 9:4, 373-6.

FUNG Y.C. (1981). *Biomechanics : mechanical properties of living tissues*. Springer-Verlag, New York, USA.

GAGNON D., LARIVIÈRE C., GRAVEL D., ARSENAULT A.B., DUMAS J.P., GOYETTE M., LOISEL P. (2000). Assesment of coactivity in torso muscle during sustained static trunk extension efforts. *15<sup>e</sup> Congrès de la Société de Biomécanique – 11<sup>th</sup> Congress of the Canadian Society for Biomechanics*, Montréal, Canada.

GARDNER-MORSE M.G., STOKES I.A. (1998). The effects of abdominal muscle coactivation on lumbar spine stability. *Spine* 23:1, 86-91.

GARDNER-MORSE M.G., STOKES I.A., LAIBLE J.P. (1995). Role of muscles in lumbar spine stability in maximum extension efforts. *J Orthop Res* 13:5, 802-8.

GAUVIN C. (1996). *Reconstruction et modélisation tridimensionnelles personnalisées du bassin humain*. Mémoire de maîtrise, École Polytechnique de Montréal, Canada.

GOEL V.K., GILBERTSON L.G. (1995). Applications of the finite element method to thoracolumbar spinal research : past, present, and future, *Spine*, 20 :15, 1719-27.

GOLDBERG C.J (1998). Adolescent idiopathic scoliosis, is the cause neuromuscular? The case against. *Research into Spinal Deformities II*, Ed Stokes I.A.F, IOS Press 59, 89-98, 1999.

GONYEA W.J., MOORE-WOODARD C., MOSELEY B., HOLLMANN M., WENGER D. (1985). An evaluation of muscle pathology in idiopathic scoliosis. *J Pediatr Orthop* 5:3, 323-9.

GHOSN J. (2000). Communications personnelles.

GRACOVETSKY S.A., NEWMAN N.M., RICHARDS M.P., ASSELIN S., LANZO V.F., MARRIOTT A. (1998). Evaluation of clinician and machine performance in the assessment of low back pain. *Spine* 23:5, 568-75.

GRACOVETSKY S.A., NEWMAN N.M. (1997). Spinoscope's performance. *Spine*. 223, 360-1.

GRACOVETSKY S., KARY M., LEVY S., BEN SAID R., PITCHEN I., HELIE J. (1990). Analysis of spinal and muscular activity during flexion/extension and free lifts. *Spine* 12, 1333-9.

GRANATA K.P., MARRAS W.S., (1995). An EMG-assisted model of trunk loading during free-dynamic lifting. *Journal of Biomechanics* 28 :11, 1309-1317.

GRANATA K.P., MARRAS W.S., (1993). EMG-assisted model of loads on the lumbar spine during asymmetric trunk extensions. *Journal of Biomechanics* 26 :12, 429-1438.

GRIBBLE P.L., OSTRY D.J., SANGUINETI V., LABOISSIERE R. (1998). Are complex control signals required for human arm movement? *J Neurophysiol* 79:3, 1409-24.

GUYTON A.C., HALL J.E. (1996). *Textbook of medical physiology*. 9<sup>th</sup> ed, Saunders, Philadelphia, USA.

HAN J.S., AHN J.Y., GOEL V.K., TAKEUCHI R., MCGOWAN D. (1992). CT-based geometric data of human spine musculature. Part I. Japanese patients with chronic low back pain, *J. Spinal Disorders* 5:4, 448-458.

HAN J.S., GOEL V.K., KUMAR S. (1991). A non-linear optimisation force model of the human lumbar spine. *International Journal of Industrial Ergonomics* 8, 289-301.

HATZE H. (2000). The inverse dynamics problem of neuromuscular control. *Biol Cybern* 82:2, 133-41.

HATZE H. (1980). A mathematical model for the computational determination of parameter values of anthropomorphic segments. *J Biomech* 13:10, 833-43.

HAYKIN S. (1994). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Macmillan Publishing, New York, USA.

HENNEMAN, E. (1981). Recruitment of motoneurons: the size principle. *Progress in clinical neurophysiology, Motor unit types, recruitment and plasticity in health and disease*. Eds. Desmedt J.E., Karger, 9.

HEPP W.R. (1997). The Kiel efficiency test: a method for the objectivation of the trunk musculature in adults. *Rehabilitation (Stuttg)* 36:4, 42-6.

HERZOG W. (1987). Individual muscle force estimations using a non-linear optimal design. *J Neurosci Methods* 21:2-4, 167-79.

HILL A.V. (1938). The heat of shortening and the dynamic constants of muscle. *Proceedings of the Royal Society of London B*126, 136-195.

HINDLE R.J., PEARCY M.J., CROSS A. (1990). Mechanical function of the human lumbar interspinous and supraspinous ligaments. *J Biomed Eng* 12:4, 340-4.

HOPF C., SCHEIDECKER M., STEFFAN K., BODEM F., EYSEL P. (1998). Gait analysis in idiopathic scoliosis before and after surgery: a comparison of the pre- and postoperative muscle activation pattern. *Eur Spine J* 7:1, 6-11.

HUGHES R.E. (2000) Effect of optimization criterion on spinal force estimates during asymmetric lifting. *J Biomech* 33:2, 225-9.

HUXLEY A.F. (1957). Muscle structure and theories of contraction. *Progress in Biophysics and Biophysical Chemistry* 7, 257-318.

JAIN A.K., MAO J.C., MOHIUDDIN K.M. (1996). Artificial neural networks: A tutorial. *Computer* 29:3, 31-44.

JAREMKO J., DELORME S., DANSEREAU J., LABELLE H., RONSKY J., PONCET P., HARDER J., DEWAR R., ZERNICKE R. (1999). Using neural networks to correlate spine and rib deformity in scoliosis. *17<sup>th</sup> International Society of Biomechanics Congress*, Calgary, Canada, 653.

JENSEN C.R., SCHULTZ G.W., BANGERTER B.L. (1983). *Applied kinesiology and biomechanics*. 3<sup>rd</sup> ed, McGraw-Hill, New York, USA.

JONIC S., JANKOVIC T., GAJIC V., POPOVIC D. (1999). Three machine learning techniques for automatic determination of rules to control locomotion. *IEEE Trans Biomed Eng* 46:3, 300-10.

JOSEPH J. (1960). *Man's posture : Electromyographic studies*. Springfield, Illinois, USA.

KAIGLE A.M., WESSBERG P., HANSSON T.H. (1998). Muscular and kinematic behavior of the lumbar spine during flexion-extension. *J Spinal Disord* 11:2, 163-74.

KANDEL E.R. (1991). *Principles of Neural Science*. 3<sup>th</sup> ed., Elsevier Science, New York, USA.

KAPANDJI I.A. (1972). *Physiologie articulaire, Fascicule III*. 3<sup>e</sup> éd, Maloine S.A., Paris, France.



KARNIEL A. (1999). *Learning motor control of redundant systems*, Thèse de doctorat, Israel Institut of Technology, Israel.

KAWATO M., FURUKAWA K., SUZUKI R. (1987). A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement. *Biol Cybern* 57 :3, 169-85.

KENNELLY K.P., STOKES M.J. (1993). Pattern of asymmetry of paraspinal muscle size in adolescent idiopathic scoliosis examined by real-time ultrasound imaging. A preliminary study. *Spine* 18:7, 913-7.

KENT L.M., SIEGLER S., GUEZ A., FREEDMAN W. (1991). Application of neural networks for modeling human motor control tasks. *Annals of Biomedical Engineering 1991 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society* 19:5, 630.

KIEFER A, SHIRAZI-ADL A, PARNIANPOUR M. (1998) Synergy of the human spine in neutral postures. *Eur Spine J.* 7:6, 471-9.

KIM J., HOOSHANG H. (1998). Coordinated three-dimensional motion of the head and torso by dynamic neural networks. *IEEE Transc Sys Man Cyber – Part B Cyber* 28:5, 653-666.

KLEISSEN R.F., BUURKE J.H., HARLAAR J., ZILVOLD G. (1998). Electromyography in the biomechanical analysis of human movement and its clinical application. *Gait Posture* 8:2, 143-158.

KOIKE Y., KAWATO M. (1995). Estimation of dynamic joint torques and trajectory formation from surface electromyography signals using a neural network model. *Biological Cybernetics* 3:4, 291-300.

KOJIC M., MIJALOVIC S., ZDRAVKOVIC N. (1998). Modelling of muscle behaviour by the finite element method using Hill's Three-Element Model. *Int J Num Meth Eng* 43, 941-953.

KONG W.Z., GOEL V.K., GILBERTSON L.G., WEINSTEIN J.N. (1996). Effects of muscle dysfunction on lumbar spine mechanics. A finite element study based on a two motion segments model. *Spine* 21:19, 2197-206.

LADIN Z. (1990). Use of musculoskeletal models in the diagnosis and treatment of low back pain. *Multiple Muscle Systems - Biomechanics and Movement Organization*, Eds. Winters & Woo, Springer-Verlag, New York, USA, 397-409.

LAN N. (1997). Analysis of an optimal control model of multi-joint arm movements. *Biological Cybernetics* 76:2, 107-117.

LARIVIÈRE C., GAGNON D., LOISEL P. (2000). The comparison of trunk muscles EMG activation between subjects with and without chronic low back pain during flexion-extension and lateral bending tasks. *J Electromyogr Kinesiol* 10:2, 79-91.

LARIVIÈRE C., GAGNON D., LOISEL P. (2000a). An application of pattern recognition for the comparison of trunk muscles EMG waveforms between subjects with and without chronic low back pain during flexion-extension and lateral bending tasks. *J Electromyogr Kinesiol* 10:4, 261-73.

LATASH M. (2000). There is no motor redundancy in human movements. There is motor abundance. *Motor Control* 4:3, 259-60.

LATASH M.L., GOTTLIEB G.L. (1991). Reconstruction of shifting elbow joint compliant characteristics during fast and slow movements. *Neuroscience* 43:2-3, 697-712.

LAVASTE F., SKALLI W., ROBIN S., ROY-CAMILLE R., MAZEL C. (1992), Three-dimensional geometrical and mechanical modelling of the lumbar spine. *J. Biomechanics*, 25:10, 1153-64.

LEVIN A.U., NARENDRA K.S. (1996). Control of nonlinear dynamical system using neural networks. 2- Observeability, identification and control. *IEEE Transactions on Neural Networks* 7 :1, 30-42.

LIU M.M., HERZOG W., SAVELBERG H.H. (1999). Dynamic muscle force predictions from EMG: an artificial neural network approach. *J Electromyogr Kinesiol* 9:6, 391-400.

LIU Y.K., LABORDE M.J., VAN BUSKIRK W.C. (1971). Inertial properties of a segmented cadaver trunk : their implications in acceleration injuries. *Aerospace Medicine* 42:6, 650-657.

LUKASHIN A.V., AMIRIKIAN B.R., GEORGOPOULOS A.P., (1996) Neural computation underlying the exertion of force – a model. *Biol Cybern* 74:5, 469-478.

MACHIDA M. (1999). Cause of idiopathic scoliosis. *Spine* 24, 2576-2583.

MACINTOSH J.E., BOGDUK N. (1991). The attachments of the lumbar erector spinae. *Spine* 16:7, 783-793.

MACINTOSH J.E., BOGDUK N. (1987). The morphology of the lumbar erector spinae. *Spine* 12:7, 658-668.

MAGNUSSON M.L., BISHOP J.B., HASSELQUIST L., SPRATT K.F., SZPALSKI M., POPE M.H. (1998). Range of motion and motion patterns in patients with low back pain before and after rehabilitation. *Spine* 23:23, 2631-9.

MANNION A.F., MEIER M., GROB D., MUNTENER M. (1998) Paraspinal muscle fibre type alterations associated with scoliosis: an old problem revisited with new evidence. *Eur Spine J* 7:4, 289-93.

MARRAS W.S., GRANATA K.P., (1997). Spine loading during trunk lateral bending motions. *Journal of Biomechanics* 30 :7, 697-703.

MARRAS W.S., GRANATA, K.P., (1995). A biomechanical assesment and model of axial twisting in the thoraco-lumbar spine. *Spine* 20, 1440-1451.

MARRAS W.S., PARNIANPOUR M., FERGUSON S.A., KIM J.Y., CROWELL R.R., BOSE S., SIMON S.R. (1995a). The classification of anatomic- and symptom-based low back disorders using motion measure models. *Spine* 20:23, 2531-46.

MASSONE L., BIZZI E. (1989). A neural network model for limb trajectory formation. *Biol Cybern* 61:6, 417-25.

MARZAN G.T. (1976). *Rational Design for Close Range Photogrammetry*. Thèse de doctorat. Department of Civil Engineering, University of Illinois at Urbana-Champaign, U.S.A.

MCGILL S.M., KIPPERS V. (1994). Transfer of loads between lumbar tissues during the flexion-relaxation phenomenon. *Spine* 19:19, 2190-6.

MCGILL S.M. (1992). A myoelectrically based dynamic three-dimensional model to predict loads on lumbar spine tissues during lateral bending. *J. Biomechanics* 25:4, 395-414.

MCGILL S.M. (1991) Electromyographic activity of the abdominal and low back musculature during the generation of isometric and dynamic axial trunk torque: implications for lumbar mechanics. *J Orthop Res* 9:1, 91-103.

MCGILL S.M., NORMAN R.W. (1986). Partitioning of the L4-L5 dynamic moment into disc, ligamentous, and muscular components during lifting. *Spine* 11:7, 666-678.

MEIER M.P., KLEIN M.P., KREBS D., GROB D., MUNTENER M. (1997). Fiber transformations in multifidus muscle of young patients with idiopathic scoliosis. *Spine* 22:20, 2357-64.

MIRKA G.A., BAKER A. (1996). An investigation of the variability in human performance during sagittally symmetric lifting tasks. *IEEE Transactions* 28:9, 745-752.

MITNITSKI A.B., YAHIA L.H., NEWMAN N.M, GRACOVETSKY S.A., FELDMAN A.G. (1998). Coordination between the lumbar spine lordosis and trunk angle during weight lifting. *Clinical Biomechanics* 13, 121-127.

MITNITSKI A.B., YAHIA L.H. FELDMAN A.G. (1996). A two-joint model of the spine based on the equilibrium-point hypothesis. *Proceedings, 9th Biennial Conference, Canadian Society for Biomechanics*, 112-113.

MOORE K.L. (1992). *Clinically oriented anatomy*. 3<sup>rd</sup> ed, Williams & Wilkins, Baltimore, U.S.A.

NACHEMSON A.L. (1981). Disc pressure measurements. *Spine* 6:1, 93-7.

NEWMAN N., GRACOVETSKY S., ITOI M., ZUCHERMAN J., RICHARDS M., DURAND P., XELLER C., CARR D. (1996). Can the computerized physical

examination differentiate normal subjects from abnormal subjects with benign mechanical low back pain? *Clinical Biomechanics* 11:8, 466-473.

NORDIN M., FRANKEL V.H. (1989). *Basic biomechanics of the musculoskeletal system*. 2<sup>nd</sup> ed, Lea & Febiger, Philadelphia, USA.

NUSSBAUM M.A., CHAFFIN D.B. (1998). Lumbar muscle force estimation using a subject-invariant 5-parameter EMG-based model, *Journal of Biomechanics* 31:7, 667-672.

NUSSBAUM M.A., MARTIN, B.J., CHAFFIN D.B. (1997). A neural network model for stimulation of torso muscle coordination. *J Biomechanics* 30:3, 251-259.

NUSSBAUM M.A., CHAFFIN D.B. (1996). Evaluation of artificial neural networks modelling to predict torso muscle activity. *Ergonomics* 39:12, 1430-1444.

NUSSBAUM M.A., CHAFFIN D.B., MARTIN B.J. (1995). A backpropagation neural network model of lumbar muscle recruitment during moderate static exertions. *J. Biomechanics* 28, 1015-1024.

ODERMATT D., MATHIEU P.A., BEAUSÉJOUR M., AUBIN C.E., JONCAS J., FIEPEL V., LABELLE H. (2000). Étude électromyographique de sujets scoliotiques traités par corset de Boston. 30<sup>e</sup> Réunion annuelle de la Société de Scoliose du Québec, Montréal, Canada, 10.

PANJABI M., ABUMI K., DURANCEAU J., OXLAND T. (1989). Spinal stability and intersegmental muscle forces. A biomechanical model. *Spine* 14:2, 194-199.

PATTERSON D.W. (1996). *Artificial Neural Networks: Theory and Applications*. Prentice Hall. Singapore.

PAQUET N., MALOUIN F., RICHARDS C.L. (1994). Hip spine movement interaction and muscle activation patterns during sagittal trunk movements in low back pain patients. *Spine* 19:5, 596-603.

PEACH J.P., MCGILL S.M. (1998). Classification of low back pain with the use of spectral electromyogram parameters. *Spine* 23:10, 1117-23.

PEACH J., GUNNING J., MCGILL S. (1998). Kinematics and trunk muscle myoelectric activity in the chronic low back pain patient. *North American Congress on Biomechanics-Canadian Society for Biomechanics-American Society of Biomechanics*, Ontario, Canada.

PERDRIOLLE R. (1979). *La scoliose son étude tridimensionnelle*. Maloine S.A., Paris France.

POPE M.H., DEVOCHT J.W. (1999). The clinical relevance of biomechanics. *Neurol Clin* 17:1, 17-41.

POPE M.H., NOVOTNY J.E. (1993). Spinal biomechanics. *J Biomech Eng* 115:4B, 569-74.

POPE M.H., ANDERSSON G.B., BROMAN H., SVENSSON M., ZETTERBERG C. (1986). Electromyographic studies of the lumbar trunk musculature during the development of axial torques. *J Orthop Res* 4:3, 288-97.

PRENTICE S.D., PATLA A.E., STACEY D.A. (1998). Simple artificial neural network models can generate basic muscle activity patterns for human locomotion at different speeds. *Experimental Brain Research* 123:4, 474-480.

RIPLEY B.D. (1996). *Pattern Recognition and Neural Networks*. Cambridge University Press, USA.

ROAF R. (1966). *Scoliosis*. E & S Livingstone, Edinburgh, UK.

ROSEN J., FUCHS M.B., ARCAN M. (1999). Performances of hill-type and neural network muscle models-toward a myosignal-based exoskeleton. *Comput Biomed Res* 32:5, 415-39.

Roy S.H., Oddsson L.I. (1998). Classification of paraspinal muscle impairments by surface electromyography. *Phys Ther* 8:8, 838-51.

RUBER M., SCHULTZ A.B., MCNEILL T., SPENCER D. (1983). Trunk muscle myoelectric activities in idiopathic scoliosis. *Spine* 8, 447-465.

SANGUINETI V., LABOISSIÈRE R., PAYAN Y. (1997). A control model of human tongue movements in speech. *Biological Cybernetics* 77, 11-22.

SCHULTZ A.B., HADERSPECK K., WARWICK D., PORTILLO D. (1983). Role of lumbar trunk muscles in isometric performance of mechanically complex standing tasks. *J. Orthopaedic Research* 1:1, 77-91.

SCHULTZ A.B., ANDERSSON A.B.J., HADERSPECK K., ÖRTENGREN R., NORDIN M., BJÖRK R. (1982). Analysis and measurement of lumbar trunk loads in tasks involving bends and twists. *J. Biomechanics* 5:9, 669-675.

SCHULTZ A.B., GALANTE J.O. (1970). A mathematical model for the study of the mechanics of the human vertebral column. *J Biomech* 3, 405-416.



SEIREG A., ARVIKAR R. (1989). *Biomechanical analysis of the musculoskeletal structure for medicine and sports*. Hemisphere Publishing Corporation, USA, 818 p.

SEPULVEDA F., GRANAT M.H., CLIQUET A. (1998). Gait restoration in a spinal cord injured subject via neuromuscular electrical stimulation controlled by an artificial neural network. *Int J Artif Organs* 21:1, 49-62.

SEPULVEDA F., CLIQUET J.A. (1995). An artificial neural system for closed loop control of locomotion produced via neuromuscular electrical stimulation. *Artif Organs* 19 :3, 231-7.

SEPULVEDA F., WELLS D.M., VAUGHAN C.L. (1993). Neural network representation of electromyography and joint dynamics in human gait, *Journal of Biomechanics* 26:2, 101-109.

SESSA S., DUBOUSSET J. (1990). L'instrumentation Cotrel-Dubousset dans la scoliose idiopathique. Les resultats angulaires de 70 cas. *Rev Chir Orthop Reparatrice Appar Mot* 76:2, 112-7.

SHEPHERD A.J. (1997). *Second-Order Methods for Neural Networks*. Springer, New York, USA.

SHERRINGTON C.S. (1906). *The integrative action of the nervous system*. Yale University Press, New Haven, U.S.A.

SHIRADO O., ITO T., KANEDA K., STRAX T.E. (1995). Flexion-relaxation phenomenon in the back muscles. A comparative study between healthy subjects and patients with chronic low back pain. *Am J Phys Med Rehabil* 74:2,139-44.

SPARTO P.J., PARNIANPOUR M. (1999). An electromyography-assisted model to estimate trunk muscle forces during fatiguing repetitive trunk exertions. *J Spinal Disord* 12:6, 509-18.

SPECHT D.F. (1991). A Generalized Regression Neural Network. *IEEE Trans Neural Networks* 2, 568-576.

SPENCER G.S., ECCLES M.J. (1976). Spinal muscle in scoliosis. Part 2. The proportion and size of type 1 and type 2 skeletal muscle fibres measured using a computer-controlled microscope. *J Neurol Sci* 30:1, 143-54.

SPITZER W.O. (1987). Scientific approach to the assessment and management of activity-related spinal disorders. *Spine* 12, S1-S57.

STOKES I.A. (2000). Heuter-Volkman effect. *Spine. State of the Art Reviews*, Eds. Burwell R.G. and Dangerfield P.H., Hanley & Belfus, Philadelphia, USA, 14 :1, 349-58.

STOKES I.A., GARDNER-MORSE M. (1999). Lumbar spinal muscle activation predicted by multi-criteria cost function. *17<sup>th</sup> International Society of Biomechanics Congress*, Calgary, Canada, 881.

STOKES I.A., GARDNER-MORSE M. (1999a). Quantitative anatomy of the lumbar musculature. *J Biomech* 32:3, 311-6.

STOKES I.A.F., GARDNER-MORSE M. (1995). Lumbar spine maximum efforts and muscle recruitment patterns predicted by a model with multijoint muscles and joints with stiffness. *J. Biomechanics* 28:2, 173-186

STOKES I.A., GARDNER-MORSE M. (1995a). Stability increase of the lumbar spine with different muscle groups: a biomechanical in vitro study. *Spine* 20 :19. 2168-9.

ST-ONGE N., ADAMOVICH S.V., FELDMAN A.G. (1997) Control processes underlying elbow flexion movements may be independent of kinematic and electromyographic patterns : Experimental study and modelling. *Neuroscience* 79:1, 295-316.

TAKASHIMA S.T., SINGH S.P., HADERSPECK K.A., SCHULTZ A.B. (1979). A model for semi-quantitative studies of muscle actions. *J. Biomechanics* 12, 929-939.

VIOLA S., ANDRASSY I. (1995). Spinal mobility and posture: changes during growth with postural defects, structural scoliosis and spinal osteochondrosis. *Eur Spine J* 4:1, 29-33.

WANG L., MENDEL. J.M. (1992). Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* 22:6, 1414-1427.

WATKINS J. (1999). *Structure and function of the musculoskeletal system*. Human kinetics, Illinois, U.S.A.

WHEELER D. J. (1990). *Understanding industrial experimentation*. 2<sup>nd</sup> ed, SPC Press, Tennessee, USA.

WHITE A.A., PANJABI M.M. (1990). *Clinical biomechanics of the spine*. 2<sup>nd</sup> ed, JB Lippincott, Philadelphia, USA.

WHITE A.A., PANJABI M.M. (1978). The basic kinematics of the human spine. A review of past and current knowledge. *Spine* 3:1, 12-20.

WILKE H.J., NEEF P., CAIMI M., HOOGLAND T., CLAES L.E. (1999). New in vivo measurements of pressures in the intervertebral disc in daily life. *Spine* 24:8, 755-62.

WINTERS J.M. (1995). *Three dimensional analysis of human movement*. Eds. Allard P., Stokes I.A.F., Blamchi J.P., Human Kinetics, Illinois, USA, 257-292.

WINTERS J.M. (1990). Hill-based muscle models: a systems engineering perspective. *Multiple Muscle Systems - Biomechanics and Movement Organization*, Eds. Winters & Woo, Springer-Verlag, New York, USA, 69-73.

YAMADA H. (1970). *Strength of biological materials*. Williams & Wilkins, Baltimore, USA.

ZAHALAK G.I. (1992). An overview of muscle modeling. *Neural Prostheses: Replacing Function after Disease or Disability*. Eds. Stein R.B., Peckham P.H., Popovic D., Oxford Univ Press, New York, USA, 17-57.

ZAHALAK G.I. (1990). Modeling muscle mechanics (and energetics), *Multiple Muscle Systems - Biomechanics and Movement Organization*. eds: Winters & Woo, Springer-Verlag, New York, USA, 1-23.

ZAJAC F.E. (1993). Muscle coordination of movement: a perspective. *J Biomech* 26 Suppl 1:109-24.

ZAJAC F.E, WINTERS J.M. (1990). Modeling musculoskeletal movement systems : joint and body segmental dynamics, musculoskeletal actuation, and neuromuscular control. *Multiple Muscle Systems : Biomechanics and Movement Organization*. Eds. Winters & Woo, Springer-Verlag, New York, USA, 121-148.

ZAJAC F.E. (1989). Muscle and tendon: properties, models, scaling, and application to biomechanics and motor control. *Crit Rev Biomed Eng* 17:4, 359-411.

ZETTERBERG C., BJORK R., ORTENGREN R., ANDERSSON G.B. (1984).  
Electromyography of the paravertebral muscles in idiopathic scoliosis. Measurements of  
amplitude and spectral changes under load. *Acta Orthop Scand* 55:3, 304-9.

**ANNEXE 1**

**Concepts et notions de base sur les réseaux neuronaux**

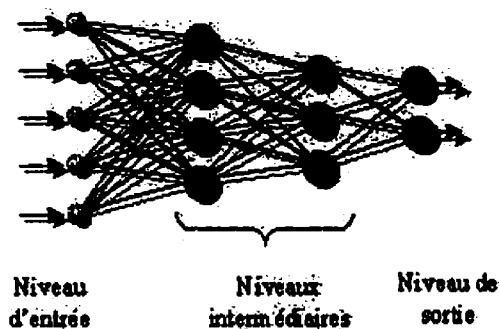
## ANNEXE 1 - CONCEPTS ET NOTIONS DE BASE SUR LES RÉSEAUX NEURONAUX

Cette annexe présente les principes de base du fonctionnement des réseaux neuronaux (RN) tirés principalement de Bishop (1995), Fausett (1994) et Ripley (1996).

### A1.1 Principes de base

Connaissant un intérêt sans cesse grandissant, les RN ont été introduits avec succès dans des domaines variés afin de résoudre des problèmes de classification, de prédiction, de reconnaissance ou de contrôle. Ils représentent une technique de modélisation très puissante profitant de la non-linéarité et ont la particularité d'apprendre implicitement une relation à l'aide d'exemples basés sur l'hypothèse qu'il existe une relation entre les données d'entrée et de sortie.

Un RN est typiquement composé d'unités interconnectées disposées en niveaux d'entrée, intermédiaire et sortie formant une architecture de traitement hautement parallèle (figure a 1-1). La fonction de la synapse biologique est modélisée par un poids de connexion modifiable qui est associé à chacune des connexions et le signal électrique dû à la dépolarisation du neurone est représenté par un niveau d'activation. Chaque unité manipule, à l'aide d'un algorithme, le patron d'activité reçu pour le transformer en un signal de sortie. Pour ce faire, elle calcule l'activation en effectuant la somme pondérée des activités des unités du niveau précédent et transforme ensuite cette valeur par le biais d'une fonction d'activation afin d'obtenir une valeur de sortie qui est envoyée aux unités du niveau suivant. Ce type de fonctionnement, où les activations sont projetées vers l'avant, caractérise une topologie *feedforward* analogue au système de contrôle en boucle ouverte (*open-loop*). Il existe aussi une topologie de type récurrente (*feedback*) permettant la modélisation des systèmes de contrôle en boucle fermée (*closed-loop*).



**Figure A 1-1: Schéma d'un RN typique représentant la structure de connexion parallèle en projection vers l'avant (*feedforward*)**

Le comportement d'un RN dépend à la fois des poids de connexion et des fonctions d'activation. On retrouve typiquement quatre types de fonction: linéaire, de seuillage, sigmoïde et radiale. La phase d'apprentissage d'un réseau pour un problème donné s'effectue selon la procédure suivante : (1) une banque de données (BDD) constituée d'un ensemble de cas (paires d'entrée et de sortie) est présentée au réseau, (2) un algorithme d'apprentissage calcul l'écart entre les valeurs de sortie prédites par le réseau et celles présentées, (3) le poids de chacune des connexions est modifié de façon à ce que le réseau détermine une meilleure approximation des données de sortie puis (4) ce cycle est répété jusqu'à ce que l'erreur atteigne une valeur minimale. Il existe deux types d'apprentissage pour les RN que l'on emploie avec différents types d'architectures. Il y a l'apprentissage supervisé et non-supervisé. L'algorithme brièvement expliqué ci-dessus est du type supervisé. Dans le cas d'apprentissage non-supervisé, le réseau est autonome: il ne fait qu'inspecter les données d'entrée qu'on lui présente (non plus les paires de données entrée-sortie), trouve certaines propriétés de la BDD et apprend à refléter ces propriétés dans ces valeurs de sortie.

### **A1.2 Algorithme d'apprentissage**

L'algorithme d'apprentissage (AA) le plus couramment utilisé, connu sous le nom de rétropropagation (*backpropagation*, BP), a été inventé en 1974 par Paul J. Werbos. Cet



algorithme calcule chaque erreur de poids en évaluant d'abord l'erreur d'activation qui représente le taux auquel l'erreur varie alors que le niveau d'activation de l'unité est modifié. L'algorithme a été longtemps ignoré, probablement parce que son utilité n'était pas entièrement démontrée. Ce n'est qu'en 1986 que David E. Rumelhart et David B. Parker, indépendamment, redécouvrirent l'algorithme en démontrant qu'il était possible de reproduire la cartographie complexe de données (data mapping) (Anderson et Rosenfeld, 1998).

Comme il a été mentionné, le but de l'AA est de fixer les poids de connexion selon un processus itératif afin de minimiser l'erreur de prédiction du réseau. Les différences entre les valeurs prédites et désirées pour chaque cas sont combinées ensemble par une fonction d'erreur (somme des carrés par exemple) afin de fournir l'erreur du réseau. Peu importe la configuration des poids, l'erreur peut être représentée graphiquement par une surface d'erreur et l'objectif de l'AA est de trouver par exploration le point le plus bas sur cette surface. Typiquement, cela est fait en calculant la direction du gradient le plus grand en un point de la surface d'erreur et d'utiliser cette information pour se déplacer vers un minimum qui peut être local ou, de préférence, global. Ces déplacements sont fonction de la vitesse d'apprentissage (*learning rate*) qui fixe la largeur des sauts sur la surface et d'un terme de *momentum* permettant d'augmenter la vitesse et d'être en mesure d'échapper aux minimums locaux. Certaines variantes de l'algorithme BP existent pour palier les problèmes de minimum local et de lenteur de l'apprentissage notamment les fonctions d'optimisation non-linéaire Descente de gradient conjugué (*Conjugated gradient descent*, CGD) et *Levenberg-Marquardt* mais elles ne sont applicables que dans certaines circonstances, notamment lors que beaucoup de données sont disponibles ou que le réseau ne contient qu'une seule sortie (Bishop, 1995; Shepherd, 1997).

La propriété la plus importante d'un RN repose sur sa capacité de généralisation ou la capacité de prédiction à partir de nouveaux cas. Cette propriété sous-tend un problème

majeur qui peut survenir lors de la phase d'apprentissage : il est possible lors de l'apprentissage que le réseau « apprenne par cœur » la fonction (*over-learning* ou *over-fitting*) suite à un trop grand nombre d'itérations. Plus un réseau contient de poids de connexion, plus il peut modéliser des problèmes complexes et plus il est sujet à l'*over-fitting*. Pour palier à ce problème, une partie de la BDD est conservée pour faire un ensemble de vérification qui sera utilisé durant l'apprentissage uniquement pour vérifier la progression de l'AA à l'aide de validation croisée (*cross-validation*): si l'erreur d'apprentissage diminue alors que l'erreur de vérification stagne ou augmente, le réseau commence à sur-apprendre et il faut stopper l'algorithme.

Les problèmes associés aux minimums locaux, au choix des fonctions et aux décisions concernant la taille du réseau impliquent qu'il faut expérimenter avec un grand nombre de réseaux et comparer les performances. Un bon indice de la performance d'un réseau est l'erreur de vérification. Toutefois, puisque l'ensemble de vérification a déjà été utilisé et qu'il fait partie du processus d'apprentissage, cet indice de performance s'avère biaisé. Ainsi, il faut réserver un autre ensemble pour tester le modèle final et s'assurer que les résultats de l'ensemble de vérification et d'apprentissage sont réels et non pas des artéfacts du processus d'apprentissage.

### **A1.3 Banque de données**

L'étape la plus importante lors l'implantation d'un RN concerne l'élaboration de la BDD. Il n'existe pas de loi empirique pour déterminer quelles variables utiliser et combien. Seulement l'intuition basée sur les connaissances du problème à modéliser et une directive heuristique stipulant qu'il doit avoir dix fois plus de cas que le nombre de connexion dans le réseau. Les données doivent avant tout être représentatives du phénomène analysé et couvrir toutes les possibilités : un réseau apprend la caractéristique la plus simple de la BDD. Par exemple, on désire d'un réseau qu'il reconnaisse l'image d'une voiture et il est donc entraîné avec des centaines d'images avec et sans voiture jusqu'à ce que l'erreur soit près de zéro. De nouvelles images lui

sont alors présentées et il ne réussit pas à les classer. Les photos ont été prises lors de conditions d'ensoleillement différentes et celles avec voitures en majorité lors de journées ensoleillées. Le réseau a donc appris à distinguer l'intensité de la lumière. Ainsi, les variables d'entrée choisies devront être représentatives, indépendantes, et ne pas contenir d'informations redondantes.

La plage de réponses numériques limitées, dépendante des fonctions d'activation, implique que les données doivent subir une étape de pré et post-traitement. Typiquement, les données sont mises à l'échelle (scaling) à l'aide d'une fonction linéaire (*minimax*, *mean/SD*) qui transfère les données dans la plage de réponse désirée. Dans certaines circonstances, une fonction d'échelle non-linéaire (logarithmique) sera nécessaire, comme par exemple si la variable est distribuée exponentiellement.

#### **A1.4 Types d'architecture**

Il existe autant de types d'architecture que le nombre d'applications des RN à ce jour. Afin de ne pas alourdir davantage la revue, cette section présente trois types d'architectures utilisant un AA supervisé qui seront employées dans ce projet

##### **A1.4.1 Perceptron multicouches**

Le Perceptron multicouches (*Multilayer Perceptron*, MLP) est le type d'architecture le plus employé aujourd'hui. Il a été brièvement introduit à la section 2.4.1.1. Le réseau MLP est capable de modéliser des fonctions très diverses selon la complexité de sa structure et selon l'utilisation de fonctions d'activation non-linéaires. Le choix du nombre de niveaux intermédiaires (NI) et d'unités est déterminé par essais et erreurs. Un point de départ est d'employer un NI et le nombre d'unités égales à la moitié de la somme des unités d'entrée et de sortie.

Le taux d'activation d'une unité étant une somme pondérée des entrées implique que ce taux est une fonction linéaire de plusieurs entrées qui est ensuite transformée par une fonction sigmoïde. L'association de fonctions linéaires multidimensionnelles formant un hyperplan (selon le nombre d'entrées) avec une fonction sigmoïde unidimensionnelle produit une surface de réponse caractéristique. Un réseau MLP combine plusieurs de ces surfaces avec des directions de gradient différentes. Lors de l'apprentissage, les surfaces de réponse des unités subissent des rotations et translations jusqu'à produire un agencement modélisant les surfaces de réponse du réseau.

#### **A1.4.2 Radial basis function**

Un réseau Fonction radiale de base (*Radial basis function*, RBF) possède un niveau intermédiaire formé d'unités radiales. Celles-ci ont comme fonction d'activation une fonction Gaussienne caractérisée par un centre et un écart-type et divise par conséquent la surface de réponse à partir d'hypersphères. L'obtention des sorties du réseau repose sur une combinaison linéaire des sorties (donc une somme pondérée des Gaussiennes) et des fonctions d'activation linéaires pour les unités du niveau de sortie. L'obtention de bons résultats avec ce type de réseau réside dans la recherche des centres des fonctions Gaussiennes. Ceci peut être effectué avec un apprentissage supervisé mais une approche non-supervisée produit de meilleurs résultats. En général, ce réseau est implémenté via une approche hybride selon laquelle les centres et écart-types des fonctions Gaussiennes sont déterminés de façon non-supervisée alors que le traitement des activations du niveau de sortie est supervisé.

Les réseaux RBF ont plusieurs avantages sur les MLP. Ils sont premièrement d'architecture plus simple, n'incluant qu'un seul niveau intermédiaire. Ensuite, la transformation du niveau de sortie peut être optimisée en utilisant des techniques traditionnelles de modélisation linéaire, qui sont plus rapides et ne souffrent pas des problèmes de minimums locaux. Ainsi un réseau RBF peut être entraîné très rapidement et avec peu de données.

### **A1.4.3 Generalized regression neural networks**

Les réseaux de neurones de Regression généralisée (*General Regression Neural Networks*, GRNN), variantes du RBF, sont basés sur l'estimation d'une fonction de densité de probabilité. Développés à l'origine pour des applications statistiques et connus sous le nom de *Nadaraya-Watson kernel regression*, le réseau GRNN a été redécouvert en 1991 par Donald Specht (Specht, 1991). Son architecture est formée de quatre niveaux: le niveau d'entrée, le premier NI constitué d'unités radiales, le second constitué d'unités de sommation et le niveau de sortie. L'avantage principal de ce type de réseau est la rapidité de la phase d'apprentissage obtenue grâce l'utilisation de la fonction de type *kernel*. La sortie de cette fonction est une estimation du degré auquel le patron d'entrée inconnue correspond à la distribution déterminée. Le seul paramètre ajustable du réseau est la déviation pour la fonction kernel qui permet l'interpolation entre les patrons de l'ensemble d'apprentissage. L'optimisation de ce paramètre est très important pour les performances du réseau et est déterminé à l'aide d'ajustements itératifs et de la procédure de validation croisée. Ce type de réseau est généralement utilisé lorsque le nombre de données est faible et sans structure catégorielle.

### **A1.5 Considérations pour l'application des réseaux neuronaux**

Les types de RN présentés dans les sections précédentes sont incapables de gérer des données ou un signal continu puisqu'ils ne présentent aucune structure temporelle et n'incluent pas de récurrence (*feedback*). Ils ne peuvent donc être utilisés dans la modélisation du contrôle neural du mouvement. Cependant, ils s'avèrent judicieux dans les situations d'analyse statique ou quasi-statique où l'on tente de déterminer la fonction du SNC dans la répartition de l'activité musculaire comme par exemple pour le maintien d'une posture ou la résistance à des charges externes.

De façon générale, les systèmes de contrôle (biologiques ou autres) sont des processus non-linéaires et les paramètres gérant ces mécanismes varient souvent en fonction du

temps. Pour faire en sorte que le contrôleur subisse un apprentissage, les données de sortie du réseau doivent être connues. Toutefois, dans les applications du contrôle moteur, ces données de sortie, représentées par les efférences motrice, sont généralement inconnues de l'utilisateur (Braspenning, 1995). Ainsi, les données de sortie pourraient être fournies, explicitement, par une trajectoire de référence (par exemple Kim, 1998) ou une mesure de l'évolution de l'activité du système (par exemple Cheron, 1996).