HAL
open science

Estimation de l'inconfort ressenti par apprentissage pour des tâches de prise et dépose en industrie

Olfa Haj Mahmoud

To cite this version:

Olfa Haj Mahmoud. Estimation de l'inconfort ressenti par apprentissage pour des tâches de prise et dépose en industrie. Biomécanique [physics.med-ph]. Université Rennes2, 2021. Français. NNT : . tel-03496989

HAL Id: tel-03496989

https://inria.hal.science/tel-03496989

Submitted on 20 Dec 2021

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

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

DOCTORAT / EDUCATION
BRETAGNE \ LANGAGES, INTERACTIONS
LOIRE / COGNITION, CLINIQUE

UNIVERSITÉ RENNES 2

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'UNIVERSITÉ DE RENNES 2

ÉCOLE DOCTORALE N° 603
Éducation, Langages, Interactions, Cognition, Clinique
Spécialité : *Sciences et Technique des Activités Physiques et Sportives*

Par
Olfa Haj Mahmoud

Estimation de l'inconfort ressenti par apprentissage, pour des tâches de prise et dépose en industrie

Thèse présentée et soutenue à Rennes, le 7 Décembre 2021
Unité de recherche : Laboratoire Mouvement Sport Santé M2S

Rapporteurs avant soutenance :

Xuguang Wang, Directeur de Recherche IFSTTAR, Lyon
Nasser Rezzoug, Maître de Conférences-HDR, Université Toulon

Composition du Jury :

Président :
Redha Taiar, Professeur des universités, Université Reims Champagne Ardennes.
Examinateurs :
Adriana Savescu, Ingénieur INRS, PHD, Brons.
Sophie Vincent, Maître de conférences, Université de Rennes 2.
Redha Taiar, Professeur des universités, Université Reims Champagne Ardennes.
Dir. de thèse :
Franck Multon, Professeur des universités, Université Rennes 2
Georges Dumont, Professeur des Universités, École Normale Supérieure de Rennes
Co-dir. de thèse :
Charles Pontonnier, Maître de Conférences-HDR, École Normale Supérieure de Rennes

Remerciements

L'achèvement de ce travail mené sur plusieurs années procure une grande satisfaction. Il est l'occasion de se remémorer les différentes embûches qu'il a fallu surmonter mais surtout les personnes qui m'ont permis d'en arriver là.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Messieurs Franck Multon, Georges Dumont, Charles Pontonnier et Stéphane Poli, sans qui je n'aurais pas pu réaliser ce travail. Merci infiniment pour votre aide, vos conseils et pour toutes les heures que vous avez consacrées dans la direction de ce travail. J'aimerais également vous remercier pour votre disponibilité et votre suivi le long de la thèse. Je suis très sensible à vos qualités humaines.

Je tiens également à remercier Monsieur Xuguang Wang, Directeur de recherche à l'Institut français des sciences et technologies du transport, du développement et des réseaux (IFSTTAR,Lyon) et Monsieur Nasser Rezzoug, Maître de Conférences-HDR, Université Toulon, pour avoir accepté d'être rapporteurs de mes travaux et d'avoir accepté de participer à ce jury.

Je tiens à remercier Madame Adriane Savescu, Ingénieur responsable des laboratoires de recherche INRS, Brons, Madame Sophie Vincent, Maître de conférences à l'université de Rennes 2 et Monsieur Redha Taiar, Professeur à l'université de Reims Champagne Ardennes, d'avoir accepté d'être examinateurs de mon travail et d' avoir accepté de participer à ce jury.

Je tiens à remercier Faurecia pour le financement de la thèse, ainsi que les laboratoires Inria/Irisa et M2S, qui m'ont accueillie dans leur structure, et offert un cadre de travail très agréable, confortable et pleins de ressources.

Je souhaiterais exprimer ma gratitude à tous les collègues de l'équipe Mimetic, pour leur aide, leur soutien et leur gentillesse. Merci à vous pour la bonne humeur et l'entraide le long des trois ans. Merci Benjamin, Amaury, Diane, Katja, Ludovic, Claire, Louise, Pierre Puchaud, Pierre Raimbaud, Anthony, Nils, Alberto,Xi, Anne-Hèlène, Ludovic Hyoet, Richard, Marc, Fabrice, Diane H, Alexendre Vu, Simon, Carole, Lyse, Pauline.

Merci pour tout le support, les figurines "Minions" que je garde précieusement dans

mon bureau. Merci d'avoir fêter avec moi mon CPP le jour de mon anniversaire (Aucune logique mais c'était beaucoup plus important).
Merci à Nathalie, pour l'accompagnement tout au long de la thèse.
Merci à Gaëlle Manguy pour l'aide concernant les démarches administratives.
Merci à tous les collègues du groupe Faurecia, Sylvia, Elianna, Jose-Antonio, Alex, Ewald, Daiane, Ana.

Mes remerciements vont aussi à ma famille. Mes parents Noureddine et Amel, qui ont cru en moi et qui m'ont apporté toute leur aide quand j'en ai besoin, merci pour le soutien inconditionnel, tout ce que j'ai réussi à accomplir jusqu'à ce jour, c'est grâce à vous. Ce mémoire vous est dédié, je vous aime.

Je remercie également ma grande sœur, Dorra, qui m'a toujours soutenue durant les moments assez durs. Cependant, je vais continuer à détester la membrane synoviale. Merci d'exister, je t'aime tellement.

Merci à mes grand parents et à mon oncle Mourad, parti trop tôt. Que ton âme repose en paix.

Je souhaite également remercier ma deuxième famille, mes très chers amis, qui ont su m'apporter la confiance et l'écoute à tous les moments durs de la thèse. Je remercie particulièrement Intidhar, Jamel, Ebtissem ...

Je ne veux pas oublier mon kiné, Sandrine, merci pour tout le soutien et l'aide durant ces longues années. Je n'oublie pas les copines Sylvie, Sylvie et Participa. Merci pour la bonne ambiance chaque lundi soir.

Table des matières

1 Introduction générale **1**

2 Revue de la littérature **5**

2.1 Approche globale d'une évaluation de TMS 5

2.2 Facteurs favorisant l'apparition des troubles musculo-squelettiques 6

2.2.1 Facteurs de risques non professionnels 7

2.2.2 Facteurs de risques professionnels 7

2.3 Méthodes d'évaluation des facteurs de risques favorisant l'apparition des TMS 8

2.3.1 Méthodes de mesure directes 9

2.3.2 Méthodes d'observation 10

2.3.3 Méthodes d'auto-évaluation 13

2.3.4 Méthodes d'estimation des couples articulaires et des forces musculaires 13

2.4 Relation entre les méthodes d'observation et les méthodes d'auto-évaluation 15

2.4.1 Protocoles proposés et variables exploitées 16

2.4.2 Modèles mathématiques 17

2.4.3 Méthodes d'apprentissage automatique 18

2.4.4 Limites et perspectives des méthodes d'apprentissage automatique . 20

2.5 Synthèse 21

3 Synthèse et objectifs **23**

4 Évaluation de l'inconfort à partir des postures pour des tâches de prise/dépose avec charge faible **25**

4.1 Introduction 26

4.2 Matériels et méthodes 26

4.2.1 Participants et Protocole 27

4.2.2 Données collectées 28

4.2.3 Analyses statistiques 30

4.3 Résultats 31
4.4 Discussion 33
4.5 Conclusion 35

5 Étude de la relation entre l'inconfort et les scores posturaux, anthropométriques et paramètres de l'action pour des tâches de prise/dépose 37
5.1 Introduction 38
5.2 Matériels et méthodes 39
5.2.1 Participants et protocole 40
5.2.2 Données collectées 42
5.2.3 Réseaux de neurones utilisés pour modéliser la relation avec l'inconfort ressenti 43
5.3 Résultats 49
5.3.1 Résultats du réseau comportant l'ensemble des 14 variables 49
5.3.2 Réduction de données en utilisant le réseau de neurones 50
5.4 Discussion 55
5.5 Conclusion et perspectives 59

6 Estimation de l'inconfort à partir des facteurs biomécaniques (posture, effort), individuels et environnementaux 61
6.1 Introduction 62
6.2 Méthodologie 63
6.2.1 Protocole 63
6.2.2 Collecte et traitement des données 63
6.2.3 Sélection des couples articulaires représentatifs de la sollicitation associée à l'action 64
6.2.4 Description de l'apprentissage du réseau de neurones 69
6.2.5 Processus de réduction des Variables 71
6.2.6 Processus de Validation 72
6.3 Résultats 72
6.3.1 Choix des couples articulaires 72
6.3.2 Résultat du modèle de réseau de neurones final 76
6.3.3 Résultats du processus de réduction de variables 77
6.4 Discussion 80
6.5 Conclusion 82

7 Conclusion et perspectives **85**

Bibliography **95**

Liste des figures

2.1 Les 4 étapes de la démarche de prévention des TMS d'après [**INRS** 2021] . 6

2.2 Les différents facteurs de risque d'apparition des troubles musculo-squelettiques 7

2.3 Placement des marqueurs sur les repères anatomiques selon les recommandations de l'ISB (International Society of Biomechanics) [**Wu et al.** 2005] 10

2.4 Système ambulatoire permettant de mesurer la cinématique du corps humain à partir des centrales inertielles. Source (irsst.com) 10

2.5 Un exemple de caméra Kinect de Microsoft. Source (xbox-mag.net) 10

2.6 Pipeline d'analyse CusToM. En gris, les étapes d'analyse musculo-squelettique, en jaune, les étapes de calibration des modèles afférents [**Pontonnier et al.** 2021] 15

4.1 Présentation d'un exemple de l'expérimentation. Sur l'image un sujet face à l'étagère avec 12 positions finales de dépose, et à sa droite les 12 bouteilles rangées dans un casier dans un ordre aléatoire. Les étiquettes pour noter l'inconfort ressenti à l'aide de l'échelle CP50 sont placées sur les côtés de l'étagère. Sur cet exemple, le sujet est droitier, d'où le placement du casier à bouteilles sur sa droite. 28

5.1 Placement des charges à saisir (en haut) et des 5 positions où maintenir la charge (en bas), pour un sujet gaucher. Les charges à saisir sont donc disposées sur sa gauche (du côté de la main dominante), à 75cm de hauteur. 41

5.2 Schéma explicatif des différents processus réalisés durant cette étude. . . . 44

5.3 Structure du réseau de neurones permettant l'estimation de l'inconfort via la CR10. Après avoir testé plusieurs configurations, ce réseau comprend une couche cachée de 14 neurones, ce qui donne les meilleurs résultats de prédiction sur les données expérimentales. 46

5.4 Corrélation entre les CR10 prédits et expérimentaux en fonction des sous-ensembles de variables testés, en utilisant la validation croisée k-fold, où k=2, 4, 10. 52

6.1 Schéma résumant les variables utilisées comme des entrées du modèle final. 69
6.2 Présentation des coefficients de corrélation pour chaque couple articulaire pour chaque type de normalisation et la corrélation pour les six variables prédéfinies permettant ainsi de définir le seuil pour choisir les couples articulaires pertinents 76

7.1 Déroulement de l'évaluation posturale par la méthode RULA. Ce schéma est inspiré du schéma proposé par (nawo-solution.com) 92
7.2 Exemple de feuille de calcul de la méthode de RULA, issue de [**Vignais et al.** 2013] 93
7.3 Exemple de feuille de calcul de la méthode de REBA. Source (ergo-plus.com) 94

Liste des tableaux

2.1 Résumé des variables mesurées par chacune des méthodes d'observation . . 12

4.1 Les valeurs des coefficients de corrélation pour les trois premières composantes, et le pourcentage de variance totale pour chaque composante. Les valeurs montrent les corrélations entre les variables étudiées sur les trois premières composantes de l'ACP 32

5.1 L'ensemble des variables en entrée du réseau de neurones. Ces variables représentent les facteurs biomécanique via les scores posturaux, facteurs individuels via les données anthropométriques et les facteurs d'environnement à l'aide des paramètres de l'action. 45

5.2 Réduction des variables d'entrée, en commençant par l'ensemble complet contenant des données à 14 variables. R_{train}, R_{test} représentent la corrélation lors du test de l'ensemble de données d'apprentissage ou de test respectivement. De même, $RMSE_{train}$ et $RMSE_{test}$ représentent la RMSE lors du test des ensembles de données d'apprentissage et de test respectivement. n_i et n_h représentent le nombre de neurones dans les couches d'entrée et cachée respectivement. Chaque ligne indique la variable qui a été écartée du sous-ensemble précédent. 51

5.3 Processus de réduction des variables, la listes des variables étant triée par ordre inverse de pertinence à chaque étape. Pour chaque étape la première colonne contenant le nom de la variable, la deuxième indique la corrélation de la prédiction de l'inconfort lors de l'élimination de ces variables du modèle. De ce fait, plus la corrélation est élevée, moins la variable est pertinente car elle n'impacte pas significativement les performances du réseau. Le tableau résume les étape de 1 à 4. 53

5.4 Les étapes 5 à 8 du processus de réduction des variables, suite des étapes proposées dans le tableau 5.3 54

6.1 Un résumé des valeurs maximales de couples articulaires du tronc, gléno-humérale(GH),épaule, coude, poignet, genoux et hanches. Les valeurs de références proviennent de la littérature pour des contractions maximales volontaires réalisées pour une population d'homme et de femme dont l'âge varie entre 20 et 40ans. Les valeurs sont exprimées en N.m 67
6.2 Variables du modèle minimal composé de 6 variables. 69
6.3 Le tableau suivant présente les 39 couples articulaires représentatifs des variables d'effort. 70
6.4 % des couples articulaires obtenus expérimentalement par rapport aux couples Max de la littérature. 73
6.5 Résultats de l'apprentissage par les réseaux de neurones. Dans le tableau, une présentation des coefficients de corrélations obtenus pour les différentes étapes. À chaque étape, un couple articulaire représenté par ses trois variables associées (Moyenne, RS et Max) est ajouté aux six variables du modèle précédent. Chaque ligne du tableau présente les résultats d'apprentissage d'un modèle comprenant les six variables du modèle précédent et les trois variables du couple articulaire donné. 75
6.6 Partie.1 : Réduction des variables d'entrée, en commençant par l'ensemble de données à 45 variables. R_{train}, R_{test} représentent la corrélation lors du test de l'ensemble de données d'apprentissage ou de test respectivement. De même, $RMSE_{train}$ et $RMSE_{test}$ représentent la RMSE lors du test des ensembles de données d'apprentissage et de test respectivement. n_i, n_h1 et n_h2 représentent le nombre de neurones dans les couches d'entrée et les deux cachées respectivement. Chaque ligne indique la variable qui est écartée du sous-ensemble précédent. 78

Chapitre 1

Introduction générale

Le monde de l'industrie a connu un bouleversement durant ces dernières décennies, ce qui a contribué à l'introduction de nouvelles pratiques sur le plan de l'organisation du travail telles que le juste à temps, la polyvalence de l'opérateur, la cadence et le rythme de travail.

Cette évolution a favorisé l'apparition de pathologies liées au travail comme les troubles musculosqueletiques (TMS) [**INRS** 2021], des atteintes à l'appareil locomoteur (muscles, nerfs, tendons) et dont l'étiologie se révèle multifactorielle (facteurs psychosociaux, environnement de travail, facteurs individuels, facteurs biomécaniques).
Les TMS représentent une problématique à la fois aux employeurs et aux employés. Selon les chiffres de la CNAMTS (Caisse Nationale d'Assurance Maladie des Travailleurs Salariés), près d'un million d'accidents du travail et de maladies professionnelles a été reconnu et pris en charge en 2017, dont près de 764 000 ayant entraîné un arrêt ou une incapacité permanente de travail. Dans ces déclarations, la part des TMS est en constante augmentation depuis 20 ans et représente plus de 80% des maladies déclarées [**Ameli** 2019].

Les TMS impliquent des coûts causés par les indemnités journalières, les hospitalisations ainsi que des coûts indirects englobant l'absentéisme, les coûts de formation de nouveaux opérateurs et la réduction de la productivité. De ce fait, la préservation de la santé au travail représente un enjeu crucial. Il faut donc mettre en place tous les moyens pour détecter et décoder les interactions entre les facteurs de risques responsables de l'apparition des TMS afin d'apporter des améliorations des conditions de travail et de préserver les opérateurs.

Le groupe Faurecia, collaborateur Cifre de cette thèse, constate une augmentation du nombre de déclarations de TMS au sein de ses industries. Faurecia est l'un des leaders de la fabrication des équipements automobiles [1] qui s'organise en plusieurs divisions selon le

1. Classement en cinquième position selon le cabinet Roland Berger sur les équipementiers automobiles de 2014

produit fabriqué.
Cette thèse s'est effectuée en collaboration avec la division siège, qui propose un mode de production à flux synchrone, c'est-à-dire qu'au début de la ligne de production, le modèle de siège à monter est donné par les références des pièces du modèle de la voiture sur la ligne de production.
Ce type de fonctionnement provoque une certaine cadence et des changements liés à la demande des modèles, ce qui pourrait générer des TMS.

Afin de détecter les risques de maladie professionnelle, Faurecia a mis en place une évaluation posturale nommée AGREPT-V2. Cette méthode est inspirée de la méthode RULA [**McAtamney et Corlett** 1993] et repose sur l'évaluation de la posture de l'opérateur par une estimation des angles articulaires. Un score est ensuite calculé, représentant le niveau de risque postural. Malgré l'apport de cette méthode, cette dernière souffre de plusieurs biais dus au mode de collecte de données et de l'évaluation. La cotation s'effectue à partir des images représentant des postures contraignantes et l'ergonome estime lui-même les amplitudes articulaires. Ce type de méthode présente une variabilité entre les ergonomes évaluateurs, ce qui limite la possibilité de reprendre et comparer les résultats d'un pays à l'autre ou d'une usine à l'autre dans le cadre d'une synthèse ou d'une étude complète. Les avancées technologiques ont permis l'émergence de systèmes permettant de capturer le mouvement des opérateurs sur le site d'une manière automatique et continue dans le temps. Une quantité très importante de données difficilement interprétable par les ergonomes est disponible sans avoir à disposition les méthodes adéquates pour analyser et exploiter ce flux de données.

Conscient des limitations méthodologiques actuelles, le groupe Faurecia a la volonté d'évoluer, à travers les travaux de cette thèse, vers une nouvelle approche d'analyse des facteurs de risque d'apparition des TMS. On cherche notamment à fournir un critère d'évaluation des facteurs de risques en se basant sur des données continues dans le temps et expliquant l'inconfort ressenti par l'opérateur au cours de la réalisation de l'action.

Le système d'évaluation actuel se limite à un seul facteur de risque, qui est la posture. Cependant, une relation entre entre les TMS et l'inconfort ressenti par les opérateurs lors de la réalisation du travail est démontré [**Das et Gangopadhyay** 2011].

Partant de ce constat, il est primordial de quantifier les différents facteurs de risque des TMS et d'étudier les interactions possibles avec l'inconfort, c'est-à-dire, d'expliquer comment l'action impacte l'opérateur.

Cette thèse cherche à prédire objectivement, par l'agrégation et l'évaluation de fac-

teurs de risques (individuels, biomécaniques, environnementaux), l'inconfort ressenti par l'opérateur lors de la réalisation de tâches de prise/dépose. Cette prédiction est apprise sur la base de données expérimentales et devrait permettre de mieux appréhender les risques de développement des TMS en expliquant les éléments contraignants pour l'opérateur lors de la réalisation d'une tâche donnée. Dans le contexte de l'évaluation ergonomique, ceci devrait permettre de faciliter la phase d'analyse des ergonomes et fournir un outil d'aide à la décision pour les spécialistes du domaine. L'approche envisagée dans cette thèse s'appuie sur les méthodes d'analyse des interactions complexes par analyse linéaire dans un premier temps. Ensuite des approches d'apprentissage automatique plus développées sont exploitées.

Afin de mener à bien ce travail, nous commençons dans un premier temps par une présentation des travaux scientifiques antérieurs dans le chapitre 2, en explorant les différentes approches d'évaluation des facteurs de risques des TMS, les méthodes existantes pour évaluer chaque type de facteur. Puis, nous présentons les modèles mis en place pour étudier cette relation plus précisément les modèles mathématiques puis les approches issues de l'apprentissage automatique.

Le chapitre 3 synthétise les objectifs de ce travail, qui consiste à caractériser la relation existante entre l'inconfort et les variables quantitatives des différents facteurs risques de TMS. Notre contribution scientifique est abordée dans les chapitres 4, 5, 6.

Dans le chapitre 4, nous présentons le protocole expérimental consistant en une tâche de prise/dépose d'une charge faible de 1kg suivie d'une approche d'analyse linéaire de l'inconfort ressenti en relation avec le score postural continu RULA.

Dans le chapitre 5, nous proposons une approche permettant de pallier les limites de la première étude présentée dans le chapitre 4. Ces limites sont dues d'une part au protocole (le temps de maintien n'est pas significatif, la charge manipulée est faible, les configurations posturales sont limitées et l'échelle d'évaluation est complexe d'après les participants), d'autre part aux variables étudiées (posture seulement) et à la méthode d'analyse (approches linéaires).
Une approche d'apprentissage automatique est ensuite proposée en utilisant des scores posturaux, données anthropométriques, paramètres de l'action et l'inconfort ressenti par les sujets au moment de la réalisation de l'action. Une méthode de réduction de variables est également proposée permettant de définir l'ensemble minimal de variables quantifiant l'inconfort tout en conservant la même performance que le modèle incluant toutes les variables.

Les résultats de cette étude sont prometteurs et ouvrent des perspectives en incluant d'autres variables impliquées dans les TMS, nous supposons que les performances du réseau s'améliorent.

Dans le chapitre 6, nous calculons les variables d'effort (couples articulaires) à l'aide de la bibliothèque CustoM [**Muller et al.** 2019], pour ensuite étudier l'impact et la pertinence de chaque couple articulaire dans la réalisation de tâche en utilisant un réseau de neurones de type perceptron.
Une fois les couples impliqués sélectionnés, un apprentissage est réalisé à l'aide du réseau de neurones et une réduction de variables est faite.
Une analyse est réalisée par la suite afin d'étudier l'impact et l'intérêt de l'ajout des variables d'effort dans l'analyse de ce type de tâches.

Enfin, le chapitre 7 donne une conclusion et propose des perspectives à ce travail. La méthode servira comme aide à la décision pour l'aménagement des postes de travail, organiser les rotation ou encore d'évaluer les risques lors de la phase de conception des postes.

Chapitre 2

Revue de la littérature

La prévention des troubles musculo-squeletiques (TMS) représente un enjeu crucial dans le monde de l'industrie. La compréhension de l'origine des TMS est essentielle étant donné que ces pathologies sont en progression constante depuis plusieurs années [**Clot et Fernandez** 2005]. Il est donc important de noter que les éléments responsables -facteurs de risque- de l'apparition des TMS sont relativement mal appréhendés du fait de leur multiplicité et de leurs interactions [**Das et Gangopadhyay** 2011].
La nécessité de comprendre ce phénomène complexe incite d'avoir une démarche précise et des outils efficaces permettant de quantifier les différents facteurs impliqués.
Dans la première section 2.1, nous présentons la démarche globale d'évaluation mise en place pour identifier les facteurs de risque favorisant l'apparition des TMS. Par la suite, nous exposons dans la section 2.2, les facteurs impliqués dans l'apparition des TMS. Les différentes méthodes d'évaluation des facteurs de risque sont ensuite détaillées dans la section 2.3.
Dans la suite, nous étudions les différentes approches préalablement proposées pour étudier l'interaction entre l'inconfort et les facteurs de risque d'apparition des TMS dans la section 2.4.3. Dans dernière section 2.4.4, nous présentons les limites des méthodes d'apprentissage automatiques et les perspectives.

2.1 Approche globale d'une évaluation de TMS

Les TMS sont des troubles locomoteurs touchant les différentes parties du corps humain comme les muscles, les tendons, les nerfs, etc. Ils représentent 40% des indemnisations mondiales dues aux blessures professionnelles liées au travail [**International Labor Organization** 2015]. Afin de prévenir les TMS, il est important de prendre en considération tous les facteurs de risques impliqués. Cette démarche repose sur quatre étapes permettant d'identifier les risques : mobiliser, investiguer, maîtriser, évaluer [**INRS** 2021].

La première étape est la mobilisation, qui consiste à comprendre les enjeux et l'origine

de la demande d'intervention, à identifier les éléments clés et à mettre en place les moyens humains et financiers afin d'identifier les facteurs de risque responsables ainsi que la démarche à suivre.
La deuxième étape d'investigation permet de connaître le risque, d'analyser les situations considérées comme critiques et d'identifier les facteurs de risques responsables. Durant cette étape, les données relatives aux risques sont analysées par ordre de priorité. La troisième étape, maîtriser, consiste à transformer les situations de travail après les avoir analysées. Durant cette étape, des évaluations sont établies et des interventions afin de résoudre les problèmes rencontrés sont mises en place.
Quant à la quatrième étape, elle consiste à évaluer l'efficacité des solutions ergonomiques proposées. Durant cette étape, il est possible de refaire une évaluation des conditions de travail et de supprimer dans les limites du possible les éléments présentant encore un risque. Elle permet de continuer à suivre les évolutions de la démarche sur le court, moyen et long terme comme détaillé dans la figure 2.1.

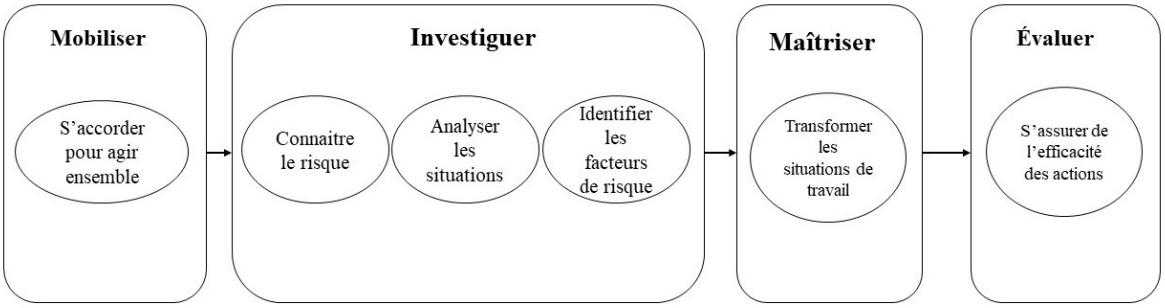


FIGURE 2.1 – Les 4 étapes de la démarche de prévention des TMS d'après [**INRS** 2021]

2.2 Facteurs favorisant l'apparition des troubles musculo-squelettiques

Les facteurs de risque peuvent être responsables d'une manière directe ou indirecte de l'apparition des TMS. Ils ne se limitent pas seulement aux contraintes externes, nommées également facteurs professionnels mais également à des facteurs non professionnels représentant les facteurs intrinsèques (âge, taille, antécédents médicaux) et extrinsèques (mode de vie de la personne, évènements de la vie) des individus. Les facteurs de risques peuvent être de nature environnementale, individuelle, psychosociale, organisationnelle ou

encore biomécanique [**Bridger** 2008] [**Faucett** 2005] [**Kumar** 2001], comme présenté sur la figure 2.2.

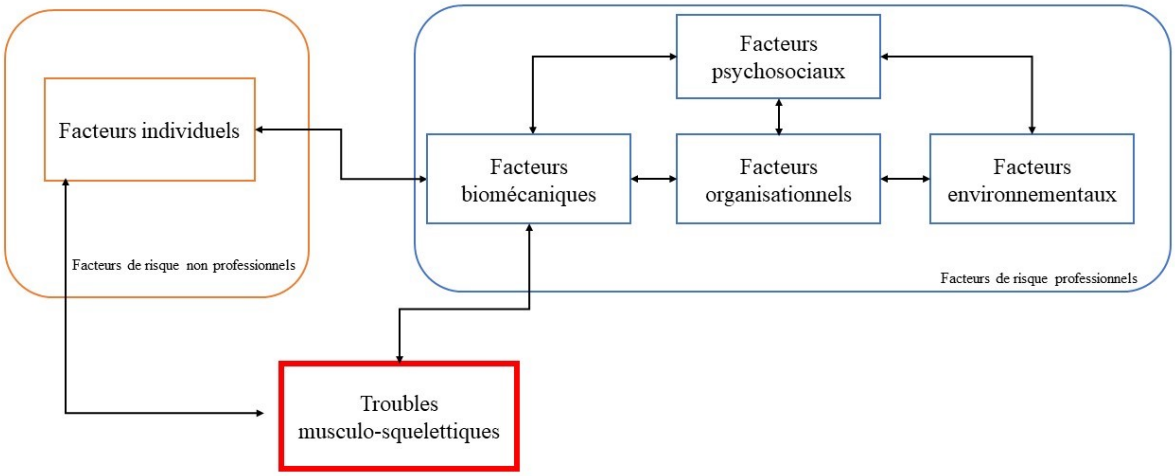


FIGURE 2.2 – Les différents facteurs de risque d'apparition des troubles musculo-squelettiques

2.2.1 Facteurs de risques non professionnels

Ces facteurs peuvent être liés aux caractéristiques intrinsèques des personnes comme par exemple l'âge [**Klein et al.** 2001] [**Yamalik** 2007], le genre [**Dahlberg et al.** 2004] [**Ahlgren et al.** 2012], les caractéristiques anthropométriques (taille et masse corporelle) [**Luime et al.** 2004] ou encore les antécédents médicaux [**Jaffar et al.** 2011].
La diversité et la variabilité entre les sujets n'est pas vraiment prise en compte lors de la réalisation des activités réelles sur le terrain et l'ajustement des postes de travail selon les caractéristiques de chaque opérateur semble être impossible.
En plus des caractéristiques indiquées, il existe une variabilité intra-individuelle, à court ou à long terme (fatigue, vieillissement, évènements de la vie). De ce fait, il est important de prendre en considération ces facteurs lors de l'évaluation ergonomique des facteurs de risques.

2.2.2 Facteurs de risques professionnels

Les facteurs de risque professionnels résultent de contraintes de nature différente. La standardisation des modes opératoires contrariant la variabilité du mouvement, l'absence

d'entraide, la cadence ou encore l'absence de pause représentent des risques organisationnels qui peuvent accroître le risque de TMS [**Petit et al.** 2011]. Les conditions environnementales peuvent accentuer le risque d'apparition des TMS. La température, le bruit ou encore un éclairage déficient peuvent favoriser le risque d'apparition des TMS et entraîner des postures contraignantes [**Baillargeon et Patry** 2003].
Les facteurs psychosociaux correspondent aux situations de travail stressantes, la monotonie, la charge de travail excessive, la forte pression ou les relations difficiles entres les collaborateurs [**Stock et al.** 2013] [**Choobineh et al.** 2011].

En ce qui concerne les facteurs biomécaniques, il s'agit d'une contrainte dépassant les capacités fonctionnelles des individus [**Marras et al.** 1995]. Ils sont principalement représentés par les postures contraignantes ou statiques durant de longues durée [**Baillargeon et Patry** 2003], les efforts excessifs comme pour les tâches de manutention manuelle [**Colombini et al.** 2006] et la répétitivité importante des gestes [**Silverstein1987**].
En effet, les mouvements nécessitant une grande précision impliquent des efforts musculaires accrus (NF EN 1005-4) [**AFNOR** 2008].
Dans le même esprit, les chocs liés à une force d'impact, les vibrations causées par des machines ou les pressions mécaniques augmentent les risques de lésions au niveau des structures sous-jacentes comme les nerfs, les tendons et les muscles. Tous ces facteurs ne font qu'accroître le risque pour les opérateurs. Donc, il est très important d'étudier les différentes interactions entre les facteurs de risques présentés précédemment.

2.3 Méthodes d'évaluation des facteurs de risques favorisant l'apparition des TMS

Plusieurs méthodes sont mises en place pour évaluer les différents risques, en commençant par des entretiens auprès des opérateurs pour évaluer les conditions de travail ou en exploitant des check-lists comme OSHA (Occupational Safety and Health Association) [**Occupational-Safety-and-Health-Administration** 1990], OREGE (Outil de Repérage et d'Evaluation des Gestes) [**Apfel et al.** 2000] ou encore QEC (Quick Exposure Check) [**G. Li et al.** 1998].
Un lien existe entre les TMS et les facteurs de risques biomécaniques (posture, effort, répétitivité). Cette relation a été mise en évidence dans une étude épistémologique établie par NIOSH [**Putz-Anderson et al.** 1997].
L'exposition aux facteurs de risques biomécaniques en plus des autres facteurs de risques

comme les facteurs individuels, conduit à une augmentation des risques d'apparition des TMS [**Armstrong et al.** 1993].

Afin de pouvoir quantifier les différents types de facteurs, plusieurs méthodes ont été mises en place pour répondre aux différents besoins. Les méthodes peuvent se diviser en trois catégories : les méthodes de mesure directe, d'observation et d'auto-évaluation [**David** 2005]. A ces trois catégories s'ajoutent les méthodes d'estimation de la force.

2.3.1 Méthodes de mesure directes

Les méthodes de mesure directe utilisent des outils de mesure (dynamomètre, goniomètres, électromyographie, Kinect) afin de collecter des données (posture, force). Ces données permettent d'évaluer l'exposition à un facteur de risque déterminé. Les outils de mesure sont parfois difficiles à utiliser dans le contexte industriel, comme par exemple les systèmes optoélectroniques utilisant des caméras infrarouges pour reconstruire en 3D les positions des marqueurs réfléchissants posés sur la peau du sujet [**Manghisi et al.** 2017] [**Robert-Lachaine et al.** 2017]. Pour ce système, chaque position de marqueur est associée à un point anatomique correspondant comme présenté sur la figure 2.3.

Les avancées technologiques ont permis l'émergence de capteurs de mouvement sans marqueur basés sur l'utilisation des cartes de profondeur comme par exemple la Kinect de Microsoft, qui permet de déterminer la posture à partir des images [**Plantard et al.** 2017] [**Manghisi et al.** 2017] [**Diego-Mas et Alcaide-Marzal** 2014]. Un exemple de caméra Kinect-V2 utilisée pour ces études est présenté dans la figure 2.5.

Nous retrouvons également les systèmes inertiels composés d'accéléromètres et de gyroscopes permettant d'obtenir les orientations des segments corporels [**Ding et al.** 2013]. La taille ainsi que la portabilité de ces appareils rendent leur usage fréquent pour les études ergonomiques dans le milieu industriel afin de mesurer le mouvement humain [**Cuesta-Vargas et al.** 2010] [**Robert-Lachaine et al.** 2017]. Un exemple de système est présenté sur la figure 2.4.

Les dynamomètres peuvent également être utilisés pour une évaluation ergonomique de la capacité fonctionnelle de la force fournie pour les différentes parties corporelles [**Coldwells et al.** 1994].

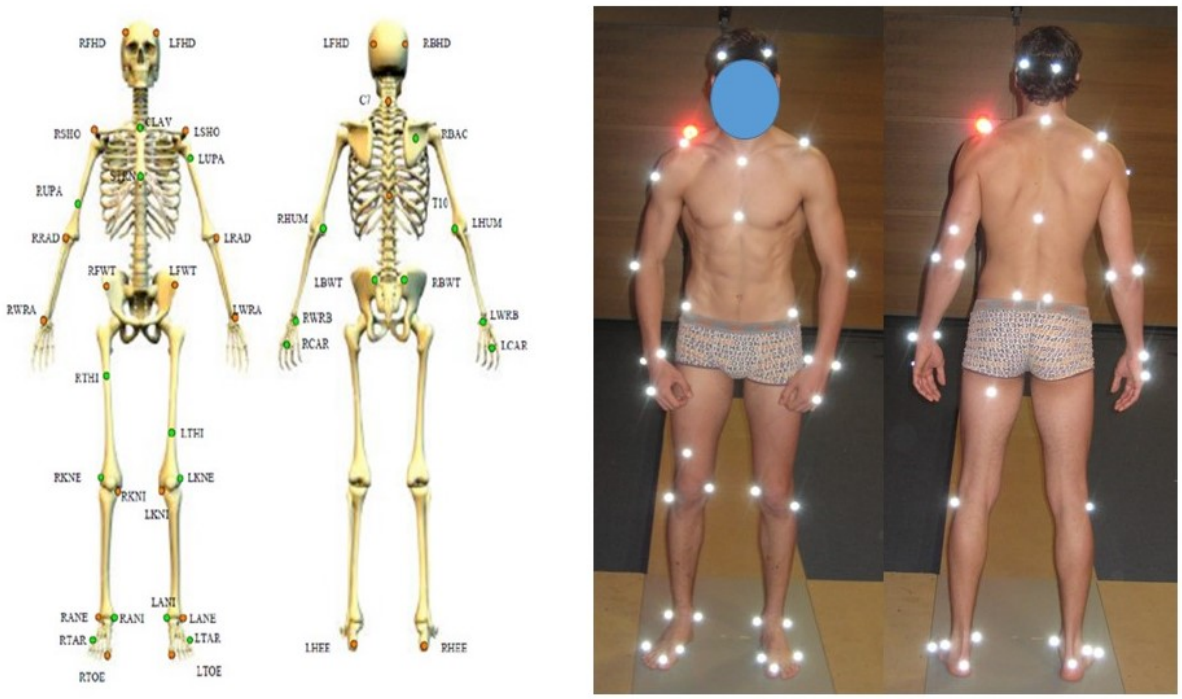


FIGURE 2.3 – Placement des marqueurs sur les repères anatomiques selon les recommandations de l'ISB (International Society of Biomechanics) [**Wu et al.** 2005]

FIGURE 2.4 – Système ambulatoire permettant de mesurer la cinématique du corps humain à partir des centrales inertielles. Source (irsst.com)

FIGURE 2.5 – Un exemple de caméra Kinect de Microsoft. Source (xbox-mag.net)

2.3.2 Méthodes d'observation

Les méthodes d'observation sont des outils de collecte et d'analyse de données permettant de quantifier les différents facteurs de risques présentés préalablement. Ces méthodes aident à mettre en évidence un phénomène aggravant de la situation de travail.

Plusieurs outils de cotations ont été mis en place pour évaluer le risque postural, principalement la méthode Rapid Upper Limb Assessement (RULA), qui à partir des observations des postures au niveau de la nuque, les épaules, les coudes, les poignets, le bas du dos et les jambes. Cette grille de cotation délivre un score indiquant le niveau de risque. Ce score est ajusté par rapport à la répétition du geste par minute et l'estimation de la force nécessaire [**McAtamney et Corlett** 1993] à la réalisation de l'action. Cette cotation permet de constituer un score de risque postural allant de 1 à 7.
Quant à la méthode Rapid Entire Body Assessement (REBA) [**Hignett et McAtamney** 2000], elle permet une évaluation complète du corps. Le score de risque postural varie cette fois de 1 à 15.
La méthode Postural Loading on the Upper Body assessment (LUBA) [**Kee et Karwowski** 2001] propose d'évaluer la posture pour un ensemble de mouvements articulaires de la main, la nuque, le bras et le dos.

Cette cotation attribue un score d'inconfort pour chaque articulation, qui augmente à mesure que la posture de la partie corporelle donnée devient contraignante. Un indice global est ensuite calculé et quatre catégories représentant les niveaux de risque sont fournies.
La méthode OVAKO Working posture Analysing System (OWAS) [**Karhu et al.** 1977] permet de faire une classification des postures de quatre parties du corps : tronc, bras, jambes, nuque. Elle évalue la charge posturale résultante d'un travail. Elle prend en considération également la force requise pour la réalisation de l'action et le poids soulevé.

La répétitivité peut être évaluée par l'indice Occupational Repetitive Actions (OCRA) pour les membres supérieurs, uniquement lors de la manipulation d'une charge faible (inférieure à 3kg) à une fréquence de répétition élevée [**Occhipinti** 1998].
La méthode OCRA prend en considération le temps du cycle ainsi que le nombre d'actions techniques requis pour la réalisation de l'action. Le niveau de risque est donné par un score associé à l'indice OCRA et comprenant trois niveaux d'action : rouge, jaune et vert. Cet indice quantifie le nombre d'actions exécutées réelles par rapport à un nombre d'actions recommandées. Selon la valeur de l'indice, les facteurs de risques de la force, posture ou le temps de récupération peuvent être modifiés pour réduire le risque présent.

L'équation de lever de charges NIOSH a été développée par l'institut américain National Institute for Occupational Safety and Health (NIOSH) permettant de calculer la charge maximale admissible à partir de la hauteur du poste de travail, la distance du corps par rapport au poste de travail, le mouvement et la rotation du haut du corps lors

du levage d'un objet et de définir le niveau de danger associé à l'action [**Waters et al.** 1994].
Une fois la charge maximale admissible calculée, un indice de levage est déterminé. Il s'agit du rapport entre la charge maximale admissible et le poids réel de l'objet manipulé. Si le score de l'indice de levage est égal ou supérieur à 3 alors le risque physique est important et une action corrective doit être mise en place dans l'immédiat pour remédier à ce problème.

La méthode Strain Index [**Moore et Garg** 1995] peut être également utilisée pour évaluer le niveau du risque pour le poignet, la main, l'avant bras/coude. L'analyse évalue six variables de l'action (l'intensité de l'effort, la durée de l'effort, la posture de la main et du poignet, la vitesse de travail et la durée de l'action par jour).
Chaque variable permet d'avoir une valeur appelée multiplicateur. Le produit des six multiplicateurs donne un indice appelé Strain Index. Cet indice est comparé à une valeur de référence qui identifie le niveau de risque de l'action. Chaque méthode d'observation mesure une ou plusieurs variables des facteurs de risques seulement comme présenté dans le tableau 2.1.
Aucune méthode d'observation ne permet de quantifier l'ensemble des facteurs de risques.

Table 2.1 – Résumé des variables mesurées par chacune des méthodes d'observation

	Variables Mesurées					
Méthode	Posture	Effort	Répétitivité	Manutention	Durée de tâche	Temps de récupération
RULA	X	X	X			
REBA	X	X	X			
LUBA	X					
OWAS	X	X	X			
OCRA	X	X	X		X	X
NIOSH	X		X	X	X	
Strain Index	X	X	X		X	

2.3.3 Méthodes d'auto-évaluation

Les échelles d'auto-évaluation permettent de quantifier le ressenti que peuvent en avoir les opérateurs ainsi que les difficultés perçues lors de la réalisation de leur travail. L'analyse conjointe entre les méthodes précédemment présentées et les échelles d'auto-évaluation mesurant l'inconfort ressenti renforce l'efficacité de l'évaluation des facteurs de risques [**Delépine et al.** 2011].
Des études ont démontré l'importance de l'utilisation des échelles d'auto-évaluation comme un outil complémentaire aux méthodes d'observation et aux méthodes de mesure directe [**Cameron** 1996] [**Purvis et Cukiton** 1981].

Les échelles d'auto-évaluation permettent de quantifier la perception de l'inconfort dans l'ensemble et d'évaluer les difficultés perçues par rapport à l'action. Des échelles de mesure existent comme par exemple l'échelle de Borg [**Borg** 1998].
Deux types d'échelle de Borg existent : l'échelle d'évaluation de l'effort perçu ou encore RPE (Ratings Perceived Exertion) et l'échelle de perception de l'effort CR10 (Category Ratio 10) [**Borg** 1990]. En ce qui concerne l'échelle CR10, la cotation varie entre 0 pour un effort minimal et 10 pour un effort très important.
Corlett et Bishop [**Corlett et Bishop 1976**] ont développé l'échelle Body Part Discomfort Scale (BPD). Cette échelle permet l'évaluation de l'inconfort de différentes parties du corps séparément. Sur une carte comprenant 12 zones corporelles, les sujets indiquent les zones corporelles les plus inconfortables en utilisant une échelle à 5 points (0=aucun inconfort à 5= inconfort extrême).

Une autre échelle Category Partitioning Scale (CP50) est également exploitée pour définir l'inconfort [**Shen et Parsons** 1997], elle se compose de 5 catégories et chaque catégorie est divisé en 10 niveaux. Les sujets choisissent la catégorie à laquelle l'inconfort appartient puis affinent l'évaluation en utilisant des subdivisions numériques (0 à 10 pour chaque catégorie).
Certaines études ont démontré qu'une corrélation existe entre l'échelle de Borg-RPE et les paramètres physiologiques (fréquence cardiaque) [**Borg** 1990].

2.3.4 Méthodes d'estimation des couples articulaires et des forces musculaires

Les mesures directes d'effort présentent certaines limites liées au temps d'équipement du sujet comme par exemple avec les électrodes d'électromyographie. Ceci rend difficile

leur usage in situ, en particulier sur des lignes de production.
La simulation musculosquelettique permet l'estimation des forces et des moments inter-segmentaires à partir des données cinématiques des différents segments corporels comme par exemple OpenSIM [**Delp et al.** 2007], Anbody [**Damsgaard et al.** 2006] ou CusToM [**Muller et al.** 2019].
De telles méthodes permettent d'accéder à des quantités biomécaniques d'intérêt pour évaluer les contraintes subies par l'opérateur au cours de l'action. Nous détaillerons ici la librairie CusToM, puisqu'elle est exploitée partiellement dans la dernière contribution de cette thèse.

À partir des données cinématiques, la bibliothèque CustoM permet de réaliser des analyses musculo-squelettiques [**Muller et al.** 2019]. Les différentes étapes de la démarche d'analyse sont présentées sur la figure 2.6.
La première étape du processus consiste à une mise à l'échelle du modèle géométrique par rapport à la taille et la masse corporelle du sujet, permettant ainsi de dimensionner les segments afin d'obtenir les positions théoriques des marqueurs. Une fois le modèle biomécanique calibré, une étape de cinématique inverse est effectuée à l'aide de l'algorithme de Levenberg-Marquardt [**Moré** 1978] [**Levenberg** 1944], permettant de placer l'ensemble des segments corporels les uns par rapport aux autres tout en respectant les liaisons cinématiques ainsi que les degrés de libertés.
L'objectif de cette étape consiste à réduire l'écart entre les positions théoriques du modèle calibré et les positions réelles des marqueurs obtenues lors de l'expérimentation.
Les couples articulaires sont ensuite calculés par dynamique inverse et une méthode de Newton-Euler, en exploitant également une mesure ou une estimation des actions extérieures subies par l'opérateur. Enfin une estimation des efforts musculaires peut être réalisée, en minimisant une fonction de coût représentative du contrôle moteur pour répartir les actions musculaires en fonction de la demande articulaire.

Les données de mouvement exploitées pour ces méthodes sont souvent des données optoélectroniques, également complexes à déployer en milieu industriel. Des méthodes d'estimation des forces internes ont été développées permettant de calculer les couples articulaires associés à une tâche donnée à partir de données Kinect [**Plantard et al.** 2017], ce qui est intéressant pour une exploitation in situ.
Des méthodes ont également été développées pour estimer les forces et moments de réaction du sol pour pouvoir se passer des plateformes de forces (capteurs de forces) lors de l'étape de dynamique inverse [**Muller et al.** 2019].

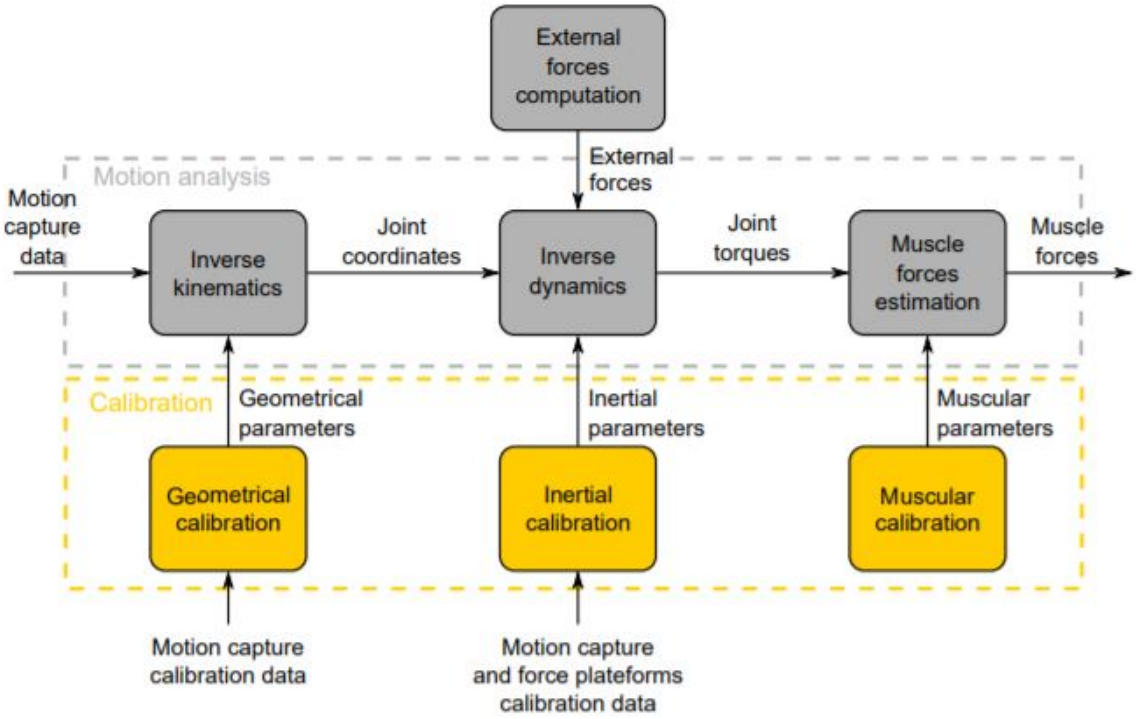


FIGURE 2.6 – Pipeline d'analyse CusToM. En gris, les étapes d'analyse musculosquelettique, en jaune, les étapes de calibration des modèles afférents [**Pontonnier et al.** 2021]

2.4 Relation entre les méthodes d'observation et les méthodes d'auto-évaluation

Afin de prévenir des troubles musculosquelettiques, il est crucial de comprendre les interactions complexes entre les différents facteurs de risque et l'inconfort [**Ando et al.** 2000] [**Liao et Drury** 2000].
Cette relation est fondamentale car elle permet d'exprimer en termes objectifs le ressenti de l'opérateur et d'en expliquer la nature. Pour les tâches industrielles exigeant une contrainte posturale modérée à élevée, comme les tâches de préparation de commande, cette relation est difficile à caractériser [**Bhatnager et al.** 1985].

2.4.1 Protocoles proposés et variables exploitées

Des études antérieures ont essayé d'explorer la relation entre les différentes méthodes d'évaluation du risque d'apparition de TMS et l'inconfort ressenti.
Plusieurs protocoles ont été proposés à cet effet, Chihara et al.[**Chihara et al.** 2015] ont proposé d'étudier la relation entre les méthodes d'observation (RULA, REBA, OWAS, NIOSH) et l'inconfort ressenti pour des tâches de manutention manuelle utilisant des charges variant de 0 à 10kg.

AntwiAfari et al. [**Antwi-Afari et al.** 2018] ont évalué l'inconfort au regard de l'activité musculaire ainsi que la cinématique pour des tâches de levage de barres pour trois charges différentes correspondant à 5,10 et 15% de leur force maximale de levage du sujet.
Parakkat etal. [**Parakkat et al.** 2007] ont étudié l'inconfort en relation avec la répétition (2,4,6,8,10 et 12 fois/min), la charge manipulée (1.1,4.9 et 11.7 kg) et le niveau d'expérience des sujets pour des tâches de manutention manuelle.
Li et al. [**Li et al.** 2009] ont étudié la relation entre l'inconfort et les paramètres physiologiques (fréquence cardiaque et absorption d'oxygène) pour des tâches de prise/dépose d'une charge de 23 Kg.
Escorpizo et Moore [**Escorpizo et A. Moore** 2007] ont exploré l'impact de l'inconfort par rapport à l'activité musculaire, la force de préhension, la répétition (1, 2, 5 et 10 secondes) ainsi que la posture pour des tâches de prise/dépose avec une charge de 0.7 kg.
Lin et al. [**Lin et al.** 2010] ont évalué la relation entre l'inconfort et la posture pour des tâches de prise et maintien en position, différentes configurations posturales de l'épaule, une charge manipulée (0.86 et 1.12 Kg) et un temps de maintien de 5 et 10 secondes.
Habibi et al. [**Habibi et al.** 2012] ont étudié le rapport entre l'inconfort ressenti au niveau du bas du dos et les facteurs de risques biomécaniques ainsi que les facteurs psychosociaux en suivant leur travail pendant cinq semaines. Gangopadhyay et al. [**Gangopadhyay et al.** 2010] ont étudié la relation entre l'inconfort ressenti dans différentes parties du corps et les postures contraignantes mesurées avec le système d'analyse de travail OWAS [**Karhu et al.** 1977] pour les tailleurs de pierre. Das et Gangopadhyay [**Das et Gangopadhyay** 2011] ont étudié la relation entre l'inconfort dans des zones corporelles et les paramètres physiologiques (fréquence cardiaque), la posture (OWAS) chez des travailleurs dans la culture de riz.
Carey et Gallwey [**Carey et al.** 2002] ont exploré les effets de l'effort, du rythme du poignet en flexion/extension et en déviation radiale/ulnaire sur l'inconfort lors d'exercices statiques répétitifs simples.

Wiker et al. [**Wiker et al.** 1989] ont étudié l'inconfort en relation avec la fatigue musculaire localisée (mesurée par l'électromyographie) pour des tâches d'assemblage manuel avec les mains placées au-dessus des épaules.
Boussenna et al. [**Boussenna et al.** 1982] ont étudié l'inconfort en rapport avec les couples articulaires de la hanche, genou et cheville en prenant en considération le temps de maintien pour plusieurs configurations posturales. Ces études montrent que de nombreux chercheurs ont cherché à quantifier ou expliquer l'inconfort sur la base de protocoles établis, contrôlés et répétables.
Les relations obtenues l'ont souvent été par des corrélations simples donnant des résultats partiellement satisfaisants.

2.4.2 Modèles mathématiques

Cette interaction entre les différents facteurs de risques et l'inconfort a attiré l'attention de plusieurs chercheurs, qui ont essayé de modéliser cette relation à l'aide de modèles mathématiques. Nous proposons de présenter dans cette section, les différents modèles et d'étudier leur validité.
Afin de formuler la relation entre l'inconfort ressenti et six moments articulaires (épaule, coude, L5/S1, hanche, genou et cheville), Chihara et al. [**Chihara et al.** 2015] ont évalué trois modèles d'approximation (somme, maximum et la somme au carré) présentés ci-après dans les équations 2.1.

$$\begin{aligned} Tsomme &= \frac{1}{1+\exp\left\{a\left(\sum_{i=1}^{6} r_i - b\right)\right\}} \\ Tmax &= \frac{1}{1+\exp\left\{a\left(\max_i r_i - b\right)\right\}} \\ Tsommeaucarré &= \frac{1}{1+\exp\left\{a\left(\sum_{i=1}^{6} r_i^2 - b\right)\right\}} \end{aligned} \tag{2.1}$$

T désigne l'inconfort total ressenti, r_i la variable objective, $i-th$ le rapport du moment articulaire, c'est-à-dire, la variable explicative. a et b sont les coefficients de régression obtenus par la méthode des moindres carrés.

Les résultats de cette étude ont été comparés avec les méthodes d'observation. Le coefficient de corrélation entre l'inconfort ressenti et prédit par les modèles proposés était de 0.429 pour RULA, 0.593 pour REBA respectivement pour le modèle d'approximation basé sur la somme.

Pour modéliser l'inconfort ressenti lors des tâches répétitives pour deux mouvements de flexion/extension et déviation radiale/ulnaire au niveau du poignet. Carey et Gallwey [**Carey et al.** 2002] ont proposé des équations de régression pour prédire l'inconfort. La même approche a été explorée par Kee et al. [**Kee et Karwowski** 2001], qui ont étudié la relation entre l'inconfort ressenti et les différents niveaux des amplitudes articulaires pour des postures statistiques (assis et debout). Malgré des résultats montrant que les postures statiques pouvaient être l'une des variables affectant l'inconfort, aucune fonction modélisant de cette relation n'a explicitement été proposée.

L'inconfort a été étudié en relation avec les postures et les couples articulaires [**Kolich et Taboun** 2004], un modèle linéaire a été proposé prouvant que plus le niveau de force augmente, plus l'inconfort augmente également.
Li et al. [**Li et al.** 2009] ont montré une relation linéaire significative entre l'inconfort ressenti et les paramètres physiologiques (fréquence cardiaque et absorption d'oxygène) pour les tâches de prise/dépose, avec des charges lourdes (23 kg). Dans l'objectif de modéliser l'inconfort ressenti lors de la manipulation des commandes intérieurs des voiture, Hanson et al. [**Hanson et al.** 2003] ont utilisé l'approche de la logique floue [**Dishkant et Vasilenko** 1992] pour modéliser cette relation en rapport avec les paramètres anthropométriques et les positions adaptées lors de l'utilisation des commandes de la voitures.
Sur la base des résultats antérieurs, nous pouvons conclure que la relation entre les scores posturales, d'effort, physiologiques et l'inconfort ressenti ne se limite pas à une corrélation linéaire pour des tâches où la contrainte posturale est faible ou encore modérée. Elle dépend également d'autres facteurs, comme la charge manipulée ou les variables anthropométriques de l'opérateur.

2.4.3 Méthodes d'apprentissage automatique

Sur la base des résultats proposés dans la section précédente, nous pouvons supposer que la relation entre les variables quantifiant les différents facteurs de risques et l'inconfort ressenti ne se limite pas à une simple corrélation linéaire. Elle dépend probablement d'autres facteurs individuels ou environnementaux.

Par conséquent, l'inconfort ressenti est beaucoup plus complexe à expliciter sur la base de l'exposition de l'opérateur à des facteurs de risque. C'est la raison pour laquelle plusieurs approches d'apprentissage automatique ont été proposées pour répondre à ce problème. Elles peuvent être définies comme des méthodes d'analyse des données permettant de créer des modèles analytiques. Le principe repose sur l'apprentissage des données

pour ensuite identifier les tendances et définir les décisions avec un minimum d'intervention humaine.

Il existe trois techniques d'apprentissage automatique : apprentissage supervisé, non supervisé et semi-supervisé [**Rashidi et al.** 2019].
L'apprentissage supervisé [**Burkart et Huber** 2021] consiste à apprendre en utilisant des données étiquetées. C'est à dire que les données entrantes dans le processus sont déjà catégorisées et identifiées et que l'algorithme doit utiliser ces données pour prédire un résultat correctement.
En parallèle à l'apprentissage supervisé, il est possible d'effectuer un apprentissage non supervisé [**Gentleman et al.** 2008]. Il s'agit d'une méthode beaucoup plus complexe car les données exploitées ne sont pas étiquetées et le système doit détecter lui-même les similarités dans l'ensemble des données entrantes et les organiser. Le système doit s'appuyer sur des critères communs pour produire un résultat. L'algorithme pour ce type d'apprentissage crée lui-même les résultats grâce aux différentes analyses et au classement des données.

Quant à l'apprentissage semi-supervisé [**Zhu 2009**], il repose sur l'utilisation d'un ensemble de données étiquetées et non étiquetées au même temps. Il s'agit d'un apprentissage regroupant les deux méthodes préalablement définies. La combinaison de ces deux apprentissages permet d'améliorer d'une manière significative la qualité de l'apprentissage.

Plusieurs algorithmes appartenant aux différentes techniques d'apprentissage permettent de coder les interactions non linéaires comme les auto-encodeurs [**Georgiou et al.** 2019], les classifieurs [**Le et al.** 2014], les méthodes bayésiennes [**Gómez** 2020], les réseaux de neurones [**Chryssolouris et al.** 2004], les arbres de décisions [**Gómez** 2020] [**Hyun et Park** 2019]..

Andreoni et al. [**Andreoni et al.** 2009] ont développé une méthode appelée "MMGA" qui repose sur l'utilisation d'une méthode de classification de l'inconfort pour les mouvements du corps entier. Cette approche inspirée de la méthode LUBA [**Kee et Karwowski** 2001] fournit un indice qui combine la cinématique des articulations avec une fonction d'inconfort, qui est pondérée par les masses des différentes zones corporelles du sujet lors de la réalisation des tâches.

Les évaluations de l'inconfort sont très variables et peuvent fluctuer en fonction de plusieurs facteurs comme l'état psychologique de l'individu et l'environnement [**Looze et al.** 2003].

Le et al. [**Le et al.** 2014] ont essayé d'identifier comment les mesures physiologiques (mesurées à l'aide de la spectroscopie proche infrarouge (NIRS) qui fournit une estimation globale de l'oxygénation dans la micro-vascularisation tissulaire, électromyographie et cartographie de pression) étaient liées à l'inconfort ressenti par l'utilisateur d'un siège de voiture. L'approche développée utilise des méthodes de classification à partir des réponses physiologiques et de l'anthropométrie des sujets pour prédire l'inconfort ressenti dans des parties spécifiques du corps.
Chryssolouris et al. [**Chryssolouris et al.** 2004] ont démontré qu'une approche non linéaire, telle qu'un réseau de neurones, était capable d'estimer correctement l'inconfort ressenti en fonction des paramètres posturaux, âge et paramètres anthropométriques (taille et masse corporelle) pour des postures statiques.
En ce qui concerne la prédiction de l'inconfort dans l'industrie de viande, Márquez Gómez [**Gómez** 2020] a traité ce phénomène comme un problème de classification, dont le résultat attendu était la présence ou l'absence de l'inconfort. Plusieurs méthodes de classification (les arbres fonctionnels et les arbres logistiques) ont été testées, en fonction de plusieurs variables recueillies (Posture, répétitivité, anthropométrie, antécédents médicaux) en plus des facteurs psychosociaux.
Afin de prédire l'inconfort au travail, Huyn et Park [**Hyun et Park** 2019] ont modélisé cette relation à l'aide d'une classification par arbre de décision du détecteur automatique des interactions Chi-carré (CHAID). Dix modèles ont été développés pour prédire l'inconfort global à partir de l'évaluation de l'inconfort des parties locales du corps humain.

Ces approches semblent être prometteuses selon les résultats présentés. Cependant, certaines approches semblent être difficiles à mettre en place dans le cadre d'une analyse ergonomique basée sur des données expérimentales de faible volume, et d'autres se limitent à des analyses en postures clés tandis que certaines ne prennent pas en considération la variabilité existante dans l'évaluation de l'inconfort.

2.4.4 Limites et perspectives des méthodes d'apprentissage automatique

Les méthodes d'apprentissage automatique présentent des promesses intéressantes pour l'exploration des interactions complexes entre les différentes variables. Néanmoins, plusieurs limites techniques et scientifiques sont à déplorer pour leur usage à plus grande échelle dans les problématiques d'ergonomie. Par exemple, l'apprentissage profond est

difficile à utiliser dans le cadre d'une étude ergonomique si les données expérimentales représentent un volume faible. Ce type d'apprentissage nécessite une quantité de données très importante, ce qui est difficile à obtenir expérimentalement [**Zhang et al.** 2018].
La nature hétérogène des variables empêche l'utilisation des réseaux de convolution. Les auto-encodeurs [**Hinton**]permettent d'étudier cette relation [**Georgiou et al.** 2019], mais l'espace latent résultant présente un biais d'interprétation pour une utilisation ergonomique. Les classifieurs, tels que les arbres de décision ou encore les arbres logistiques ne permettent pas de gérer la variabilité naturelle existante de l'inconfort ressenti pour la même situation donnée.

En ce qui concerne le réseau de neurones, il permet d'effectuer des calculs afin de détecter les tendances dans les données d'entrée. Cette méthode d'apprentissage supervisé a permis à Chryssolouris et al. [**Chryssolouris et al.** 2004] de présenter des résultats prometteurs de prédiction de l'inconfort à partir des postures clefs et des données anthropométriques. Cette approche a prouvé son succès dans plusieurs travaux récents dans divers domaines afin de modéliser la relation entre les variables physiques mesurables et les variables de ressenti obtenues des utilisateurs. Ce réseau de neurones classique peu profond a permis d'estimer d'estimer l'inconfort ressenti par les opérateurs en fonction de variables physiques [**Steinbach et Altinsoy** 2019], pour modéliser le comportement acoustique des moteurs à induction [**Jiménez-Romero et al.** 2020] ou encore pour évaluer la qualité sonore du bruit des véhicules [**Ma et al.** 2017].

2.5 Synthèse

Les approches et les méthodes d'évaluation existantes des facteurs de risque d'apparition des TMS se limitent à l'analyse d'un ou plusieurs facteurs. En effet, les études réalisées ont permis une meilleure compréhension des interactions possibles entre les différentes variables en utilisant des approches linéaires ou des approches plus complexes d'apprentissage automatique. Nous constatons que pour toutes les études précédemment présentées, l'évaluation de la posture était limitée à des positions clefs, ce qui peut présenter une évaluation ergonomique incomplète du risque réel sur terrain. Il est donc très important de concevoir des modèles de prédiction de l'inconfort, prenant en considération la notion du temps ainsi que les différentes variables quantifiant les différents facteurs de risques, au delà du simple risque postural.

Chapitre 3

Synthèse et objectifs

Cette thèse s'inscrit dans la démarche de quantification et prévention des troubles musculo-squelettiques au sein de Faurecia. Les ergonomes au sein de l'entreprise constatent la nécessité d'améliorer les méthodes d'analyse du risque de troubles musculo squelettiques. L'évaluation ergonomique actuelle se limite à l'évaluation du risque postural à l'aide de la méthode AGREPT-V2. Une méthode inspirée de RULA qui souffre de plusieurs biais limitant les évaluations des risques de TMS. En effet, plusieurs auteurs ont montré une relation significative entre l'inconfort ressenti et l'apparition des TMS.
Cependant cet inconfort traduit l'effet d'un grand nombre de facteurs déterminants de l'activité de l'opérateur, parmi lesquels les facteurs organisationnels, individuels, psychosociaux, et biomécaniques (non seulement la posture).
Il paraît judicieux de pouvoir quantifier l'interaction entre les facteurs de risques évoqués et l'inconfort afin d'améliorer la compréhension de ce phénomène.
En plus de l'analyse unifactorielle au sein du groupe aujourd'hui, les systèmes de mesure de la posture utilisés actuellement permettent d'obtenir une quantité très importante de données en condition réelles de travail.
Disposer des mesures posturales continues dans le temps permet de fournir le temps passé dans les postures considérées contraignantes selon l'évaluation par des méthodes de type RULA ou AGREPT-V2.
Malgré l'information complémentaire apportée par ce type de mesures mais les données sont difficilement interprétables par les ergonomes. Ces données représentent une évaluation au cours du temps de l'activité. Des méthodes d'analyse quantifiant les risques posturaux d'une manière facile sont à mettre en place. Les méthodes décrites durant cette thèse permettent d'interpréter d'une manière simple et adéquate les scores continus.

Plusieurs approches sont mises en place dans la littérature pour quantifier cette relation, commençant par les méthodes linéaires simples et allant jusqu'à des méthodes d'apprentissage automatique assez complexes. Cependant, la plupart des approches actuelles présentent une limitation liée à l'utilisation des positions clefs, considérées comme

contraignantes sans prendre en compte la durée de l'action et les évènements aggravants possibles durant l'exécution du travail. Toutefois, aucun de ces travaux ne propose une méthode totalement adaptée à tous les problèmes existants. Dans le cadre de ce travail, nous chercherons à mettre en oeuvre une approche permettant de modéliser le lien entre l'inconfort ressenti et plusieurs facteurs de risques d'apparition de TMS pour une tâche évaluée au cours du temps. Le chapitre 4 présente une étude du lien entre l'inconfort ressenti et les postures adaptées par le sujet lors de la réalisation de l'action de prise/dépose de charge faible.

Dans le chapitre 5, nous présentons une approche à base de réseau de neurones de type perceptron permettant d'étudier l'interaction entre plusieurs facteurs de risques individuels (taille, masse corporelle), environnementaux (angle d'asymétrie, position finale) et biomécanique (posture via les scores REBA continus). Une méthode de réduction de variables est ensuite envisagée afin de réduire le nombre de variables en entrée du modèle tout en conservant les performances du réseau de neurones. Dans la dernière étude, c'est-à-dire le chapitre 6, nous incluons des variables représentatives de l'effort (couples articulaires) obtenus par estimation et nous étudions l'impact de l'ajout des couples articulaires pour des tâches avec des charges faibles.

Une telle approche regroupant plusieurs facteurs de risques peut être utile afin d'aider les ergonomes à la prise de décision, à évaluer l'inconfort à une étape préliminaire en intégrant l'inconfort à la conception des mannequins numériques.

Les différentes contributions de cette thèse sont présentées sous formes d'articles acceptés ou en cours de soumission. Pour chaque chapitre, nous positionnons notre approche selon les résultats obtenus du précédent travail.

Chapitre 4

Évaluation de l'inconfort à partir des postures pour des tâches de prise/dépose avec charge faible

Résumé

Une étude de la relation entre des scores posturaux RULA au cours du temps et l'inconfort ressenti CP50 a été proposé pour des tâches de prise/dépose d'une charge faible (1kg). Afin d'explorer cette relation, une analyse en composantes principales (ACP) a été utilisée pour explorer les interactions entre les variables étudiées. Les résultats de l'ACP montrent l'absence de corrélation entre les scores posturaux et l'inconfort ressenti CP50. Nous constatons même des corrélations négatives notamment pour le temps passé à des niveaux spécifiques du score postural RULA par rapport à l'inconfort. Les résultats montrent que l'évaluation de l'inconfort n'était pas corrélé à l'évaluation posturale pour des tâches peu discriminantes. Bien que les scores posturaux ont permis de discriminer les postures contraignantes au regard des conditions expérimentales, les sujet n'étaient pas en mesure de rapporter des réponses cohérentes concernant l'inconfort CP50.

Publication associée : O. H.Mahmoud, C.Pontonnier, G.Dumont, S.Poli et F.Multon, Posture Assessment and Subjective Scale Agreement in Picking Tasks with Low Masses, in Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer International Publishing, 2020, p.32-38.

4.1 Introduction

L'évaluation de l'inconfort ressenti par l'opérateur dans le milieu professionnel peut être un moyen efficace pour prévenir l'apparition des troubles musculo-squelettiques (TMS) [**Das et Gangopadhyay** 2011].

En effet, plusieurs auteurs ont montré une relation significative entre l'inconfort ressenti et l'apparition des troubles musculo-squelettiques [**Miedem et al.** 1997] [**Dul et al.** 1994]. Toutefois cet inconfort traduit l'effet d'un grand nombre de déterminants de l'activité de l'opérateur, parmi lesquels on peut citer les facteurs organisationnels, individuels, psychosociaux et biomécaniques [**Bridger** 2008] [**Putz-Anderson et al.** 1997].

Dans le cadre de cette étude, nous cherchons en particulier à modéliser le lien entre l'inconfort ressenti et les postures prises par le sujet lors de la réalisation des tâches de manutention. Afin d'obtenir une valeur quantifiée de l'inconfort ressenti, nous avons choisi d'utiliser l'échelle d'auto-évaluation CP50 [**Shen et Parsons** 1997]. Pour quantifier le risque de TMS lié à une posture, nous avons choisi la méthode Rapid Upper Limb Assessment (RULA) [**McAtamney et Corlett** 1993]. L'objectif de cette étude est donc de chercher une relation entre ces deux grandeurs numériques, la CP50 et le score postural RULA.

De précédents travaux ont montré une relation linéaire dans le cas de manutention de charges lourdes [**Li et al.** 2009]. Cependant, cette relation semble plus difficile à identifier pour des charges plus légères. Nous avons donc choisi d'étudier cette relation pour des tâches de prise/dépose de charges faibles (1kg) mais avec une grande variété de positions de prise/dépose, pour faire varier les postures.

4.2 Matériels et méthodes

Dans cette section, nous décrivons le protocole expérimental ainsi que les méthodes mises en place pour étudier la relation qui peut exister entre la posture et l'inconfort ressenti, pour une tâche de prise/dépose de charges faibles (1kg). La première partie s'intéresse à la description des détails du protocole expérimental. Par la suite, nous présenterons les méthodes explorées pour étudier la relation entre CP50 et score postural RULA.

4.2.1 Participants et Protocole

Quatorze sujets sains (cinq femmes et neuf hommes) ; âge (27.07 ± 7.6ans), taille (172 ± 11cm) et masse corporelle (65.64 ± 11.24kg) respectivement, ont participé à cette étude. Avant le début de l'expérimentation, chaque participant a signé un formulaire de consentement et a été informé de tous les détails relatifs au protocole. Le protocole a été approuvé par un comité d'éthique national français (Comité de protection des personnes du Sud-Ouest et de l'outre-mer 4) et enregistré sous la référence n° 2019-A00218-49.

Pour chaque essai, le sujet se place face à une étagère, qui se compose de quatre niveaux de hauteur (40, 100, 170, 230 cm) et de 3 positions (30 cm à gauche, au milieu et 30 cm à droite) comme présenté dans la figure 4.1. Douze bouteilles d'un litre, numérotées de 1 à 12, sont placées du côté prédominant du sujet, dans un casier. L'ordre des bouteilles dans le casier est aléatoire, différent pour chaque essai de prise/dépose. Cette combinaison aléatoire limite l'effet de l'ordre dans lequel les bouteilles sont prises, et évite les effets d'apprentissage de l'action.

Le sujet saisit les bouteilles dans l'ordre (de gauche à droite) sur le casier puis les place à l'endroit correspondant sur l'étagère. Ainsi, si la première bouteille à gauche est numérotée #3, elle est saisie, et elle est positionnée sur l'emplacement #3 sur l'étagère en face de lui. Après avoir placé chaque bouteille, le sujet doit évaluer l'inconfort de l'action selon l'échelle d'auto-évaluation CP50. Cette échelle est composée de cinq catégories globales quantifiant l'inconfort ressenti : inconfort très léger, inconfort léger, inconfort, inconfort sévère et inconfort très sévère. Après avoir choisi une catégorie, le sujet indique le niveau spécifique d'inconfort de cette catégorie sur une échelle de 10 points. Cela constitue donc un score final entre 0 et 50, la dizaine représentant la catégorie globale, et l'unité le niveau dans cette catégorie. Des étiquettes en papier sont utilisées dans cette expérimentation permettant au sujet de noter la difficulté de chaque sous-tâche en plaçant les étiquettes à chaque position indiquée par un numéro. Pour chaque étape, les sujets devaient évaluer l'inconfort à l'aide de ces étiquettes.

l'action est répétée pour les douze bouteilles du casier ; un essai est défini comme la prise et le dépôt d'un ensemble de 12 bouteilles. Une fois que toutes les bouteilles sont placées sur l'étagère, l'essai se termine, suivi d'une période de repos, avant de commencer un nouvel essai. La figure 4.1 présente un sujet en train de réaliser l'expérimentation. L'expérimentation est précédée d'une étape de familiarisation. Les sujets réalisent l'action dans diverses postures (d'une manière libre sans aucune indication sur la posture à adaptée), y compris les postures extrêmes. Durant la première phase de familiarisation,

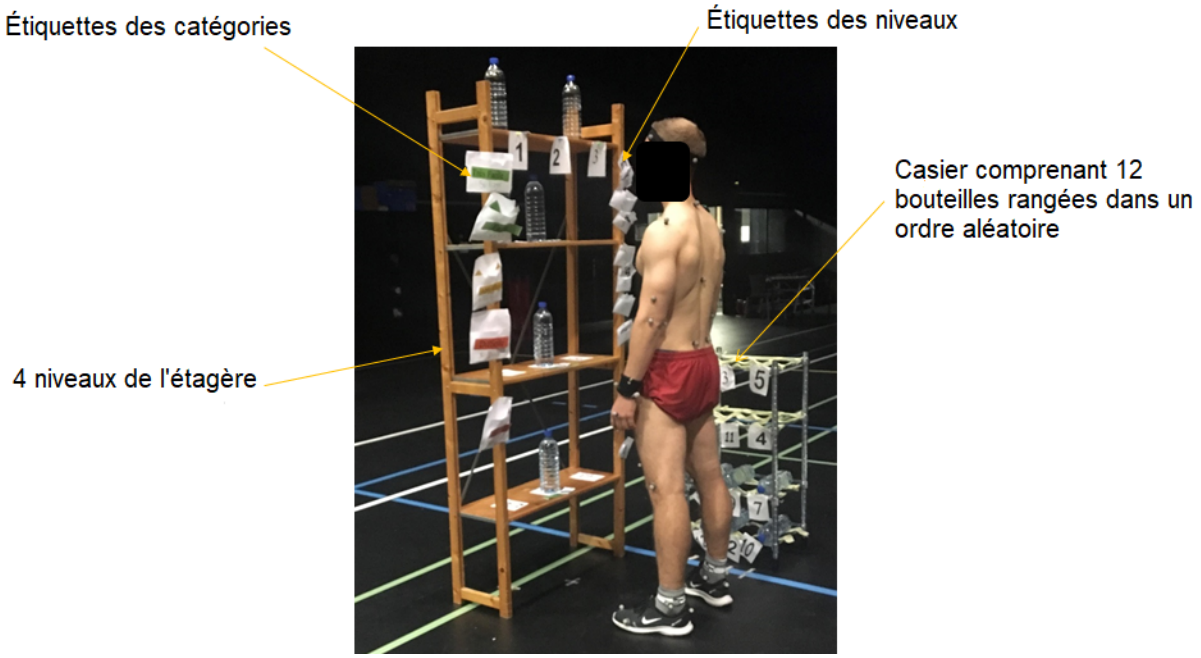


FIGURE 4.1 – Présentation d'un exemple de l'expérimentation. Sur l'image un sujet face à l'étagère avec 12 positions finales de dépose, et à sa droite les 12 bouteilles rangées dans un casier dans un ordre aléatoire. Les étiquettes pour noter l'inconfort ressenti à l'aide de l'échelle CP50 sont placées sur les côtés de l'étagère. Sur cet exemple, le sujet est droitier, d'où le placement du casier à bouteilles sur sa droite.

les sujets sont invités à évaluer leur inconfort en utilisant l'échelle CP50. Cela permet au sujet d'accorder ses scores en fonction des différents essais, avant de lancer la phase de mesures à proprement parler. Après cette phase, le sujet peut commencer le protocole. Des pauses sont imposées entre les essais afin de prévenir l'apparition de la fatigue, ou encore la perte de concentration.

4.2.2 Données collectées

Un système de capture de mouvements optoélectronique Qualisys (23 caméras 12-Mpixels, fréquence d'échantillonnage de 200Hz) est utilisé pour suivre 43 marqueurs réfléchissants placés sur des repères anatomiques standardisés, suivant les recommandations de l'ISB (International Society of Biomechanics) [**Wu et al.** 2005]. En nous basant sur la méthode proposée par [**Plantard et al.** 2017], nous calculons le score RULA en fonction des angles articulaires, conformément aux recommandations de l'ISB. Les angles articulaires sont utilisés pour calculer le score postural RULA d'une manière continue dans

le temps. La méthode RULA implique des ajustements pour les mouvements d'abduction/adduction de l'épaule, et la flexion latérale du tronc. Le seuil est fixé à 20° pour le tronc et le poignet, comme suggéré dans [**Plantard et al.** 2017] et à 45° pour l'abduction/adduction de l'épaule. Le mouvement du sujet est segmenté manuellement de manière à isoler les sous-tâches de prise/dépose de bouteille : du moment où la bouteille quitte la position de départ, jusqu'à son dépôt sur l'armoire, en position finale. Alors que le score postural RULA est calculé d'une manière continue à 200 Hz, l'inconfort ressenti est exprimé d'une manière unique. Afin d'explorer le lien entre ces deux données, il est nécessaire de les exprimer dans une même base de temps. Nous avons donc choisi de calculer des variables (nommées "scores posturaux" dans la suite de ce chapitre) basées sur le score RULA continu, représentatives pour l'action (de la prise à la dépose) :

Moyenne : moyenne du score RULA entre la prise et la dépose de la bouteille.

$$\mathrm{RULA}_{\,\mathrm{Moyenne}} = \frac{1}{\mathrm{N}} \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{RULA(i)}$$

où N est le nombre total d'échantillons temporels, et RULA(i) est la valeur de RULA à l'échantillon i.

Intégrale : Intégrale du score RULA à 200Hz entre la prise et la dépose de la bouteille.

$$\mathrm{RULA}_{\,\mathrm{Intégrale}} = \int_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{RULA(i)d(i)}$$

RMS Root Mean Square du score RULA entre la prise et la dépose de la bouteille.

$$\mathrm{RULA}_{\,\mathrm{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}}(\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}} \mathrm{RULA(i)}^2)}$$

Temps pondéré à un score : le temps moyen passé à chaque score RULA, pondéré par un poids associé à chaque niveau de score.

$$\mathrm{Temps}_{\mathrm{pondéré}} = \frac{\sum_{\mathrm{i}=1}^{7} \alpha_{\mathrm{i}} * \mathrm{count(RULA = i)}}{\sum_{\mathrm{i}=1}^{7} \alpha_{\mathrm{i}}}$$

où Count(RULA = i) est le nombre d'échantillons où la valeur de RULA est égale à i, α_{i} est un poids appliqué pour donner plus d'importance aux échantillons ayant un score RULA plus élevé. Dans ce travail, nous avons choisi $\forall$i $\mathrm{alpha_i} = \mathrm{i}$.

Pourcentage de temps passé à un score : pourcentage de temps passé à un niveau de score RULA, entre la prise et la dépose de la bouteille

$$\text{Temps}_{\%}(\text{i}) : \forall_{\text{i}} = 100 * \frac{\text{count}(\text{RULA} = \text{i})}{\text{N}}$$

4.2.3 Analyses statistiques

Analyse en composantes principales (ACP) L'objectif de ce chapitre est d'étudier la relation qui peut exister entre les scores posturaux et l'inconfort ressenti (exprimé par l'échelle CP50). Il existe un grand nombre de méthodes pour exprimer cette relation. Les variables statistiques à analyser sont les scores posturaux, potentiellement reliées entre elles, et le score CP50. Dans ce chapitre, nous cherchons une potentielle relation linéaire entre ces différentes variables, et avons donc choisi l'analyse en composantes principales (ACP) [**Bro et Smilde** 2014]. Cette méthode factorielle permet la réduction de dimension de variables d'une manière linéaire, en effectuant une analyse de variance. D'un point de vue mathématique, l'ACP est un changement de base des variables d'entrée en une représentation dans une base des facteurs définis via les vecteurs propres de la matrice de corrélation. Il s'agit d'une analyse de données multivariées, non supervisée, permettant de transformer des variables corrélées entre elles en nouvelles variables appelées composantes principales. Ces composantes principales expriment une combinaison linéaire des variables d'entrée. Dans notre étude, la base de données d'entrée est composée des scores posturaux et de score de CP50 pour tous les essais effectués par p sujets. Les variables mesurées sont de nature différentes, il est donc important de procéder à une normalisation de manière à ne pas affecter le résultat final de l'ACP. Lors de la normalisation des variables, les données sont normalisé comme suit :

RULA(i) : La valeur normalisée du score RULA mesurée lors des expérimentations à l'image i, divisée par la valeur Max de RULA expérimentale pour tous les sujets, qui est égale à 7.

$$\text{RULA}(\text{i}) = \frac{\text{RULA}(\text{i})_{\text{mesurée}}}{[\max(\text{RULA}(\text{i})_{\text{expérimentale}})]} \tag{4.1}$$

CP50 : La valeur normalisée de l'inconfort CP50 mesuré lors des expérimentation, divisé par la valeur Max de CP50 atteinte lors des expérimentation, qui est égale à 47.

$$\text{CP50} = \frac{\text{CP50}_{\text{mesuré}}}{[\max(\text{CP50}_{\text{expérimental}})]} \tag{4.2}$$

Ceci donne une matrice X, de n variables et p essais (pour tous les essais de chaque sujet). Nous cherchons la combinaison linéaire de la matrice X permettant d'avoir une variance maximale (permettant d'expliquer au moins 80% de la variance).

Corrélation Intraclasse (ICC) La corrélation intraclasse est une méthode statistique descriptive [**Srivastava et Keen** 1988], qui vient compléter l'analyse en composantes principales, dans l'objectif de mesurer le degré de ressemblance entre les réponses des sujets pour une situation similaire (même position de prise et de dépose).

Analyse canonique des corrélations (ACC) L'analyse canonique des corrélations [**Hardoon et al.** 2004] est une méthode d'analyse multidimensionnelle qui permet d'explorer les relations pouvant exister entre les scores posturaux et le score CP50 pour les mêmes sujets. L'objectif de cette analyse est de savoir si les variables étudiées décrivent le même phénomène.

4.3 Résultats

Analyse en composante principale (ACP) Les résultats des coefficients de corrélation des trois premières composantes principales, ainsi que le pourcentage de la variance totale obtenu sont résumés dans la table 4.1.

Table 4.1 – Les valeurs des coefficients de corrélation pour les trois premières composantes, et le pourcentage de variance totale pour chaque composante. Les valeurs montrent les corrélations entre les variables étudiées sur les trois premières composantes de l'ACP

		Coefficient de corrélation pour chaque variable							
	Total Variance(%)	$\text{RULA}_{\text{Moyenne}}$	$\text{RULA}_{\text{Intégrale}}$	RULA_{RMS}	$\text{Temps}_{\text{pondéré}}$	**CP50**	$\text{Temps}_{\%}(4)$	$\text{Temps}_{\%}(6)$	$\text{Temps}_{\%}(7)$
Première Composante	29.57	0.03	0.03	0.03	0.003	0.99	-0.007	0.03	0.01
Deuxième Composante	25.67	0.25	0.25	0.26	0.10	-0.05	-0.29	0.73	0.05
Troisième Composante	23.81	0.11	0.11	0.08	0.03	0.06	0.82	-0.04	-0.03

La table 4.1 rapporte les résultats des trois premières composantes principales qui décrivent 79.05% de la variance totale. La première composante présente 29.75% de la variance totale, principalement basée sur le score CP50. Les scores posturaux apparaissent dans les deuxième et troisième composantes avec 25% pour la moyenne du score RULA, 26 % pour la moyenne quadratique du score RULA. Le pourcentage de temps passé à des scores RULA ($\text{Temps}_{\%}(\text{i})$) de $\text{i} = (1, 2, 3, 5)$, est très peu représenté dans les trois premières composantes, et n'est donc pas mentionné ici.

Analyse canonique des corrélations Les résultats de l'analyse canonique des corrélations montrent que le coefficient de corrélation entre les scores posturaux et l'inconfort ressenti mesuré à l'aide de CP50 est égal à 0.423.

Corrélation Intraclasse Pour compléter l'analyse, un calcul du coefficient de corrélation intraclasse est effectué pour comprendre la cohérence et le degré de ressemblance entre les réponses des sujets pour les différentes conditions expérimentales. Les résultats du coefficient de corrélation intraclasse montrent une faible cohérence au niveau des réponses des sujets pour les mêmes conditions expérimentales (la position de dépôt de la bouteille sur l'étagère est la même). Le coefficient ICC est égal à 0.326.

4.4 Discussion

L'objectif principal de l'étude était d'analyser la relation qui peut exister entre des scores posturaux et l'inconfort ressenti mesuré à l'aide de l'échelle CP50 lors d'une tâche de prise/dépose d'objets. La posture fait partie des facteurs de risques biomécaniques déterminants pour ce type de tâche [**Åsa et Jan** 1987], ce qui a conduit à ce protocole spécifique.

Contrairement aux études antérieures qui analysent des postures isolées [**Chihara et al.** 2015] [**Hanson et al.** 2003], nous analysons l'action en totalité, en prenant en considération les différentes postures qui peuvent apparaître au cours de la réalisation de l'action, en ne se limitant pas aux uniques postures contraignantes (avec un fort score RULA dans notre cas). En effet, traditionnellement, les analyses posturales s'intéressent à des postures isolées, indépendamment du temps passé dans cette condition, ni de la gestuelle qui a conduit à cette posture. Plusieurs modèles ont été proposés antérieurement pour quantifier la relation entre l'inconfort et le temps de maintien pour des postures

statiques comme [**Chanyoung et al.** 2005], ou encore l'impact de la charge sur l'inconfort évalué par le rythme cardiaque [**Li et al.** 2009]. Cependant, les relations entre postures et l'inconfort ressenti restent peu claires à ce jour.

Dans l'étude proposée dans ce chapitre, nous avons exploré la relation entre l'inconfort et la posture en évitant d'émettre des hypothèses sur la nature de cette relation. Les études antérieures ont montré une faible corrélation entre les postures statiques et l'inconfort ressenti lors de la manipulation de charges faibles [**Chihara et al.** 2015]. L'analyse en composantes principales ainsi que l'analyse canonique des corrélations montrent qu'une corrélation faible existe entre les scores posturaux et l'inconfort ressenti CP50. Les scores posturaux semblent bien varier en fonction des paramètres de l'action comme l'augmentation de la hauteur de dépose. Cependant, l'inconfort ressenti mesuré via la CP50 ne semble pas toujours donner des réponses cohérentes, en considérant uniquement ces mêmes paramètres de l'action (position de la dépose).

Cette grande variabilité de réponses des sujets peut s'expliquer de plusieurs manières. Tout d'abord, la charge manipulée n'est peut-être pas suffisante pour engendrer un inconfort suffisant dans les postures attendues comme inconfortables. Les conditions expérimentales ne seraient donc pas suffisamment discriminantes pour permettre aux sujets de sentir des différences lors des différents essais. Ceci est conforme avec les résultats de [**Chihara et al.** 2015] pour les charges faibles. D'autres études [**Li et al.** 2009] avec des charges plus importantes, de 23kg, ont obtenu des relations plus fortes entre les paramètres physiologiques et inconfort ressenti. De plus, les sujets nous ont rapporté que l'usage de l'échelle CP50 était un peu complexe, ce qui peut entraîner une grande dispersion des résultats.

Dans notre protocole, pour les positions basses, nous avons pu observer des stratégies motrices impliquant les membres inférieurs. En utilisant le score postural RULA pour cette étude, il n'est pas possible de tenir compte de ces ajustements posturaux dans le calcul des scores posturaux. De plus, l'échelle de 1 à 7 a rapidement tendance à saturer, et peut être en difficulté pour différencier deux postures inconfortables. Une adaptation du protocole en utilisant la méthode REBA [**Hignett et McAtamney** 2000] permettait peut-être de mieux gérer ces deux limitations.

Une variable qui n'a pas été prise en compte dans ce protocole, et qui peut avoir un impact important sur l'inconfort, est le temps de maintien dans une posture donnée [**Kee** 2004]. Un nouveau protocole associant des charges plus lourdes et un temps de maintien variable devrait permettre d'obtenir une gamme de réponses plus large des sujets pour ce qui concerne l'inconfort. Cette gamme plus large de réponses pourrait aider à explorer les

relations entre les différents paramètres de l'action et l'inconfort ressenti.

Plus généralement, en limitant l'étude à la relation entre posture et inconfort, on constate très clairement que les résultats peuvent varier en fonction d'autres paramètres, au moins la masse manipulée. Dans le monde du travail, hors laboratoire, il faudrait aussi ajouter des facteurs organisationnels ou psychosociaux. Cela tend donc à valider l'idée que l'analyse de l'inconfort ne peut pas se limiter au seul critère de la posture, mais doit prendre en compte de multiples facteurs qui interagissent entre eux. Cela pourrait laisser penser qu'une relation linéaire n'est peut-être pas suffisante pour relier ces différents paramètres. Ceci expliquerait en partie aussi pourquoi les méthodes linéaires, explorées ici et dans des travaux précédents, peinent à modéliser cette relation complexe entre paramètres de l'action et inconfort.

4.5 Conclusion

Nous avions comme objectif d'explorer et d'analyser l'interaction entre les scores posturaux et la variable de l'inconfort ressenti CP50 pour une tâche de prise/dépose d'une charge égale à 1kg.

Dans ce chapitre, nous avons proposé d'étudier plusieurs approches statistiques linéaires, dont l'analyse en composantes principales, et l'analyse canonique des corrélations. Les résultats des corrélations montrent l'absence de relation linéaire entre les scores posturaux et l'inconfort perçu par les sujets, dans ce protocole. La relation entre ces deux grandeurs semble plus complexe qu'une simple relation linéaire, et semble aussi impliquer une interactions avec d'autres variables caractérisant l'action.
Dans l'étude suivante, nous avons donc cherché à étendre ce travail afin de faire varier un plus grand nombre de paramètres de l'action, et explorer des méthodes issues de l'apprentissage machine pour modéliser de potentielles relations entre paramètres. Dans l'entreprise, au quotidien, l'activité de l'opérateur de travail ne se limite bien entendu pas aux paramètres de l'action, mais doit aussi prendre en considérations d'autres facteurs, organisationnels, psychosociaux...

C'est pourquoi nous explorons par la suite des méthodes d'apprentissage plus complexes et tenant compte d'une variété de paramètres plus importante.

Chapitre 5

Étude de la relation entre l'inconfort et les scores posturaux, anthropométriques et paramètres de l'action pour des tâches de prise/dépose

Résumé

Suite au constat réalisé au chapitre précédent, une approche basée sur les réseaux de neurones a été proposée pour prédire l'inconfort ressenti par les sujets lors d'une tâche de prise/dépose en fonction des scores posturaux, anthropométriques et paramètres de l'action. Onze sujets ont effectué des tâches de prise-dépose avec différentes charges (0kg, 1kg, 3kg) et un temps de maintien (5 secondes, 10 secondes, 15 secondes) dans différentes configurations posturales. L'ensemble des variables était le score REBA calculé d'une manière continue, les données anthropométriques(âge et masse corporelle) et paramètres de l'action (hauteur de la position finale, angle d'asymétrie). Un perceptron multicouches a été utilisé pour sa capacité à analyser les interactions entre les variables étudiées et une approche de réduction de variables a été proposée dans ce travail. Les résultats ont montré que la corrélation entre les données prédites et les données expérimentales testées était égale à 0.775 en utilisant les 14 variables d'entrée. Après le processus de réduction seulement 6 variables restaient avec une performance équivalente à celle du modèle à 14 variables. Ce modèle a le potentiel d'aider les ergonomes lors de la conception des postes de travail en ajoutant la prédiction de l'inconfort aux comportements des mannequins virtuels dans les outils de simulation.

Publication associée : O. H. Mahmoud, C. Pontonnier, G. Dumont, S. Poli et F. Multon, « A neural networks approach to determine factors associated with self-reported discomfort in picking tasks », The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 2021.

5.1 Introduction

L'inconfort ressenti au travail est associé aux troubles musculo-squelettiques (TMS) [**Das et Gangopadhyay** 2011], un problème très fréquent qui touche différentes parties du corps humain [**Ando et al.** 2000]. Ce problème est multifactoriel comme présenté dans la section 2.2. Il est donc important de quantifier les divers facteurs de risque. La posture, l'un des principaux facteurs biomécaniques peut être évaluée à l'aide des méthodes d'observation comme RULA [**McAtamney et Corlett** 1993] ou REBA [**Hignett et McAtamney** 2000]. Quant à l'inconfort ressenti, il est possible de le quantifier à l'aide des méthodes d'auto-évaluation de type RPE ou CR10 de Borg [**Borg** 1998].
Pour les tâches industrielles dont la contrainte posturale varie de modérée à élevée, telle que la préparation de commande, la relation entre l'inconfort et les scores posturaux est difficile à caractériser [**National-Research-Council-and-Institute-of-Medicine** 2001] [**Bhatnager et al.** 1985].

Chihara et al. [**Chihara et al.** 2015] propose d'explorer la relation entre les méthodes d'observation de type RULA ou encore REBA et l'inconfort ressenti pour des tâches de manutention manuelle utilisant des charges allant de 0kg à 10kg. Les résultats de cette étude montrent que la corrélation entre l'inconfort ressenti et les méthodes d'observation n'est pas significative, avec un coefficient de corrélation maximal de 0.593.
Dans le chapitre précédent, nous avons exploré cette relation relation pour des tâches de prise/dépose avec des charges faibles de 1kg en utilisant une analyse en composante principale (ACP). Les résultats ne montrent aucune relation linéaire significative entre les scores posturaux et l'inconfort ressenti pour de telles tâches.

La relation entre l'inconfort ressenti et les angles articulaires est étudiée pour des postures statiques debout-assis en utilisant les équations de régression [**Kee et Karwowski** 2001]. Cette étude montre que la position statique peut être l'un des paramètres les plus explicatifs de l'inconfort ressenti mais n'ont pas explicitement présenté le modèle quantifiant la relation entre les variables explorées.

Un autre travail utilise une approche par logique floue pour modéliser la relation entre l'inconfort, les données anthropométriques et l'action réalisée. Cette étude cherche à modéliser l'inconfort ressenti par le conducteur lors de la manipulation des commandes intérieures de la voiture, en utilisant les données anthropométriques et les positions des commandes [**Hanson et al.** 2003]. Les résultats de cette étude montrent que les performances du modèle semblaient être pertinentes dans ce cas d'usage. Toutes les approches

présentées précédemment ont considéré des relations linéaires entre les scores posturaux et l'inconfort.

Chryssolouris et al. [**Chryssolouris et al.** 2004] démontrent qu'une approche non linéaire telle qu'un réseau de neurones est capable d'estimer correctement l'inconfort ressenti en fonction des scores posturaux, de l'âge et des données anthropométriques (taille et masse corporelle).

En partant de ce constat, nous choisissons de traiter le problème autrement en explorant des méthodes non linéaires permettant de mieux relier un ensemble de variables liées à l'action, à l'inconfort ressenti. On peut donc faire l'hypothèse que la fonction prédisant l'inconfort ressenti pourrait prendre une forme non linéaire $\mathrm{CR10} = \mathrm{f}(\mathrm{REBA}, \mathrm{charge}, \mathrm{etc.})$ au lieu d'une relation linéaire uniquement liée à la posture $\mathrm{CR10} = \alpha\mathrm{REBA} + \beta$.

Afin d'étudier au mieux cette relation, une autre expérimentation est réalisée afin d'explorer un ensemble plus vaste de facteurs, comme la charge manipulée et le temps de maintien d'une force. Nous avons aussi simplifié l'échelle de mesure de l'inconfort ressenti en utilisant pour cette étude l'échelle CR10 de Borg. Nous proposons également d'analyser l'impact de chaque variable sur la performance du réseau.

Afin d'atteindre cet objectif, nous utilisons une méthode de réduction des variables d'entrées afin d'identifier l'ensemble de variables minimal permettant d'estimer correctement l'inconfort ressenti par les sujets. La méthode proposée pourrait être utilisé comme un système d'aide à la décision par les ergonomes et les ingénieurs lors de la phase de conception/adaptation des conditions de travail sur le terrain ou encore en utilisant des maquettes numériques avec des mannequins virtuels dans une étape avancée de la conception permettant ainsi de prédire l'inconfort des futurs utilisateurs.

5.2 Matériels et méthodes

L'objectif de ce travail est d'explorer des approches issues de l'apprentissage machine, afin de mieux comprendre ce qui relie les variables mesurables de l'action et l'inconfort ressenti par l'opérateur. Ces variables mesurables comprennent des scores posturaux, mais aussi les données anthropométriques et les paramètres de l'action, comme l'aménagement de l'espace de travail.

Dans un premier temps, nous avons donc défini un nouveau protocole expérimental pour lequel ces différents facteurs varient (cf. section 5.2.1). Nous avons ensuite proposé des variables quantifiant l'importance de chacun de ces facteurs pour chaque tâche de

prise/dépose (cf. section 5.2.2). Après avoir testé plusieurs approches issues de l'apprentissage machine, nous avons ensuite choisi d'explorer la capacité des réseaux de neurones multicouches à capturer la relation qui peut exister entre ces facteurs et le ressenti de l'opérateur (cf. section 5.2.3).

5.2.1 Participants et protocole

Onze sujets sains (sept hommes et quatre femmes, âge 26.7± 4.1, taille 171.6±13.9cm, masse corporelle 70.72 9±7kg) ont participé à cette étude. Avant le début de l'expérimentation, chaque sujet a signé un formulaire de consentement expliquant le protocole et les détails relatifs à ce dernier.

l'action expérimentale consistait à prendre un objet (haltère) pesant 0kg (un gobelet en plastique vide), 1kg ou 3kg dans une position initiale, et de le placer puis le maintenir dans une position finale, en faisant varier les durées de maintien (5 secondes, 10 secondes, 15 secondes). Des études préliminaires ont montré qu'au-delà de 3kg, les sujets sédentaires peuvent ne pas réussir à maintenir une telle charge pendant 15secondes devant eux sans apparition de fatigue. Nous avons utilisé la même charge manipulée pour tous les sujets, indépendamment de leurs paramètres anthropométriques. En effet, en adaptant la charge manipulée au sujet, nous aurions introduit une hypothèse sur le lien entre anthropométrie et inconfort ressenti lors de la manipulation de certaines charges, alors que nous souhaitons laisser au réseau de neurones toute la liberté de retrouver, ou non, ces interactions entre les variables.

Le protocole a été approuvé par un comité d'éthique national français (Comité de protection des personnes du Sud-Ouest et de l'outre-mer 4) et enregistré sous la référence n 2019-A00218-49.

Pour choisir les hauteurs de saisie et de maintien des charges manipulées, nous avons utilisé les recommandations de la norme française NFX 35-109. Comme nous souhaitions principalement contrôler la hauteur à laquelle les sujets maintenaient la charge, nous avons fixé la hauteur de prise à celle recommandée par cette norme : 75cm. Cinq positions finales de maintien de la charge ont été proposées. Trois positions finales étaient placées devant le sujet, à trois hauteurs différentes : 0cm (sol), 75cm et 175cm. Les deux dernières positions finales étaient placées sur le côté du sujet (du même côté que la position de départ), à deux hauteurs différentes : 0cm (sol), et 175cm de hauteur. Ces différentes positions sont représentées sur la figure 5.2.

Pour chaque position finale, il était demandé au sujet de maintenir sa posture (objet en

l'air, sans contact avec un support) pendant 5, 10 ou 15 secondes. Un écran placé devant le sujet affichait à chaque début d'essai la charge manipulée, la position finale et le temps de maintien à réaliser. Lorsque le sujet atteignait la position finale, un expérimentateur contrôlait le temps de maintien et informait oralement le sujet de revenir à la position de départ lorsque le temps était écoulé.

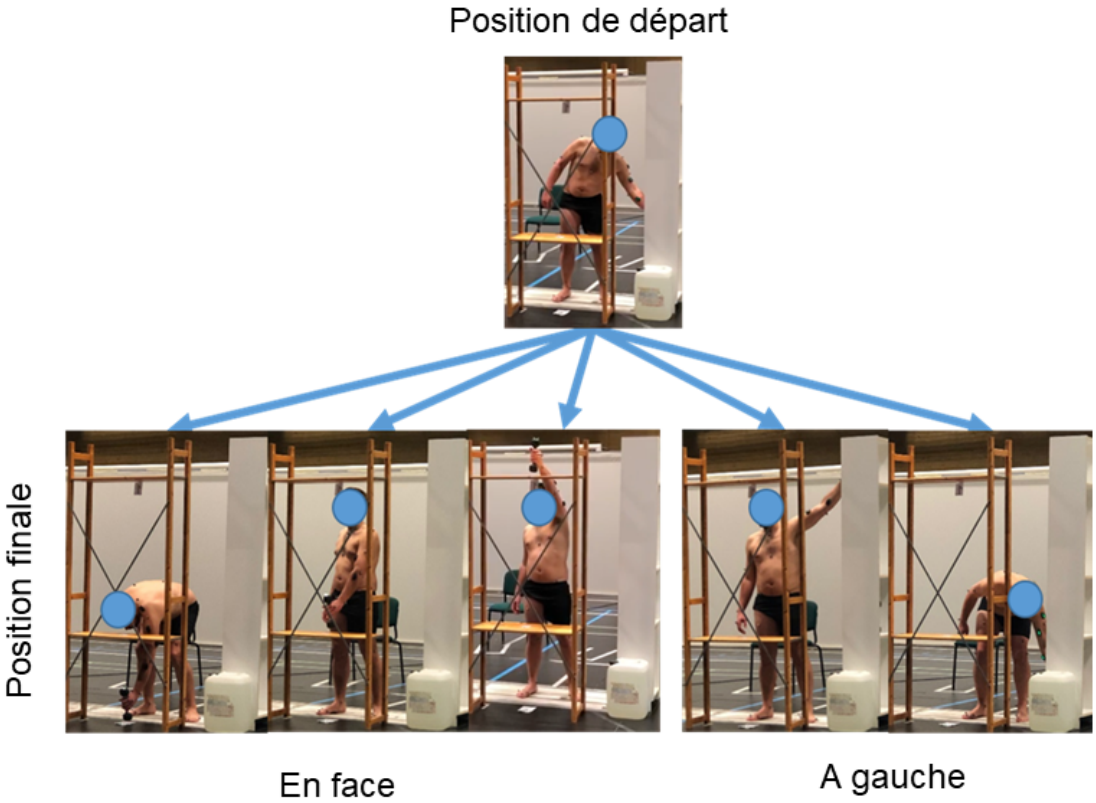


FIGURE 5.1 – Placement des charges à saisir (en haut) et des 5 positions où maintenir la charge (en bas), pour un sujet gaucher. Les charges à saisir sont donc disposées sur sa gauche (du côté de la main dominante), à 75cm de hauteur.

Chaque combinaison d'essais était répétée trois fois dans un ordre aléatoire (position finale, charge manipulée, temps de maintien). Le sujet devait effectuer 5 (positions finales) x 3 (charges manipulées) x 3 (temps de maintien) x 3 (répétitions) = 135 essais randomisés au total.

L'expérimentation était précédée par une étape de familiarisation. Les sujets réalisaient l'action dans diverses situations, y compris les positions extrêmes avec les charges les plus lourdes et le temps de maintien le plus long. Durant la première phase de familiarisation, les sujets ont été invités à évaluer leur ressenti d'inconfort, à l'aide de l'échelle CR10 de

Borg (de 0 à 10). Cela a été effectué dans l'action dite de référence, c'est-à-dire placer un objet de 0kg devant le sujet à une hauteur de 75 cm, supposée la plus simple. Cela permettait d'aider le sujet à caler l'échelle CR10 sur l'action.

Après cette familiarisation, le sujet pouvait débuter le protocole de 135 essais. Pour chaque essai, après avoir replacé l'objet sur l'étagère à la position de départ, le sujet devait évaluer l'inconfort en utilisant la même échelle CR10, comme pour l'étape de familiarisation. Une courte pause était prévue entre les essais pour éviter l'apparition de la fatigue. Le sujet pouvait également demander une pause plus longue à tout moment de l'expérimentation. Dans tous les cas, nous avons imposé une longue pause (5 minutes), 3 fois au cours du protocole pour éviter l'apparition de fatigue ou la perte de concentration.

5.2.2 Données collectées

Un système de capture de mouvements optoélectronique infrarouge Qualisys (23 caméras de 12 Mpixels, fréquence d'échantillonnage de 200 Hz) a été utilisé pour suivre 43 marqueurs réfléchissants placés sur des repères anatomiques standardisés, conformément aux recommandations de l'ISB (International Society of Biomechanics) [**Wu et al.** 2005]. En nous basant sur l'approche proposée par [**Plantard et al.** 2017], nous avons calculé le score REBA en fonction des angles articulaires recommandés par l'ISB. Les angles articulaires ont été utilisés pour calculer le score postural REBA de manière continue dans le temps pour chaque essai, à la fréquence d'échantillonnage.

Le mouvement du sujet a été segmenté de manière à isoler les sous-tâches de prise/dépose de l'objet. La prise commençait lorsque l'objet quittait la position de départ et se terminait lorsqu'il quittait la position finale pour retourner à la position initiale. La dépose commençait à ce moment-là et se terminait lorsque l'objet était replacé à sa position initiale. Alors que le score postural était calculé d'une manière continue, l'inconfort ressenti était représenté par une seule variable pour chaque prise/dépose. Afin de chercher une relation entre ces deux grandeurs, l'une continue, l'autre unique, il était donc nécessaire de représenter le score postural aussi par une valeur unique pour la prise/dépose. Nous avons donc introduit plusieurs scores posturaux liées à l'action comme proposé dans le chapitre précédent section 4.2.2.

Moyenne : moyenne du score REBA entre la prise et la dépose de la charge manipulée.

Avec N le nombre total d'images, REBA(i) est la valeur du score REBA à l'image i.

$$\text{REBA}_{\text{Moyenne}} = \frac{1}{\text{N}} \sum_{\text{i}=1}^{\text{N}} \text{REBA(i)} \tag{5.1}$$

Intégrale : Intégrale du score REBA à 200Hz entre la prise et la dépose de la charge manipulée.

$$\text{REBA}_{\text{Intégrale}} = \int_{\text{i}=1}^{\text{N}} \text{REBA(i)d(i)} \tag{5.2}$$

RMS : Root Mean Square du score REBA entre la prise et la dépose de la charge manipulée.

$$\text{REBA}_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{\text{N}}(\sum_{\text{i}=1}^{\text{N}} \text{REBA(i)}^2)} \tag{5.3}$$

Temps passé à un score :Le temps passé à chaque niveau du score REBA.

$$\text{Score}_{\text{k}} = \text{Temps(REBA} = \text{k)} \tag{5.4}$$

Nous avons également recueilli la masse corporelle et la taille de chaque sujet. Enfin, nous avons recueilli des paramètres de l'action, comme le suggère l'équation de levage de NIOSH [**Waters et al.** 1993] : la hauteur de la position finale, la charge manipulée et l'angle d'asymétrie (AA). Ce dernier est ici représenté par la rotation axiale du tronc.

5.2.3 Réseaux de neurones utilisés pour modéliser la relation avec l'inconfort ressenti

Étant donné la nature complexe, non-linéaire, que semble prendre la relation entre les variables quantifiables et l'inconfort ressenti par le sujet, nous avons exploré plusieurs solutions offertes par l'apprentissage machine, au-delà de méthodes de réduction de variables basées généralement sur une relation linéaire entre paramètres étudiés. Après plusieurs tests, nous avons retenu une modélisation via un réseau de neurones artificiels, multicouches. Ce réseau nous permet de déterminer une fonction estimant l'inconfort ressenti à partir des scores posturaux, des données anthropométriques et des paramètres de l'action. L'apprentissage de ce réseau s'appuie sur les données expérimentales, afin de réduire l'écart entre la prédiction et les données expérimentales. Cependant, certaines des variables d'entrée (scores posturaux, données anthropométriques et paramètres de l'action) peuvent avoir un effet négligeable sur le ressenti d'inconfort du sujet. Nous avons cher-

ché à identifier le sous-ensemble minimal de ces variables qui permet toujours de prédire précisément l'inconfort ressenti du sujet. Expérimentalement, cela revenait à redéfinir un protocole expérimental pour chaque sous-ensemble de variables, ce qui semble impossible à mettre en œuvre. Nous avons donc utilisé le réseau de neurones, pour réduire artificiellement les variables d'entrée, jusqu'à observer une baisse significative des performances de prédiction de l'inconfort ressenti.

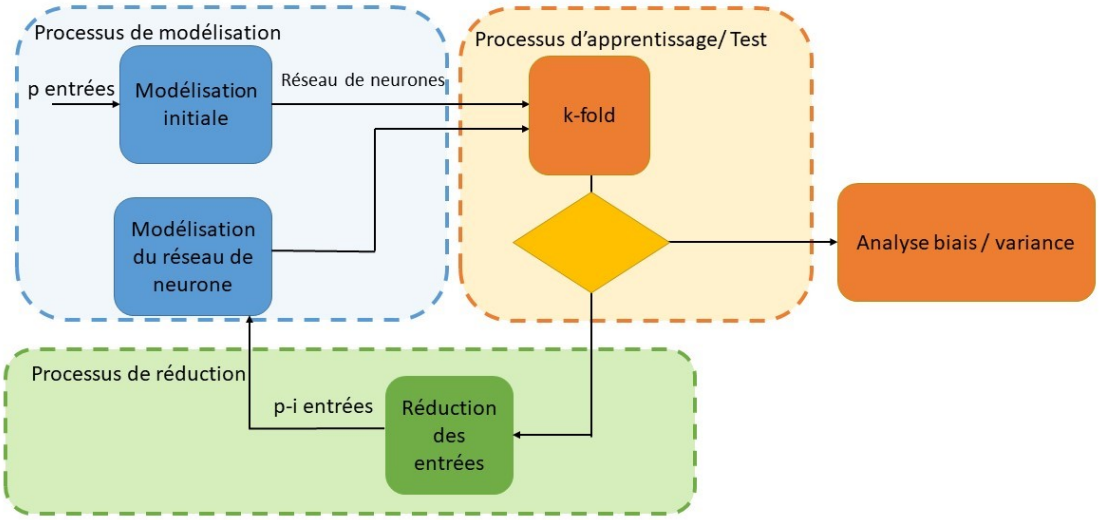


FIGURE 5.2 – Schéma explicatif des différents processus réalisés durant cette étude.

Architecture du réseau neurone

Un réseau de neurones artificiels à propagation avant [**Gardner et Dorling** 1998] appelé également perceptron multicouche, a été utilisé pour sa capacité à capter les relations non linéaires entre les variables d'entrée x et de sortie y. Ce type de réseau est constitué de plusieurs couches de neurones totalement interconnectées entre elles, ce qui revient à ne faire aucune hypothèse à l'avance sur les interactions entre variables d'entrée. Chaque neurone est paramétré par des poids associés à chacune de ses entrées, et une fonction non-linéaire d'activation.

Ce type d'approche est déjà utilisé pour des problématiques similaires, cherchent à prédire le ressenti d'un sujet à partir de paramètres de l'action, pour la conception de véhicules par exemple [**Jiménez-Romero et al.** 2020] [**Ma et al.** 2017]. Ces réseaux, relativement classiques en apprentissage machine, sont bien connus et maîtrisés, et ils offrent

un nombre limité de paramètres à identifier, comparativement à des approches plus récentes, comme les réseaux profonds ou de convolution. Le perceptron multicouches, avec un faible nombre de couches, semble donc être la méthode la plus adaptée au nombre de données disponibles via les expérimentations. Dans cette étude, x représente l'ensemble des variables recueillies au cours de chaque essai (scores posturaux, données anthropométriques et paramètres de l'action) telles que décrites dans le tableau 5.1, et y représente l'inconfort ressenti estimé.

TABLE 5.1 – L'ensemble des variables en entrée du réseau de neurones. Ces variables représentent les facteurs biomécanique via les scores posturaux, facteurs individuels via les données anthropométriques et les facteurs d'environnement à l'aide des paramètres de l'action.

scores posturaux	données anthropométriques	paramètres de l'action
$\text{REBA}_{\text{Moyenne}}$	Masse corporelle	Position finale (5 Positions)
$\text{REBA}_{\text{Intégrale}}$	Taille	Angle d'asymétrie
REBA_{RMS}		Charge manipulée (0kg, 1kg, 3kg)
Score_{4}		
Score_{5}		
Score_{6}		
Score_{8}		
Score_{10}		
Score_{11}		

Parmi les variables possibles x, nous avons éliminé les scores posturaux pour lesquels nous n'avons observé aucune mesure pendant les expérimentations, comme le temps passé au score REBA=1, 2, 3, 12, 13, 14 ou 15. La sortie y était représentée par le score CR10 quantifiant le ressenti d'inconfort du sujet. Ainsi, l'objectif du réseau de neurones était d'estimer une fonction non linéaire y = f(x). La dimension de x étant de 14, cela a conditionné le nombre de neurones de la première couche : 14. De même, la dimension de y étant de 1, la dernière couche comportait un unique neurone. Le nombre de couches intermédiaires ainsi que le nombre de neurones par couche, était déterminé manuellement dans l'objectif de trouver le meilleur réseau de neurones avec la meilleure performance pour les données expérimentales, comme proposé dans [**Chryssolouris et al.** 2004]. Pour mettre en place ce réseau de neurones, nous avons utilisé le logiciel RapidMiner

[**Hofmann et Klinkenberg** 2013] et le langage de programmation Python. La normalisation des variables d'entrée a été définie selon les valeurs Min et Max des données selon l'équation

$$X_{\text{Normalisé}} = \frac{X - \min(X)}{[\max(X) - \min(X)]} \tag{5.5}$$

Avec X étant la variable étudiée.

La figure 5.3 représente un réseau de neurones utilisé pour modéliser la relation entre les 14 variables de l'entrée x et l'estimation CR10 de sortie y.

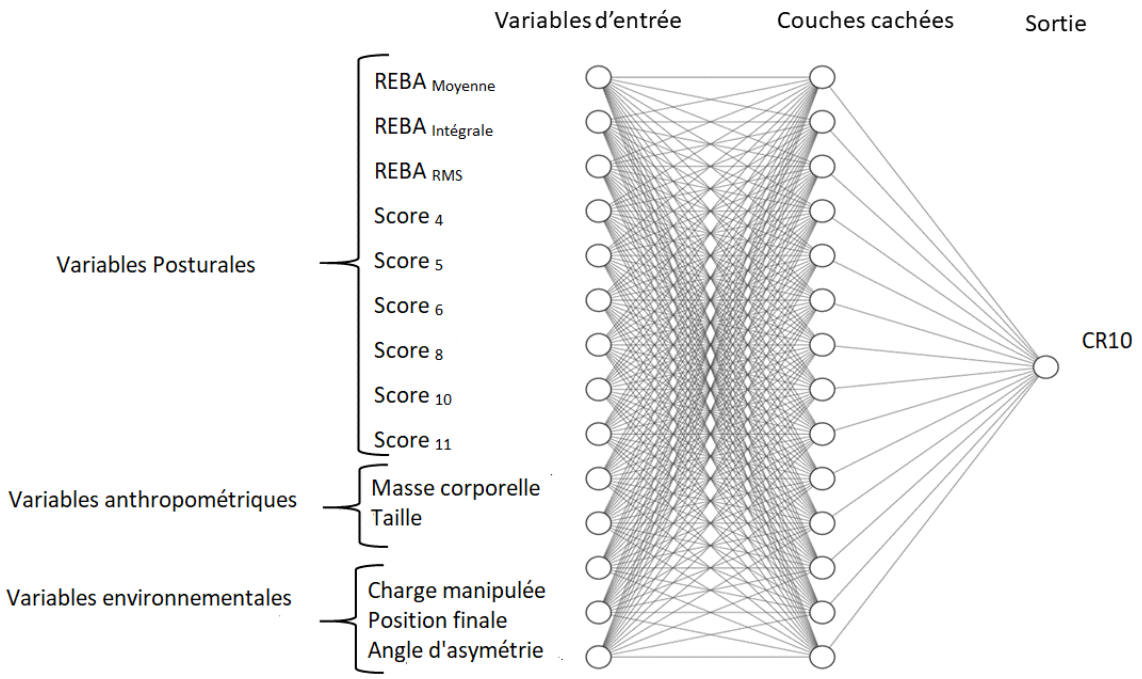


FIGURE 5.3 – Structure du réseau de neurones permettant l'estimation de l'inconfort via la CR10. Après avoir testé plusieurs configurations, ce réseau comprend une couche cachée de 14 neurones, ce qui donne les meilleurs résultats de prédiction sur les données expérimentales.

Comme présenté dans la section suivante, le réseau de neurones a été entraîné avec une partie des données collectées en utilisant un algorithme classique de rétro-propagation, puis testé sur la partie restante des données. Dans le cas de notre étude, 75% des données ont été utilisées pour entraîner le modèle, tandis que 25% ont été utilisées pour tester, comme indiqué dans les travaux antérieurs de [**Steinbach et Altinsoy** 2019] [**Okuyucu et al.** 2007]. Les ensembles de variables d'apprentissage et de test ont été sélectionnés

d'une manière aléatoire parmi les 1482 essais.

Processus de validation

Nous avons testé la robustesse du modèle proposé en utilisant trois méthodes de validation. La première est la "Validation croisée K-fold", qui nous permettait de tester diverses distributions entre l'ensemble de données d'apprentissage et de test. La seconde méthode d'analyse de biais et de variance, permet d'estimer la capacité du réseau à s'approcher de la performance humaine (le biais) et à généraliser (la variance). La troisième méthode est la "Validation croisée d'un contre tous" consistant à éliminer de l'apprentissage toutes les données d'un individu et de tester ensuite sur ces mêmes données, permettant ainsi de vérifier la capacité du réseau à généraliser, et tester la possibilité de sur-apprentissage (ou "over-fitting"). Ces méthodes de validation sont détaillées dans la suite de ce paragraphe.

La première méthode de validation du modèle était la validation croisée $\mathrm{k}-\mathrm{fold}$ proposée dans [**Rodriguez et al.** 2010] ou [**Fushiki** 2009], qui consiste à exploiter $\frac{1}{\mathrm{k}}$ des données pour la partie du test, et le reste $1-\frac{1}{\mathrm{k}}$ pour l'apprentissage. Une fois l'étape d'apprentissage achevée, la performance du réseau était estimée par la moyenne et l'écart type du coefficient de corrélation entre les données prédites et les données expérimentales, pour chaque valeur de k. Dans cette étude, nous avons fixé k=2, 4,10, ce qui correspondait à l'utilisation de 50% (resp. 50%), 25% (resp. 75%) et 10% (resp. 90%) des données pour le test (resp.l'apprentissage), comme a été proposé dans [**Rodriguez et al.** 2010]. Les données d'apprentissage étaient choisies aléatoirement dans l'ensemble des données expérimentales collectées.

La deuxième méthode s'intéressait à l'analyse de biais et de la variance, comme proposé dans [**Rodriguez et al.** 2010] ou [**Friedman** 1997]. Cette approche a été utilisée non seulement pour l'évaluation de la précision du modèle mais aussi pour sa capacité à généraliser sur des données qui n'étaient pas présentes pendant l'apprentissage. L'analyse de biais a comparé la performance du modèle en terme d'erreur entre la valeur estimée et prédite (au sens "Root Mean Square" RMSE), avec l'écart-type τ_{h} observé dans les réponses (CR10) des sujets face à exactement les mêmes conditions expérimentales (charge, position, temps de maintien). Si l'erreur d'estimation du réseau était inférieure ou proche de cet écart-type de réponses CR10, ce réseau était sensé avec un faible biais. L'analyse de variance cherche à vérifier la robustesse du réseau face à une grande variabilité des données d'entrée. Pour cela, la performance (au sens de la corrélation et la RMSE entre CR10 estimée et mesurée) du réseau obtenue avec les données test était comparé à celle

obtenue avec les données d'entraînement. Comme les données test n'ont jamais été vues pendant l'entraînement, une baisse de performance du réseau sur ces données indiquait une difficulté à généraliser face à de nouvelles situations.

La dernière méthode de validation croisée d'un contre tous consistait à éliminer de la base d'entraînement, toutes les données d'un sujet choisi aléatoirement. Ces données non considérées pour l'entraînement ont constitué ensuite la base de tests du réseau [**Wong** 2015]. Cette opération était répétée plusieurs fois, sur plusieurs sujets choisis aléatoirement.

Pour vérifier que l'ensemble minimal des variables à la fin du processus est l'ensemble le plus pertinent, il est possible de revenir en arrière dans le processus itératif à chaque étape, en réintroduisant les variables précédemment éliminées pour vérifier si elles vont être éliminées dans la nouvelle étape. Le nombre de combinaisons possibles de tests semble impossible à gérer. La solution alternative proposée pour répondre à ce problème était d'analyser si les variables éliminées à la fin du processus, appartiennent à l'ensemble des variables sans effet significatif sur la performance du modèle à chaque itération.

Processus de réduction de variables

Parmi l'ensemble des variables d'entrée x, seul un sous-ensemble minimal peut suffire à estimer correctement le ressenti de l'inconfort. La réduction de données est une approche prometteuse pour identifier ce sous-ensemble. Cependant, dans le chapitre précédent, nous avons montré que des méthodes de réduction de données type Analyse en Composantes Principales, fondées sur une hypothèse de relation linéaire entre les informations, ne fonctionnait pas dans notre cas. Dans ce chapitre, nous faisons l'hypothèse que le réseau de neurones est plus adapté pour capturer les relations complexes entre x et y. Nous avons donc proposé une nouvelle approche de réduction de données s'appuyant sur ce réseau de neurones.

Ce processus de réduction part de 14 variables d'entrée disponibles dans x, puis élimine les variables une par une, jusqu'à ce que la performance du réseau de neurones s'effondre. Pour chaque variable $x_i \in x$ nous avons testé si les performances d'un réseau de neurones utilisant $x - x_i$ restaient similaires (x_i n'a donc pas une contribution significative à la prédiction de l'inconfort) ou s'effondrent (x_i était essentielle pour prédire correctement l'inconfort). Ce test était effectué pour toutes les variables x_i pour identifier celle (que nous appelons x_m) qui fait le moins changer la performance du réseau. Ainsi, nous avons obtenu un nouvel ensemble de variables $x - x_m$ de dimension 14-1=13. Cette opération

était répétée en partant à chaque fois du nouveau sous-ensemble produit, jusqu'à ne plus être capable de supprimer une variable sans détériorer significativement les performances du réseau de neurones. Comme la taille de x diminue à chaque étape, le réseau de neurones utilisé à une étape antérieure (conçu pour un x plus grand) n'était plus adapté. Il était donc adapté à chaque étape du procédé de réduction, afin de trouver le réseau de neurones produisant les meilleurs résultats à partir de ce nouveau sous-ensemble, en utilisant la méthode décrite dans le paragraphe précédent. En particulier, la variable utilisée pour quantifier la performance de chaque réseau, pour chaque sous-ensemble de variables, est la corrélation entre la CR10 prédite et expérimentale. Nous avons utilisé 75% des données pour l'apprentissage et 25% pour le test, à chaque étape, pour concevoir le réseau de neurones le plus performant. Soit R14 la meilleure corrélation pour un ensemble complet de 14 variables d'entrée :

$$\mathrm{R}_{14} = 1 - \frac{\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}(\mathrm{y}^*(\mathrm{i}) - \mathrm{y}(\mathrm{i}))}{\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{N}}(\mathrm{y}(\mathrm{i}))} \tag{5.6}$$

Avec N est le nombre total d'essais dans l'ensemble de données de test, y*(i) est le CR10 collecté pendant les expériences, et y(i) est l'estimation trouvée par le réseau de neurones. Ensuite, nous avons effectué le même processus en éliminant une variable parmi les 14. Nous avons réaliser ce processus pour toutes les 14 variables, et nous avons donc testé 14 ensembles possibles de 13 variables. Un critère de la pente la plus forte était utilisé pour le processus de réduction. Il s'agit d'une méthode d'optimisation permettant de définir l'ensemble minimale et définir l'arrêt du processus itératif. La variable ayant le coefficient de corrélation le plus important est retiré de l'ensemble des variables à chaque étape jusqu'à ce que le modèle s'effondre.

Cette méthode de réduction de données est donc itérative, et nous avons supposé qu'elle devait converger vers un sous-ensemble x optimal.

5.3 Résultats

5.3.1 Résultats du réseau comportant l'ensemble des 14 variables

En utilisant les 14 variables d'entrée, le meilleur réseau de neurones que nous avons obtenu comportait 3 couches : la première comportait 14 neurones (une pour chaque variable), la deuxième comportait aussi 14 neurones, et la dernière un seul neurone (une variable dans y). La corrélation entre les CR10 prédits et expérimentaux était de R14 =

0.775 pour l'ensemble de données de test, et R14 = 0.822 pour l'ensemble des données d'apprentissage. La validation croisée k-fold nous a fourni les corrélations suivantes : 0.705. 0.726 et 0.751 pour k=2, 4, 10 respectivement. La valeur de la RMSE14= 1.353 pour les l'ensemble des variables de test et τ_h.(tau_h = 1.962). Pour les résultats d'une validation croisée un contre tous, le coefficient de corrélation était égal à 0.709 et la RMSE=1.64.

5.3.2 Réduction de données en utilisant le réseau de neurones

Une fois le réseau de neurones à 14 variables a appris et testé, nous avons réduit le nombre de variables de manière itérative, comme décrit précédemment. Pour chaque sous-ensemble de variables, nous avons calculé la corrélation R_i et la $RMSE_i$ correspondantes, avec $i < 14$. Les résultats sont présentés dans le tableau 5.2. Dans ce tableau, n_i représente le nombre de neurones de la couche d'entrée, et n_h correspond au nombre de neurones de la couche intermédiaire. La corrélation entre la l'inconfort prédit et l'inconfort expérimental oscillait entre 0.763 et 0.782 pour toutes les étapes du processus de réduction, mais a soudainement diminué jusqu'à 0.742 et 0.724, lorsque 5 et 4 variables restaient respectivement.

Pour chacun des sous-ensembles de variables, nous avons effectué une validation croisée k-fold, avec k=2, 4, 10, comme pour l'ensemble de données de 14 variables. La corrélation pour les trois valeurs de k, pour tous les sous-ensembles de données, est représentée dans la figure 5.4.

Les 6 variables restantes étaient : le score REBA moyen et intégral pour les scores posturaux, la masse corporelle et la taille du sujet pour les données anthropométriques, et la hauteur, la position finale et la charge manipulée pour les paramètres de l'action. Pour ce réseau de neurones utilisant 6 variables, $R_{test} = 0.788$ et $RMSE_{test} = 1.326$ Comme pour l'ensemble complet de 14 variables, $RMSE_{test}$ est resté inférieur à tau_h. La différence entre R_{test} et R_{train} était toujours faible, comme pour l'ensemble complet de 14 variables.

La validation croisée k-fold a conduit à des corrélations égales à 0.772, 0.773, 0.729 pour k = 2, 4, 10 respectivement. Les résultats du test leave-one-out pour ce sous-ensemble réduit de variables a donné un coefficient de corrélation de 0.705 et une RMSE = 1.61 (toujours inférieur à tau_h). Dans les deux tableaux 5.3, 5.4 une présentation des 8 étapes d'itérations, la première ligne de chaque étape présente la variable éliminée à l'étape d'après. Pour chaque étape, les variables sont classées par ordre décroissant des valeurs de corrélations après élimination. Nous constatons que les variables qui apparaissent sur les dernières lignes étaient celles du modèle minimal présenté à la fin.

Table 5.2 – Réduction des variables d'entrée, en commençant par l'ensemble complet contenant des données à 14 variables. R_{train}, R_{test} représentent la corrélation lors du test de l'ensemble de données d'apprentissage ou de test respectivement. De même, $RMSE_{train}$ et $RMSE_{test}$ représentent la RMSE lors du test des ensembles de données d'apprentissage et de test respectivement. n_i et n_h représentent le nombre de neurones dans les couches d'entrée et cachée respectivement. Chaque ligne indique la variable qui a été écartée du sous-ensemble précédent.

Variables	R_{train}	R_{test}	$RMSE_{train}$	$RMSE_{test}$	n_i	n_h
Toutes 14 Variables	0.822	0.775	1.307	1.353	14	14
14 -REBA $_{RMS}$	0.820	0.778	1.295	1.349	13	14
13 -Score $_4$	0.808	0.763	1.531	1.621	12	14
12 -Score $_5$	0.821	0.778	1.415	1.520	11	14
11 -Score $_{10}$	0.820	0.770	1.352	1.399	10	14
10 - Score $_8$	0.825	0.781	1.284	1.339	9	14
9 - Score $_6$	0.812	0.782	1.323	1.363	8	14
8 - Score $_{11}$	0.820	0.776	1.467	1.577	7	14
7 - Angle d'asymétrie	0.826	0.788	1.313	1.326	6	12
6 - REBA $_{Moyenne}$	0.773	0.742	1.449	1.432	5	12
5 - Position finale	0.754	0.724	1.490	1.518	4	9

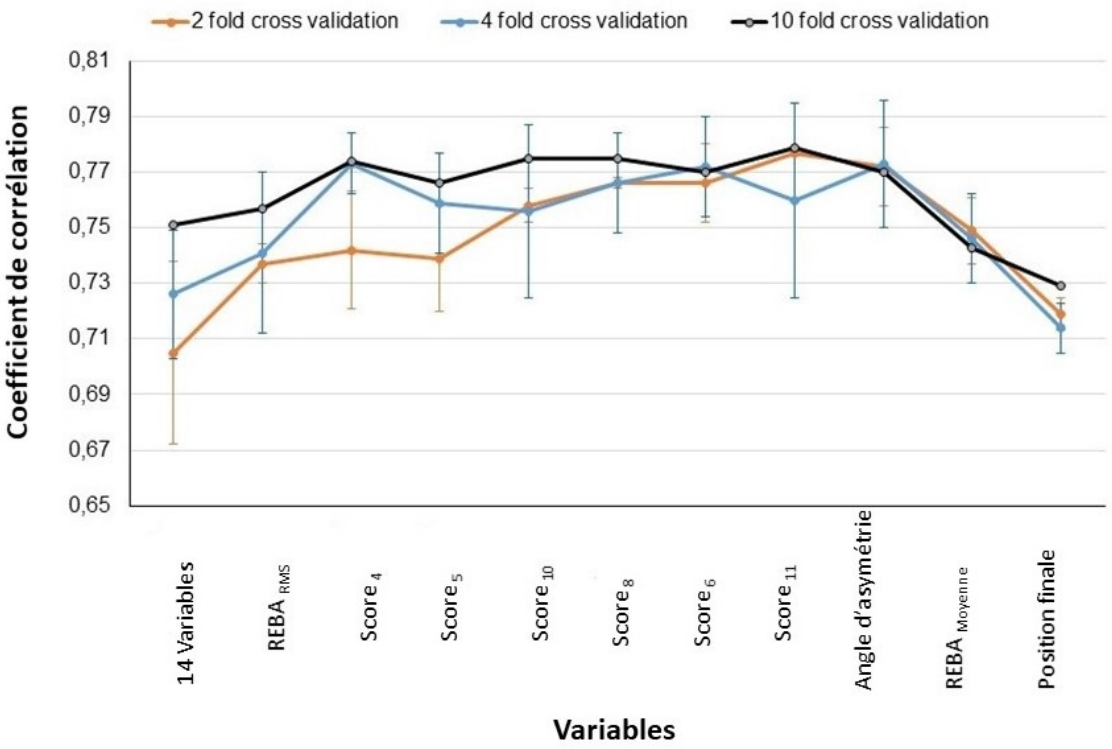


FIGURE 5.4 – Corrélation entre les CR10 prédits et expérimentaux en fonction des sous-ensembles de variables testés, en utilisant la validation croisée k-fold, où k=2, 4, 10.

Table 5.3 – Processus de réduction des variables, la listes des variables étant triée par ordre inverse de pertinence à chaque étape. Pour chaque étape la première colonne contenant le nom de la variable, la deuxième indique la corrélation de la prédiction de l'inconfort lors de l'élimination de ces variables du modèle. De ce fait, plus la corrélation est élevée, moins la variable est pertinente car elle n'impacte pas significativement les performances du réseau. Le tableau résume les étape de 1 à 4.

Étape 1		**Étape 2**		**Étape 3**		**Étape 4**	
REBA $_{\text{RMS}}$	0.778						
Score $_6$	0.777	Score $_4$	0.781				
Score $_4$	0.767	Score $_8$	0.754	Score $_5$	0.7778		
Score $_8$	0.767	Score $_{10}$	0.75	Score $_6$	0.767	Score $_{10}$	0.767
Angle d'asymétrie	0.759	Score $_{11}$	0.743	Score $_{11}$	0.766	Score $_{11}$	0.765
Score $_{10}$	0.745	Score $_5$	0.741	Angle d'asymétrie	0.764	Score $_6$	0.763
Score $_{11}$	0.742	Score $_6$	0.741	Score $_{10}$	0.762	Score $_8$	0.754
Score $_5$	0.741	Angle d'asymétrie	0.741	Score $_8$	0.754	REBA Moyenne	0.753
REBA Moyenne	0.738	REBA Moyenne	0.739	REBA Moyenne	0.753	Angle d'asymétrie	0.745
Position Finale	0.737	REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.737	Taille	0.745	Position Finale	0.745
Taille	0.715	Taille	0.725	Position Finale	0.745	Masse corporelle	0.722
Masse corporelle	0.712	Position Finale	0.721	REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.731	REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.719
REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.674	Masse corporelle	0.718	Masse corporelle	0.692	Taille	0.697
Charge manipulée	0.46	Charge manipulée	0.432	Charge manipulée	0.49	Charge manipulée	0.498

Table 5.4 – Les étapes 5 à 8 du processus de réduction des variables, suite des étapes proposées dans le tableau 5.3

Étape 5		**Étape 6**		**Étape 7**		**Étape 8**	
Score $_{8}$	0.781						
Score $_{6}$	0.78	Score $_{6}$	0.782				
Score $_{11}$	0.773	Score $_{11}$	0.781	Score $_{11}$	0.771		
Angle d'asymétrie	0.766	Angle d'asymétrie	0.756	Angle d'asymétrie	0.764	Angle d'asymétrie	0.776
REBA $_{\text{Moyenne}}$	0.761	REBA $_{\text{Moyenne}}$	0.753	REBA $_{\text{Moyenne}}$	0.759	REBA $_{\text{Moyenne}}$	0.764
Position Finale	0.756	Position Finale	0.746	Position Finale	0.755	Position Finale	0.734
REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.731	REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.741	REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.711	Masse corporelle	0.721
Taille	0.71	Taille	0.736	Taille	0.709	REBA $_{\text{Intégrale}}$	0.711
Masse corporelle	0.705	Masse corporelle	0.703	Masse corporelle	0.687	Taille	0.705
Charge manipulée	0.551	Charge manipulée	0.556	Charge manipulée	0.541	Charge manipulée	0.528

5.4 Discussion

Des travaux antérieurs ont montré une faible corrélation entre les scores posturaux (postures isolées [**Chihara et al.** 2015] ou mouvements continus [**Haj-Mahmoud et al.** 2020]) et l'inconfort ressenti, pour les charges légères. Ces résultats montrent que la relation entre toutes les scores posturaux et l'inconfort ressenti est complexe, et semble de plus impliquer d'autres variables, au moins la masse manipulée. L'objectif de cette étude était donc d'analyser et de modéliser la relation entre plusieurs variables représentant l'action (dont les scores posturaux, les données anthropométriques et paramètres de l'action), et l'inconfort ressenti, pour les tâches de prise/dépose.

Afin d'étudier cette relation, nous avons choisi de n'utiliser aucune hypothèse préalable sur les potentielles interactions entre variables. Par exemple, il existe très clairement une relation entre la taille des individus et les postures adoptées pour saisir des objets à différentes hauteurs. Ce positionnement a un impact sur le protocole expérimental. Par conséquent, les charges manipulées et les positions de prise/dépose n'ont pas été adaptées aux paramètres anthropométriques des sujets.

Ce positionnement scientifique a aussi un impact sur la structure du réseau de neurones. Comme aucune hypothèse n'est faite quant aux relations entre variables, nous avons choisi un réseau de neurones artificiels multicouches entièrement connecté. Ainsi dès la première couche, toutes les variables d'entrée sont combinées à toutes les autres, sans a priori. Ceci permet au réseau de trouver des relations entre variables, à partir du jeu de données d'apprentissage. Les résultats ont montré qu'avec 14 variables, le réseau de neurones a pu estimer l'inconfort ressenti avec une $RMSE = 1.353$ sur l'ensemble de test. Rappelons que l'écart type du score CR10 pour tous les sujets était $\tau_{\mathrm{h}} = 1.962$, montrant une variabilité naturelle des réponses des sujets, plus importante que l'erreur d'estimation. De plus, le modèle à 14 variables a permis d'obtenir une corrélation de $R14 = 0.775$. La performance du modèle est meilleure que celle présentée dans les travaux précédents [**Chihara et al.** 2015] [**Chryssolouris et al.** 2004], ce qui démontre la bonne performance de la méthode.

Ces bons résultats permettent de conclure qu'il existe une relation complexe, non-linéaire, entre l'inconfort ressenti et les scores posturaux, données anthropométriques et paramètres de l'action. Cependant, avec ce réseau à 14 entrées, il est impossible de connaître directement l'importance de chaque variable dans cette relation. La méthode de réduction de variables, proposée dans ce chapitre, permet de tester la sensibilité de cette

relation aux différentes variables. Le résultat de ce procédé de réduction nous a conduit à un ensemble minimal de variables qui ne peuvent pas être négligées dans l'estimation de l'inconfort perçu. Si une seule de ces variables restantes est éliminée de la relation, la performance du réseau descend de manière significative. Les variables restantes permettent ainsi de guider le choix de la collecte d'informations observées en situation de travail.

Ainsi, seulement 6 variables d'entrée seraient suffisantes pour estimer correctement l'inconfort resenti, sans baisse de performance significative par rapport au modèle à 14 entrées. Ces variables sont : $\text{REBA}_{\text{Moyenne}}$ et $\text{REBA}_{\text{Intégrale}}$ pour les scores posturaux, la taille et la masse corporelle du sujet pour les données anthropométriques et position finale et la charge manipulée pour les paramètres de l'action. Ces variables pourraient être mesurées sur place à l'aide de systèmes de capture de mouvement portables récents [**Plantard et al.** 2017]. Les applications de ce résultat sont multiples, comme prédire cet inconfort pour des maquettes numériques de futurs postes de travail, ou comparer l'inconfort prédit à celui qui est rapporté réellement par les opérateurs. Dans le dernier cas, cela contribue donc à alimenter une analyse plus globale de l'activité de l'opérateur.

Les données anthropométriques avaient intuitivement une relation potentielle avec les postures adoptées par les sujets. Comme les positions de départ et de fin étaient les mêmes pour tous les sujets, les sujets de petite taille et de grande taille auraient dû avoir des postures différentes pour réaliser l'action. Ainsi, si anthropométrie et posture étaient directement liées, il serait possible d'éliminer l'une ou l'autre de l'ensemble des variables étudiées, sans impact sur la performance du réseau. Or, parmi les 6 variables restantes, on trouve à la fois la taille du sujet et des scores posturaux. Cela démontre qu'au-delà de la relation entre la posture et l'anthropométrie, il existe des stratégies motrices différentes, indépendantes de la morphologie du sujet. D'autres expériences seraient nécessaires pour explorer plus avant ce résultat.

Contrairement à des méthodes globales de réduction de données, comme l'ACP par exemple, la méthode proposée dans ce chapitre est itérative, éliminant les variables une par une. Par conséquent, cette approche dite "gloutonne" dans le domaine de l'optimisation numérique, peut théoriquement conduire à des ensembles minima potentiellement différents, suivant l'ordre dans lequel on élimine les variables. A part tester toutes les combinaisons possibles de séquences d'élimination de variables, il n'existe pas, à notre connaissance de méthode pour vérifier que le sous-ensemble final est optimal, indépendant de l'ordre des suppressions. Cependant, il est important de noter que, à chaque étape du processus de réduction, aucune des 6 variables restantes à la fin n'apparaissait dans

les 8 variables les moins pertinentes (14 variables totales moins 6 variables restantes = 8 variables éliminées), susceptibles d'être éliminées, ce qui est prometteur.

Dans cette étude, nous avons utilisé un réseau de neurones peu profond, et donc reposant sur un faible nombre de paramètres (principalement les poids associés à chaque entrée de chaque neurone). Nous étions en effet contraints par les données expérimentales disponibles. S'il n'y a pas un nombre largement plus élevé de données par rapport au nombre de paramètres, il peut y avoir "surapprentissage". Alwosheel et al. [**Alwosheel et al.** 2018] considèrent que le rapport entre le nombre d'observations et le nombre de poids d'un réseau de neurones doit être supérieur à 10. 1482 données d'entrée sont obtenues expérimentalement, par conséquent, le nombre de poids doit être inférieur à 140 pour obtenir de bonnes performances et éviter un sur-apprentissage. Comme nous n'avons fait aucune hypothèse sur les relations potentielles entre les données d'entrée x, nous avons utilisé un réseau de neurones entièrement connecté, ce qui conduit à un nombre élevé de poids. Pour le modèle à 14 variables, le rapport entre la taille de l'échantillon et le nombre de poids est de 1482/253=6, ce qui est inférieur au rapport attendu qui conduisait à un rapport de 10. Pour le modèle à 6 variables, le rapport devient 1482/61=24.

Cependant, l'analyse du biais et de la variance a montré un risque limité de sur-apprentissage, même pour le modèle à 14 variables, avec une légère diminution des performances lors de l'application du modèle aux ensembles de données d'apprentissage et de test.

Comme plusieurs travaux récents dans d'autres domaines [**Ma et al.** 2017] [**Steinbach et Altinsoy** 2019] [**Jiménez-Romero et al.** 2020] nous avons donc tenu compte de recommandations pour assurer la meilleure fiabilité possible du modèle de prédiction de l'inconfort ressenti : architecture du réseau, nombre de couches et de neurones par couche, les poids, le taux d'apprentissage, etc. Nous avons aussi mené une analyse du biais et de la variance [**Rodriguez et al.** 2010] [**Friedman** 1997] pour mieux évaluer les performances du modèle de prédiction, en particulier sa capacité à généraliser à de nouvelles données. Cependant, il est toujours possible de continuer à explorer les différents choix possibles pour ces différents paramètres du modèle. De plus, l'apprentissage automatique est un domaine de recherche très actif, notamment avec le développement récent des approches d'apprentissage profond, et des nouvelles architectures de réseau. Dans un mode d'apprentissage supervisé, comme choisi pour ce chapitre, le modèle est limité par le nombre de données expérimentales disponibles. Il pourrait être intéressant d'explorer d'autres approches, comme l'apprentissage semi-supervisé. Dans cette étude, l'objectif principal était

d'analyser la relation entre différents types de variables pour prédire l'inconfort dans une tâche spécifique. Nous n'avons pas essayé d'innover en matière d'apprentissage automatique, et des travaux futurs pourraient certainement améliorer nos résultats. Cependant, les résultats obtenus pendant cette étude sont très prometteurs, ouvrant la voie à de nombreux autres travaux potentiels.

Dans le protocole expérimental, les sujets devaient répéter 135 tâches de prise/dépose au cours d'une session de presque 1.5 heure. Bien qu'il soit difficile d'éliminer complètement l'effet de la fatigue, nous avons essayé d'atténuer ce problème autant que possible : l'ordre des 135 essais était aléatoire pour tous les sujets, et nous avons introduit autant de pauses que nous le jugions nécessaire. Le protocole a été testé dans des expériences préliminaires afin d'estimer le nombre de pauses, ainsi que les charges manipulées et les temps de maintien maximaux, qui seraient nécessaires pour éviter les effets de fatigue dans la notation. Ce choix d'éviter la fatigue n'a pas permis de tester des charges plus lourdes ou des temps de maintien plus longs. Dans des travaux futurs, il serait intéressant de tester des charges plus lourdes, mais avec des temps de maintien plus courts, ou inversement des charges plus légères avec des temps de maintien plus longs. Cela pourrait aider le modèle à généraliser davantage sur les valeurs extrêmes. De plus, ce type de tâche est généralement répété à de hautes fréquences, ou mélangé à d'autres tâches. Par conséquent, pour être utilisé sur site, en situation réelle, il serait important de prendre en compte les temps de répétition et de repos, ainsi que les autres tâches entrant en ligne de compte.

Les tâches de prise/dépose sont des actions courantes dans de nombreux processus industriels. Cependant, les résultats présentés dans cette étude ne peuvent être généralisés dans un autre contexte. Il semble naturel que chaque tâche puisse conduire à des interactions différentes entre les scores posturaux, données anthropométriques et les paramètres de l'action. Des travaux futurs seraient nécessaires pour mieux comprendre les limites de l'approche de modélisation actuelle pour un ensemble plus large de tâches. De plus, cela ouvre des questions fondamentales, comme la façon dont l'influence relative de chaque variable change en fonction de l'action. La charge cognitive peut également interagir avec les facteurs mentionnés, et il pourrait être pertinent de l'inclure dans l'évaluation.

Cette expérimentation a été menée en laboratoire, excluant une grande partie des facteurs favorisant l'apparition de TMS, contrairement à un contexte industriel réel. La relation entre les facteurs varierait certainement dans des conditions plus écologiques (industrielles), avec le bruit, la température extrême, le stress, le management, les antécédents médicaux, etc. Par conséquent, de telles méthodes peuvent gagner en intérêt en

comparant l'inconfort prédit à celui rapporté réellement par les opérateurs. Cet écart entre prédiction et mesure permettrait d'aider à identifier les autres paramètres responsables de ce retour des opérateurs.

5.5 Conclusion et perspectives

La principale contribution de cette étude est d'analyser la relation entre les scores posturaux, les données anthropométriques et les paramètres d'action pour prédire l'inconfort ressenti, dans les tâches de prise/dépose. Comme cette interaction est complexe, les méthodes linéaires de réduction des données n'ont pas réussi à capturer la relation entre toutes ces variables. Dans ce travail, nous avons proposé d'utiliser une structure de réseau de neurones bien connue pour modéliser ces interactions non linéaires complexes, et avons conçu une approche innovante de réduction itérative des données pour identifier les variables les plus pertinentes pour prédire l'inconfort. La performance du réseau de neurones résultant a conduit à une erreur de prédiction qui était inférieure à la variabilité naturelle mesurée de la CR10 par les sujets. Les méthodes de réduction des données ont permis de mettre en évidence une interaction entre les scores posturaux $\text{REBA}_{\text{Moyenne}}$ et $\text{REBA}_{\text{Intégrale}}$, la masse corporelle et la taille du sujet pour les données anthropométriques, et la position finale et la charge manipulée pour les paramètres de l'action. Ces informations, et le réseau de neurones qui en résulte, pourraient offrir de nouveaux outils pour évaluer l'inconfort d'une tâche de prise/dépose, et le comparer à l'inconfort réellement ressenti. Ce modèle peut également être utilisé pour aider les ergonomes à concevoir de nouveaux postes de travail et de nouveaux processus, sur la base de maquettes numériques et de mannequins virtuels, au début du processus de conception.

Des travaux futurs permettront de mieux comprendre cette interaction complexe. Premièrement, des expérimentations complémentaires pourraient aider à généraliser à un plus grand nombre de situations (avec des charges plus lourdes, des temps de maintien plus longs, ou en prenant en compte la répétition). Deuxièmement, avec le développement rapide de nouvelles techniques d'apprentissage automatique, il serait intéressant d'évaluer d'autres approches, et de passer de l'apprentissage supervisé à l'apprentissage semi-supervisé, pour tester des architectures plus complexes. Troisièmement, la méthode pourrait être exploitée pour analyser différentes tâches, et voir comment cette relation entre les variables change en fonction de l'action. Cela pourrait nous permettre de concevoir des groupes de tâches partageant le même type d'interaction entre les variables, pour

concevoir de nouveaux outils de cotation en ergonomie. Enfin, dans cette étude, nous n'avons pas pris en compte les efforts biomécaniques, comme les forces aux articulations, alors qu'ils peuvent potentiellement apporter de nouvelles informations pertinentes. Les forces et les couples articulaires dépendent du mouvement, mais aussi des efforts externes. Même s'il existe donc une relation entre mouvement et forces, ces variables mécaniques peuvent théoriquement apporter de nouvelles informations.

Chapitre 6

Estimation de l'inconfort à partir des facteurs biomécaniques (posture, effort), individuels et environnementaux

Résumé

A l'issue des résultats prometteurs obtenus par la prédiction de l'inconfort à partir des scores posturaux, les données anthropométriques et les paramètres de l'action pour des tâches de prise/dépose avec des charges (0kg, 1kg, 3kg) et des temps de maintien (5 secondes, 10 secondes, 15 secondes), nous avons décidé d'étudier l'impact de l'effort sur l'amélioration de la performance du réseau de neurones. Une estimation des couples articulaires à partir des données cinématiques obtenus expérimentalement est réalisée. Vu le nombre important de couples articulaires potentiellement mis en jeu, une approche de réduction du nombre de variables d'effort a été proposée pour retenir les couples qui contribuent significativement à la réalisation de l'action en se basant sur des réseaux de neurones de type perceptron multicouches. En se basant sur le modèle présenté dans le chapitre précédent, nous avons introduit 39 variables d'effort (couples articulaires) s'ajoutant aux 6 variables du modèle minimal. Les résultats ont montré que la corrélation entre les données prédites et les données expérimentales était égale à 0.754 en utilisant les 45 variables d'entrée. Après le processus de réduction, seulement 9 variables restaient avec une performance égale 0.790. Nous constatons que les performances ne sont pas significativement améliorées par l'ajout de ces variables. Vu le temps de traitement des données, le réseau précédemment proposé est suffisant pour correctement prédire l'inconfort du sujet pour ce type de tâche.

Publication associée : O. H.Mahmoud, C.Pontonnier, G.Dumont, S.Poli et F.Multon. Publication en cours de soumission.

6.1 Introduction

L'inconfort ressenti au travail est une association de plusieurs facteurs de risque d'apparition des troubles musculo-squelettiques [**Costa et Vieira** 2010]. Comme présenté dans le section 2.2, un lien existe entre l'effort réalisé lors de l'exécution de l'action et l'inconfort ressenti [**Hägg et al.** 2000].
Certaines études ont exploré cette relation pour des exercices statiques et répétitifs au niveau du poignet [**Carey et al.** 2002]. La relation entre les couples articulaires et l'inconfort pour les membres inférieurs a été explorée en prenant en considération les temps de maintien et des configurations posturales diverses [**Boussenna et al.** 1982].
Ainsi les facteurs de risques biomécaniques monitorés de manière plus globale (posture et effort) pourraient améliorer la compréhension de l'inconfort ressenti.

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié les interactions possibles entre l'un des facteurs de risque biomécaniques (posture), les facteurs individuels (âge et masse corporelle) et les facteurs environnementaux (position finale et l'angle d'asymétrie) à l'aide d'un réseau de neurones de type perceptron multicouches. Le modèle à 6 variables finalement retenu garantit une performance de prédiction similaire à celle obtenue avec l'ensemble des variables initiales. Partant de ce constat, nous proposons d'explorer un ensemble plus vaste de variables en incluant des variables représentatives de l'effort à l'aide des couples articulaires.
Une estimation des couples articulaires sur un modèle de corps complet est réalisée à l'aide de la bibliothèque d'analyse musculo-squelettique CusToM [**Muller et al.** 2019]. Ensuite, une analyse de l'action en explorant la contribution de chaque couple articulaire et son impact sur la réalisation de l'action est effectuée.
Vu le nombre très important de variables en entrée du réseau, une approche basée sur le critère de la pente la plus forte est utilisée pour définir un seuil (une valeur) à partir duquel les couples articulaires sont considérés comme pertinents pour caractériser l'inconfort.

Une fois les variables d'effort définies, un apprentissage est réalisé et une méthode de réduction de variables (proposée dans le chapitre précédent) est mise en place pour définir l'ensemble de variables minimal garantissant la meilleure performance du réseau.

Finalement, nous proposons d'évaluer l'intérêt d'ajouter des variables d'effort, d'analyser l'apport et de comparer les performances par rapport aux modèles contenant des scores posturaux, données anthropométriques et paramètres de l'action.

6.2 Méthodologie

En nous basant sur l'expérimentation réalisée dans l'étude précédente et présentée dans le chapitre 5 (section 5.2.1), nous exploitons les données cinématiques pour procéder à un calcul des couples articulaires via la bibliothèque CusToM [**Muller et al.** 2019]. Les détails concernant cette approche sont présentés dans la section 2.3.4.

Après avoir testé plusieurs approches pour étudier l'impact de chaque variable additionnelle, une méthode à base de réseau de neurones est utilisée pour réduire le nombre de couples articulaires en entrée du modèle final. Nous étudions la capacité du réseau de neurones multicouches à capturer la relation qui peut exister entre ces variables et le ressenti de l'opérateur (section 5.2.3) en nous basant sur les résultats de l'étude précédente.

6.2.1 Protocole

Cette étude s'inscrit dans la continuité du travail présenté dans le chapitre précédent 5.2.1. De ce fait, nous nous contentons de rappeler le protocole dans son ensemble. Le protocole consistait à réaliser des tâches de prise/dépose en faisant varier, à chaque fois, l'un des paramètres tels que le temps de maintien (5 secondes, 10 secondes, 15 secondes) et la charge manipulée (0kg, 1kg, 3kg). Cinq positions finales de dépôt de la charge manipulée : trois positions ont été placées devant le sujet, à trois hauteurs différentes : 0cm (sol), 75cm et 175 de hauteurs. Les deux dernières positions finales, étaient placées sur le côté prédominant du sujet à deux hauteurs : 0cm (sol) et 175cm de hauteur. Une illustration du dispositif expérimental est présentée dans la figure 5.2.

6.2.2 Collecte et traitement des données

Un système de capture de mouvements optoélectronique infrarouge Qualisys (23 caméras de 12 Mpixels, fréquence d'échantillonnage de 200 Hz) est utilisé pour suivre 43 marqueurs réfléchissants placés sur des repères anatomiques standardisés, conformément aux recommandations de l'ISB (International Society of Biomechanics) [**Wu et al.** 2005]. Comme expliqué précédemment, cette étude inclut des données d'effort (des couples articulaires) estimées à partir des données cinématiques obtenues lors de l'expérimentation. La bibliothèque CusToM de Matlab [**Muller et al.** 2019] a permis d'estimer les couples articulaires par dynamique inverse. Ces couples sont calculés de manière continue dans le temps pour chaque sous-tâche de prise/dépose des objets tout en respectant la charge ma-

nipulée. De la même manière que pour les scores posturaux, il est nécessaire de représenter chaque couple articulaire continu dans le temps par une valeur unique supposée représentative de cette sollicitation pour des tâches de prise/dépose. Nous introduisons plusieurs variables représentatives des couples articulaires en s'inspirant des variables proposées dans l'étude précédente [**Haj-Mahmoud et al.** 2021].

Moyenne : Moyenne du couple articulaire j entre la prise et la dépose de la charge manipulée. Avec j l'indice désignant le degré de liberté considéré, N le nombre total d'images, $\mathrm{couple_j(i)}$ est la valeur du couple j à l'image i.

$$\mathrm{Couple_{j\ Moyen}} = \frac{1}{\mathrm{N}} \sum_{\mathrm{i=1}}^{\mathrm{N}} \mathrm{Couple_j(i)} \tag{6.1}$$

RS : Root Square du couple articulaire j entre la prise et la dépose de la charge manipulée

$$\mathrm{Couple_{j\ RS}} = \sqrt{(\sum_{\mathrm{i=1}}^{\mathrm{N}} \mathrm{Couple_j(i)^2})} \tag{6.2}$$

Max : Max du couple articulaire j entre la prise et la dépose de la charge manipulée.

$$\mathrm{Couple_{j\ Max}} = \max \mathrm{Couple_j(i)}) \tag{6.3}$$

Nous recueillons également les six variables du modèle minimal proposé dans le chapitre précédent, c'est-à-dire la masse corporelle et la taille pour les paramètres anthropométriques, la position finale et la charge manipulée pour les paramètres de l'action et $\mathrm{REBA_{\ Moyenne}}$ et $\mathrm{REBA_{\ Intégrale}}$ pour les scores posturaux.

6.2.3 Sélection des couples articulaires représentatifs de la sollicitation associée à l'action

Une fois les couples articulaires du corps entier estimés via CusToM, il est important de réduire les données à considérer pour réaliser ensuite l'apprentissage.
En effet, conserver de trop nombreuses variables initiales mènerait à un sur-apprentissage important du réseau de neurones. Ainsi, en première approche, nous sélectionnons les parties corporelles suivantes comme étant représentatives des sollicitations de l'action : le tronc, les hanches, les genoux,l'épaule (représenté par gleno-humérale), le coude et le poignet.

Ce premier choix s'est basé sur la nature de l'action et également sur le tableau 57 des maladies professionnelles proposé par l'institut national de recherche et de sécurité pour la prévention des accidents du travail et des maladies professionnelles (INRS) [**INRS** 2017]. Afin de définir l'ensemble des couples articulaires pertinents, nous utilisons une méthode d'apprentissage automatique. Cette méthode est constituée de plusieurs étapes, parmi lesquelles l'étape de normalisation.
Cette étape est cruciale et impacte fortement la performance du réseau. Tous les détails concernant cette étape sont résumés dans la suite.
L'un des problèmes évoqué précédemment, est le nombre très important de variables des couples articulaires en entrée du modèle. De ce fait, nous cherchons à définir un seuil (une valeur) à partir duquel les couples articulaires peuvent être retenus.

Normalisation des couples articulaires Afin de quantifier les niveaux de sollicitations des différentes parties corporelles, nous proposons d'utiliser la méthode de normalisation par le maximum (Max). Ce choix permet de quantifier les niveaux de sollicitations des différentes parties corporelles en regard de valeurs de références. Il permet également d'évaluer la contribution de chaque partie corporelle dans la réalisation de l'action.

Plusieurs méthodes de normalisation sont proposées dans la littérature. Parmi lesquelles la normalisation par la moyenne/écart-type, par la valeur Min-Max afin de remettre à l'échelle d'une manière linéaire toutes les caractéristiques de l'intervalle [0,1] ou encore par la valeur Max.

$$\mathrm{X}_{\text{Normalisé Moyenne/Écart-type}} = \frac{\mathrm{X} - \mathrm{m}}{\sigma} \tag{6.4}$$

$$\mathrm{X}_{\text{Normalisé Min-Max}} = \frac{\mathrm{X} - \min(\mathrm{X})}{[\max(\mathrm{X}) - \min(\mathrm{X})]} \tag{6.5}$$

$$\mathrm{X}_{\text{Normalisé Max}} = \frac{\mathrm{X}}{[\max(\mathrm{X})]} \tag{6.6}$$

Avec X la variable étudiée (dans notre étude il s'agit des couples articulaires), m la moyenne empirique et σ l'écart type.

L'ordre de grandeur des couples articulaires varie selon les capacités maximales d'effort de chaque muscle. En ce qui concerne les valeurs Max de normalisation, nous proposons d'explorer deux approches.

La première consiste à normaliser les données expérimentales par les valeurs Max pro-

venant de la littérature. Pour ce type de méthode, une contraction maximale volontaire est réalisée qui permet de quantifier la force maximale que peut produire un groupe musculaire lors d'un effort maximal. Les valeurs de référence de la littérature sont sélectionnées en correspondance avec l'action réalisée et avec les caractéristiques des participants. C'est-à-dire une population ne présentant pas de TMS et dont l'âge varie entre 20 ans et 40 ans. Les protocoles sont des protocoles de manutention manuelle principalement permettant de mesurer la contraction maximale volontaire pour les différentes rotations articulaires possibles. Les valeurs sont résumées dans le tableau ci-après 6.1.

Table 6.1 – Un résumé des valeurs maximales de couples articulaires du tronc, gléno-humérale(GH),épaule, coude, poignet, genoux et hanches. Les valeurs de références proviennent de la littérature pour des contractions maximales volontaires réalisées pour une population d'homme et de femme dont l'âge varie entre 20 et 40ans. Les valeurs sont exprimées en N.m

Segment	**Genre**			
	Femme		**Homme**	
Tronc	**Flexion [Wochatz et al. 2014]**	**Extension [Wochatz et al. 2014]**	**Flexion [Wochatz et al. 2014]**	**Extension [Wochatz et al. 2014]**
	107	226	133	331
	Flexion latérale droite [Levene et al. 1989]	**Flexion latérale gauche [Levene et al. 1989]**	**Flexion latérale droite [Levene et al. 1989]**	**Flexion latérale gauche [Levene et al. 1989]**
	111.17	116.6	190	194
	Rotation à droite [Levene et al. 1989]	**Rotation à gauche [Levene et al. 1989]**	**Rotation à droite [Levene et al. 1989]**	**Rotation à gauche [Levene et al. 1989]**
	43.4	42	76	77.3
Épaule/ GH	**Flexion [Mayer et al. 1994]**	**Extension [Mayer et al. 1994]**	**Flexion [Mayer et al. 1994]**	**Extension [Mayer et al. 1994]**
	45	54	68	93
	Élévation GH [Mayer et al. 1994]	**Rotation GH [Aguinaldo et al. 2007]**	**Élévation GH [Mayer et al. 1994]**	**Rotation GH [Aguinaldo et al. 2007]**
	28	34	47	72
	Rotation externe [Mayer et al. 1994]	**Rotation interne [Mayer et al. 1994]**	**Rotation externe [Mayer et al. 1994]**	**Rotation interne [Mayer et al. 1994]**
	15	21	30	43
Coude	**Flexion [Guenzokfer et al. 2011]**	**Extension [Guenzokfer et al. 2011]**	**Flexion [Guenzkofer et al. 2012]**	**Extension [Guenzkofer et al. ler2012]**
	41.6	27.1	101.25	26.19
	Pronation [Matsuoka et al. 2006]	**Supination [Matsuoka et al. 2006]**	**Pronation [Matsuoka et al. 2006]**	**Supination [Matsuoka et al. 2006]**
	5.1	6.04	10.12	11.88
Poignet	**Flexion [Yoshii et al. 2015]**	**Extension [Yoshii et al. 2015]**	**Flexion [Yoshii et al. 2015]**	**Extension [Yoshii et al. 2015]**
	8.15	5.21	11	5.6
	Déviation ulnaire [Plewa et al.2016]	**Déviation radiale [Plewa et al. 2016]**	**Déviation ulnaire [Plewa et al. 2016]**	**Déviation radiale [Plewa et al. 2016]**
	7.56	6.33	12.23	6.33
Genou	**Flexion [Koutedakis et al. 1997]**		**Flexion [Koutedakis et al. 1997]**	
	128		182	
Hanche	**Flexion [Grunte et al. 2010]**	**Extension [Grunte et al. 2010]**	**Flexion [Grunte et al. 2010]**	**Extension [Grunte et al. 2010]**
	90	97	142	141
	Abduction [Sugimoto et al. 2014]	**Adduction [Sugimoto et al. 2014]**	**Abduction [Sugimoto et al. 2014]**	**Adduction [Sugimoto et al. 2014]**
	66	82	103	121

La deuxième approche explorée pour réaliser la normalisation est d'utiliser les valeurs Max expérimentales de chaque couple articulaire afin d'étudier l'impact de la normalisation sur la performance du réseau de neurones.

Critère de choix des couples articulaires significativement impliqués dans l'inconfort Vu le nombre très important de couples articulaires, une approche inspirée du chapitre précédent est proposée afin de définir le seuil à partir duquel les couples articulaires sont retenus. Cette approche se base sur un réseau de neurones multicouches. Tous les détails concernant l'architecture de ce type de réseau sont présentés dans la section 5.2.3 du chapitre précédent. Le modèle minimal à six variables est exploité afin d'établir le choix des couples articulaires à inclure dans le modèle final en ajoutant à chaque étape les variables d'un seul couple articulaire.

L'approche est la suivante : nous ajoutons au modèle minimal à six variables les 3 variables représentatives du couple articulaire associé au degré de liberté j, que nous allons noter $\text{Couples}_{\text{j}}$. Par exemple, pour la flexion de la hanche, $\text{Couples}_{\text{Flexion Hanche}}$ inclut les trois variables $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche Moyen}}$, $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche RS}}$ et $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche Max}}$.

Une fois le processus d'apprentissage achevé, nous extrayons la corrélation du modèle à 9 variables correspondant. L'étude est réalisée pour les deux méthodes de normalisations précédemment expliquées dans la section 6.2.3.

Afin de définir le seuil, nous calculons le coefficient de corrélation pour chaque méthode de normalisation. Le critère de la pente la plus forte est utilisé pour définir ce seuil. Les couples articulaires présentant un coefficient de corrélation supérieur à celui obtenu avec le modèle à 6 variables, sont inclus dans le réseau de neurones final. Étant donné que nous procédons à deux normalisations différentes, nous comparons les résultats pour chacune des deux. Le choix de la méthode de normalisation se base sur la méthode présentant un seuil supérieur, permettant ainsi de réduire le nombre de variables en entrée du modèle. Ce choix est établi car le nombre des essais expérimentaux est limité et le risque de sur-apprentissage en ajoutant des variables est évident. Cette étape permet à la fin de définir les variables des couples articulaires à introduire en plus des six variables du modèle précédent pour un apprentissage incluant toutes les variables représentatives des différents facteurs de risque.

6.2.4 Description de l'apprentissage du réseau de neurones

Une fois les variables d'entrée définies nous procédons à l'apprentissage en utilisant la même architecture que celle proposée dans le chapitre précédent. Il s'agit d'un réseau de neurones artificiels de type perceptron multicouches.
Ce dernier permet de déterminer une fonction d'estimation de l'inconfort ressenti à partir des scores posturaux, des données anthropométriques, des paramètres de l'action et des variables d'effort. Les variables d'entrée sont obtenues soit par estimation, soit d'une manière expérimentale.
L'apprentissage de ce réseau se base sur ces variables, afin de réduire l'écart entre la prédiction et les variables exploitées. Dans cette étude, x présente l'ensemble des variables recueillies au cours de chaque essai (scores posturaux, données anthropométriques, paramètres de l'action et d'effort) comme décrits dans les tableaux 6.2, 6.3 et y représente la sortie du réseau, c'est-à-dire, l'inconfort ressenti CR10 estimé. Parmi les variables x, seuls les couples articulaires étant jugés pertinents sont inclus, comme expliqué dans la section 6.2.3.

La figure 6.1 présente l'ensemble des variables utilisées comme des entrées du réseau de neurones final.

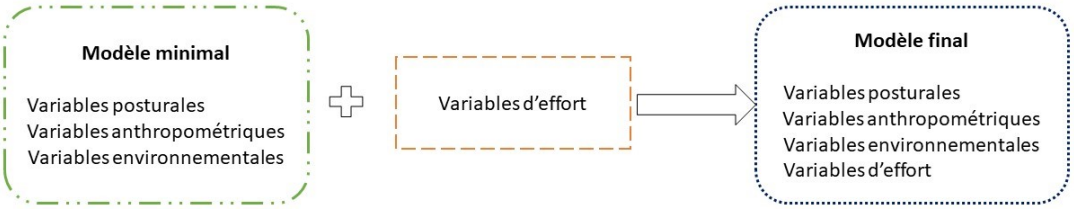


FIGURE 6.1 – Schéma résumant les variables utilisées comme des entrées du modèle final.

Nous retrouvons dans un premier temps les variables du modèle minimal résumées dans le tableau 6.2.

TABLE 6.2 – Variables du modèle minimal composé de 6 variables.

scores posturaux	paramètres anthropométriques	paramètres de l'action
$REBA_{\text{Intégrale}}$	Masse corporelle	Position finale
$REBA_{\text{Moyenne}}$	Taille	Charge manipulée

À ces 6 variables du modèle nous ajoutons les 39 variables d'effort résumées dans le tableau 6.3.

TABLE 6.3 – Le tableau suivant présente les 39 couples articulaires représentatifs des variables d'effort.

Variables d'effort	
$\text{Couple}_{\text{Flexion épaule Moyen}}$	$\text{Couple}_{\text{Extension genou droit RS}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion épaule RS}}$	$\text{Couple}_{\text{Extension genou droit Max}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion épaule Max}}$	$\text{Couple}_{\text{Extension genou gauche Moyen}}$
$\text{Couple}_{\text{Élévation gléno-humérale Moyen}}$	$\text{Couple}_{\text{Extension genou gauche RS}}$
$\text{Couple}_{\text{Élévation gléno-humérale RS}}$	$\text{Couple}_{\text{Extension genou gauche Max}}$
$\text{Couple}_{\text{Élévation gléno-humérale Max}}$	$\text{Couple}_{\text{Rotation axiale cotéDominant tronc Moyen}}$
$\text{Couple}_{\text{Extension tronc Moyen}}$	$\text{Couple}_{\text{Rotation axiale cotéDominant tronc RS}}$
$\text{Couple}_{\text{Extension tronc RS}}$	$\text{Couple}_{\text{Rotation axiale cotéDominant tronc Max}}$
$\text{Couple}_{\text{Extension tronc Max}}$	$\text{Couple}_{\text{Rotation gleno-humérale Moyen}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion poignet Moyen}}$	$\text{Couple}_{\text{Rotation gleno-humérale RS}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion poignet RS}}$	$\text{Couple}_{\text{Rotation gleno-humérale Max}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion poignet Max}}$	$\text{Couple}_{\text{Flexion hanche gauche Moyen}}$
$\text{Couple}_{\text{Extension poignet Moyen}}$	$\text{Couple}_{\text{Flexion hanche gauche RS}}$
$\text{Couple}_{\text{Extension poignet RS}}$	$\text{Couple}_{\text{Flexion hanche gauche Max}}$
$\text{Couple}_{\text{Extension poignet Max}}$	$\text{Couple}_{\text{Flexion hanche droite Moyen}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion coude Moyen}}$	$\text{Couple}_{\text{Flexion hanche droite RS}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion coude RS}}$	$\text{Couple}_{\text{Flexion hanche droite Max}}$
$\text{Couple}_{\text{Flexion coude Max}}$	$\text{Couple}_{\text{Déviation radiale poignet Moyen}}$
$\text{Couple}_{\text{Extension genou droit Moyen}}$	$\text{Couple}_{\text{Déviation radiale poignet RS}}$
	$\text{Couple}_{\text{Déviation radiale poignet Max}}$

L'objectif du réseau de neurones est d'estimer la fonction non linéaire représentant cette relation y = f(x). La dimension de x étant de 45, et la dimension de y étant de 1. En ce qui concerne le nombre de neurones par couche, ce paramètre est déterminé manuellement afin de trouver le meilleur réseau de neurones avec la meilleure performance comme proposé dans le chapitre précédent.

Pour mettre en place ce réseau de neurones, nous utilisons le logiciel RapidMiner [**Hofmann et Klinkenberg** 2013] et le langage de programmation Python. Dans les deux tableaux 6.2, 6.3, une présentation des 45 variables d'entrée.
Un réseau neurones utilisé pour modéliser la relation entre les 45 variables d'entrée x et la variable de sortie y présentant l'inconfort estimé CR10.
Le réseau de neurones est est composé de 4 couches, la première avec 45 neurones, la deuxième 15 neurones, la troisième 3 neurones et la dernière un seul neurone représentant la variable de sortie, qui est l'inconfort CR10.

Comme présenté le chapitre précédent, l'apprentissage est réalisé sur une partie des données en utilisant un algorithme de rétro-propagation, puis testé sur la partie restante des données. Dans le cas de notre étude, 75% des données sont utilisées pour entraîner le modèle, tandis que 25% sont exploitées pour tester.

6.2.5 Processus de réduction des Variables

Parmi l'ensemble des variables d'entrée x, on cherche un sous-ensemble minimal permettant d'estimer correctement l'inconfort ressenti. La réduction des données est une approche qui a montré son apport comme présenté dans le chapitre 5 section 5.2.3.

Ce processus permet de partir de 45 variables d'entrée disponibles dans x, puis d'éliminer les variables une par une, jusqu'à ce que la performance du réseau s'effondre. Pour chaque variable $x_i \in x$, nous testons si les performances d'un réseau utilisant $x - x_i$ restent similaires (x_i n'a donc pas une contribution significative à la prédiction de l'inconfort CR10) ou s'effondrent (x_i est essentielle pour prédire correctement l'inconfort resenti). Ce test est effectué pour toutes les variables x_i pour identifier celle (que nous appelons x_m) qui fait le moins changer la performance du réseau. Ainsi, nous obtenons un nouvel ensemble de variables $x - x_m$ de dimension $45 - 1 = 44$. À chaque étape du processus de réduction, le réseau de neurones est entraîné et testé sur le sous ensemble. Cette opération est répétée en partant à chaque fois du nouveau sous ensemble, jusqu'à ne plus être capable de supprimer une variable sans détériorer les performances du réseau de neurones. Comme la taille de x diminue à chaque étape, le réseau de neurones utilisé est configuré à nouveau à chaque étape du processus de réduction, afin de trouver le réseau de neurones produisant les meilleurs résultats à partir du nouveau sous-ensemble. Il s'agit d'utiliser le critère de la pente la plus forte, permettant d'arrêter le processus itératif et choisir l'ensemble de variables de fin.

6.2.6 Processus de Validation

Nous testons la robustesse du modèle en présentant une analyse de biais de la variance, qui permet d'estimer la capacité du réseau et la comparer avec la performance humaine via le biais et à la généraliser par l'intermédiaire de la variance [**Friedman** 1997] [**Rodriguez et al.** 2010]. Une autre validation à l'aide de la méthode "Validation croisée d'un contre tous" [**Wong** 2015], qui consiste à supprimer de l'apprentissage les données d'un sujet et de tester sur le reste des données. Cette validation permet d'évaluer la capacité du modèle à se généraliser sur de nouveaux types de variables ou de tâches et tester la possibilité d'un sur-apprentissage (en d'autres termes on évalue sa robustesse). Les méthodes sont expliquées en détails dans le chapitre précédent dans la section 5.2.3.

6.3 Résultats

6.3.1 Choix des couples articulaires

En utilisant les valeurs Max de la littérature et Max de l'expérimentation, nous obtenons un % représentant les niveaux de sollicitations. Ces résultats sont présentés dans le tableau 6.4.

Table 6.4 – % des couples articulaires obtenus expérimentalement par rapport aux couples Max de la littérature.

Mouvement	% du couple Max Expérimentation/ couple Max littérature		
	Femme	Homme	Total
$\text{Couples}_{\text{Flexion épaule}}$	36.3029801	34.554284	35.4286321
$\text{Couples}_{\text{Élévation gleno-humérale}}$	32.48	31.13	31.805
$\text{Couples}_{\text{Extension tronc}}$	22.06	22.51	22.285
$\text{Couples}_{\text{Flexion poignet}}$	22.25	20.9901663	21.6200832
$\text{Couples}_{\text{Extension poignet}}$	10.597	10.313956	10.455478
$\text{Couples}_{\text{Flexion coude}}$	9.1448169	10.7328605	9.9388387
$\text{Couples}_{\text{Extension genou droit}}$	8.8402565	6.63135831	7.73580741
$\text{Couples}_{\text{Extension genou gauche}}$	6.01430906	4.80879751	5.41155329
$\text{Couples}_{\text{Rotation axiale coté Dominant tronc}}$	6.20962618	4.35555077	5.332588
$\text{Couples}_{\text{Rotation gleno-humérale}}$	4.80392978	4.21838288	4.51115633
$\text{Couples}_{\text{Flexion hanche gauche}}$	4.85439588	4.1021572	4.47827654
$\text{Couples}_{\text{Flexion hanche droite}}$	4.798	3.85	4.324
$\text{Couples}_{\text{Déviation radiale poignet}}$	4.25	4.21	4.23
$\text{Couples}_{\text{Extension épaule}}$	4.16878219	4.21838288	4.18358254
$\text{Couples}_{\text{Pronation coude}}$	4.213	4.13809524	4.17554762
$\text{Couples}_{\text{Supination coude}}$	4.016	4.168	4.088
$\text{Couples}_{\text{Extension hanche gauche}}$	4.41602198	2.69282128	3.55442163
$\text{Couples}_{\text{Extension hanche droite}}$	3.2463991	3.84532528	3.54586219
$\text{Couples}_{\text{Extension coude}}$	3.92778331	1.79842109	2.8631022
$\text{Couples}_{\text{Flexion tronc}}$	2.8	2.72	2.76
$\text{Couples}_{\text{Déviation ulnaire poignet}}$	1.89	3.002	2.446
$\text{Couples}_{\text{Adduction hanche gauche}}$	1.4263911	1.23998897	1.33319004
$\text{Couples}_{\text{Flexion latérale coté Dominant tronc}}$	1.70718622	0.8782953	1.29274076
$\text{Couples}_{\text{Adduction hanche droite}}$	1.09339168	1.27209842	1.18274505
$\text{Couples}_{\text{Adduction hanche gauche}}$	1.10609036	1.23801804	1.1720542
$\text{Couples}_{\text{Abduction hanche droite}}$	0.94243579	1.07687456	1.0096551
$\text{Couples}_{\text{Rotation axiale gauche tronc}}$	0.23830695	1.14019253	0.58924974
$\text{Couples}_{\text{Flexion latérale gauche tronc}}$	0.31139484	0.77530423	0.54334954

Les résultats montrent que la flexion de l'épaule et l'élévation gleno-humérale(GH)

sont les degrés de liberté les plus impactés avec un pourcentage de 35.42%, 31.80% de la valeur Max de la littérature, respectivement, suivi par le tronc avec 22.85%. Ces résultats permettent de comprendre la contribution de chaque partie du corps lors de la réalisation de l'action de prise/dépose avec des paramètres de temps de maintien et de charges manipulées qui varient. Comme présenté dans la partie 6.2.3, une approche en utilisant un réseau de neurones sert à définir le seuil à partir duquel les couples articulaires sont retenus. Les résultats sont présentés dans le tableau 6.4 avec les deux normalisations proposées.

Sur la figure 6.2, nous présentons les résultats du tableau 6.4 de chaque type de normalisation. Les corrélations obtenues sont présentées pour chaque couple articulaire et chaque type de normalisation. La corrélation pour le modèle minimal à six variables est également présentée permettant de définir le seuil pour les variables retenues.

Table 6.5 – Résultats de l'apprentissage par les réseaux de neurones. Dans le tableau, une présentation des coefficients de corrélations obtenus pour les différentes étapes. À chaque étape, un couple articulaire représenté par ses trois variables associées (Moyenne, RS et Max) est ajouté aux six variables du modèle précédent. Chaque ligne du tableau présente les résultats d'apprentissage d'un modèle comprenant les six variables du modèle précédent et les trois variables du couple articulaire donné.

Mouvement	Coefficient de corrélation du réseau	
	Corrélation Expérimentation	Corrélation Littérature
$\text{Couples}_{\text{Flexion épaule}}$	0.791	0.793
$\text{Couples}_{\text{Élévation gleno-humérale}}$	0.792	0.784
$\text{Couples}_{\text{Extension tronc}}$	0.783	0.783
$\text{Couples}_{\text{Flexion poignet}}$	0.776	0.776
$\text{Couples}_{\text{Extension poignet}}$	0,775	0.773
$\text{Couples}_{\text{Flexion coude}}$	0.776	0.777
$\text{Couples}_{\text{Extension genou droit}}$	0.774	0.774
$\text{Couples}_{\text{Extension genou gauche}}$	0.774	0.774
$\text{Couples}_{\text{Rotation axiale coté Dominant tronc}}$	0.773	0.769
$\text{Couples}_{\text{Rotation, gleno-humérale}}$	0.766	0,768
$\text{Couples}_{\text{Flexion hanche gauche}}$	0.772	0.764
$\text{Couples}_{\text{Flexion hanche droite}}$	0.77	0.766
$\text{Couples}_{\text{Déviation radiale poignet}}$	0.769	0.761
$\text{Couples}_{\text{Extension épaule}}$	0.757	0.76
$\text{Couples}_{\text{Pronation coude}}$	0.755	0.761
$\text{Couples}_{\text{Supination coude}}$	0.755	0.761
$\text{Couples}_{\text{Extension hanche gauche}}$	0.753	0.759
$\text{Couples}_{\text{Extension hanche droite}}$	0.752	0.756
$\text{Couples}_{\text{Extension coude}}$	0.755	0.754
$\text{Couples}_{\text{Flexion tronc}}$	0.752	0.753
$\text{Couples}_{\text{Déviation ulnaire poignet}}$	0.755	0.755
$\text{Couples}_{\text{Adduction hanche gauche}}$	0.749	0.746
$\text{Couples}_{\text{Flexion latérale coté Dominant tronc}}$	0.744	0.745
$\text{Couples}_{\text{Adduction hanche droite}}$	0.743	0.744
$\text{Couples}_{\text{Adduction hanche gauche}}$	0.74	0.743
$\text{Couples}_{\text{Abduction hanche droite}}$	0.745	0.74
$\text{Couples}_{\text{Rotation axiale gauche tronc}}$	0.743	0.741
$\text{Couples}_{\text{Flexion latérale gauche tronc}}$	0.74	0.74

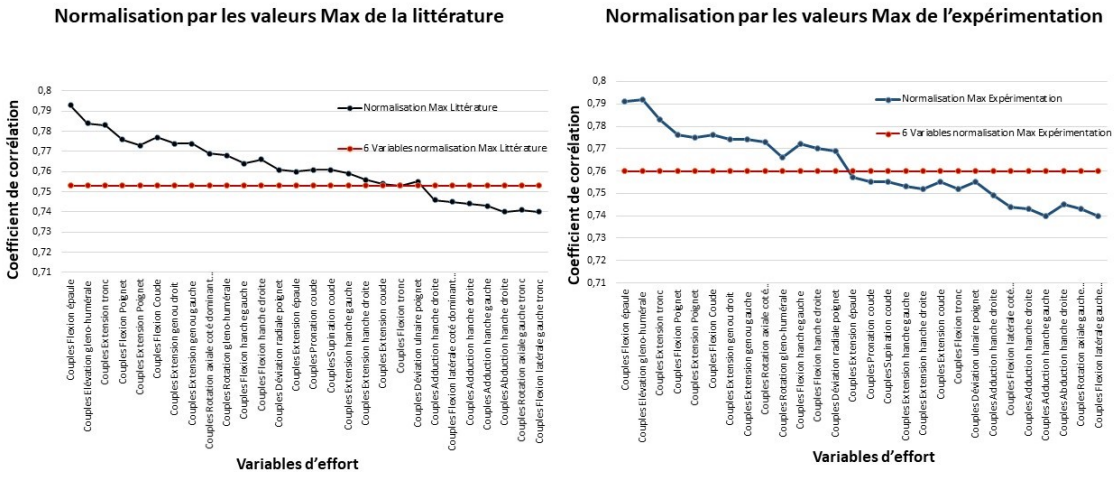


FIGURE 6.2 – Présentation des coefficients de corrélation pour chaque couple articulaire pour chaque type de normalisation et la corrélation pour les six variables prédéfinies permettant ainsi de définir le seuil pour choisir les couples articulaires pertinents

Les variables retenues sont celles dont le coefficient de corrélation dépasse la valeur de corrélation définie par le modèle à six variables, c'est-à-dire, la valeur du seuil est égale à 0.753 pour la normalisation avec les valeurs de la littérature et 0.760 pour la normalisation avec les valeurs de l'expérimentation. Le seuil à partir duquel les variables sont retenues pour une normalisation avec les valeurs Max des couples articulaires de la littérature est 4.08% tandis que le seuil pour une normalisation avec les valeurs Max de couples articulaires de l'expérimentation est défini à 4.23%. De ce fait, la méthode de normalisation par les valeurs maximales de l'expérimentation est retenue, permettant ainsi de définir le nombre de variables en entrée.

6.3.2 Résultat du modèle de réseau de neurones final

45 variables d'entrées sont exploitées pour construire le modèle final réparties comme suit : 6 variables prédéfinies de posture, paramètres de l'action et anthropométrie avec 13 couples articulaires x 3 variables représentatives pour chacun (Moyenne, RS, Max) = 39 variables de couples articulaires. Les variables d'entrée sont réparties comme suit 6.2, 6.3.

En utilisant les 45 variables d'entrée, le réseau de neurones permettant d'avoir la meilleure performance présente une corrélation de R45=0.834 pour l'ensemble des données d'apprentissage et de R45=0.754 pour l'ensemble des variables de test.

6.3.3 Résultats du processus de réduction de variables

Une fois l'étape d'apprentissage et de test du réseau de neurones à 45 variables achevée, nous procédons à la réduction du nombre de variables d'une manière itérative. Pour chaque sous-ensemble de variables, nous calculons la corrélation R_i et la $RMSE_i$ correspondantes, avec $i < 45$. Les résultats sont présentés dans le tableau 6.6. n_i représente le nombre de neurones de la couche d'entrée, n_{h1} et n_{h2} correspondent au nombre de neurones de la première et deuxième couches intermédiaires respectivement. Le nombre de neurones de la couche de sortie est toujours égal à 1. La valeur de la corrélation entre l'inconfort prédit et l'inconfort reporté expérimentalement oscille entre 0.752 et 0.790 pour les différentes étapes du processus de réduction, mais décroît soudainement jusqu'à atteindre les valeurs de 0.739 et 0.709 pour les étapes à 8 et 7 variables. Les différentes étapes de réduction sont résumées dans le tableau 6.6.

Table 6.6 – Partie.1 : Réduction des variables d'entrée, en commençant par l'ensemble de données à 45 variables. R_{train}, R_{test} représentent la corrélation lors du test de l'ensemble de données d'apprentissage ou de test respectivement. De même, $RMSE_{train}$ et $RMSE_{test}$ représentent la RMSE lors du test des ensembles de données d'apprentissage et de test respectivement. n_i, n_h1 et n_h2 représentent le nombre de neurones dans les couches d'entrée et les deux cachées respectivement. Chaque ligne indique la variable qui est écartée du sous-ensemble précédent.

Variables	R_{train}	R_{test}	$RMSE_{train}$	$RMSE_{test}$	n_i	n_h1	n_h2
45 Variables	0.834	0.754	1.125	1.156	45	15	3
44- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche droite RS}}$	0.846	0.757	1.126	1.158	44	15	3
43- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion épaule Max}}$	0.828	0.757	1.126	1.16	43	15	3
42- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension tronc Max}}$	0.837	0.773	1.14	1.16	42	15	3
41- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion poignet Moyen}}$	0.836	0.773	1.141	1.16	41	15	3
40- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion coude Max}}$	0.834	0.774	1.14	1.161	40	15	3
39- Sans $\text{Couple}_{\text{Élévation gleno-humérale Moyen}}$	0.832	0.774	1.14	1.159	39	15	3
38- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche gauche RS}}$	0.847	0.771	1.138	1.157	38	14	3
37- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche droite Moyen}}$	0.847	0.771	1.13	1.157	37	14	3
36- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension genou droit Moyen}}$	0.848	0.771	1.135	1.157	36	14	3
35- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension genou gauche Max}}$	0.846	0.77	1.13	1.156	35	14	3
34- Sans $\text{Couple}_{\text{Élévation gleno-humérale RS}}$	0.845	0.771	1.121	1.193	34	14	3
33- Sans $\text{Couple}_{\text{Déviation radiale poignet Moyen}}$	0.833	0.78	1.168	1.152	33	14	3
32- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche droite Max}}$	0.856	0.767	1.116	1.157	32	13	3
31- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion coude RS}}$	0.854	0.779	1.116	1.153	31	12	3
30- Sans $\text{Couple}_{\text{Rotation latérale coté Dominant RS}}$	0.855	0.778	1.116	1.152	30	12	3
29- Sans $\text{Couple}_{\text{Rotation latérale coté Dominant Max}}$	0.845	0.776	1.141	1.175	29	11	3
28- Sans $\text{Couple}_{\text{Déviation radiale poignet RS}}$	0.842	0.776	1.14	1.758	28	11	3
27- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche gauche Moyen}}$	0.818	0.753	1.171	1.159	27	11	2

Variables	R_{train}	R_{test}	$RMSE_{train}$	$RMSE_{test}$	n_i	n_h1	n_h2
26- Sans $\text{Couple}_{\text{Rotation gleno}-\text{humérale Max}}$	0.797	0.765	1.161	1.135	26	10	2
25- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion poignet RS}}$	0.791	0.76	1.162	1.136	25	10	2
24- Sans $\text{Couple}_{\text{Rotation latérale coté Dominant tronc Moyen}}$	0.79	0.755	1.166	1.139	24	10	2
23- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension genou gauche Moyen}}$	0.772	0.769	1.142	1.159	23	10	2
22- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension poignet Moyen}}$	0.786	0.753	1.14	1.156	22	10	2
21- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension poignet RS}}$	0.786	0.752	1.139	1.154	21	10	2
20- Sans $\text{Couple}_{\text{Rotation gleno}-\text{humérale Moyen}}$	0.781	0.753	1.145	1.16	20	10	2
19- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension genou droit Max}}$	0.815	0.778	1.13	1.16	19	9	2
18- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension tronc RS}}$	0.814	0.778	1.13	1.159	18	9	2
17- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion épaule,RS}}$	0.813	0.779	1.129	1.58	17	9	2
16- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion coude Moyen}}$	0.807	0.783	1.132	1.51	16	9	2
15- Sans $\text{Couple}_{\text{Élévation gleno}-\text{humérale Max}}$	0.806	0.783	1.131	1.5	15	9	2
14- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche gauche Max}}$	0.816	0.768	1.129	1.155	14	9	2
13- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion poignet Max}}$	0.814	0.756	1.15	1.148	13	9	2
12- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension genou gauche RS}}$	0.809	0.783	1.151	1.173	12	9	2
11- $Sans\ Couple_{Extension\ genou\ droit\ RS}$	0.8	0.78	1.138	1.114	11	9	2
10- Sans $\text{Couple}_{\text{Extension poignet Max}}$	0.79	0.77	1.15	1.147	10	8	1
9- Sans $\text{Couple}_{\text{Déviation radiale poignet Max}}$	0.803	0.79	1.142	1.186	9	8	1
8- Sans $\text{Couple}_{\text{Flexion épaule Moyen}}$	0.773	0.739	1.55	1.17	8	8	1
7- Sans $\text{Couple}_{\text{Élévation gleno}-\text{humérale RS}}$	0.765	0.709	1.9	1.18	7	8	1

Le processus itératif démontre que seulement 9 variables d'entrée sont capable d'estimer correctement l'inconfort ressenti. Ces variables sont, $\text{REBA}_{\text{Moyenne}}$ et $\text{REBA}_{\text{Intégrale}}$ pour les scores posturaux, la taille et la masse corporelle du sujet pour les paramètres anthropométriques, la position finale et la charge manipulée pour les paramètres de l'action ainsi que $\text{Couple}_{\text{Flexion épaule Moyen}}$, $\text{Couple}_{\text{Extension tronc Moyen}}$ et $\text{Couple}_{\text{Élévation gleno-humérale RS}}$ pour les variables d'effort. Le sous ensemble retenu pour cette étude, présente une corrélation de $\text{R}_{\text{Test}} = 0.790$ et $\text{RMSE}_{\text{Test}} = 1.186$, $\text{R}_{\text{Train}} = 0.803$ $\text{RMSE}_{\text{Train}} = 1.142$. Ce modèle est composé de 8 neurones sur la première couche intermédiaire et 1 neurone sur la deuxième.

La Validation croisée d'un contre tous conduit à un coefficient de corrélation égal à 0.701 et RMSE=1.262 pour le modèle à 45 variables. Le coefficient de corrélation est égal 0.731 à et RMSE=1.157 pour le modèle minimal final à 9 variables.

6.4 Discussion

L'objectif de cette étude est d'améliorer la performance du réseau de neurones en ajoutant des variables d'effort. Nous constatons que les efforts (couples articulaires) contribuent principalement aux postures maintenues, qui sont plus au moins confortables et qui sont estimés par le biais des scores posturaux d'où l'absence de l'amélioration de la prédiction de l'inconfort ressenti. Des résultats des études antérieures montrent l'impact d'une charge lourde sur l'inconfort ressenti [**Li et al.** 2009]. Cependant, l'impact d'une charge faible sur l'inconfort était une piste à explorer. Nous constatons que malgré l'augmentation de la charge, cette dernière reste faible pour générer des efforts significativement plus importants que ceux générés par le maintien de posture.

La première discussion dans cette étude est autour du choix de la méthode de normalisation, qui permet d'obtenir une performance meilleure pour le réseau de neurones étant donné que c'est une étape cruciale lors de la modélisation
[**Jayalakshmi et Santhakumaran** 2011].
Nous choisissons de travailler avec le même modèle de réseau que dans le chapitre précédent, un réseau de neurones artificiels multicouches entièrement connecté pour modéliser les différentes interactions entre les variables étudiées. La différence entre les performances des modèles issus de chaque type de normalisation n'est pas significative. Le choix établi s'est basé sur le nombre le moins important de variables représentatives des couples articulaires retenues. Ce choix peut être discuté et établi vu le nombre limité des essais

expérimentaux en notre possession.

Une autre contribution rapportée par cette étude, c'est le choix de seuil à partir duquel il faut retenir les variables des couples articulaires à inclure dans le réseau de neurones.

Par exemple, la norme ISO 11228-3 [**ISO-1128-3** 2007], qui est également inspirée par l'indice OCRA, définit le seuil de 5% de la contraction maximale volontaire (MVC) comme valeur seuil à partir de laquelle le sujet court un risque. La valeur de ce seuil est discutable par rapport à la nature de l'action réalisée et les conditions expérimentales telles que la charge manipulée, les positions de prise/dépose.

De ce fait, nous choisissons d'explorer les performances du réseau de neurones afin de pouvoir définir le seuil à partir duquel les couples articulaires sont retenues. Ce dernier est fixé à 4.23% de la valeur Max de l'expérimentation tout en respectant le genre des participants. Les résultats montrent qu'avec 45 variables, le réseau de neurones permet d'estimer l'inconfort avec une RMSE=1.156 sur l'ensemble de test, alors que l'écart observé du score CR10 ressenti pour tous les sujets est de $\tau_{\mathrm{h}} = 1.962$. Ce qui signifie que la méthode évaluée permet d'avoir une variabilité similaire à celle générée par l'auto-évaluation de l'inconfort réalisée par les sujets.

La réduction de variables permet d'avoir l'ensemble minimal de variables pertinentes représentatives de la relation complexe entre ces différentes variables et de bien estimer l'inconfort ressenti. Le processus itératif visant à éliminer une variable démontre que seulement 9 variables d'entrée sont capables d'estimer correctement l'inconfort ressenti. Ces variables sont, $\mathrm{REBA}_{\mathrm{Moyenne}}$ et $\mathrm{REBA}_{\mathrm{Intégrale}}$ pour les scores posturaux, la taille et la masse corporelle du sujet pour les paramètres anthropométriques, la position finale et la charge manipulée pour les paramètres de l'action ainsi que $\mathrm{Couple}_{\mathrm{Flexion\,épaule\,Moyen}}$, $\mathrm{Couple}_{\mathrm{Extension\,tronc\,Moyen}}$ et $\mathrm{Couple}_{\mathrm{Élévation\,gleno-humérale\,RS}}$ pour les variables d'effort. Vu le temps de calcul des couples articulaires et le traitement long d'un grand nombre de données, nous constatons que l'apport des couples articulaires pour une tâche prise/dépose est peu significatif pour une charge variant de 0kg à 3kg. Les couples articulaires ne rapportent pas de d'information suffisante pour améliorer les performances de ce réseau. Les tâches de prise/dépose d'objet de poids modéré sont courantes dans la manutention industrielle. Pour ce type de tâche, la majorité des efforts réalisés par l'opérateur (et donc des couples articulaires qu'il génère) provient de son maintien postural et de son mouvement, et non du port de charge. Ceci explique que les couples articulaires n'aient que marginalement impacté la performance du réseau de neurones. Les résultats montrent qu'il est possible de se contenter du modèle proposé dans le chapitre précédent en se basant sur les score

posturaux, données de l'anthropométrie et paramètres de l'actio pour estimer l'inconfort ressenti CR10. Un résultat connexe à cette étude réside néanmoins dans l'établissement des trois degrés de liberté les plus sollicités lors de ces tâches de prise dépose, à savoir la flexion et l'élévation gléno-humérale , et la flexion du tronc.

Contraint par les limitations pratiques du protocole expérimental, nous étions obligés de continuer à explorer cette interaction à l'aide d'un réseau de neurones peu profond vu le nombre limité de données disponibles pour l'apprentissage. Dans le protocole expérimental proposé, le sujet devait répéter 135 tâches de prise/dépose dans un temps d'une heure et demie. Le protocole a été testé dans des expériences préliminaires afin d'estimer le nombre de pauses, ainsi que les masses et les temps de maintien maximaux, qui seraient nécessaires pour éviter les effets de fatigue dans la notation. En raison de cette limitation du protocole expérimental, il n'est pas possible de tester des charges plus lourdes ou des temps de maintien plus longs.

Dans des travaux futurs, il est pertinent de modifier les charges manipulées et de varier le temps de maintien permettant ainsi de clarifier l'impact du facteur de l'effort sur ce type de relation. Il est également important d'explorer cette modélisation sur d'autres types de tâches plus sollicitantes sur le plan musculaire. La charge cognitive peut également interagir avec les facteurs mentionnés, et il peut être pertinent de l'inclure dans l'évaluation. Cette expérimentation est réalisée dans un laboratoire, excluant d'autres facteurs favorisant l'apparition des TMS comme dans le cadre industriel réel, comme par exemple le stress, le bruit ou encore la température ambiante.

6.5 Conclusion

Cette étude a pour objectif d'analyser l'interaction entre les scores posturaux, les données anthropométriques, les paramètres d'action et les variables d'effort pour prédire l'inconfort ressenti et voir si l'ajout des variables correspondant au facteur d'effort permet d'améliorer la performance du réseau de neurones.

Dans un premier temps, nous proposons une méthode permettant de définir le seuil à partir duquel il faut retenir les variables. Comme la charge manipulée lors de la réalisation de l'action est considérée faible ainsi que le temps de maintien, les résultats montrent que la performance du réseau de neurones ne s'améliore pas beaucoup lors de l'ajout des couples articulaires. Vu le temps de traitement et de calcul des couples articulaires, le réseau de neurones précédemment proposé est suffisant pour prédire l'inconfort du sujet

pour ce type de tâche. Ces informations ainsi que le réseau de neurones qui en résulte peuvent offrir de nouveaux outils et de nouvelles approches pour évaluer l'inconfort pour les différentes tâches industrielles. Des travaux futurs permettront de réaliser des expérimentations complémentaires afin de généraliser à un plus grand ensemble de tâches et d'étudier au mieux l'impact de l'effort en variant la charge manipulée. Il est également intéressant d'explorer d'autres approches d'apprentissage comme par exemple les approches basées sur l'apprentissage semi-supervisé.

Chapitre 7

Conclusion et perspectives

Cette thèse s'inscrit dans le cadre d'un projet de réduction des risques de troubles musculo-squelettiques au sein du groupe Faurecia. Les ergonomes constatent une nécessité de mettre en place une nouvelle approche d'analyse des facteurs de risque d'apparition des TMS. Aujourd'hui, l'évaluation mise en place au sein du groupe se limite à l'évaluation de la posture d'une manière continue dans le temps à l'aide de l'outil, AGREPT-V2, une méthode inspirée de RULA.

Ce type d'outil fournit une quantité importante de données difficilement à interpréter par les professionnels de l'ergonomie. Afin de mieux quantifier le risque postural, il est primordial de représenter le score continu par des variables représentatives comme, par exemple, le temps passé à un niveau de risque postural donné. Cependant, se contenter d'évaluer uniquement la posture pourrait causer une sous-estimation du risque ergonomique réel sur le terrain. De ce fait, le passage d'une estimation d'un seul facteur à une analyse multifactorielle des composantes de risque de TMS est susceptible d'améliorer la compréhension des facteurs responsables et de prévenir des TMS.

L'objectif de cette thèse était de contribuer à la prédiction de l'inconfort ressenti par l'opérateur lors de la réalisation des tâches de prise/dépose en fonction des facteurs de risques (biomécaniques, individuels et environnementaux). Un tel critère standard permettrait une évaluation objective dans différents sites géographiques et à différents instants. Il servirait également à résoudre les biais rencontrés lors des évaluations inter et intra-évaluateurs dans des sites différents du groupe.

Durant cette thèse, nous avons abordé la problématique de la prédiction de l'inconfort en utilisant des variables mesurables. Pour atteindre cet objectif, une série d'expérimentations a été menée afin de recueillir des données cinématiques pour des tâches de prise/dépose avec des charges manipulées variables (0kg, 1kg et 3kg), des temps de maintien différents (5 secondes, 10 secondes et 15 secondes) et des configurations posturales diverses. À partir de ces données cinématiques, nous avons pu calculer un score RULA et un score REBA continus dans le temps et estimer des couples articulaires qui permettent

de connaître le niveau de l'effort pour chaque partie du corps. Des variables expliquant les différents scores continus sont proposées comme, par exemple, le temps de maintien dans un niveau de risque donné.

Les travaux antérieurs ont montré la présence d'un lien entre l'inconfort ressenti par l'opérateur lors de la réalisation de son travail et les facteurs de risque. Les auteurs ont tenté de modéliser cette problématique en explorant différentes approches issues des statistiques et de l'apprentissage automatique pour différents types de tâche comme la manutention manuelle, les gestes répétitifs au niveau d'une partie corporelle précisément. Les résultats de ces études étaient prometteurs pour certains et ont échoué à quantifier cette relation pour d'autres. Mais, toutes les études précédentes se contentent d'évaluer la posture à des instants déterminés, ne tenant pas en considération l'évaluation des différentes postures adoptées lors de la réalisation du travail. Malgré l'importance de l'évaluation du temps de cycle lors de l'analyse du travail selon la norme EN 1005-5 [**AFNOR** 2007], ce paramètre est mal exploré lors de l'évaluation des risques biomécaniques principalement l'évaluation posturale de l'ensemble de l'action. De plus, la relation entre l'inconfort et la posture lors de la manipulation de charges lourdes a été mise en évidence pour ce type de tâche. Cependant, cette relation pour des charges faibles était une piste à explorer en plus des éléments précédemment évoqués.

Dans la première étude, nous avons étudié la relation qui peut exister entre l'inconfort et le score RULA continu pour des tâches de prise/dépose avec une charge faible de 1kg. Pour permettre une telle exploration, nous avons utilisé des méthodes linéaires comme l'analyse en composantes principales et l'analyse canonique des corrélations. Les résultats montrent l'absence de corrélation entre les scores posturaux issues du score RULA continu et l'inconfort ressenti par les participants lors de la réalisation de l'action. Nous avons également calculé le coefficient de corrélation intraclasse pour les réponses de l'évaluation de l'inconfort. Ce coefficient permet d'évaluer la ressemblance des réponses des sujets pour les mêmes conditions expérimentales. Nous constatons que les sujets avaient du mal à répondre de la même manière pour la même situation. Cette difficulté rencontrée par les sujets peut être due à la complexité de l'échelle de mesure de l'inconfort. Malgré que l'évaluation posturale était capable de discriminer les niveaux de risques posturaux, l'évaluation de l'inconfort n'était pas en mesure de fournir des données cohérentes. En plus, le temps de maintien dans une posture [**Kee** 2004] n'a pas été pris en considération dans le protocole malgré qu'il impacte fortement l'inconfort.

Un protocole associant des charges plus importantes et un temps de maintien variable

a été proposé pour la deuxième étude, en supposant qu'un tel changement permet d'obtenir une gamme de réponses plus diversifiées. Dans cette deuxième étude, nous avons exploré l'interaction possible entre l'inconfort ressenti, les scores posturaux, les données anthropométriques des sujets et les paramètres de l'action. Un nouveau protocole a été défini à cet effet en faisant varier la charge manipulée (0kg, 1kg, 3kg), le temps de maintien (5 secondes, 10 secondes, 15 secondes) et les configurations posturales possibles, en ajoutant des positions de dépôt latérales. Lors de cette expérimentation, une échelle plus simple a été utilisée pour évaluer l'inconfort.

À l'issue des résultats de la première étude, nous avons décidé d'explorer des approches issues de l'apprentissage automatique pour étudier cette relation. Un réseau de neurones artificiels de type perceptron a été utilisé pour prédire l'inconfort en fonction des variables précédemment citées. Ce type d'approche permet d'éviter de supposer toute interaction potentielle possible entre les variables étudiées. Un nouveau processus itératif de réduction de variables a été proposé lors de cette étude permettant d'avoir un ensemble minimal de variables pertinentes permettant d'estimer d'une manière adéquate.Les résultats obtenus sont promoteurs et la méthode de réduction de variables permet de converger vers une solution optimale. Cette méthode permettait de prédire l'inconfort en utilisant un ensemble minimal de variables.

Dans la troisième étude, nous avons utilisé les données cinématiques obtenues expérimentalement pour estimer des couples articulaires pour les différentes parties corporelles. Les couples articulaires représentent la résultante des forces musculaires à tout instant du mouvement. Une telle donnée permettait d'estimer la puissance mise en œuvre lors de la réalisation de l'action.

Vu le nombre important des couples articulaires et le manque de données expérimentales, il était primordial de trouver une méthode de réduction des couples articulaires. Seulement les couples articulaires impliqués dans la réalisation de l'action vont être introduits dans le modèle final.

La méthode de réduction des couples articulaire repose sur l'ajout des trois variables représentatives du couple articulaire associé comme par exemple : $\text{Couples}_{\text{Flexion hanche}}$ ($\text{Couple}_{\text{Flexion hanche Moyen}}$, $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche RS}}$, $\text{Couple}_{\text{Flexion hanche Max}}$). Les trois variables sont ajoutées au modèle minimal proposé, qui est composé des six variables ; $\text{REBA}_{\text{Moyenne}}$ et $\text{REBA}_{\text{Intégrale}}$ pour les scores posturaux, la taille et la masse corporelle du sujet pour les données anthropométriques, la position finale et la charge manipulée pour les paramètres de l'action.

Un coefficient de corrélation est calculé pour chaque modèle de chaque couple articulaire permettant d'évaluer l'impact du couple donné sur le réseau. Si la corrélation du modèle du couple articulaire est supérieur au modèle minimal alors, le couple associé est sélectionné pour être inclus dans le modèle final incluant des scores posturaux, données anthropométriques, paramètres de l'action et variables d'effort (couples articulaires). Les résultats de cette étude ont permis de définir les parties corporelles les plus sollicitées lors de la réalisation de l'action. Une analyse comparative entre les résultats du modèle minimal et le modèle avec variables d'effort montrent que les couples articulaires ne rapportent pas de l'information suffisante pour améliorer les performances du réseau de neurones. Malgré que ce type de tâche est très commun dans le cadre industriel, la plupart des efforts proviennent du temps de maintien en posture et du mouvement et non de la charge portée. Ce qui explique que les couples articulaires n'aient pas impacté la performance du réseau de neurones. Les résultats montrent qu'il est possible de se contenter du modèle proposé dans la deuxième étude et incluant des variables de posture, anthropométrie et paramètres d'action afin d'estimer l'inconfort ressenti.

Contraint par les limitations pratiques du protocole expérimental, nous étions obligés d'étudier cette relation grâce à un réseau de neurones peu profond vu les données expérimentales limitées. Il est également pertinent de modifier les charges manipulées et de varier le temps de maintien afin de clarifier l'impact du facteur de l'effort sur cette interaction. Il est important aussi de noter que les expérimentations ont été réalisées dans des conditions de laboratoire sans prise en compte des conditions réelles sur le terrain et de la charge cognitive. Il serait également intéressant de tester la validation du modèle développé sur d'autres types de tâches.

L'inconfort est fréquemment étudié en prenant en considération que les facteurs mesurables comme la posture, couples articulaires ou encore la masse corporelle et la taille et les données relatives au poste de travail comme la hauteur et la charge manipulée. Ce phénomène comme présenté dans le Chapitre 2 est multifactoriel. Il peut être impacté par les facteurs individuels liés à l'âge, les antécédents médicaux du sujet. . ..
Les études épidémiologiques constatent que les risques de TMS augmentent nettement avec l'âge, malgré les années d'ancienneté au poste de travail [**Chiron et al.** 2008]. Les facteurs psychosociaux sont liés également à l'inconfort, ils sont liés aux conditions de travail comme l'autonomie qui peut engendrer du stress et de la pression dû à la responsabilité supplémentaire et également le mal-être au travail, l'avenir professionnel perçu comme incertain.

De ce fait, tous ces éléments peuvent accentuer d'une manière directe la perception de l'inconfort. Prenant par exemple un opérateur réalisant une tâche tout en étant dans un état de stress, les forces d'appui et de serrage sont plus importantes, les tensions musculaires augmentent ainsi le temps de récupération devient plus long et donc le risque d'apparition des TMS augmente.

La compréhension de l'inconfort est une piste prometteuse pour la prévention des TMS dans des stades primaires. Cette thèse a exploré l'interaction entre certains facteurs afin de fournir un critère de prédiction de l'inconfort, qui peut être utilisé comme une aide à la décision pour les ergonomes, à concevoir de nouveaux postes de travail et des processus innovants, sur la base de maquettes numériques et des mannequins virtuels, à la première phase de la conception. Ce modèle peut être complété par l'ajout de l'évaluation des facteurs psychosociaux dans les conditions réelles du travail en ajoutant des paramètres quantifiant le stress ou encore en ajustant le modèle par rapport des facteurs individuels et avec tous les facteurs ayant un impact sur l'apparition des TMS.

Dans des travaux futurs, il serait pertinent de varier les conditions expérimentales pour mettre en œuvre l'impact des variables de l'effort sur la prédiction de l'inconfort. Il est également possible de procéder à une évaluation sur terrain en utilisant des systèmes portables comme la Kinect. Les données cinématiques provenant de la Kinect, servent pour prédire des efforts. Il sera également intéressant d'effectuer d'autres études en variant l'action étudiée, ainsi comparer les performances du modèle pour chaque type de tâche industrielle.

Annexes

Valorisation scientifique

Articles internationaux dans des revues indexées

O.Haj-Mahmoud, C.Pontonnier, G.Dumont, S.Poliet F.Multon, « Aneural networks approach to determine factors associated with self-reported dis-comfort in picking tasks »,Human Factors : The Journal of the Human Factors andErgonomics Society, 2021. doi :https ://doi.org/10.1177/00187208211047640.

Congrès internationaux

O.Haj-Mahmoud, C.Pontonnier, G.Dumont, S.Poliet F.Multon,« Posture Assessment and Subjective Scale Agreement in Picking Tasks with LowMasses », in Advances in Intelligent Systems and Computing, Springer Internatio-nal Publishing, 2020, p. 32-38. doi :10.1007/978-3-030-51549-2-5.112

Communications orales

O.Haj-Mahmoud,« Posture Assessment and Subjective Scale Agreement in Picking Tasks with LowMasses », Applied Human Factors and Ergonomics 2020.

O.Haj-Mahmoud, Présentation des résultats de la première partie de la thèse lors de l'atelier annuel de Faurecia en Allemagne 2019.

La feuille de calcul de la méthode RULA

La méthode Rapid Upper Limb Assessement proposée par [**McAtamney et Corlett** 1993] est une méthode d'observation permettant d'évaluer le risque postural en se basant sur des angles articulaires. La méthode est basée sur l'estimation des angles articulaires du haut du corps, principalement du tronc, de la nuque, de l'épaule, du coude et du poignet. Pour chaque angle articulaire, un score est associé selon les scores de références prédéfinis. Par exemple, le score du bras varie de 1 à 4 dans le cas où la flexion de l'épaule est entre [-20° ; 20°], <-20 °soit entre [20 ° ; 45 °], entre [45 ° ; 90 °], ou > 90 °respectivement. Une fois les différents scores du haut du corps sont obtenus. Un ajustement est effectué, ce paramètre définit l'activité musculaire, si la posture est maintenue en statique pendant plus de 10min ou si l'action se répète plus de 4 fois/min. Quant au score de l'effort, il s'agit d'attribuer un score variant de 0 à (+3) selon la charge manipulée.

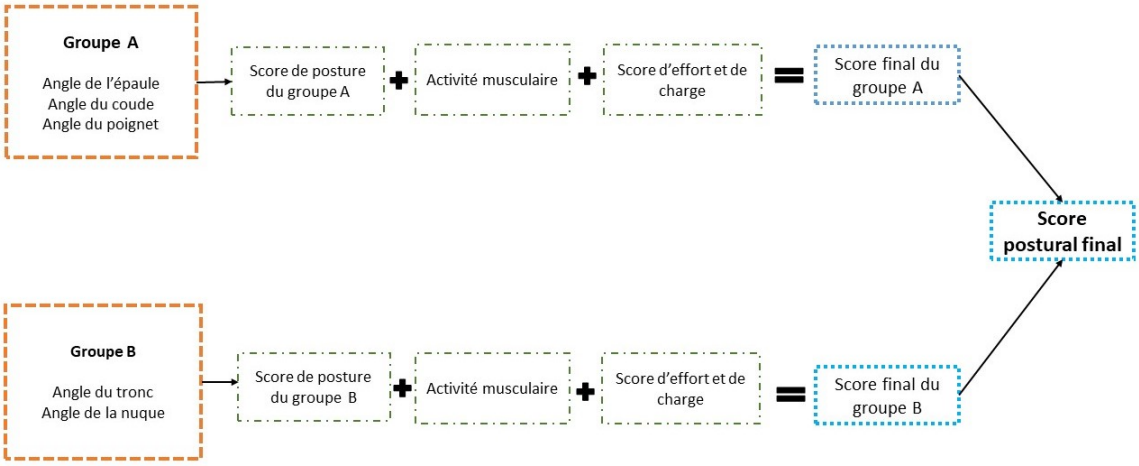


FIGURE 7.1 – Déroulement de l'évaluation posturale par la méthode RULA. Ce schéma est inspiré du schéma proposé par (nawo-solution.com)

Une fois le score final du groupe A et du groupe B sont calculés selon les tables A et B de la fiche RULA présenté dans la figure 7.2.

Un score RULA final est calculé selon le tableau C. Ce score final indique le niveau de risque postural pour une tâche professionnelle évaluée. Le score varie de 1 à 7. Cette cotation permet de définir les quatre niveaux d'intervention(de posture "acceptable" à "Risque postural fort, une amélioration immédiate est nécessaire"). La démarche de cotation est résumé dans la figure 7.1.

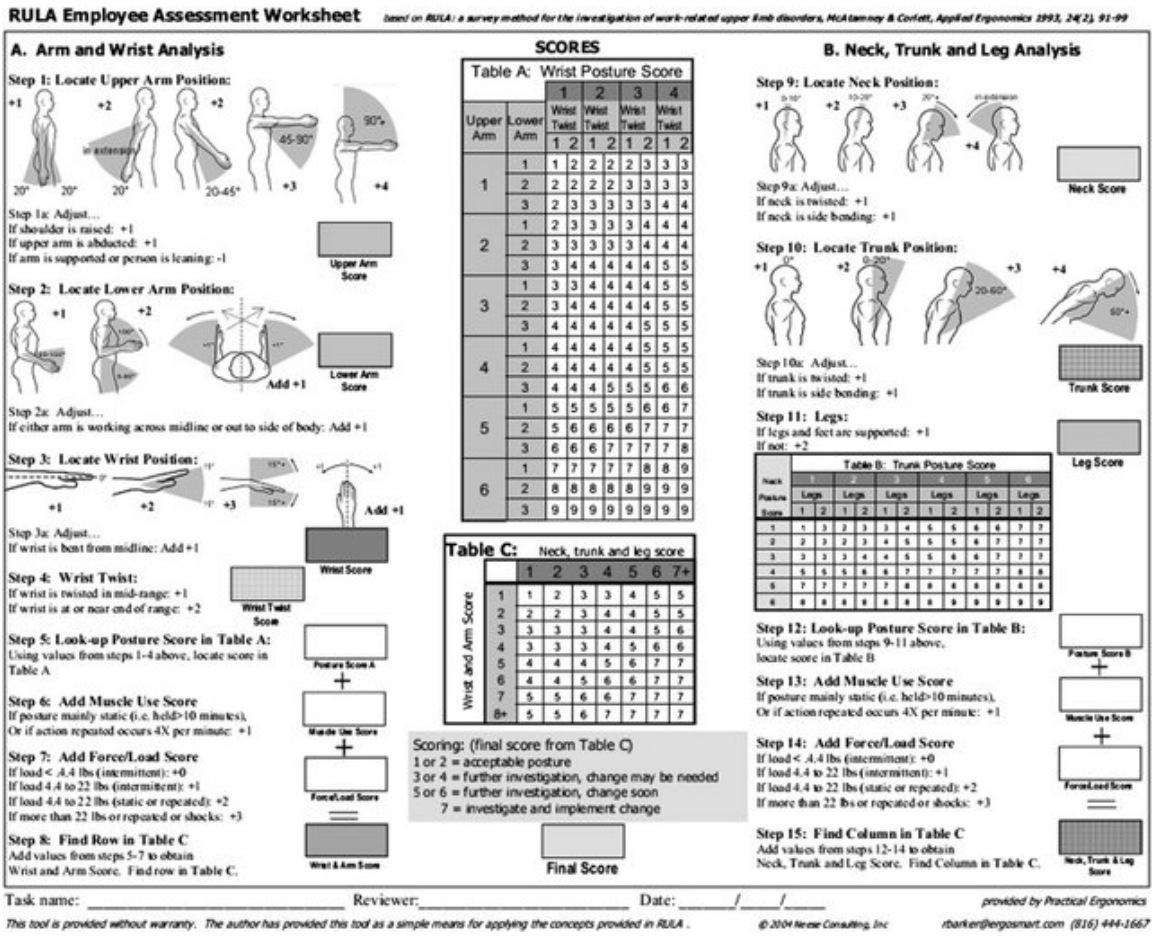
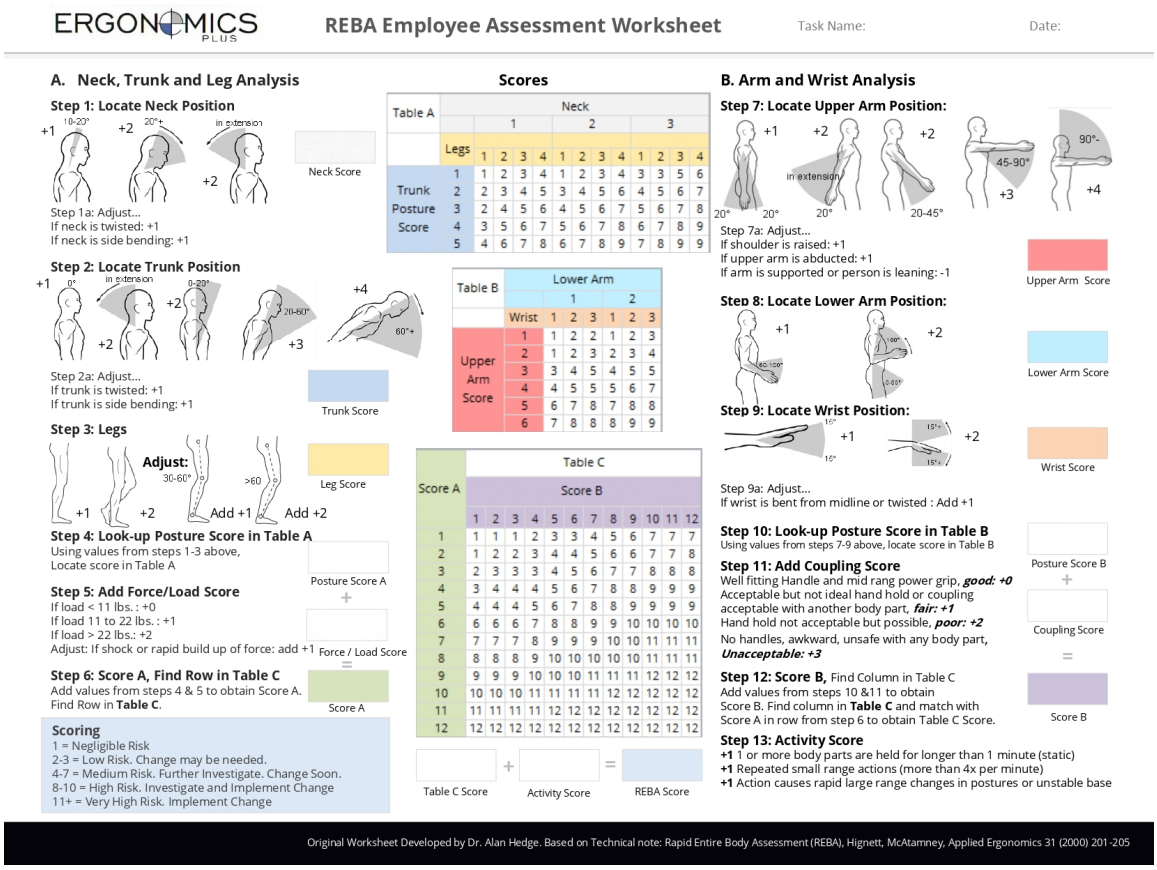


FIGURE 7.2 – Exemple de feuille de calcul de la méthode de RULA, issue de [**Vignais et al.** 2013]

La feuille de calcul de la méthode REBA

La méthode Rapid Entire Body Assessment proposée par [**Hignett et McAtamney** 2000] est une méthode permettant d'évaluer les risques posturaux pour le tronc, la nuque, les épaules, les coudes, les poignets, les genoux. La méthode REBA ressemble à celle de RULA dans la manière de cotation et fournit des scores posturaux variant de 1, si le niveau de risque est négligeable, à 15 si le risque est très élevé. Un exemple de fiche de cotation de la méthode REBA est présenté dans la figure 7.3.



ERGONOMICS PLUS

REBA Employee Assessment Worksheet

Task Name: Date:

A. Neck, Trunk and Leg Analysis

Step 1: Locate Neck Position

+1 10-20° +2 20°+ +2 in extension

Step 1a: Adjust...
If neck is twisted: +1
If neck is side bending: +1

Neck Score

Step 2: Locate Trunk Position

+1 0° +2 in extension +2 0-20° +3 20-60° +4 60°+

Step 2a: Adjust...
If trunk is twisted: +1
If trunk is side bending: +1

Trunk Score

Step 3: Legs

+1 +2 Adjust: 30-60° Add +1 >60 Add +2

Leg Score

Step 4: Look-up Posture Score in Table A
Using values from steps 1-3 above,
Locate score in Table A

Posture Score A

+

Step 5: Add Force/Load Score
If load < 11 lbs. : +0
If load 11 to 22 lbs. : +1
If load > 22 lbs.: +2
Adjust: If shock or rapid build up of force: add +1

Force / Load Score

=

Step 6: Score A, Find Row in Table C
Add values from steps 4 & 5 to obtain Score A.
Find Row in **Table C**.

Score A

Scoring
1 = Negligible Risk
2-3 = Low Risk. Change may be needed.
4-7 = Medium Risk. Further Investigate. Change Soon.
8-10 = High Risk. Investigate and Implement Change
11+ = Very High Risk. Implement Change

Scores

Table A		Neck											
		1				2				3			
	Legs	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
Trunk Posture Score	1	1	2	3	4	1	2	3	4	3	3	5	6
	2	2	3	4	5	3	4	5	6	4	5	6	7
	3	2	4	5	6	4	5	6	7	5	6	7	8
	4	3	5	6	7	5	6	7	8	6	7	8	9
	5	4	6	7	8	6	7	8	9	7	8	9	9

Table B		Lower Arm				
		1			2	
	Wrist	1	2	3	1	2	3
Upper Arm Score	1	1	2	2	1	2	3
	2	1	2	3	2	3	4
	3	3	4	5	4	5	5
	4	4	5	5	5	6	7
	5	6	7	8	7	8	8
	6	7	8	8	8	9	9

Table C											
Score A	Score B										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	1	1	1	2	3	3	4	5	6	7	7	7
2	1	2	2	3	4	4	5	6	6	7	7	8
3	2	3	3	3	4	5	6	7	7	8	8	8
4	3	4	4	4	5	6	7	8	8	9	9	9
5	4	4	4	5	6	7	8	8	9	9	9	9
6	6	6	6	7	8	8	9	9	10	10	10	10
7	7	7	7	8	9	9	9	10	10	11	11	11
8	8	8	8	9	10	10	10	10	10	11	11	11
9	9	9	9	10	10	10	11	11	11	12	12	12
10	10	10	10	11	11	11	11	12	12	12	12	12
11	11	11	11	11	12	12	12	12	12	12	12	12
12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12	12

Table C Score + Activity Score = REBA Score

B. Arm and Wrist Analysis

Step 7: Locate Upper Arm Position:

+1 20° 20° +2 in extension 20° +2 20-45° 45-90° +3 90°- +4

Step 7a: Adjust...
If shoulder is raised: +1
If upper arm is abducted: +1
If arm is supported or person is leaning: -1

Upper Arm Score

Step 8: Locate Lower Arm Position:

+1 60-100° +2 >100° <60°

Lower Arm Score

Step 9: Locate Wrist Position:

15° +1 15° 15°+ +2 15°+

Step 9a: Adjust...
If wrist is bent from midline or twisted : Add +1

Wrist Score

Step 10: Look-up Posture Score in Table B
Using values from steps 7-9 above, locate score in Table B

Posture Score B

+

Step 11: Add Coupling Score
Well fitting Handle and mid rang power grip, ***good: +0***
Acceptable but not ideal hand hold or coupling acceptable with another body part, ***fair: +1***
Hand hold not acceptable but possible, ***poor: +2***
No handles, awkward, unsafe with any body part, ***Unacceptable: +3***

Coupling Score

=

Step 12: Score B, Find Column in Table C
Add values from steps 10 &11 to obtain Score B. Find column in **Table C** and match with Score A in row from step 6 to obtain Table C Score.

Score B

Step 13: Activity Score
+1 1 or more body parts are held for longer than 1 minute (static)
+1 Repeated small range actions (more than 4x per minute)
+1 Action causes rapid large range changes in postures or unstable base

Original Worksheet Developed by Dr. Alan Hedge. Based on Technical note: Rapid Entire Body Assessment (REBA), Hignett, McAtamney, Applied Ergonomics 31 (2000) 201-205

FIGURE 7.3 – Exemple de feuille de calcul de la méthode de REBA. Source (ergo-plus.com)

Bibliographie

AFNOR (2007), « Norme-NF-EN1005-5. Performance physique humaine. Partie 5 : Appréciation du risque relatif à la manipulation répétitive à fréquence élevée », in.

— (2008), « Sécurité des machines - Performance physique humaine - Partie 4 : Évaluation des postures et mouvements lors du travail en relation avec les machines », in.

Aguinaldo, A L. et al. (2007), « Effects of Upper Trunk Rotation on Shoulder Joint Torque among Baseball Pitchers of Various Level », in : *Journal of Applied Biomechanics* 23.1, p. 42-51, doi : 10.1123/jab.23.1.42.

Ahlgren, C et al. (2012), « Gender analysis of musculoskeletal disorders and emotional exhaustion : interactive effects from physical and psychosocial work exposures and engagement in domestic work », in : *Ergonomics* 55.2, p. 212-228, doi : 10.1080/00140139.2011.646319.

Alwosheel, A et al. (2018), « Is your dataset big enough ? Sample size requirements when using artificial neural networks for discrete choice analysis », in : *Journal of Choice Modelling* 28, p. 167-182, issn : 1755-5345, doi : 10.1016/j.jocm.2018.07.002.

Ameli (2019), *Les TMS : définition et impact*, https://www.ameli.fr/entreprise/sante-travail/risques/troubles-musculosquelettiques-tms/tms-definition-impact.

Ando, S et al. (2000), « Associations of self estimated workloads with musculoskeletal symptoms among hospital nurses », in : *Occupational and Environmental Medicine* 57.3, p. 211-211, doi : 10.1136/oem.57.3.211.

Andreoni, Giuseppe et al. (2009), « Method for Movement and Gesture Assessment (MMGA) in Ergonomics », in : *Digital Human Modeling*, sous la dir. **de Vincent G. Duffy**, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 591-598, isbn : 978-3-642-02809-0.

Antwi-Afari, Ma F et al. (2018), « Identification of potential biomechanical risk factors for low back disorders during repetitive rebar lifting », in : *Construction Innovation* 18.2, doi : 10.1108/ci-05-2017-0048.

Apfel, M et al. (2000), *OREGE : un outil simple d'évaluation des facteurs de risque biomécaniques de TMS du membre supérieur.* Research Report Notes scientifiques et

techniques NS 196, Institut National de Recherche et de Sécurité(INRS), 122p. URL : https://hal-lara.archives-ouvertes.fr/hal-01431656.

ARMSTRONG, T J et al. (1993), « A conceptual model for work-related neck and upper-limb musculoskeletal disorders. », in : *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health* 19.2, p. 73-84, DOI : 10.5271/sjweh.1494.

ÅSA, K et P JAN (1987), « Work technique and its consequences for musculoskeletal disorders », in : *Ergonomics* 30.2, p. 273-279, DOI : 10.1080/00140138708969706.

BAILLARGEON, M et L PATRY (2003), *Les troubles musculo-squelettiques du membre supérieur*, URL : https://bdsp-ehesp.inist.fr/vibad/index.php?action=getRecordDetail&idt=508934.

BHATNAGER, V et al. (1985), « Posture, Postural Discomfort, and Performance », in : *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society* 27.2, p. 189-199, DOI : 10.1177/001872088502700206.

BORG, G (1990), « Psychophysical scaling with applications in physical work and the perception of exertion. », in : *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health* 16, p. 55-58, DOI : 10.5271/sjweh.1815.

— (1998), « Borg's perceived exertion and pain scales. », in : *Human Kinetics* July 1998, p. 104 vii.

BOUSSENNA, M et al. (1982), « The relation between discomfort and postural loading at the joints », in : *Ergonomics* 25.4, p. 315-322, DOI : 10.1080/00140138208924959.

BRIDGER, R. (2008), *Introduction to Ergonomics*, CRC Press, DOI : 10.1201/b12640.

BRO, R et A K. SMILDE (2014), « Principal component analysis », in : *Anal. Methods* 6.9, p. 2812-2831, DOI : 10.1039/c3ay41907j.

BURKART, N et M F. HUBER (2021), « A Survey on the Explainability of Supervised Machine Learning », in : *Journal of Artificial Intelligence Research* 70, p. 245-317, DOI : 10.1613/jair.1.12228.

CAMERON, J A. (1996), « Assessing work-related body-part discomfort : Current strategies and a behaviorally oriented assessment tool », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 18.5-6, p. 389-398, DOI : 10.1016/0169-8141(95)00101-8.

CAREY, E J et al. (2002), « Effects of wrist posture, pace and exertion on discomfort », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 29.2, p. 85-94, DOI : 10.1016/s0169-8141(01)00053-1.

Chanyoung, M et al. (2005), « Comparison of Observational Posture Evaluation Methods based on Maximum Holding Times », in : *Journal of Korean Institute of Industrial Engineers*, p. 289-296.

Chihara, T et al. (2015), « Formulation of total perceived discomfort function for entire body in sagittal plane based on joint moment », in : *Innovation and Supply Chain Management* 9.3, p. 75-82, doi : 10.14327/iscm.9.75.

Chiron, E et al. (2008), « Les TMS et le maintien en emploi des salariés de 50 ans et plus : un défi pour la santé au travail et la santé publique », in : *Santé Publique* 20.hs, p. 19, doi : 10.3917/spub.080.0019.

Choobineh, A et al. (2011), « The impact of ergonomics intervention on psychosocial factors and musculoskeletal symptoms among office workers », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 41.6, p. 671-676, doi : 10.1016/j.ergon.2011.08.007.

Chryssolouris, D et al. (2004), « Posture Based Discomfort Modelling using NEURAL NET », in : *Manufacturing, Modelling, Management and Control*, p. 19-23, issn : 13665847, url : https://books.google.fr/books?hl=fr&lr=&id=NJyVS2UcPqIC&oi=fnd&pg=PA19&dq=neuralnet+ergonomics&ots=AoOLEQK3uI&sig=rT0fQ_sUGq2Jcjo-Cm-8NMFEGRg#v=onepage&q=neuralnet20ergonomics&f=false.

Clot, Y et G Fernandez (2005), « Analyse psychologique du mouvement : apport à la compréhension des TMS », in : *Activites* 02.2, doi : 10.4000/activites.1818.

Coldwells, A et al. (1994), « Sources of variation in back and leg dynamometry », in : *Ergonomics* 37.1, p. 79-86, doi : 10.1080/00140139408963625.

Colombini, D et al. (2006), « Exposure Assessment of Upper Limb Repetitive Movements », in : *International Encyclopedia of Ergonomics and Human Factors, Second Edition - 3 Volume Set*, CRC Press, doi : 10.1201/9780849375477.ch14.

Costa, B R da et E R Vieira (2010), « Risk factors for work-related musculoskeletal disorders : a systematic review of recent longitudinal studies », in : *American Journal of Industrial Medicine* 53.3, p. 285-323.

Cuesta-Vargas, A I et al. (2010), « The use of inertial sensors system for human motion analysis », in : *Physical Therapy Reviews* 15.6, p. 462-473, doi : 10.1179/1743288x11y.0000000006.

Dahlberg, R et al. (2004), « Do work technique and musculoskeletal symptoms differ between men and women performing the same type of work tasks ? », in : *Applied Ergonomics* 35.6, p. 521-529, doi : 10.1016/j.apergo.2004.06.008.

Damsgaard, M et al. (2006), « Analysis of musculoskeletal systems in the AnyBody Modeling System », in : *Simulation Modelling Practice and Theory* 14.8, p. 1100-1111, doi : 10.1016/j.simpat.2006.09.001.

Das, B et S Gangopadhyay (2011), « An ergonomics evaluation of posture related discomfort and occupational health problems among rice farmers », in : *Occupational Ergonomics* 10.1–2, p. 25-38, issn : 18759092,13599364, doi : 10.3233/OER-2011-0190.

David, G C. (2005), « Ergonomic methods for assessing exposure to risk factors for work-related musculoskeletal disorders », in : *Occupational Medicine* 55.3, p. 190-199, doi : 10.1093/occmed/kqi082.

Delépine, A et al. (2011), *Travail et lombalgie. Du facteur de risque au facteur de soin*, https://www.inrs.fr/media.html?refINRS=ED$%$206087.

Delp, S L et al. (2007), « OpenSim : Open-Source Software to Create and Analyze Dynamic Simulations of Movement », in : *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 54.11, p. 1940-1950, doi : 10.1109/tbme.2007.901024.

Diego-Mas, J A et J Alcaide-Marzal (2014), « Using Kinect™ sensor in observational methods for assessing postures at work », in : *Applied Ergonomics* 45.4, p. 976-985, doi : 10.1016/j.apergo.2013.12.001.

Ding, Z Q et al. (2013), « Inertia sensor-based guidance system for upperlimb posture correction », in : *Medical Engineering & Physics* 35.2, p. 269-276, doi : 10.1016/j.medengphy.2011.09.002.

Dishkant, H et V Vasilenko (1992), « New version of fuzzy logic, fit for the prediction of the psychological statea », in : *In : Terano, T., Sugeno, M., Mukaidono, M., Shigemasu (Eds.), Fuzzy Engineering Toward Human Friendly Systems.*, IOS Press, pp. 115-121.

Escorpizo, R et A Moore (2007), « The effects of cycle time on the physical demands of a repetitive pick-and-place task », in : *Applied Ergonomics* 38.5, p. 609-615, doi : 10.1016/j.apergo.2006.06.009.

Faucett, J (2005), « Integrating 'psychosocial' factors into a theoretical model for work-related musculoskeletal disorders », in : *Theoretical Issues in Ergonomics Science* 6.6, p. 531-550, doi : 10.1080/14639220512331335142.

Friedman, J H (1997), in : *Data Mining and Knowledge Discovery* 1.1, p. 55-77, doi : 10.1023/a:1009778005914.

Fushiki, T (2009), « Estimation of prediction error by using K-fold cross-validation », in : *Statistics and Computing* 21.2, p. 137-146, doi : 10.1007/s11222-009-9153-8.

Gangopadhyay, S et al. (2010), « An Ergonomics Study on Posture-Related Discomfort and Occupational-Related Disorders Among Stonecutters of West Bengal, India », in : *International Journal of Occupational Safety and Ergonomics* 16.1, p. 69-79, doi : 10.1080/10803548.2010.11076830.

Gardner, M.W et S.R Dorling (1998), « Artificial neural networks (the multilayer perceptron)—a review of applications in the atmospheric sciences », in : *Atmospheric Environment* 32.14-15, p. 2627-2636, doi : 10.1016/s1352-2310(97)00447-0.

Gentleman, R et al. (2008), « Unsupervised Machine Learning », in : p. 137-157, doi : 10.1007/978-0-387-77240-0_10.

Georgiou, T et al. (2019), « A survey of traditional and deep learning-based feature descriptors for high dimensional data in computer vision », in : *International Journal of Multimedia Information Retrieval* 9.3, p. 135-170, doi : 10.1007/s13735-019-00183-w.

Gómez, M Márquez (2020), « Prediction of work-related musculoskeletal discomfort in the meat processing industry using statistical models », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 75, p. 102876, doi : 10.1016/j.ergon.2019.102876.

Grunte, I et al. (2010), « Age and Gender Differences in Hip Extension and Flexion Torque Steadiness », in : *Gerontology* 56.6, p. 533-541, doi : 10.1159/000311935.

Habibi, E et al. (2012), « Evaluation of Work-related Psychosocial and Ergonomics Factors in Relation to Low Back Discomfort in Emergency Unit Nurses », in : *International Journal of Preventive Medicine* 3.

Hägg, G M et et al. (2000), « Methodologies for evaluating electromyographic field data in ergonomics », in : *Journal of Electromyography and Kinesiology* 10.5, p. 301-312, doi : 10.1016/s1050-6411(00)00022-5.

Haj-Mahmoud, O et al. (2020), « Posture Assessment and Subjective Scale Agreement in Picking Tasks with Low Masses », in : p. 32-38, doi : 10.1007/978-3-030-51549-2_5.

— (2021), « A neural networks approach to determine factors associated with self-reported discomfort in picking tasks », in : *Human Factors : The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, doi : https://doi.org/10.1177/00187208211047640.

Hanson, L et al. (2003), « A control handling comfort model based on fuzzy logics », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 31.2, p. 87-100, doi : 10.1016/s0169-8141(02)00177-4.

Hignett, S et L McAtamney (2000), « Rapid Entire Body Assessment (REBA) », in : *Applied Ergonomics* 31.2, p. 201-205, issn : 0003-6870, doi : https://doi.org/10.1016/S0003-6870(99)00039-3.

Hofmann, M et R Klinkenberg (2013), « RapidMiner : Data Mining Use Cases and Business Analytics Applications », in.

Hyun, S et W Park (2019), « Modelling postural discomfort perception using CHAID decision tree algorithm », in : *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 63.1, p. 1749-1750, doi : 10.1177/1071181319631035.

INRS (2017), *Tableaux des maladies professionnelles. Régime général tableau 57. Affections périarticulaires provoquées par certains gestes et postures de travail*, https://www.inrs.fr/publications/bdd/mp/tableau.html?refINRS=RG57.

— (2021), *Troubles Musculosquelettiques (TMS)*, https://www.inrs.fr/risques/tms-troubles-musculosquelettiques/prevention.html.

International Labor Organization (2015), *Global Trends On Occupational Accidents And Diseases*, https://www.ilo.org/legacy/english/osh/en/story_content/external_files/fs_st_1-ILO_5_en.pdf.

ISO-1128-3 (2007), *Ergonomie-Manutention manuelle-Partie3 : Manipulation de charges faibles à fréquences de répétition élevée.*

Jaffar, N et al. (2011), « A Literature Review of Ergonomics Risk Factors in Construction Industry », in : *Procedia Engineering* 20, p. 89-97, doi : 10.1016/j.proeng.2011.11.142.

Jayalakshmi, T et A Santhakumaran (2011), « Statistical Normalization and Back Propagationfor Classification », in : *International Journal of Computer Theory and Engineering*, p. 89-93, doi : 10.7763/ijcte.2011.v3.288.

Jiménez-Romero, F J et al. (2020), « Validation of artificial neural networks to model the acoustic behaviour of induction motors », in : *Applied Acoustics* 166, p. 107332, doi : 10.1016/j.apacoust.2020.107332.

Karhu, Osmo et al. (1977), « Correcting working postures in industry : A practical method for analysis », in : *Applied Ergonomics* 8.4, p. 199-201, doi : 10.1016/0003-6870(77)90164-8.

Kee, D (2004), « Investigation on Perceived Discomfort Depending on External Load, Upper Limb Postures and their Duration », in : *Journal of Korean Institute of Industrial Engineers* 30 Issue 2, p. 76-83.

Kee, D et W Karwowski (2001), « The boundaries for joint angles of isocomfort for sitting and standing males based on perceived comfort of static joint postures », in : *Ergonomics* 44.6, p. 614-648, doi : 10.1080/00140130110038044.

Klein, C S et al. (2001), *Normalized force, activation, and coactivation in the arm muscles of young and old men*, t. 91, 3, American Physiological Society, p. 1341-1349, doi : 10.1152/jappl.2001.91.3.1341.

Kolich, M et SM Taboun (2004), « Ergonomics modelling and evaluation of automobile seat comfort », in : *Ergonomics* 47.8, p. 841-863, doi : 10.1080/0014013042000193273.

Kumar, S (2001), « Theories of musculoskeletal injury causation », in : *Ergonomics* 44.1, p. 17-47, doi : 10.1080/00140130120716.

Le, P et al. (2014), « Objective classification of vehicle seat discomfort », in : *Ergonomics* 57.4, p. 536544, doi : 10.1080/00140139.2014.887787.

Levenberg, K (1944), « A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. », in : *Quarterly of applied mathematics* 2, p. 164-168.

Levene, JA et al. (1989), « Trends in isodynamic and isometric trunk testing on the Isostation B200 », in : *Journal of spinal disorders* 2.1, p. 20-35, issn : 0895-0385.

Li, G et et al. (1998), « A Practical Method for the Assessment of Work-Related Musculoskeletal Risks - Quick Exposure Check (QEC) », in : *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* 42.19, p. 1351-1355, doi : 10.1177/154193129804201905.

Li et al. (2009), « Physiological and perceptual responses in male Chinese workers performing combined manual materials handling tasks », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 39.2, p. 422-427, issn : 0169-8141, doi : https://doi.org/10.1016/j.ergon.2008.08.004.

Liao, M-H et C G Drury (2000), « Posture, discomfort and performance in a VDT task », in : *Ergonomics* 43.3, p. 345-359, doi : 10.1080/001401300184459.

Lin, C L et al. (2010), « Evaluation of perceived discomfort in repetitive arm reaching and holding tasks », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 40.1, p. 90-96, doi : 10.1016/j.ergon.2009.08.009.

Luime, J J et al. (2004), « Work-related risk factors for the incidence and recurrence of shoulder and neck complaints among nursing-home and elderly-care workers », in : *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health* 30.4, p. 279-286, doi : 10.5271/sjweh.795.

Ma, C et al. (2017), « Sound Quality Evaluation of the Interior Noise of Pure Electric Vehicle Based on Neural Network Model », in : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 64.12, p. 9442-9450, doi : 10.1109/tie.2017.2711554.

Manghisi, V M et al. (2017), « Real time RULA assessment using Kinect v2 sensor », in : *Applied Ergonomics* 65, p. 481-491, issn : 0003-6870, doi : https://doi.org/10.1016/j.apergo.2017.02.015.

Marras, W S et al. (1995), « Biomechanical risk factors for occupationally related low back disorders », in : *Ergonomics* 38.2, p. 377-410, doi : 10.1080/00140139508925111.

Matsuoka, J et al. (2006), « An Analysis of Symmetry of Torque Strength of the Forearm Under Resisted Forearm Rotation in Normal Subjects », in : *The Journal of Hand Surgery* 31.5, p. 801-805, doi : 10.1016/j.jhsa.2006.02.019.

Mayer, F et al. (1994), « Normal Values of Isokinetic Maximum Strength, the Strength/Velocity Curve, and the Angle at Peak Torque of All Degrees of Freedom in the Shoulder », in : *International Journal of Sports Medicine* 15.S 1, S19-S25, doi : 10.1055/s-2007-1021105.

McAtamney, L et E N Corlett (1993), « RULA : A survey method for the investigation of work-related upper limb disorders », in : *Applied Ergonomics* 24.2, p. 91-99, doi : 10.1016/0003-6870(93)90080-s.

Moore et S A Garg (1995), *The Strain Index : A Proposed Method to Analyze Jobs For Risk of Distal Upper Extremity Disorders*, t. 56, 5, Informa UK Limited, p. 443-458, doi : 10.1080/15428119591016863.

Moré, J J (1978), « The Levenberg-Marquardt algorithm : Implementation and theory », in : *Numerical Analysis*, sous la dir. **de G. A. Watson**, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, p. 105-116, isbn : 978-3-540-35972-2.

Muller, A et al. (2019), « CusToM : a Matlab toolbox for musculoskeletal simulation », in : *Journal of Open Source Software* 4.33, p. 927, doi : 10.21105/joss.00927.

National-Research-Council-and-Institute-of-Medicine (2001), *Musculoskeletal Disorders and the Workplace : Low Back and Upper Extremities*, The National Academies Press, isbn : 978-0-309-07284-7, doi : 10.17226/10032.

Occhipinti, E (1998), « OCRA : a concise index for the assessment of exposure to repetitive movements of the upper limbs », in : *Ergonomics* 41.9, p. 1290-1311, doi : 10.1080/001401398186315.

Occupational-Safety-and-Health-Administration (1990), *Ergonomics Program Management Guidelines for Meatpacking Plants*, https://www.osha.gov/sites/

default/files/2018-12/fy14_sh-26336-sh4_Ergonomic-Assessment-Checklist.pdf.

Okuyucu, H et al. (2007), « Artificial neural network application to the friction stir welding of aluminum plates », in : *Materials and Design* 28.1, p. 78-84, doi : 10.1016/j.matdes.2005.06.003.

Parakkat, J et al. (2007), « The influence of lift frequency, lift duration and work experience on discomfort reporting », in : *Ergonomics* 50.3, PMID : 17536776, p. 396-409, doi : 10.1080/00140130601128065.

Petit, J et al. (2011), « L'intervention ergonomique sur les risques psychosociaux dans les organisations : enjeux théoriques et méthodologiques », in : *Le travail humain* 74.4, p. 391, doi : 10.3917/th.744.0391.

Plantard, P et al. (2017), « Validation of an ergonomic assessment method using Kinect data in real workplace conditions », in : *Applied Ergonomics* 65, p. 562-569, issn : 0003-6870, doi : https://doi.org/10.1016/j.apergo.2016.10.015.

Pontonnier, C et al. (2021), « CUSTOM : Une librairie pour l'analyse biomécanique du geste sportif », in : *Conférence Sciences 2024*, p. 1-2.

Purvis, J W et K J Cukiton (1981), « Ratings of perceived exertion at the anaerobic threshold », in : *Ergonomics* 24.4, p. 295-300, doi : 10.1080/00140138108924852.

Putz-Anderson, V et al. (1997), *A Critical Review of Epidemiologic Evidence for Work-Related Musculoskeletal Disorders of the Neck,Upper Extremity, and Low Back*, National Institute for Occupational Safety et Health.

Rashidi, H H et al. (2019), « Artificial Intelligence and Machine Learning in Pathology : The Present Landscape of Supervised Methods », in : *Academic Pathology* 6, PMID : 31523704, p. 2374289519873088, doi : 10.1177/2374289519873088.

Robert-Lachaine, X et al. (2017), « Validation of inertial measurement units with an optoelectronic system for whole-body motion analysis », in : *Medical & biological engineering & computing* 55.4, p. 609-619.

Rodriguez, J D et al. (2010), « Sensitivity Analysis of k-Fold Cross Validation in Prediction Error Estimation », in : *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 32.3, p. 569-575, doi : 10.1109/tpami.2009.187.

Shen, W et KC Parsons (1997), « Validity and reliability of rating scales for seated pressure discomfort », in : *International Journal of Industrial Ergonomics* 20.6, p. 441-461, issn : 0169-8141, doi : https://doi.org/10.1016/S0169-8141(96)00068-6.

Srivastava, M S. et K J. Keen (1988), « Estimation of the interclass correlation coefficient », in : *Biometrika* 75.4, p. 731-739, doi : 10.1093/biomet/75.4.731.

Steinbach, L et M E Altinsoy (2019), « Prediction of annoyance evaluations of electric vehicle noise by using artificial neural networks », in : *Applied Acoustics* 145, p. 149-158, doi : 10.1016/j.apacoust.2018.09.024.

Stock, S et al. (2013), « Quelle est la relation entre les troubles musculo-squelettiques (TMS) liés au travail et les facteurs psychosociaux ? », in : *Perspectives interdisciplinaires sur le travail et la santé* 15-2, doi : 10.4000/pistes.3407.

Sugimoto, D et al. (2014), « Comparison of Isokinetic Hip Abduction and Adduction Peak Torques and Ratio Between Sexes », in : *Clin J Sport Med* 24.5, p. 422-428, doi : 10.1097/JSM.0000000000000059.

Vignais, N et al. (2013), « Innovative system for real-time ergonomic feedback in industrial manufacturing », in : *Applied Ergonomics* 44.4, 566Gabriele-574, doi : 10.1016/j.apergo.2012.11.008.

Waters, T R et et al. (1993), « Revised NIOSH equation for the design and evaluation of manual lifting tasks », in : *Ergonomics* 36.7, p. 749-776, doi : 10.1080/00140139308967940.

— (1994), « Applications manual for the revised NIOSH lifting equation », in : *DHHS(NIOSH) Publication No.94-110*.

Wochatz, M et al. (2014), « Flexion-Extension Ratio of Trunk Peak Torque Measures and Antagonistic Activity in Males and Females. », in : *Conference : ACSM 61th Annual Meeting* Medicine and Science in Sports and Exercise, p. 146-150.

Wong, T-T (2015), « Performance evaluation of classification algorithms by k-fold and leave-one-out cross validation », in : *Pattern Recognition* 48.9, p. 2839-2846, doi : 10.1016/j.patcog.2015.03.009.

Wu, G et al. (2005), « ISB recommendation on definitions of joint coordinate systems of various joints for the reporting of human joint motion—Part II : shoulder, elbow, wrist and hand », in : *Journal of Biomechanics* 38.5, p. 981-992, issn : 0021-9290, doi : https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2004.05.042.

Yamalik, N (2007), « Musculoskeletal disorders (MSDs) and dental practice Part 2. Risk factors for dentistry, magnitude of the problem, prevention, and dental ergonomics », in : *International Dental Journal* 57.1, p. 45-54, doi : 10.1111/j.1875-595x.2007.tb00117.x.

Yoshii, Y et al. (2015), « Measurement of wrist flexion and extension torques in different forearm positions », in : *BioMedical Engineering OnLine* 14.1, DOI : 10.1186/s12938-015-0110-9.

Zhang, Q et al. (2018), « A survey on deep learning for big data », in : *Information Fusion* 42, p. 146-157, DOI : 10.1016/j.inffus.2017.10.006.

DOCTORAT / EDUCATION
BRETAGNE \ LANGAGES, INTERACTIONS
LOIRE / COGNITION, CLINIQUE

UNIVERSITÉ RENNES 2

Titre : Estimation de l'inconfort ressenti par apprentissage pour des tâches de prise et dépose en industrie

Mot clés : TMS, Cinématique, Inconfort, Apprentissage automatique

Résumé : La plupart des méthodes d'évaluation des risques de TMS traditionnelles se limitent à l'évaluation d'un ou plusieurs facteurs de risque à un instant donné.Les études antérieures montrent qu'un lien existe entre l'inconfort et les TMS. Au cours de cette thèse, nous proposons d'étudier l'interaction possible entre l'inconfort et la posture au cours du temps, évaluée à l'aide d'un score RULA pour une tâche de prise et dépose en utilisant une approche linéaire. Les résultats non concluants de la première partie, nous ont poussés à développer une approche fondée sur les réseaux de neurones. Cette dernière permet d'étudier la relation entre l'inconfort et les scores posturaux, données anthropométriques et paramètres de l'action.À la suite, Une méthode de réduction de variables est proposée afin de définir l'ensemble des variables minimales expliquant au mieux l'inconfort en préservant la performance du réseau initial. Enfin, nous évaluons la pertinence d'ajouter des couples articulaires au réseau de neurones en proposant d'analyser la pertinence de chaque couple articulaire pour ce type de tâche. Cette nouvelle méthode ouvre des perspectives de développement de nouvelles approches d'évaluation multifactorielle du risque de TMS. Ce type d'approche peut aider les professionnels du domaine lors de la phase de conception des postes de travail en intégrant la prédiction de l'inconfort aux mannequins virtuels.

Title: Discomfort estimation using machine learning for pick and place tasks in industry

Keywords: MSD, Kinematics, Discomfort, Machine Learning

Abstract: Most traditional MSD risk assessment methods are limited to the assessment of one or more risk factors at specific moment. Previous studies show that a link exists between discomfort and MSDs. In this thesis, we propose to investigate the possible interaction between discomfort and posture over time, assessed using a RULA score for a pick and place task using a linear approach. The inconclusive results of the first part led us to develop an approach based on neural networks. This approach allows us to explore the relationship between discomfort and postural scores, anthropometric data and action parameters. A variable reduction method is then proposed in order to define the set of minimal variables that best explain the discomfort while preserving the performance of the initial network. Finally, we evaluate the relevance of adding joint pairs to the neural network by proposing and analysing the relevance of each joint pair for this type of task. This new method opens up prospects for the development of new approaches to multifactorial MSD risk assessment. This type of approach can help the professionals in the field during the design phase of workstations by integrating the prediction of discomfort with virtual mannequins.