HAL
open science

Apprentissage du mouvement humain à l'aide de capteurs portés : vers l'automatisation de l'évaluation ergonomique

Adrien Malaisé

To cite this version:

Adrien Malaisé. Apprentissage du mouvement humain à l'aide de capteurs portés : vers l'automatisation de l'évaluation ergonomique. Informatique [cs]. Université de lorraine, 2020. Français. NNT : . tel-02896582v1

HAL Id: tel-02896582

https://hal.science/tel-02896582v1

Submitted on 10 Jul 2020 (v1), last revised 20 Jul 2020 (v2)

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

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

École doctorale IAEM Lorraine

Apprentissage du mouvement humain à l'aide de capteurs portés : vers l'automatisation de l'évaluation ergonomique.

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 07 juillet 2020

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Lorraine

(mention informatique)

par

Adrien MALAISÉ

Composition du jury

Rapporteurs :	Monique THONNAT	Directrice de recherche Inria Sophia Antipolis
	David DANEY	Chargé de recherche Inria Bordeaux
Examinateurs :	Mohamed CHETOUANI	Professeur Sorbonne Université et ISIR, Paris
	Gérôme GAUCHARD	Professeur Université de Lorraine et DevAH, Nancy
Encadrants :	Francis COLAS	Chargé de recherche Inria Nancy Grand-Est
	Serena IVALDI	Chargée de recherche Inria Nancy Grand-Est

Laboratoire Lorrain de Recherche en Informatique et ses Applications — UMR 7503

Résumé

Les troubles musculo-squelettiques (TMS) sont un problème majeur dans la société moderne, avec près de la moitié des travailleurs en industrie touchés. Ces troubles sont dus à des postures jugées à risques, tel que le travail avec les bras en hauteur ou le torse penché, aux poids de charges transportées, ou encore la répétitivité des tâches. Il est donc nécessaire de trouver des solutions permettant de diminuer le risque de TMS en limitant les mouvements et les postures à risques, et en améliorant ainsi l'ergonomie des postes de travail. Nous proposons dans cette étude des outils pour aller vers cette amélioration.

L'objectif est d'automatiser l'évaluation de l'ergonomie à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique. Nous avons pour cela collecté des bases de données du mouvement humain corps complet en s'inspirant d'activités provenant du monde industriel. Grâce à ces données, nous proposons une méthode d'apprentissage supervisé basée sur des modèles de Markov cachés pour reconnaître les postures et les actions d'un utilisateur. Puis nous proposons des métriques pour évaluer de façon automatique l'ergonomie ainsi qu'une méthode pour compresser les données du mouvement qui est une base pour aller vers la prédiction future de l'ergonomie. Enfin, nous présentons des interfaces qui permettraient de prévenir en temps réel un opérateur s'il effectue un mouvement à risque. Avec l'ensemble de ces outils, la finalité est de prévoir en temps réel l'ergonomie d'un opérateur afin de le prévenir s'il risque de se blesser, et qu'il puisse corriger son mouvement.

Abstract

Musculoskeletal disorders (MSDs) are a major health issue in modern society, with almost half of workers in industry affected. These disorders are due to postures deemed to be at risk, such as overhead work or working with the torso bent, the weight of the carried loads, or the repetitiveness of the tasks. It is therefore necessary to find solutions to reduce the risk of MSD by limiting dangerous movements and postures, and thus improving the ergonomics of workstations. We propose in this study tools to move towards this improvement.

The objective is to automate the evaluation of ergonomics, using machine learning algorithms. To do this, we collect databases of the whole human body movement inspired by activities from industrial environment. With these data, we propose a supervised learning method based on Hidden Markov Models to recognize postures and actions of a user. Then we propose metrics to automatically evaluate ergonomics and a method to compress the movement data. This is a brick to go towards the prediction of ergonomics. Finally, we present modalities to allow an operator to be warned in real time if he performs a risky movement. With all these tools, the final goal is to predict in real time the ergonomics of a user in order to warn him before risking to be injured. Thus he can correct his movement.

Remerciements

Quand j'ai commencé ma thèse il y a plus de trois ans, je ne me doutais pas que le temps passerait si rapidement. Voilà que je me retrouve alors à finaliser ce projet ; la route aura été longue, mais ce fut une grande expérience. Je tiens à remercier les personnes qui m'ont aidé, chacun à leur manière, à concrétiser ce travail de thèse.

Tout d'abord, je remercie particulièrement mes directeurs de thèse Francis Colas et Serena Ivaldi qui m'ont accordé leur confiance, et qui ont su me conseiller et m'encourager pour mener à bien ce projet. Merci pour les discussions scientifiques enrichissantes, bien qu'il reste le regret de ne pas pouvoir réaliser l'ensemble des idées que nous avons abordées lors de ces échanges. J'ai beaucoup appris et je suis heureux d'avoir été leur doctorant.

Je souhaite également remercier les membres du jury. Merci à Monique Thonnat et David Daney d'avoir accepté d'être rapporteurs, et merci à Mohamed Chetouani et Gérôme Gauchard d'avoir accepté d'être examinateurs.

Merci à l'ensemble des membres de l'équipe Larsen que j'ai côtoyés le long de ces trois années. Merci particulièrement à Pauline Maurice avec qui j'ai partagé le bureau, et qui m'a aidé à m'améliorer pour l'écriture d'articles scientifiques, et m'a apporté de nombreux conseils utiles pour réussir ce projet. Merci à Clélie Amiot pour son excellent travail durant son stage que j'ai pu co-encadrer, et qui a ainsi apporté sa contribution pour que ce projet arrive à son terme.

Merci également aux doctorants avec qui j'ai pu partager des pauses le midi, qui ont contribué à rendre les journées plus agréables.

Merci à Damien, Adrian, Yassine et Thomas pour les réunions qui m'ont permis de décompresser dans des moments parfois difficiles. Merci également à Marie, à Oriane qui m'ont encouragé pour aller jusqu'au bout.

Merci à ma famille qui m'a toujours soutenu, mes parents, mes frères Matthieu et Julien, ma sœur Chloé, ainsi que Marie, Benoît et Clémentine. Enfin, un petit merci à mon chat Nosfé qui m'a aidé par sa présence à tenir bon pendant ces deux mois de confinement, durant lesquels s'est déroulée l'écriture de cette thèse.

Sommaire

Chapitre 1
Introduction **1**

1.1 Contexte 1
1.2 Objectif 3
1.3 Contributions 4
1.4 Plan de thèse 4

Chapitre 2
Technologies robotiques pour l'ergonomie en industrie

2.1 Introduction 8
2.2 L'ergonomie dans l'industrie 8
2.3 Technologies pour améliorer l'ergonomie 11
2.4 Étude utilisateur sur les outils pour améliorer l'ergonomie 12
2.5 Résultats 14
2.6 Discussion 16

Chapitre 3
Bases de données pour l'analyse du mouvement humain

3.1 Introduction 20
3.2 Matériel 20
3.3 Base 1 : Tâches quotidiennes 22
3.4 Base 2 et 3 : Pick & Place 24
3.5 Base 4 : Ergonomie 25
3.6 Base 5 : Étude de la dynamique corps complet 27
3.7 Conclusion 28

Chapitre 4
Reconnaissance de l'activité humaine pour l'ergonomie

4.1 Introduction 32
4.2 Méthode 33
4.3 Résultats 38
4.4 Discussion 41

Chapitre 5
Mesures automatiques de l'ergonomie

5.1 Introduction 46
5.2 Extraction de critères ergonomiques 46
5.3 Compression de la posture dans un espace latent 49
5.4 Résultats 50
5.5 Discussion 53

Chapitre 6
Alerter les mouvements à risques

6.1 Introduction 58
6.2 Expérience : choix d'une interface d'alerte 58
6.3 Résultats 64
6.4 Discussion 67

Chapitre 7
Conclusion

7.1 Résumé 71
7.2 Perspectives 73
7.3 Le mot de la fin 74

Annexe A
Contributions

A.1 Publications scientifiques 75
A.2 Bases de données 76
A.3 Présentations et démonstrations 76
A.4 Vidéo 76

Bibliographie **77**

Table des figures

1.1 Présentation des TMS les plus fréquents. 2
1.2 Nombre de maladies professionnelles entre 1992 et 2012. 3
1.3 Organisation schématisée du travail de thèse. 5

2.1 Schéma des études utilisateurs préliminaires sur les technologies d'assistance. 7
2.2 Fiche ergonomique EAWS. 9
2.3 Fiche ergonomique RULA. 10
2.4 Présentation d'un robot collaboratif. 11
2.5 Présentation d'un exosquelette. 12
2.6 Capteurs portés pour l'ergonomie. 13

3.1 Organisation pour la constitution des bases de données. 19
3.2 Activités présentes dans la base de données « Tâches quotidiennes ». . . . 23
3.3 Tâche de *Pick & Place* de colonnes de direction en entreprise. 24
3.4 Tâches de *Pick & Place* en laboratoire. 25
3.5 Présentation des tâches de la base de données pour l'ergonomie. 27
3.6 Organisation de l'espace pour la base de données pour l'ergonomie. 27
3.7 Présentation des tâches pour la base de données d'étude de la dynamique. . 28

4.1 Flux de données pour la reconnaissance d'activités. 31
4.2 Présentation d'un modèle de Markov caché. 33
4.3 Construction des étiquettes de référence pour la vérité terrain. 36
4.4 Diagrammes de transition pour GePos et Det. 39
4.5 Diagrammes de transition pour DePos. 40
4.6 Diagrammes de transition pour CuAct. 41
4.7 Évolution du F1-score pour chaque méthode de sélection de *features*. . . . 42

5.1 Schéma de présentation des mesures ergonomiques automatiques. 45
5.2 Transposition du modèle Xsens à un modèle de squelette réduit. 47
5.3 Présentation des critères ergonomiques. 48
5.4 Présentation d'un auto-encodeur. 50
5.5 Fonctions de coût et erreur de reconstruction. 51
5.6 Erreur relatives sur les scores ergonomiques. 52
5.7 Répartition des postures dans l'espace latent. 53
5.8 Répartition des actions dans l'espace latent. 54
5.9 Représentation du score ergonomique dans l'espace latent. 55

6.1 Présentation du pipeline d'alertes d'ergonomie. 57
6.2 Présentation du baudrier vibrotacitile. 61
6.3 Présentation de la montre connectée. 61
6.4 Présentation du casque de réalité augmentée. 62
6.5 Présentation des activités durant l'expérience. 62
6.6 Temps de réponse pour chaque interface. 64
6.7 Répartition du nombre d'alertes manquées pour chaque interface. 67
6.8 Choix d'interfaces préférées et moins appréciées. 68
6.9 Réponse aux questionnaires de fin de séquence. 70

7.1 Organisation et contributions du travail de thèse. 72

Liste des tableaux

2.1 Principaux arguments en faveur et contre l'utilisation de cobots en industrie. 15
2.2 Principaux arguments en faveur et contre l'utilisation d'exosquelettes en industrie. 15
2.3 Principaux arguments en faveur et contre l'utilisation de capteurs portées en industrie. 16

3.1 Présence des différents capteurs dans chacune des bases de données. 23
3.2 Taxonomie des postures et actions utilisées pour l'annotation des données. 30

4.1 Liste des *features*. 37
4.2 Performances de la sélection de *features*. 43
4.3 Performance de reconnaissance des sous-ensembles de *features*. 43
4.4 Présentation des sous-ensembles de *features* finaux. 44

6.1 Les interfaces d'alertes et stimuli dans la littérature. 59
6.2 Temps de réponse moyen pour chaque condition et interface. 65
6.3 Comparaison du temps de réaction entre les différentes conditions. 66
6.4 Principaux critères en faveur ou défaveur de chaque interface. 69

Chapitre 1

Introduction

Tandis que nous entrons dans la quatrième révolution industrielle, la santé des ouvriers en entreprise doit être une priorité. Celle-ci se détériore, les arrêts de travail sont nombreux et le coût pour la société est grand. Dans cette thèse, nous avons comme vision de contribuer à l'amélioration des conditions de travail en industrie. Dans cette optique, nous proposons des outils pour se diriger vers l'automatisation de l'évaluation de l'ergonomie au travail. Dans ce premier chapitre, nous présentons le contexte, les motivations, les objectifs et les contributions du travail de thèse.

1.1 Contexte

1.1.1 Améliorer l'ergonomie : un défi majeur

Les troubles musculo-squelettiques (TMS) sont un problème majeur dans les sociétés modernes. Il s'agit de blessures ou maladies affectant les articulations, les muscles ou les tendons. C'est la cause de maladies professionnelles la plus importante, avec près de 50% des ouvriers en industrie des pays développés affectés, et elles représentent un coût important pour la société dans son ensemble (Schneider *et al.*, 2010), (US Bureau of Labor Statistics, 2016).

La figure 1.1 représente les TMS principaux. Nous pouvons voir qu'ils concernent majoritairement les épaules (tendinopathie de la coiffe des rotateurs), les poignets (syndrome du canal carpien), le dos (lombalgies), les coudes (épicondylite), et dans une moindre mesure la nuque (cervicalgie), les genoux (bursite) et les chevilles (tendinites d'Achille).

La figure 1.2 présente l'évolution du nombre de maladies déclarées en France liées aux TMS selon l'INRS [1]. En 20 ans, le nombre de maladies a constamment augmenté, avec une légère baisse à partir de 2012. Il est nécessaire aujourd'hui de trouver des solutions pour réduire ce nombre. L'une des solutions à envisager est l'amélioration de l'ergonomie au travail. Toujours selon le site de l'INRS, les facteurs principaux de l'apparition de TMS sont de plusieurs types : psychosociaux, organisationnels, individuels et biomécaniques. Les facteurs psychosociaux peuvent être une source de stress qui amplifie le risque de TMS. Cela correspond à la charge de travail, ou à la pression que subie l'opérateur. L'organisation

1. `http://www.inrs.fr/risques/tms-troubles-musculosquelettiques`

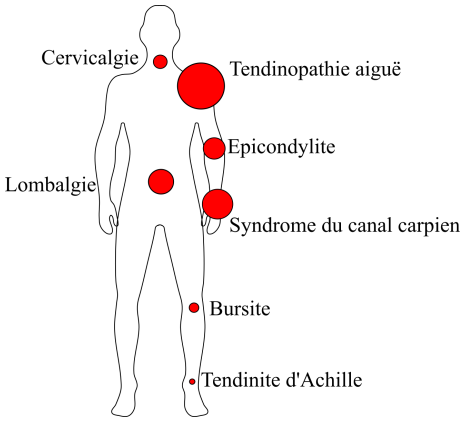


FIGURE *1.1 – TMS les plus fréquents. La taille des cercles représente le coût lié au TMS correspondant (coût moyen multiplié par le nombre de cas). Figure adaptée de Maurice (2015).*

du travail est un autre facteur à l'apparition des TMS. Cela correspond par exemple à la dépendance au rythme d'activité d'une machine. Les facteurs propres aux individus regroupent l'âge ou l'état de santé de l'opérateur. Enfin, les facteurs biomécaniques sont la quantité de poids transportée dans une journée, la répétitivité des tâches, le maintien de postures statiques à risque, la pression effectuée au niveau des mains lors de manipulations fines *etc.* (Punnett et Wegman, 2004). Dans cette thèse, nous nous intéressons aux facteurs biomécaniques. Pour limiter l'apparition de risques, les postes de travail sont évalués selon des critères ergonomiques.

1.1.2 Le projet Européen AnDy

Le travail de cette thèse est lié au projet européen AnDy [2] (Ivaldi *et al.*, 2017). L'objectif de ce projet est d'améliorer la collaboration homme-robot dans le but d'aider les travailleurs en industrie.
Trois types de robot sont étudiés dans cette optique : des bras robotiques, des robots humanoïdes et des exosquelettes. Dans le chapitre 2, nous présentons plus en détail chacune de ces technologies. En prenant en compte le comportement de l'opérateur, le robot doit pouvoir s'adapter afin de réduire le risque de TMS. Le robot doit pouvoir anticiper le risque de blessure et donc adapter son comportement pendant la collaboration. Cela s'appelle du contrôle ergonomique. Dans cette optique, le robot ne doit pas seulement optimiser sa tâche mais aussi le comportement et l'ergonomie de l'opérateur. Cela nécessite une estimation en temps réel de l'ergonomie. C'est dans ce cadre que cette thèse trouve sa place.

2. *Advancing anticipatory behaviors in dyadic human-robot collaboration*

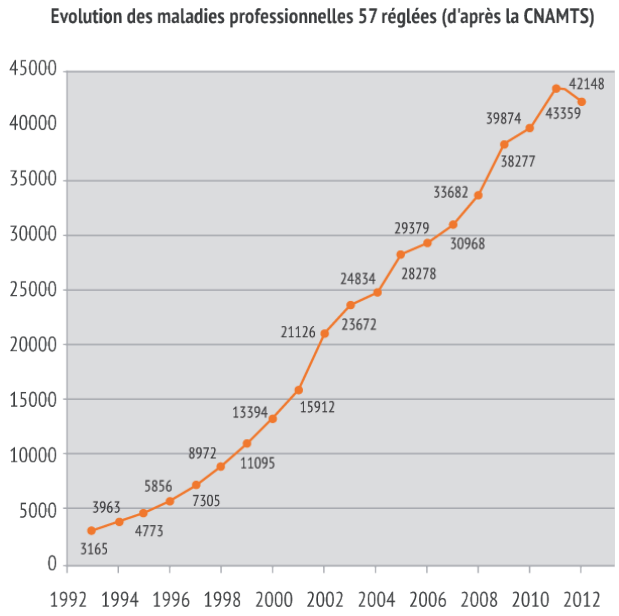


FIGURE *1.2 – Évolution du nombre de maladies professionnelles liées aux TMS de 1992 à 2012. La courbe indique pour chaque année le nombre de cas recensés selon le tableau 57 des maladies professionnelles (Affections périarticulaires provoquées par certains gestes et postures de travail). Figure issue du site de l'INRS*[1].

1.2 Objectif

Ce qui guide notre vision ici est l'amélioration des conditions de travail et la santé à long terme des ouvriers. Pour cela nous souhaitons estimer l'ergonomie en temps réel et pouvoir prévenir d'un risque ergonomique. La prévention de l'ergonomie peut se faire de deux façons. Dans le premier cas, l'ergonomie se mesure sur le long terme, en évaluant le risque de blessure au cours du temps, sur des cycles de travail complets. Dans le deuxième cas, l'ergonomie se mesure sur le court terme, en prévenant directement des postures à fort risque de blessure. Nous nous intéressons ici au deuxième cas. D'où la question qui s'impose : **Comment prévenir un ouvrier qu'il est en train d'effectuer un mouvement à risque ?**

De cette première question en découle plusieurs autres. Pour prévenir d'un mouvement non ergonomique, il est nécessaire de pouvoir évaluer des indicateurs ergonomiques sur le geste en cours ou à venir. Nous cherchons donc à savoir comment nous pouvons effectuer cette évaluation. En industrie, celle-ci est faite à la main à partir de fiches ergonomiques qui prennent en compte des cycles de travail complet. Automatiser entièrement les fiches existantes n'est pas toujours possible, néanmoins, nous pouvons en extraire des critères d'évaluation pour pouvoir les automatiser et prévenir de l'ergonomie en temps réel. Cela passe par la reconnaissance du mouvement humain et de son activité. Des bases de données du mouvement humain sont alors nécessaires pour l'apprentissage de ces modèles. Enfin, il faut savoir quelles technologies utiliser pour capter le mouvement d'une part, et quelles technologies utiliser pour présenter une alerte d'autre part. Notre objectif est donc, à partir de données de capture du mouvement en entrée, d'évaluer l'ergonomie sur la base

de modèles d'apprentissage du mouvement, pour envoyer une alerte en cas de mouvement non ergonomique. En résumé, nous pouvons extraire les questions scientifiques suivantes :

1. Quelles données et quels capteurs utiliser pour capter le mouvement ?
2. Quels critères utiliser pour évaluer de façon automatique l'ergonomie ?
3. Quelles technologies utiliser pour signaler un mouvement non-ergonomique ?

1.3 Contributions

Pour satisfaire cet objectif global, plusieurs contributions ont vu le jour, chacune répondant à un sous-objectif. Afin d'évaluer des technologies que nous souhaitons utiliser, nous avons mis en place des études utilisateur préliminaires. Nous avons implémenté également des logiciels d'apprentissage du mouvement et des postures. Pour apprendre les modèles proposés, nous avons collecté des bases de données de capture du mouvement, et nous les avons rendues publiques pour permettre à d'autres chercheurs de les utiliser. L'ensemble a donné lieu à quatre publications (2 conférences et 2 journaux internationaux et à comité de lecture). Ces publications ont permis des présentations lors de conférences internationales.

Deux démonstrations ont été présentées lors de *review meeting* du projet AnDy. La première concerne la reconnaissance en temps réel de la posture et des actions d'un utilisateur, à l'aide de la méthode présentée dans le chapitre 4. La seconde est une évaluation simplifiée et en temps réel de l'ergonomie d'un utilisateur. Cette évaluation se fait sur la base de postures compressées dans un espace latent en deux dimensions (voir chapitre 5). Ces démonstrations ont permis de mettre en avant la pertinence et l'efficacité de nos méthodes. La liste des contributions se trouve en Appendice A.

1.4 Plan de thèse

La figure 1.3 présente comment s'organise le travail de la thèse, avec les flux de données issues des différents chapitres. Au centre se trouve l'utilisateur. Nous avons en premier lieu souhaité savoir quelles données et quels capteurs il serait possible d'utiliser pour assister les ouvriers. Le chapitre 2 présente des études utilisateurs qui vont dans ce sens. De ces études ont découlé des choix de capteurs, qui ont été utilisés pour collecter des données du mouvement humain. Le chapitre 3 présente ces bases de données. Ces données servent à entraîner dans un premier temps des modèles de reconnaissance d'activité à l'aide de modèles de Markov cachés (voir chapitre 4). Dans un second temps les données servent à construire un modèle simplifié pour l'évaluation de l'ergonomie en temps réel (voir chapitre 5). Enfin, afin que cette évaluation ergonomique permette d'alerter l'utilisateur, nous avons conduit une autre expérience utilisateur, présentée dans le chapitre 6, pour identifier quelle interface il est plus pertinent et efficace d'utiliser pour envoyer une alerte en prenant en compte les contraintes de l'application industrielle que nous visons. Cette figure guidera notre lecture à travers les différents chapitres, en présentant la décomposition de chaque bloc. Enfin, ce manuscrit se termine par une conclusion présentant les perspectives pour faire suite à cette thèse.

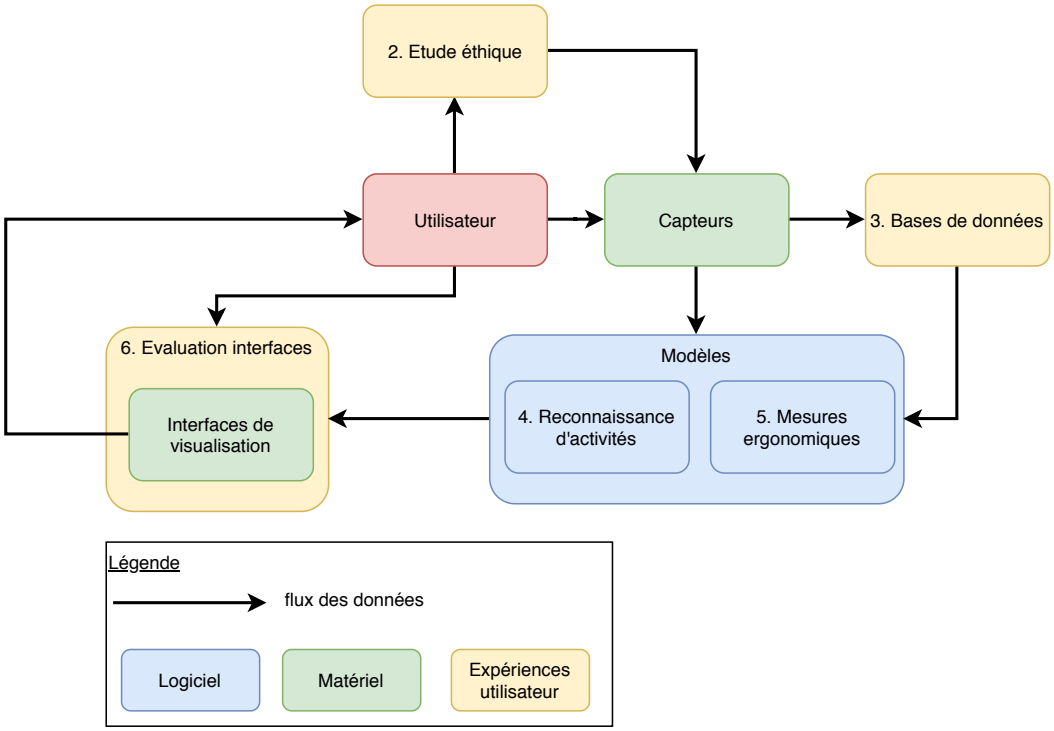


FIGURE 1.3 – *Organisation du travail de thèse. Les chiffres indiquent les chapitres.*

Chapitre 2

Technologies robotiques pour l'ergonomie en industrie

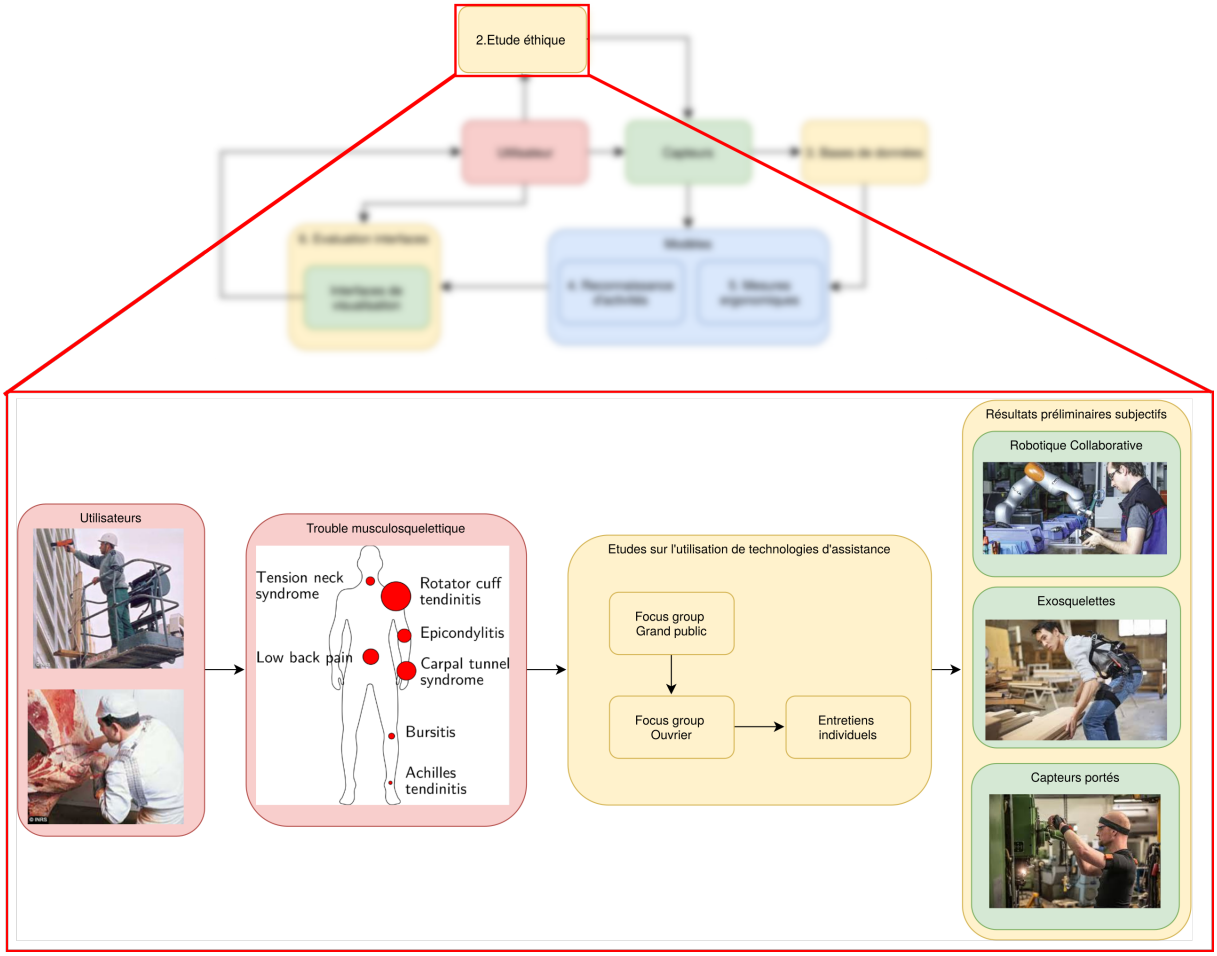


FIGURE *2.1 – Schéma des études utilisateurs préliminaires pour l'évaluation de technologies d'assistance en industrie.*

2.1 Introduction

Comme présenté en introduction, il est nécessaire de trouver des solutions pour améliorer l'ergonomie au travail. Dans le cadre de l'industrie 4.0, des solutions techniques sont proposées, tels que l'utilisation de robots collaboratifs, d'exosquelettes ou de capteurs portés. Il convient d'évaluer quelle est l'attitude de possibles utilisateurs vis-à-vis de ces technologies afin de faciliter leur mise en place en industrie. C'est l'objectif de ce chapitre qui présente une étude préliminaire d'acceptabilité de ces technologies, réalisée en amont du projet pour évaluer comment elles peuvent être perçues par des opérateurs et des personnes extérieures au monde industriel.

Ce chapitre présente dans un premier temps la façon dont est évaluée l'ergonomie aujourd'hui afin d'améliorer les postes de travail, et de réduire les risques de TMS. Ensuite, nous présentons les technologies d'assistance pensées pour aider les opérateurs : les cobots, exosquelettes et capteurs portés. Nous présentons une étude qui permet d'évaluer l'attitude du public envers ces technologies au travers de *focus group* et d'entretiens. Cette étude à fait l'objet d'une publication (Maurice *et al.*, 2018).

2.2 L'ergonomie dans l'industrie

En entreprise, l'évaluation ergonomique se fait principalement à partir de fiches ergonomiques (*worksheet*) comprenant des tables à remplir à la main par un expert (Roman-Liu, 2014). Cela permet, pour un poste de travail, d'évaluer à quel point un opérateur risque de se blesser à cause des tâches effectuées au cours de son cycle de travail. Un score ergonomique est attribué au poste de travail lors de l'analyse de ces fiches. Le but est de savoir si des modifications sont nécessaires pour améliorer le score ergonomique, et donc, le poste de travail. Différentes méthodes existent, bien que principalement basées sur les mêmes informations : la posture, le poids transporté, la répétitivité des tâches. Le résultat des scores ergonomiques est représenté pour la plupart des fiches par un code couleur allant de vert (acceptable), à rouge (risques important, modification à prévoir).

Les méthodes les plus utilisées en industrie sont RULA (*Rapid Upper Limb Assessment*) (McAtamney et Corlett, 1993), REBA (*Rapid Entire Body Assessment*) (Hignett et McAtamney, 2004), OWAS (*Owako Working Posture Analysis System*) (Corlett et Bishop, 1976), OCRA (*Occupational Repetitive Actions*) (Occhipinti, 1998) ou EAWS (*European Assessment Worksheet*) (Schaub *et al.*, 2013). Ci-après, des détails sont donnés sur les fiches EAWS, RULA et REBA que nous avons utilisées comme base pour l'automatisation de l'évaluation ergonomique.

EAWS

La fiche EAWS (Schaub *et al.*, 2013) permet d'attribuer un score ergonomique sur la base d'un cycle de travail. Cela permet d'étendre ensuite aux efforts effectués tout au long de la journée par le travailleur. Un extrait de la fiche EAWS est présenté en figure 2.2. L'ergonome indique pendant la durée du cycle de travail pendant combien de temps l'opérateur reste dans chaque position. Puis un score au niveau postural est calculé.

Des informations supplémentaires, telles que l'action effectuée ou la quantité de poids porté, sont prises en compte suivant le type de tâches réalisées. La fiche EAWS est remplie par l'observation d'un ouvrier au cours de tout un cycle de travail. Il serait pertinent de pouvoir automatiser le remplissage de cette fiche ergonomique.

Basic Positions / Postures and movements of trunk and arms (per shift)													Postures					
(incl. loads of <3 kg, forces onto fingers of <30 N and whole body forces of <40 N)			Symmetric											Asymmetric				
Static postures: ≥ 4 s			Evaluation of static postures and/or high frequency movements of trunk/arms/legs										Sum of lines	Trunk Rotation 1)		Lateral Bending 1)		Far Reach 2)
High frequency movements:			Duration [s/min] = duration of posture [s] × 60 / Task duration [s]															
Trunk bendings (> 60°) ≥ 2/min														int	dur	int	dur	int	dur
Kneeling/crouching ≥ 2/min		[%]	5	7,5	10	15	20	27	33	50	67	83		0-5	0-3	0-5	0-3	0-5	0-2
Arm liftings (> 60°) ≥ 10/min		[s/min]	3	4,5	6	9	12	16	20	30	40	50		Intensity × Duration		Intensity × Duration		Intensity × Duration	
		[min/8h]	24	36	48	72	96	130	160	240	320	400						
Standing (and walking)																		
1		Standing & walking in alteration, standing with support	0	0	0	0	0,5	1	1	1	1,5	2						
2		Standing, no body support (for other restrictions see Extra Points)	0,7	1	1,5	2	3	4	6	8	11	13						
3	a	Bent forward (20-60°)	2	3	5	7	9,5	12	18	23	32	40						
	b	with suitable support	1,3	2	3,5	5	6,5	8	12	15	20	25						
4	a	Strongly bent forward (>60°)	3,3	5	8,5	12	17	21	30	38	51	63						
	b	with suitable support	2	3	5	7	9,5	12	18	23	31	38						
5		Upright with elbow at / above shoulder level	3,3	5	8,5	12	17	21	30	38	51	63						
6		Upright with hands above head level	5,3	8	14	19	26	33	47	60	80	100						
Sitting																		
7		Upright with back support slightly bent forward or backward	0	0	0	0	0	0	0,5	1	1,5	2						
8		Upright no back support (for other restriction see Extra Points)	0	0	0,5	1	1,5	2	3	4	5,5	7						
9		Bent forward	0,7	1	1,5	2	3	4	6	8	11	13						
10		Elbow at / above shoulder level	2,7	4	7	10	13	16	23	30	40	50						
11		Hands above head level	4	6	10	14	20	25	35	45	60	75						
Kneeling or crouching																		
12		Upright	3,3	5	7	9	12	15	21	27	36	45						
13		Bent forward	4	6	10	14	20	25	35	45	60	75						
14		Elbow at / above shoulder level	6	9	16	23	33	43	62	80	108	135						

FIGURE 2.2 – *Fiche ergonomique EAWS (Schaub* et al.*, 2013). Les postures sont rangées dans des catégories telles que standing ou sitting. En fonction du temps pendant lequel une posture est gardée lors d'une tâche, l'ergonome coche la case correspondante.*

RULA et REBA

La fiche *Rapid Upper Limb Assessment* (RULA) (McAtamney et Corlett, 1993) permet d'évaluer des postures statiques. Pour une posture donnée, un score est affecté à chaque segment supérieur du corps humain. Ces sous-scores sont additionnés à l'intérieur de deux groupes : A) bras et poignet, et B) nuque et dos. Un score global pour le groupe A et le

groupe B est calculé à partir de tables préétablies. Chacun de ces scores est augmenté suivant le poids transporté ou la répétitivité de la tâche. Enfin, une dernière table prenant en entrées le score A et le score B permet d'obtenir le score ergonomique final, compris entre 1 (posture acceptable) et 7 (Changement à implémenter). La fiche ergonomique RULA est présentée en figure 2.3.

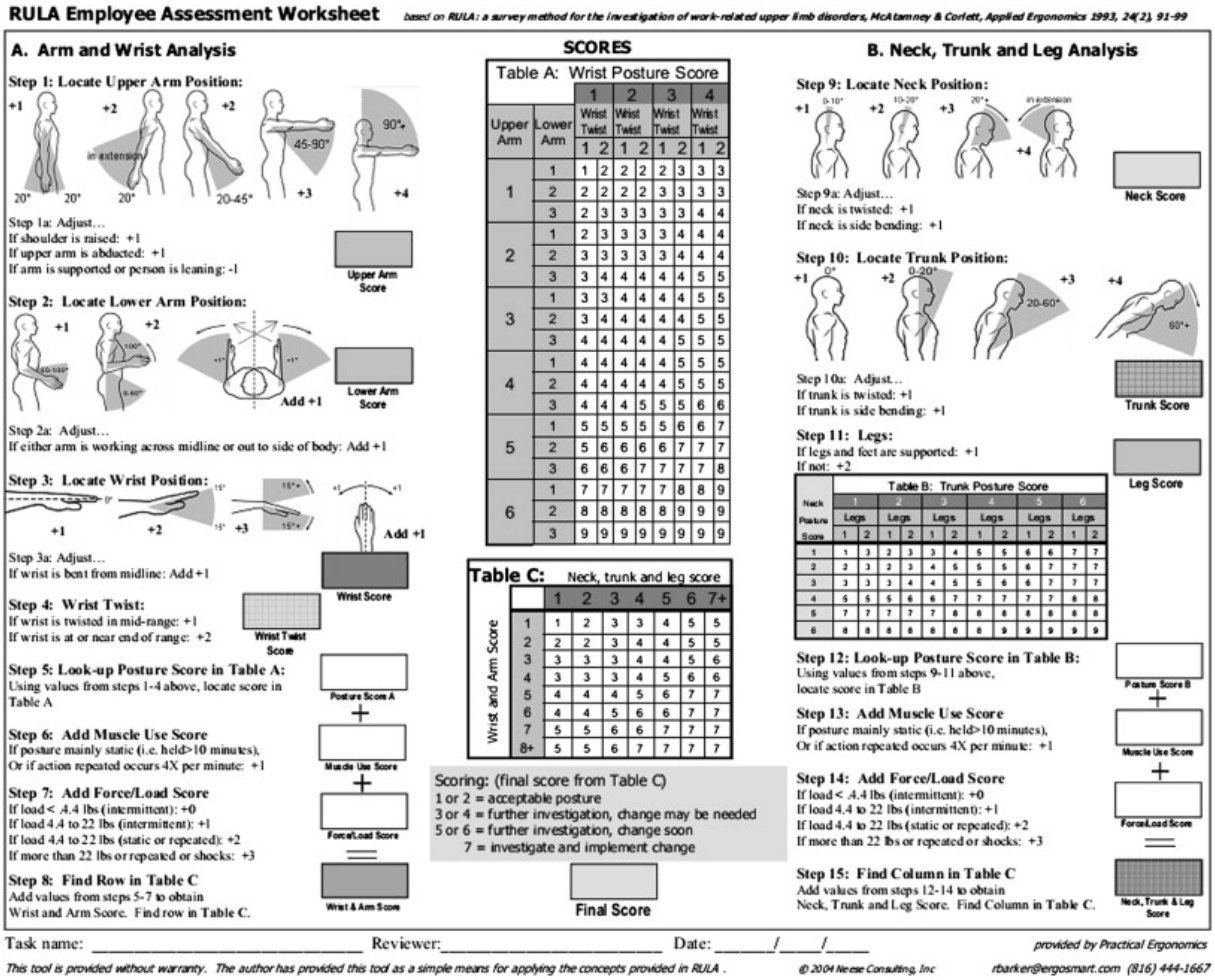


FIGURE *2.3 – Fiche ergonomique RULA (McAtamney et Corlett, 1993). À gauche un score est calculé à partir de la position des bras, puis en utilisant la Table A. À droite, un second score est calculé à partir de la position du torse, puis en utilisant la Table B. Le score ergonomique final est calculé à partir de la Table C.*

La fiche ergonomique REBA (Hignett et McAtamney, 2004) est une extension de RULA. Des informations sur les membres inférieurs ont été rajoutées dans le groupe A. Le score ergonomique de REBA est compris entre 1 et 12. Ainsi, pour comparer RULA et REBA, il est nécessaire de normaliser ces deux scores.

Contrairement à EAWS, les fiches RULA et REBA peuvent être remplies par l'observation de quelques postures critiques, telles que des tâches impliquant du travail avec les bras en hauteur ou avec le torse penché. Il est alors possible en reconnaissant ces postures d'obtenir un score ergonomique qui représente le cycle de travail.

2.3 Technologies pour améliorer l'ergonomie

Afin de réduire les risques de TMS, il est nécessaire d'apporter des outils pour assister le travailleur. Dans le cadre du projet AnDy, trois technologies sont utilisées dans ce but. Celles-ci sont détaillées ci-après.

Robotique collaborative

Les robots collaboratifs, aussi appelés cobots, ont pour but de travailler directement dans le même espace de travail que les ouvriers en entreprise, au contraire des robots industriels classiques. Ils ont pour objectif d'alléger le travail de l'opérateur sur les lignes de montage (Akella *et al.*, 1999), (Schmidtler *et al.*, 2015) et de réduire l'exposition des opérateurs aux risques de TMS biomécanique (Putz-Anderson *et al.*, 1997), ainsi que de réaliser des tâches complémentaires.

La figure 2.4 présente un cobot assistant un ouvrier dans sa tâche afin de l'aider dans la manipulation. En l'occurrence, il s'agit pour le robot d'effectuer les opérations de vissage pour réduire les risques de blessure aux poignets pour l'opérateur. Nous pouvons voir que le cobot et l'humain sont au contact. Ceci s'oppose avec l'utilisation classique des robots industriels qui ont leur propre espace.

FIGURE *2.4 – Cobot Kuka*[3] *en travail collaboratif sur une ligne d'assemblage. Photo issue du site de Kuka.*

Exosquelettes

À l'instar des cobots, les exosquelettes se développent pour être utilisés en industrie sur les lignes d'assemblage pour apporter de l'assistance aux gestes de l'opérateur (de Looze *et al.*, 2016). Il peut s'agir de systèmes passifs ou actifs. Un exosquelette passif est un harnais composé de mécanismes permettant de soutenir les efforts au niveau du dos ou des bras. Par exemple, la figure 2.5 présente un ouvrier équipé d'un tel système pour réduire l'effort exercé sur le bas du dos lorsqu'il doit se baisser. Les exosquelettes passifs peuvent être assimilables à des orthèses, plutôt que des robots. Un exosquelette actif possède en plus des moteurs permettant de davantage réduire la fatigue ainsi que d'augmenter les capacités de l'opérateur (pour le port de charges par exemple).

3. `https://www.kuka.com/fr-fr/future-production/industrie-4-0`

FIGURE 2.5 – *Exosquelette BackX par SuitX*[4]. *Cet exosquelette permet de réduire les efforts exercés sur le bas du dos de l'opérateur. Photo issue du site de SuitX.*

Capteurs portés

Les capteurs portés permettent d'analyser les mouvements d'une personne. Il peut s'agir de système de capture de mouvement, des capteurs électromyogrammes (EMG) pour évaluer l'activité musculaire, ou encore des capteurs de force. Il a déjà été observé que l'utilisation de capteurs portés pourrait aider à réduire le risque de TMS (Kim *et al.*, 2018), (Vignais *et al.*, 2013), (Yan *et al.*, 2017). (Yan *et al.*, 2017) utilisent deux capteurs inertiels, un dans le dos et un derrière la tête, pour prévenir les TMS du bas du dos ou de la nuque. Vignais *et al.* (2013) utilisent également des capteurs inertiels, répartis sur le haut du corps et des bras pour calculer un score basé sur la fiche RULA. Kim *et al.* (2018) mesurent les efforts sur les articulations en ajoutant des données provenant de plateforme de force à la capture de mouvement. Des systèmes de capture du mouvement optiques ont également déjà été utilisés pour remplir en temps réel la fiche ergonomique REBA de façon automatique (Busch *et al.*, 2017). Cependant, ces systèmes sont soumis à des occlusions dans un environnement industriel, entraînant une perte d'information.

Il existe aussi des systèmes basés sur des capteurs inertiels : accéléromètres et gyroscopes. Ces capteurs sont placés sur des segments clés du corps et, après étalonnage, permettent une reconstruction complète du mouvement de ces segments du corps. De tels systèmes ne sont pas soumis aux occlusions. La figure 2.6 présente ce type de systèmes, nous pouvons y voir en orange les capteurs inertiels disposés sur les bras, les mains et le dos de l'ouvrier pour capter son mouvement. Nous utilisons un système de capture du mouvement similaire.

2.4 Étude utilisateur sur les outils pour améliorer l'ergonomie

Afin d'évaluer l'attitude de possibles utilisateurs vis-à-vis des trois technologies listées précédemment, nous avons conduit une étude utilisateur sous forme de *focus group* et d'entretiens individuels.

4. `https://www.suitx.com/backx`
5. `https://www.xsens.com/blog/tag/ergonomics`

FIGURE *2.6 – Capteurs portés pour l'ergonomie. L'opérateur est équipé de capteurs inertiels Xsens*[5] *(en orange) sur les différentes parties du corps, ce qui permet la capture de ses mouvements. Photo issue du site de Xsens.*

2.4.1 Focus Group

Un *focus group* est une discussion en petit groupe pour étudier les réactions et opinions des participants sur un sujet spécifique. Nous en avons conduit deux au sein de cette étude. Les participants du premier *focus group* ne sont pas des ouvriers en entreprise. Ils représentent le point de vue du grand public, n'étant pas directement concernés par ces technologies. Le deuxième *focus group* a été conduit en entreprise avec des ouvriers.

Participants

Le premier *focus group* avec des personnes n'ayant pas de lien direct avec le monde de l'industrie comprenait 6 participants (3 hommes, 3 femmes ; âge = 50,3 ± 8,6 ans). Les participants ont été recrutés via une liste de diffusion de l'Université de Lorraine. Le deuxième *focus group* réalisé avec des ouvriers de lignes d'assemblage en entreprise comprenait 4 participants (2 hommes, 2 femmes ; âgés de 20, 22, 40 et 49 ans). Deux d'entre eux travaillaient depuis plus de 10 ans dans l'entreprise tandis que les deux autres y travaillaient depuis moins d'un an.

Déroulement

Les *focus group* étaient divisés en trois parties, concernant chacune l'une des technologies dont nous souhaitions connaître le point de vue. La première partie concernait les robots collaboratifs ; la deuxième partie les exosquelettes ; et enfin la troisième partie concernait l'utilisation des capteurs portés pour l'analyse de l'ergonomie. Chaque partie commençait par la question : « Qu'est-ce que le mot robot collaboratif/exosquelette/capteurs portés vous évoque ? ». Les participants visualisaient ensuite une courte vidéo pour la technologie correspondante. Enfin, les questions suivantes étaient posées : « Quelles utilisations imagineriez-vous pour ce robot ? Quels sont les avantages et inconvénients ? ». Une photo de chacune des technologies était projetée en même temps (voir figure 2.4, figure 2.5 et figure 2.6). Les deux *focus group* étaient modérés par deux expérimentateurs. Le *focus group* avec les non-ouvriers a duré 2h30. Le second avec les ouvriers a duré 1h10.

2.4.2 Entretiens individuels

Les entretiens individuels ont eu lieu à la suite du *focus group* en entreprise, avec les quatre mêmes participants. Ces entretiens ont permis de clarifier certaines idées émises au cours du *focus group*. Chaque entretien a duré entre 15 et 20 minutes. Dans un premier temps, le participant a présenté en ce qui le concerne son historique du travail en industrie, du travail avec des robots, et en quoi ces machines ont pu changer son travail. Ensuite, la discussion s'est poursuivie sur son opinion à propos de l'introduction de chacune des trois technologies considérées.

2.5 Résultats

Les principaux arguments en faveur et défaveur de chaque technologie issus des *focus group* et entretiens sont résumés dans les tableau 2.1, tableau 2.2 et tableau 2.3. Pour chacune, les sections suivantes présentent plus de détails sur ces résultats.

Robotique collaborative

Parmi les participants aux *focus group*, les opinions étaient partagées envers l'utilisation de robots collaboratifs. Dans chaque *focus group*, la moitié des participants avait une opinion positive envers les cobots tandis que l'autre moitié avait une opinion négative. Un avantage cité par les deux groupes est l'amélioration de la productivité. Les ouvriers ont cité le bénéfice physique que peut apporter un cobot, en réduisant la quantité d'efforts et en permettant de laisser plus de temps aux ouvriers pour effectuer leurs tâches. L'élément principal en défaveur des cobots est le risque de pertes d'emplois dû au remplacement de l'humain par la machine.

Selon les participants, un cobot ne devrait qu'uniquement effectuer des tâches considérées comme ennuyantes par les humains. En particulier pour des tâches demandant un effort physique important. Également, le comportement du robot devrait être prédictible et répétitif, car les ouvriers effectuent leurs gestes de façon automatique.

Exosquelettes

L'attitude envers les exosquelettes est globalement plus positive que pour les cobots. Les quatre participants au *focus group* ouvrier avaient une opinion positive de l'utilisation d'exosquelettes. Pour les deux groupes, le principal argument en faveur des exosquelettes était la possibilité d'améliorer les capacités physiques de l'utilisateur et ainsi réduire les efforts exercés. De plus, le groupe ouvrier apprécie le fait qu'ils puissent garder un contrôle sur leurs gestes.

Les participants ne voyaient pas les exosquelettes comme un système similaire à un robot mais plus comme un équipement pour les aider et les protéger. Néanmoins, il y avait des craintes sur une utilisation à long terme, en ce qui concerne l'inconfort du système ou le fait que l'usage répété pourrait entraîner une atrophie musculaire.

	Non-ouvrier	Ouvrier
Pour	Amélioration de la productivité Décharge les travailleurs de tâches ennuyeuses Facilite le travail durant des tâches répétitives Réduction de la demande de ressource physique	Amélioration de la productivité Décharge les travailleurs de tâches ennuyeuses Facilite le travail durant des tâches répétitives
Contre	Peur de la perte d'emplois Pas de contrôle direct sur le travail du robot Ne peuvent pas identifier ou signaler une erreur Pas de discussion ou d'empathie Peur de l'intelligence artificielle	Peur de la perte d'emplois Perte des gestes techniques durant la tâche Arrêt du travail en cas de panne du robot

TABLEAU *2.1 – Principaux arguments en faveur et contre l'utilisation de robots collaboratifs en industrie.*

	Non-ouvriers	Ouvrier
Pour	Réduction de la charge physique Augmentation des performances humaines	Réduction de la charge physique Maintien du contrôle sur les gestes effectués Le travail peut continuer en cas de panne
Contre	Peut être piraté Peut bloquer certains mouvements Peut être source d'atrophie musculaire	Peut ne pas être confortable

TABLEAU *2.2 – Principaux arguments en faveur et contre l'utilisation d'exosquelettes en industrie.*

Capteurs portés

L'attitude envers les capteurs portés était presque uniformément positive pour les deux groupes, excepté pour un participant. Pour les deux groupes, des arguments similaires ont été avancés en ce qui concerne le bénéfice d'un point de vue physique pour les ouvriers. De tels capteurs pourraient réduire le risque de développer des TMS, soit directement en signalant en temps réel à l'utilisateur si des mouvements à risques sont effectués, soit indirectement en procurant des données pour l'amélioration des postes de travail. Dans le premier cas, il s'agit d'une utilisation quotidienne, et dans le deuxième cas, d'une utilisation plus sporadique.

Les participants pensaient qu'un tel système serait utile pour apprendre de façon efficace les gestes pour une nouvelle tâche. Cependant, à l'instar des exosquelettes, ils préféraient que l'utilisation de capteurs portés reste quelque chose de temporaire, et qu'ils ne soient pas une utilisation quotidienne.

	Non-ouvrier	**Ouvrier**
Pour	Peut aider à corriger les postures	Peut aider à apprendre les mouvements ergonomiques
	Permet la correction par auto-évaluation	Permet la correction par auto-évaluation
	Permet d'améliorer le design des stations de travail	Permet d'améliorer le design des stations de travail
	Procure des informations spécifiques pour un utilisateur	
Contre	Les données peuvent être utilisées pour surveiller les employés	Peut être inconfortable
	Peut causer de la culpabilité si l'utilisateur ne suit pas les recommandations	Les mouvements ergonomiques prennent trop de temps
	Les travailleurs pourraient être forcés à l'utiliser contre leur volonté	

TABLEAU *2.3 – Principaux arguments en faveur et contre l'utilisation de capteurs portées en industrie.*

2.6 Discussion

Même si cette étude n'est que préliminaire, elle était nécessaire pour comprendre l'attitude des utilisateurs vis-à-vis de ces technologies. Cela nous a permis de prendre en compte les remarques apportées pour la conception et la mise en place de ces technologies, et étudier l'impact de ces technologies d'un point de vue social et éthique.

Points de vue sur les technologies d'assistance

Bien que les cobots et les exosquelettes soient tout deux des systèmes visant à prodiguer une assistance physique, le premier est vu comme un rival dans le travail tandis que le second est vu comme un équipement protecteur. Cet élément est cohérent avec des études précédentes sur la confiance accordée à un partenaire robot (Gaudiello *et al.*, 2016).

Il est important que les ouvriers se sentent utiles dans leur tâche et toujours en contrôle. Autrement, il y a des risques psychologiques et physiologiques. Il a été montré que l'insatisfaction au travail et la réduction de contrôle sont des facteurs physiologiques de stress qui augmentent le risque de TMS (Schneider *et al.*, 2010), (Punnett et Wegman, 2004), (Putz-Anderson *et al.*, 1997). Comme l'objectif de l'introduction de tels systèmes est la réduction de TMS biomécaniques, il est important de prendre aussi en compte les autres facteurs de TMS pour éviter de résoudre un problème en en créant d'autres.

Les capteurs portés pour l'évaluation ergonomique

Le fait de pouvoir disposer de capteurs portés pour évaluer automatiquement l'ergonomie est vu comme positif par les deux groupes que nous avons interrogés. De plus, c'est avec de tels capteurs que peut se faire une interaction intuitive avec un cobot ou un

exosquelette, en se servant des informations de ces capteurs pour leur contrôle. Ainsi dans cette thèse, l'accent est mis sur l'utilisation de tels capteurs. Il est dès lors possible d'utiliser les données du mouvement humain pour l'apprentissage de modèles liés à l'ergonomie tel que la reconnaissance d'activité (voir chapitre 4 et chapitre 5). Et pour cela, une base de données étiquetées est indispensable (voir chapitre 3).

Les participants trouvent que le confort doit être important pour un tel système. La réduction de capteurs pour n'utiliser que le nombre suffisant pour l'apprentissage de modèle doit donc également être prise en compte afin de réduire l'encombrement. Une solution pour la réduction de capteurs est proposée dans le chapitre 4.

Chapitre 3

Bases de données pour l'analyse du mouvement humain

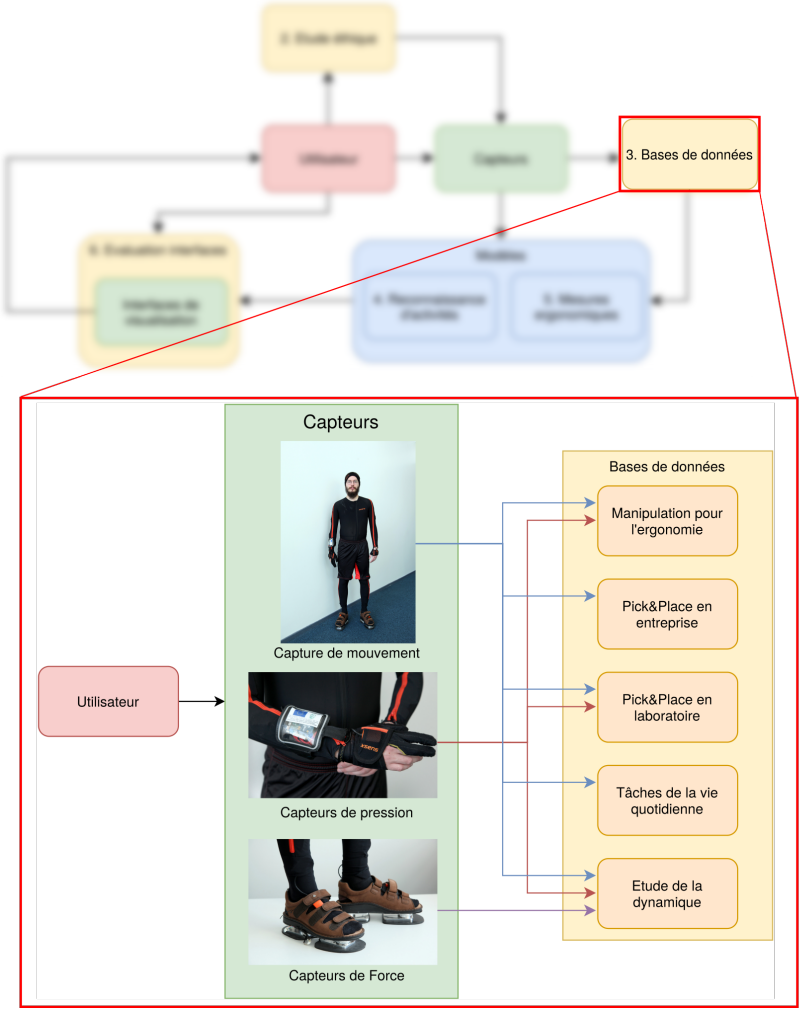


FIGURE *3.1 – Schéma pour la constitution des bases de données.*

3.1 Introduction

Afin de proposer une évaluation automatique de l'ergonomie, il est nécessaire de disposer de données sur lesquelles se baser pour entraîner les modèles d'apprentissage. À notre connaissance, il n'existe pas de base de données ouverte de postures et actions typiques du travail en industrie, telles que sur des chaînes d'assemblage. Ceci est pourtant pertinent pour l'évaluation de l'ergonomie des postes de travail. La plupart des bases de données se basent sur des activités de la vie quotidienne (CMU, 2019) ou des mouvements de sport (Kuehne *et al.*, 2011). La base de données *KIT Whole-Body Human Motion* (Mandery *et al.*, 2015) contient quelques activités inspirées par l'industrie (manipuler un tournevis et soulever des charges) mais le nombre de conditions dans lesquelles ces activités sont effectuées est limité. CMU (2019) dispose d'un grand nombre d'activités, mais celles-ci concernent des tâches liées à la cuisine. Dans (Hayes et Shah, 2017) et (Kubota *et al.*, 2019) est utilisée une base de données de mouvement humain lors de tâches industrielles, mais seuls les mouvements des bras sont capturés.

Des études différentes, portant par exemple sur la reconnaissance d'activité ou l'analyse de la dynamique corps complet, nécessitent des bases de données spécifiques. Dans ce chapitre sont présentées les collectes de données effectuées tout au long de cette thèse. Dans un premier temps est présenté le matériel utilisé pour la prise de données (section 3.2). Puis sont présentées les cinq bases de données que nous avons élaborées. La première concerne une base de données avec des tâches s'inspirant de la vie quotidienne (voir section 3.3). La seconde présente des données prises en entreprise et sa transposition en laboratoire (section 3.4). La troisième porte sur des données utilisées comme base pour l'apprentissage de modèle pour l'évaluation de l'ergonomie selon les fiches ergonomiques utilisées en industrie (section 3.5). Enfin, la dernière base de données présente des tâches pour l'évaluation de la dynamique corps complet du modèle humain (section 3.6).

3.2 Matériel

Capture de mouvement avec capteurs inertiels : La combinaison Xsens

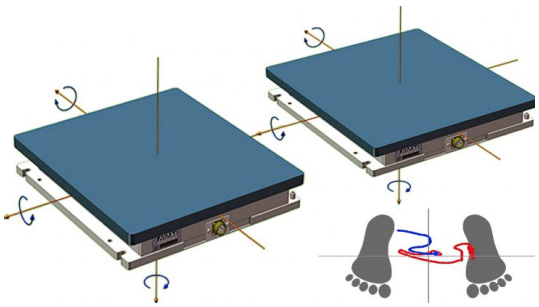
La combinaison Xsens[6] MVN Link est un système de capture de mouvement corps complet. Il consiste en 17 capteurs inertiels (comprenant chacun un accéléromètre et un gyroscope pour les trois axes) placés sur l'ensemble du corps. Sont mesurés l'angle des articulations, la position et l'orientation des différents segments du modèle humain, leurs vitesse et accélération, ainsi que la position et la vitesse du centre de masse. Les données sont capturées à une fréquence de 240 Hz. La combinaison est utilisée pour la collecte de données tel que présenté dans ce chapitre, mais aussi pour une utilisation en ligne pour une capture en temps réel du mouvement.

6. `https://www.xsens.com/`

Capture de mouvement avec capteurs optiques : Le système Qualisys

Le système optique Qualisys [7] est un système de capture du mouvement, utilisé comme vérité terrain dans la comparaison avec l'Xsens. 12 caméras Oqus sont placées dans l'espace de travail pour capturer l'ensemble du corps. Les participants sont équipés de 43 marqueurs sphériques réflectifs Qualisys. 39 marqueurs sont placés selon le protocole *Plug-In Gait* (Vicon, 2017) plus quatre marqueurs additionnels, placés sur les pieds (1 marqueur par pied), et sur les mains (1 par main). Les données sont enregistrées à 120 Hz. Les marqueurs ont été étiquetés à la main par un expérimentateur.

Plateformes de force



Les plateformes de force permettent de mesurer la force de réaction avec le sol. Les participants ont chaque pied sur une plateforme Amti [8] Optima ACG-O 6 composantes (forces et moments) pour mesurer la réaction avec le sol et le déplacement du centre de pression. Elles ne sont utilisées que dans le cadre de tâches statiques où il n'est pas nécessaire de se déplacer. Les plateformes sont reliées au système de caméras Qualisys pour la synchronisation.

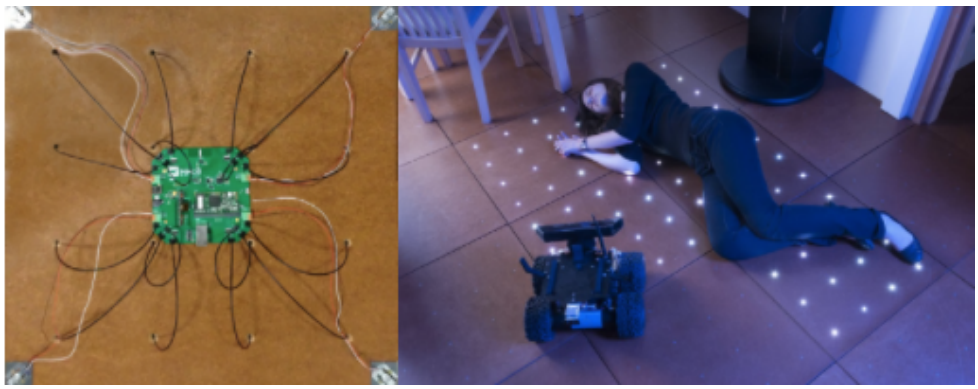
Chaussures avec capteurs de force

Les chaussures de force sont un prototype créé par l'*Istituto Italiano di Tecnologia* (IIT) [9] dans le cadre du projet AnDy. Elles sont chacune équipées de deux capteurs de force : le premier au niveau du talon, le second au niveau de la plante du pied. Les informations des deux capteurs sont combinées pour mesurer la force de réaction avec le sol sans la contrainte de placement des plateformes de force. Les données sont enregistrées à une fréquence de

7. https://www.qualisys.com/
8. https://www.amti.biz/
9. https://iit.it/

100 Hz.

Dalles de pression



Les dalles de pression font partie de l'appartement intelligent, une plateforme de recherche au Loria. Le sol est couvert de dalles (plus de 60) équipées de capteurs de pression qui sont utilisées pour suivre le centre de pression d'une personne se déplaçant dans cet espace (Andries *et al.*, 2015).

Gant avec capteurs de pression et de flexion

Un prototype de gant e-glove par Emphasis Telematics [10] est utilisé pour la main droite. Il comprend trois capteurs de flexion pour l'index, le majeur et le pouce, et quatre capteurs de pression sur la paume, et le bout de l'index, du majeur et du pouce. Les capteurs de flexion mesurent l'angle entre la paume et la dernière phalange du doigt. Les données sont enregistrées à une fréquence de 50 Hz.

Répartition des capteurs pour chaque base de données

Tous les capteurs ne sont pas utilisés pour chaque base de données. Le tableau 3.1 présente quels capteurs sont utilisés dans chacune des bases de données.

3.3 Base 1 : Tâches quotidiennes

Description

Cette base de données a pour but d'être utilisée pour la prédiction de mouvement. Elle a été inspirée par la base de données utilisée par Chen *et al.* (2016) qui contient

10. `https://www.emphasisnet.gr/`

	Capture de mouvement		Capteurs de forces			Contact
Base de données	Inertiel	Optique	Plateformes	Chaussures	Dalles	Gant
Tâches quotidiennes	✓					
Pick & Place (entreprise)	✓					
Pick & Place (laboratoire)	✓					✓
Ergonomie	✓	✓			✓	✓
Dynamique	✓	✓	✓	✓		✓

TABLEAU *3.1 – Ce Tableau présente quels capteurs sont utilisés dans chaque base de données. Une marque indique que le capteur est inclus dans la base de données correspondante.*

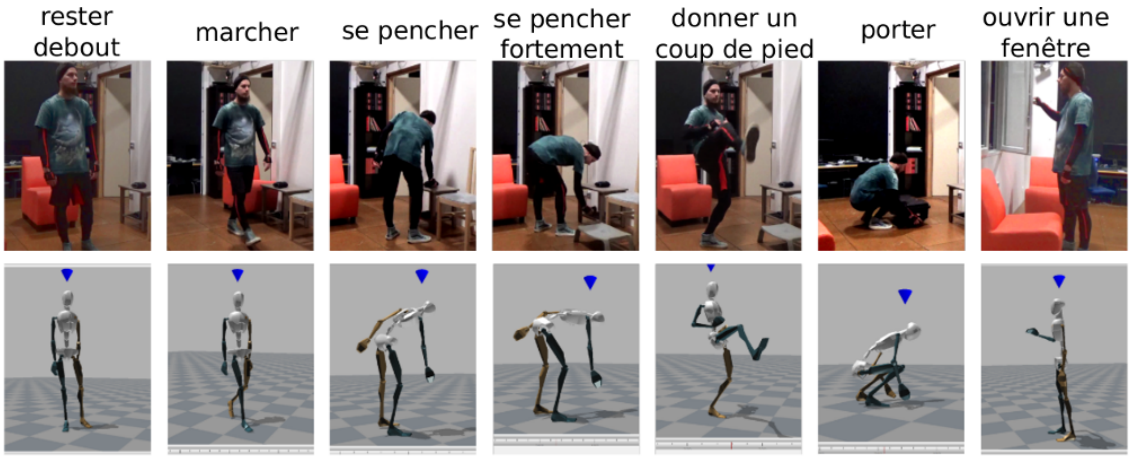


FIGURE *3.2 – Les sept tâches présentes dans la base de données « Tâches quotidiennes ». En haut se trouve la capture par la caméra, et en bas la capture du logiciel Xsens.*

cinq mouvements différents, enregistrés une fois chacun (donner un coup de pied, taichi, équilibre, marcher, donner un coup de poing). Notre base de données présente sept activités différentes enregistrées dix fois chacune. Chaque séquence dure environ deux secondes. Ces mouvements ont été choisis pour leur similarité entre eux dans certaines parties du corps, leur complexité (plus les segments du corps humain sont en mouvement, plus la représentation de plusieurs mouvements différents est complexe) ou pour leur pertinence dans le contexte industriel. Les mouvements sont : se pencher pour déplacer un objet, se pencher fortement, soulever une boite du sol, donner un coup de pied, ouvrir une fenêtre, marcher, et attendre debout (voir figure 3.2).

Utilisation

Notre base de données a été utilisée dans Chaveroche *et al.* (2018), Dermy *et al.* (2018) et Dermy (2018) pour la prédiction de la future trajectoire d'un mouvement. Dans ces travaux, les différents mouvements sont compressés dans un espace latent à l'aide de différents types d'auto-encodeurs. La prédiction est basée sur une description probabiliste de primitives de mouvement (ProMPs) à l'intérieur de l'espace latent afin de réduire le temps de calcul de la prédiction.

3.4 Base 2 et 3 : Pick & Place

Pick & Place en laboratoire en entreprise

La prise de données en entreprise est complexe car cela nécessite souvent l'arrêt de lignes de travail durant l'enregistrement, ce qui cause une perte de productivité pour l'entreprise. Il nous a néanmoins été possible de capturer une séquence sur une ligne d'assemblage de colonnes de direction. L'objectif était de tester la capture de mouvement à l'aide de capteurs inertiels dans un environnement où les perturbations magnétiques sont importantes. Il est plus facile d'installer un tel système plutôt qu'un système de capteurs non portés qui nécessiterait une installation préalable et un risque d'occlusions élevé.

FIGURE *3.3 – Tâche de* Pick & Place *de colonnes de direction en entreprise. L'utilisateur est équipé de la combinaison de capture de mouvement Xsens.*

La tâche consistait en la mise en pack de colonnes de direction (voir figure 3.3) d'un poids entre 8 et 12 kg. Le pack est composé de 7 étages de 8 colonnes chacun. Des emplacements sont prévus pour l'emplacement de chaque colonne. Pour les étages inférieurs, le placement requiert de se pencher fortement. Au total, la tâche a duré environ 15 minutes. Avec les perturbations magnétiques, les données du mouvement sont bruitées, en particulier en ce qui concerne les jambes. Cet enregistrement en condition réel a été utilisée par Xsens, partenaire sur le projet européen AnDy, afin d'améliorer leur modèle face aux perturbations magnétiques en travaillant sur une calibration n'utilisant pas le magnétomètre.

Pick & Place en laboratoire

La tâche de *Pick and Place* a été reproduite en laboratoire, en remplaçant la colonne de direction par une barre de musculation d'un poids similaire. En plus de la combinaison de capture de mouvement Xsens, le gant e-glove avec capteurs de pression a été utilisé pour détecter les contacts avec la barre. Les données ont été étiquetées afin de pouvoir être utilisées pour de la reconnaissance d'activités. Les étiquettes sont *Reach, Pick, Carry, Place,*

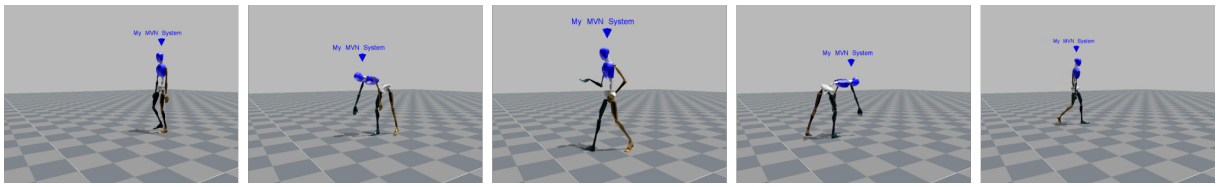


FIGURE *3.4 – Vue du logiciel MVN d'Xsens : Tâches de* Pick & Place *en laboratoire. Activités de gauche à droite : Wait, Pick, Carry, Place, Walk.*

Release, Walk et *Wait* (voir figure 3.4). Cette base de données reproduite en laboratoire a été utilisé pour des modèles de reconnaissance d'activité (Malaisé *et al.*, 2018a). Le chapitre 4 donne plus de détails sur cette utilisation.

3.5 Base 4 : Ergonomie

Cette base de données vise à regrouper des actions et postures pertinentes pour l'évaluation ergonomique automatique. Pour cela, nous avons proposé une taxonomie représentant les différentes activités possibles pour étiqueter les données.

Taxonomie

La taxonomie est inspirée par les actions et postures présentées dans la fiche EAWS (voir section 2.2). Le terme d'activité est utilisé à la fois pour représenter les postures et les actions. Les activités sont regroupées sous quatre catégories possibles : trois catégories pour les postures et une catégorie pour les actions. Les postures se limitent à celles incluses dans la fiche EAWS. La première, *general posture* (GEPOS), correspond à la posture globale du corps, tel qu'être debout ou accroupi. La deuxième, *details* (DET), correspond à des éléments supplémentaires sur la posture, tel que être penché ou avoir les bras au niveau de la tête. Une troisième catégorie appelé *detailed posture* (DEPOS) est une combinaison de GEPOS et DET en une seule étiquette. (par exemple, St_U ou Kn_OH). Enfin, *current action* (CUACT) est la quatrième catégorie, qui représente ce que le participant effectue comme tâche, tel que visser ou porter un objet. Le tableau 3.2 présente cette taxonomie plus en détail.

Étiquetage des données

Trois annotateurs ont étiqueté à la main chaque séquence de la base de données en utilisant la taxonomie présentée précédemment. Le but d'avoir plusieurs annotateurs est d'établir une vérité terrain. Un seul annotateur peut avoir un doute sur certaines étiquettes, mais en combinant plusieurs étiquetages, nous renforçons la qualité de l'annotation. Cette méthode permet également de rectifier les transitions entre deux états. L'étiquetage s'est fait à l'aide du logiciel Anvil [11]. Les annotateurs ont utilisé la vidéo générée par le logiciel MVN d'Xsens pour l'étiquetage. Ainsi, la fréquence des données d'annotation est de 24 Hz.

11. `https://www.anvil-software.org/`

Nous décrivons plus en détails dans le chapitre suivant comment est établie la vérité terrain pour notre utilisation particulière (voir section 4.2.3).

Participants

Cette base de données inclut 13 participants (9 hommes et 4 femmes). L'âge moyen est de 25.7 ans (écart-type = 5.0 ans), la taille moyenne de 175.4 cm (écart-type 7.9 cm) et le poids moyen de 72.3 kg (écart-type = 14.4 kg). Les participants sont des étudiants et chercheurs sans expérience particulière du travail en industrie.

Présentation de la tâche

Les activités comprises dans la base de données visent à reproduire des postures et actions typiques du travail en industrie telles que sur des chaînes d'assemblage. Durant l'expérience, les participants doivent accomplir six activités élémentaires :

- Vissage en hauteur à la main : Prendre une vis et un écrou sur une table de 75 cm de hauteur, marcher jusqu'à une étagère, visser à la main à une hauteur de 175 cm.
- Vissage à mi-hauteur à la main : Prendre une vis et un écrou sur une table de 75 cm de hauteur, marcher jusqu'à une étagère, visser à la main à une hauteur de 115 cm.
- Vissage bas à la main : Prendre une vis et un écrou sur une table de 75 cm de hauteur, marcher jusqu'à une étagère, visser à la main à une hauteur de 25 cm (6 participants) ou 60 cm (7 participants).
- Défaire un nœud : Défaire un nœud placé à une hauteur de 45 cm et une distance de 78 cm du participant.
- Transporter un poids de 5 kg : Prendre un disque de 5 kg, marcher jusqu'à une étagère et placer le poids à une hauteur de 20 cm.
- Transporter un poids de 10 kg : Prendre un disque de 10 kg, marcher jusqu'à une étagère et placer le poids à une hauteur de 110 cm.

La figure 3.5 présente ces différentes activités ainsi que les étiquettes correspondantes. L'ordre dans lesquelles ces actions sont réalisées est aléatoire selon six configurations possibles. Chaque participant réalise cinq fois la tâche pour trois configurations différentes. Deux dispositions des éléments de l'environnement sont possibles (voir figure 3.6) ; la répartition entre chacune des dispositions est équivalente entre les participants (6 participants pour la disposition A, et 7 pour la disposition B).

Utilisation

La base de données a été anonymisée et rendue publique (Maurice *et al.*, 2019). Nous l'avons utilisée pour de la reconnaissance d'activité (Malaisé *et al.*, 2019) comme exposé dans le chapitre 4. Des travaux sur la prédiction du mouvement à l'aide de PROMPs ont également été ébauchés avec ces données (voir chapitre 5).

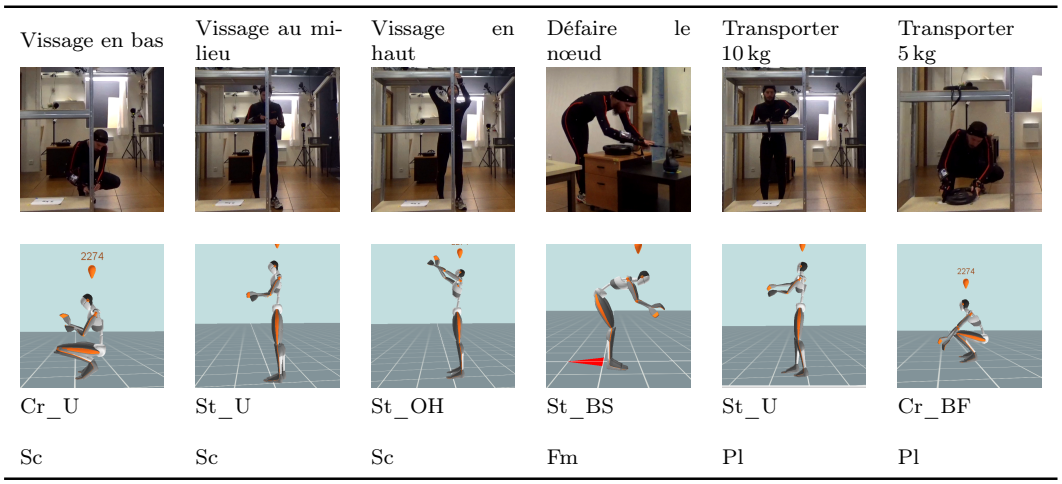


FIGURE 3.5 – *Les 6 tâches effectuées par les participants, avec la capture vidéo correspondante et les posture et action suivant la taxonomie décrite dans la section 3.5 pour* DEPOS *et* CUACT.

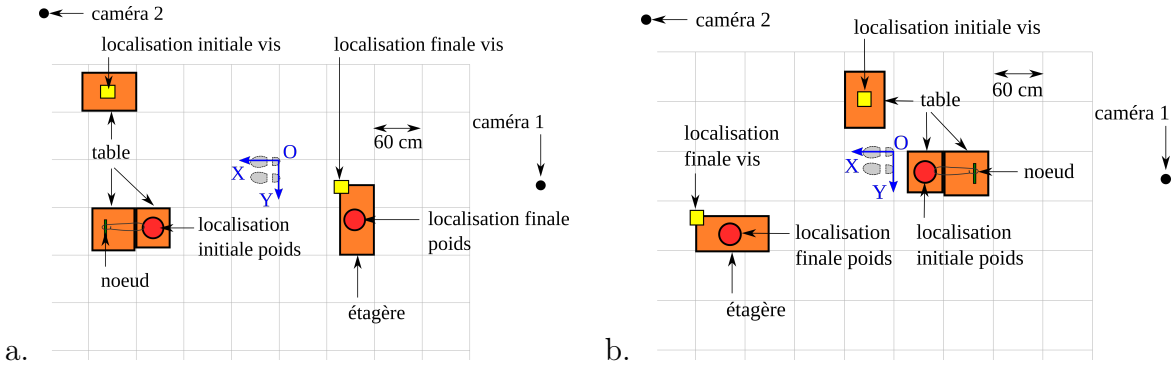


FIGURE 3.6 – *Organisation des éléments utilisés lors de la prise de données : a. Disposition A, b. Disposition B.*

3.6 Base 5 : Étude de la dynamique corps complet

L'évaluation ergonomique aujourd'hui ne se base pas que sur des données cinématiques, et ne prend pas en compte les données dynamiques. Pourtant les forces exercées sur les articulations et les muscles sont l'un des facteurs biomécaniques les plus important à l'apparition de TMS. Un modèle dynamique permettrait d'avoir plus d'informations pour évaluer l'ergonomie. Cela permettrait également de pouvoir considérer l'apport de cobots ou d'exosquelettes dans les fiches ergonomiques. En effet, un geste assisté par ce type de système ne change pas forcément la cinématique, et donc actuellement, le score ergonomique resterait identique. Ainsi, une autre base de données a été collectée afin d'avoir des informations de force de contact avec le sol, permettant de reconstituer un modèle dynamique du corps humain complet à l'aide de dynamique inverse.

FIGURE *3.7 – Tâches présentes dans la base de données :* Picking, Reaching *et* Pushing.

Participants

Deux étudiants ont participé à la collecte de données (une femme et un homme). Leur âge est de 26 et 27 ans, leur taille de 163 et 182 cm et leur poids de 53 et 80 kg.

Présentation de la tâche

Cette base de données présente trois types d'activités (voir figure 3.7) :

- *Picking* : Récupérer un poids de 8 kg avec la main droite et terminer en position debout.
- *Reaching* : Toucher de l'index un point situé à une distance de 115 cm et une hauteur de 95 cm. Le participant utilise un support sur une plateforme de force à une hauteur de 80 cm avec sa main gauche. Il revient ensuite en position initiale.
- *Pushing* : Appuyer sur une plateforme de force avec la main droite jusqu'à appliquer une force égale au quart du poids du participant pendant deux secondes, puis revenir en position initiale. Une balance est utilisée comme indicateur de force appliquée par le participant.

Utilisation

Cette base de données est utilisée dans des travaux en cours par l'IIT dans le cadre du projet AnDy pour améliorer leur modèle dynamique de corps humain complet (Latella *et al.*, 2019). Le but est d'identifier les efforts exercés sur les articulations pour évaluer leurs effets sur l'ergonomie de la personne.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'ensemble des bases de données qui ont été collectées au cours de cette thèse. Cette collecte de données a été fondamentale à l'avancée

de cette thèse pour l'apprentissage de modèles. De plus, rendre publique ce type de base de données permet à la communauté scientifique de s'approprier le travail effectué en le rendant reproductible. Dans les chapitres suivants, nous allons présenter comment est utilisée la base de données basée sur l'ergonomie (section 3.5). Les autres bases de données ont toutes une utilisation dans des travaux annexes, en lien avec le projet européen AnDy.

Étiquettes	**État**	**Description**
GePos		Posture principale
St	*Standing*	Se termine quand les pieds commencent à bouger.
Wa	*Walking*	Commence quand un pied commence à bouger, se termine quand les pieds sont fixes.
Kn	*Kneeling*	Au moins un genou au sol.
Cr	*Crouching*	Accroupi, pas de genou au sol.
Si	*Sitting*	Assis sur une chaise ou un support.
Ly	*Lying*	Torse sur le sol ou une surface horizontale.
Det		Informations complémentaires
U	*Upright*	Torse droit.
BF	*Bent forward*	Torse penché entre 20° et 60°.
BS	*Strongly bent forward*	Torse penché avec un angle supérieur à 60°
OS	*Shoulder level work*	Coude(s) au niveau des épaules et les mains en dessous de la tête.
OH	*Overhead work*	Main(s) au-dessus du niveau de la tête.
CuAct		Tâche en cours
Re	*Reach*	Bouger un bras vers une cible, pas d'objet en main.
Pi	*Pick*	Prendre un objet, débute quand l'objet est touché, se termine quand les bras s'arrêtent de bouger.
Pl	*Place*	Placer un objet, similaire à *Re* mais avec un objet en main.
Rl	*Release*	Ramener un bras (sans objet) après une manipulation.
Ca	*Carry*	Transporter un objet. Débute à la suite de *Pi*, se termine avec *Pl*.
Fm	*Fine manipulation*	Manipulation d'un objet.
Sc	*Screw*	Un cas spécial de *Fm* : Visser avec les mains.
Id	*Idle*	Ne rien faire avec les mains.

Tableau *3.2 – Taxonomie des postures et actions utilisées pour l'annotation des données.*

Chapitre 4

Reconnaissance de l'activité humaine pour l'ergonomie

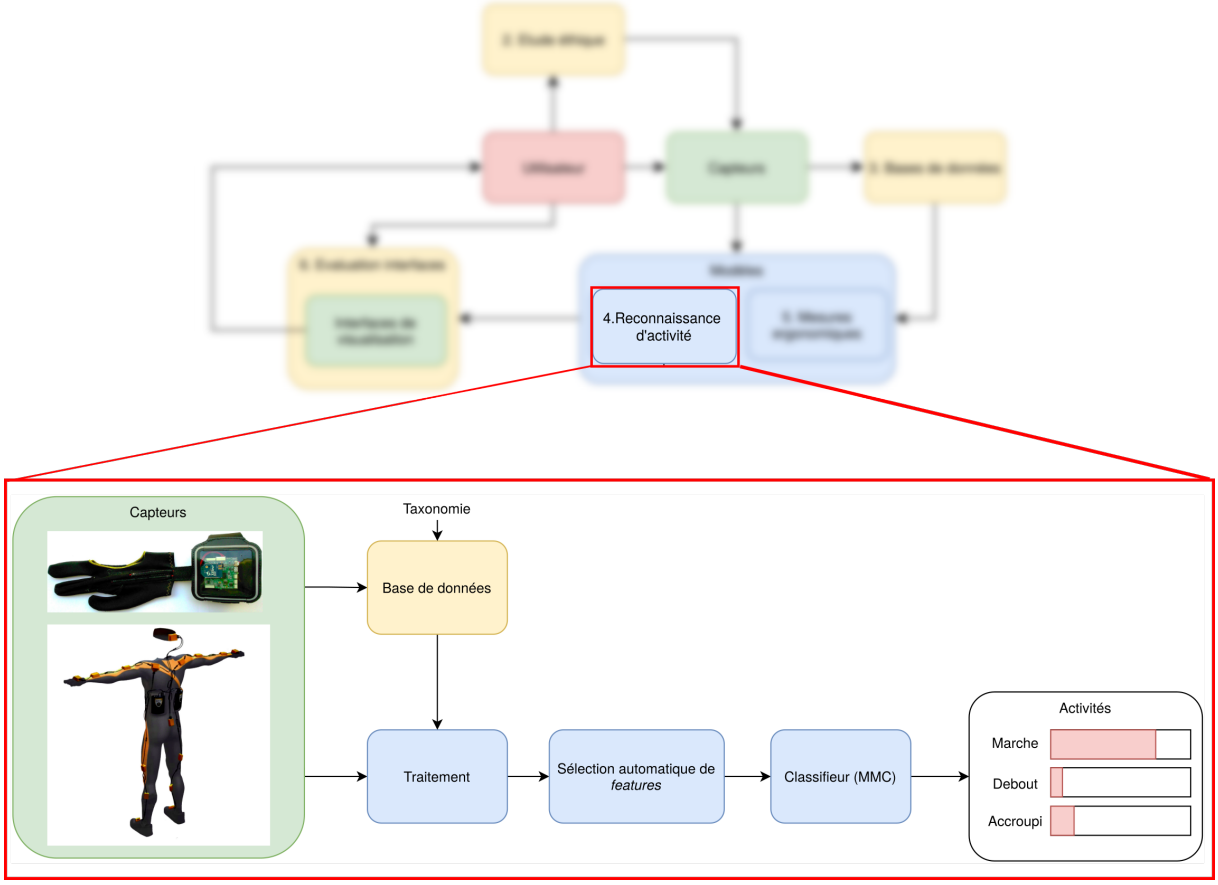


FIGURE *4.1 – Pipeline des données pour la reconnaissance d'activités.*

4.1 Introduction

Motivation

Dans la littérature, la plupart des méthodes proposées pour annoter automatiquement des fiches ergonomiques se basent sur les mesures directes des angles articulaires et de la position des différents segments (Busch *et al.*, 2017),(Vignais *et al.*, 2013). De telles méthodes permettent d'identifier des postures mais pas des gestes ou actions, qui sont présents dans certaines fiches ergonomiques (par exemple marcher, dans la fiche EAWS). De plus, des informations liées à la tâche en cours peuvent être essentielles pour fournir un score ergonomique (par exemple, est-ce que l'opérateur porte un poids, est-ce que la tâche requiert de la manipulation fine...). Des algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être utilisés pour résoudre le problème de la reconnaissance des actions en cours et ainsi, permettre de compléter les fiches ergonomiques avec cette information. Dans ce chapitre, nous présentons une méthode pour reconnaître de façon automatique des actions et postures d'un opérateur, à partir de capteurs portés, procurant des informations utiles pour l'évaluation automatique de l'ergonomie.

La reconnaissance automatique de l'activité

La reconnaissance de l'activité humaine peut exploiter des données provenant de capteurs externes ou de capteurs portés (Lara et Labrador, 2013), (Aggarwal et Xia, 2014), (Lo Presti et La Cascia, 2016). La plupart des approches utilisant des capteurs externes recourent à des systèmes basés sur la vision, tels que les caméras RGB-D ou les systèmes de capture du mouvement optique. Parsa *et al.* (2019) utilisent des données de caméras desquelles est extrait un modèle humain. À partir de ce modèle, ils reconnaissent des postures et actions, puis calculent un score ergonomique basé sur REBA. Le problème de ce genre de système est que l'opérateur doit toujours être dans l'angle de vue des caméras, ce qui peut limiter les utilisations. De plus, l'occlusion de marqueurs est un autre problème dans des environnements encombrés, ce qui limite leur utilisation dans le cadre d'applications industrielles. Pour s'affranchir de ces problèmes, il est possible d'utiliser des capteurs portés. De tels capteurs sont directement attachés au corps de l'opérateur. Les segments clés du corps (le dos, les bras, les jambes...) sont les emplacements les plus communs pour les capteurs (Attal *et al.*, 2015), (Yang *et al.*, 2008).

Des algorithmes de classification ont été largement utilisés pour reconnaître des activités quotidiennes telles que marcher, s'allonger, s'asseoir (Dubois et Charpillet, 2013)(Attal *et al.*, 2015). Dans (Avci *et al.*, 2010), les auteurs font un état de l'art de la reconnaissance de l'activité humaine, en présentant les différentes étapes composant ces algorithmes : traitement, segmentation, extraction de *features*, réduction de dimension et classification. Parmi les modèles existants, les Modèles de Markov Cachés (MMCs) ont l'avantage de prendre en compte de manière efficace des séries temporelles de données (Yamato *et al.*, 1992). Mandery *et al.* (2016) utilisent des MMCs pour identifier des ensembles de *features* dans le but de réduire la dimension des données de capture du mouvement. Coupeté *et al.* (2016) présentent l'utilisation de MMCs pour la reconnaissance en temps réel d'activités dans un environnement industriel. Ils prennent en compte en plus de la capture du

mouvement des informations de position sur les objets manipulés par l'opérateur, ce qui permet d'améliorer les performances de classification.

4.2 Méthode

La méthode que nous avons proposée pour la reconnaissance d'activité est basée sur des MMCs. L'apprentissage des modèles est supervisé, en utilisant les données étiquetées provenant des bases de données présentées dans le chapitre 3. Dans cette section sont présentés le modèle utilisé et les traitements des données.

4.2.1 Modèles de Markov

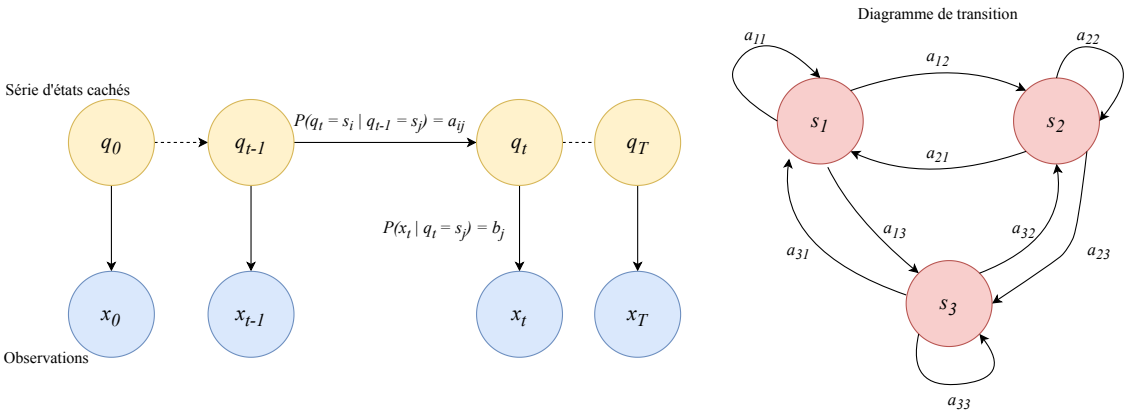


FIGURE *4.2 – Représentations d'un Modèle de Markov Caché. À gauche est représentée l'évolution dans le temps du modèle. La série de variables d'état est représentée par les cercles jaunes et celle des observations par les cercles bleus. Les liens entre les cercles jaunes et les cercles bleus sont les probabilités d'observation. Les liens entre les cercles jaunes sont les probabilités de transition entre deux états. Ces transitions peuvent être représentées sous forme d'un diagramme de transitions (À droite). Les cercles rouges représentent les valeurs des états, et les liens entre les cercles sont les probabilités de transition entre eux.*

Le modèle de reconnaissance d'activités est défini par N états possibles, avec $S = \{s_1, s_2, ..., s_N\}$ représentant l'ensemble des activités reconnaissables. À chaque instant t, il existe un état $q_t \in S$ et une observation x_t. Dans notre cas, les observations, issues des capteurs, sont un vecteur réel de dimension M : $x_t \in \mathbb{R}^M$. Le but est de calculer, à chaque instant t, la distribution de probabilité sur l'état courant en connaissant les données des capteurs jusqu'à ce moment : $P(q_t \mid x_1, ..., x_t)$.

Trois paramètres $\{\Pi, A, B\}$ sont nécessaires pour spécifier le modèle :

- le vecteur $\Pi = \{\pi_1, \pi_2, ..., \pi_N\}$ représente la distribution de probabilité $P(q_0)$ sur l'état initial, tel que $\forall i \in [1, N], P(q_0 = s_i) = \pi_i$.
- la matrice de transition $A = \{a_{ij}\}$ représente la distribution $P(q_t \mid q_{t-1})$ telle que $P(q_t = s_j \mid q_{t-1} = s_i) = a_{ij}$.

– $B = \{b_1, ..., b_N\}$ représente la distribution de probabilité d'émission des observations : $P(x_t \mid q_t)$. Pour des observations discrètes, il s'agit classiquement d'une matrice dont chaque colonne b_i est un vecteur rassemblant les valeurs de probabilité de chaque observation sachant qu'on est dans l'état s_i. Pour nos observations continues et de dimension M, nous avons choisi une distribution gaussienne pour l'émission : $P(x_t|q_t = s_i) = \mathcal{N}(x_t; \mu_i, \Sigma_i)$ avec μ_i la moyenne et Σ_i la covariance de la distribution ; b_i regroupe ainsi ces deux paramètres : $b_i = (\mu_i, \Sigma_i)$.

La figure 4.2 présente un MMC avec l'évolution dans le temps du modèle et le diagramme de transition représentant A.

Pour obtenir ces paramètres $\{\Pi, A, B\}$, nous avons recours à l'apprentissage supervisé à l'aide des bases de données du chapitre précédent. Chaque séquence d'apprentissage $k \in [1, K]$ est représentée par une série de $T_k + 1$ états discrets $Q^k = \{q_0^k, q_1^k ..., q_t^k, ..., q_{T_k}^k\}$ et une série de T_k observations $X^k = \{x_1^k, ..., x_t^k, ..., x_{T_k}^k\}$ correspondants aux données des capteurs en entrée.

Pour chaque état, π_i est la fréquence d'apparition de s_i en début de séquence (équation 4.1).

$$\pi_i = P(q_0 = s_i) = \frac{\sum_{k=1}^{K} q_0^k = s_i}{K}, i \in [1, N] \tag{4.1}$$

La probabilité a_{ij} est calculée par la somme du nombre de fois où l'état s_j suit l'état s_i, divisé par le nombre total d'occurrences de l'état s_i (équation 4.2).

$$a_{ij} = P(q_t = s_j|q_{t-1} = s_i) = \frac{\sum_{k=1}^{K} \sum_{t=1}^{T_k} (q_t^k = s_j).(q_{t-1}^k = s_i)}{\sum_{k=1}^{K} \sum_{t=1}^{T_k} (q_{t-1}^k = s_i)}, i, j \in [1, N] \tag{4.2}$$

Pour chaque état s_i, les paramètres μ_i et Σ_i de la distribution $b_i = p(x_t \mid q_t = s_i)$ sont calculés respectivement comme la moyenne empirique et la covariance empirique de l'ensemble des vecteurs d'observation x_t^k pour t, k tels que $q_t^k = s_i$.

4.2.2 Évaluation

Les modèles utilisés sont évalués à l'aide d'une validation croisée. 70% des données sont utilisées pour l'apprentissage des paramètres du modèle et les 30% restantes sont utilisées pour l'évaluation. La validation croisée permet de répéter cette action plusieurs fois, 10 dans notre cas.

Afin d'évaluer les performances de reconnaissance des modèles utilisés, nous utilisons les métriques de rappel, de précision, et de F1-score (moyenne harmonique de la précision et du rappel) (voir équation 4.3 à équation 4.5).

$$\text{Rappel}_i = \frac{\text{Nombre d'échantillons correctement classifiés comme classe i}}{\text{Nombre d'échantillons appartenant réellement à la classe i}} \tag{4.3}$$

$$\text{Précision}_i = \frac{\text{Nombre d'échantillons correctement classifiés comme classe i}}{\text{Nombre d'échantillons classifiés comme classe i}} \tag{4.4}$$

$$\text{F1-score} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\text{F1-score}_i = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} 2 \times \frac{\text{Précision}_i \times \text{Rappel}_i}{\text{Précision}_i + \text{Rappel}_i} \tag{4.5}$$

4.2.3 Traitement des données

Fenêtre glissante

Afin de réduire le bruit dans les données, un filtre de fenêtre glissante est appliqué. Le vecteur de données d'observation obtenu contient la moyenne des données à l'intérieur de chaque fenêtre. Une courte fenêtre de temps (250 ms - 500 ms) est suffisante pour obtenir une reconnaissance précise (Banos *et al.*, 2014). Nous utilisons donc une fenêtre de 250 ms pour la réduction de bruit.

Plutôt que de traiter les données à la fréquence des capteurs, ce qui est couteux et inutile à cause de leur redondance, nous effectuons un sous-échantillonnage. Afin de limiter la perte de données, nous maintenons une superposition de 50 % entre deux fenêtres successives, ce qui, avec une fenêtre de 250 ms donne une période de 125 ms (Bao et Intille, 2004).

Annotations de référence

Comme nous l'avons vu dans la section 3.5) l'étiquetage des données de la base de données pour l'ergonomie est fait par trois annotateurs différents. Il est donc nécessaire de combiner leurs annotations pour établir la vérité terrain sur laquelle se baser pour entraîner nos modèles. De plus, il est nécessaire d'établir la vérité terrain à l'intérieur de la fenêtre glissante. Les étiquetages entre les annotateurs ne sont pas toujours similaires, en particulier pour les transitions entre états. Pour extraire cette vérité terrain, il faut choisir, pour chaque fenêtre de données, l'étiquette sur laquelle les annotateurs s'accordent le plus.

Dans notre cas, il est possible de considérer deux échelles de temps pour comparer les étiquettes : les échantillons pris séparément (correspondant à 3 étiquettes), ou les fenêtres de données de 125 ms (6×3 étiquettes puisque la fréquence des annotations est de 24 Hz). Nous proposons une méthode combinant ces deux échelles de temps pour maximiser la concordance entre les annotateurs. Dans un premier temps, nous considérons les fenêtres de temps, et dans un second temps, les échantillons à l'intérieur de ces fenêtres. La vérité terrain se définit ainsi selon la série de tests suivante :

1. S'il y a une majorité dans une fenêtre : L'étiquette de référence correspond à l'étiquette majoritaire (voir figure 4.3, cas de gauche et central).
2. S'il y a égalité dans une fenêtre : Nous regardons chaque échantillon à l'intérieur de la fenêtre, puis nous considérons la majorité par échantillon. La fenêtre contient alors des sous-étiquettes pour chaque échantillon, et la vérité terrain correspond à la sous-étiquette majoritaire dans la fenêtre (voir figure 4.3 cas de droite)

La figure 4.3 présente un exemple de ce processus. À gauche, il y a une majorité d'étiquettes pour l'état St (7), cet état est donc désigné comme vérité terrain dans cet intervalle. Au centre, il y a une majorité d'étiquettes Wa. À droite il n'y a pas de majorité dans l'intervalle, avec autant de St que de Cr. Ainsi, nous décomposons chaque échantillon dans l'intervalle pour observer les majorités locales : St est majoritaire pour le premier échantillon et Cr est majoritaire pour les deuxième et troisième échantillons. Cr est donc considéré comme majoritaire et devient la vérité terrain de cet intervalle.

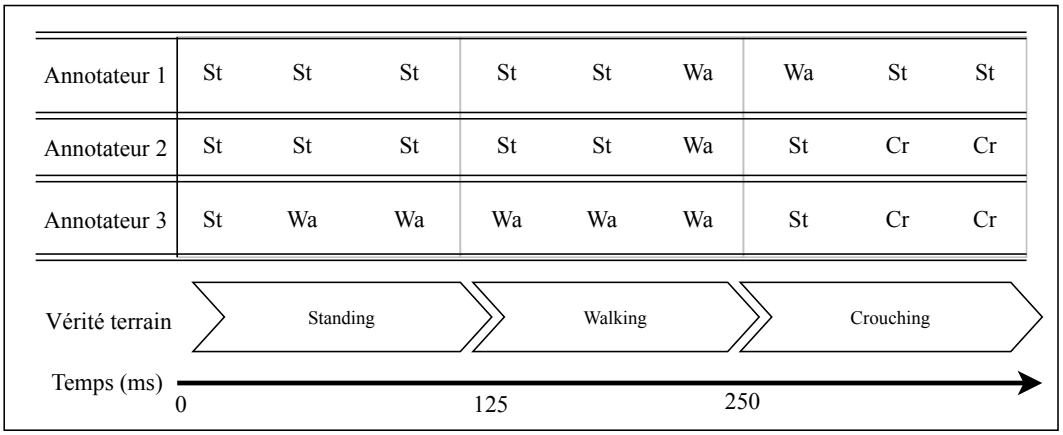


FIGURE *4.3 – Construction de la vérité terrain pour chaque fenêtre de données à partir des annotations de trois annotateurs (en considérant 3 échantillons par fenêtre pour simplifier la Figure).*

4.2.4 La sélection automatique de *features*

Les *features* représentent les observations utilisées pour entraîner le modèle. Il s'agit des données des capteurs traitées par la fenêtre glissante (et non des données brutes) ainsi que de calculs effectués sur ces données, tels que la norme d'un vecteur. Le tableau 4.1 présente l'ensemble des *features* évaluées dans cette étude. Un large choix de *features* est disponible, cependant, elles ne sont pas toutes pertinentes pour être utilisées en tant qu'entrées du modèle de reconnaissance d'activités. Certaines *features* peuvent être redondantes ou inutiles. En utilisant un algorithme de sélection de *features*, il est possible d'obtenir de façon automatique un ensemble de *features* pertinentes qui maximise les performances de reconnaissance. Nous avons évalué deux méthodes de sélection de *features* : la méthode *Wrapper* et la méthode *Filter* (Guyon et Elisseeff, 2003). Dans cette étude, nous comparons chacune de ces méthodes, ainsi qu'une réduction de dimension à l'aide d'une Analyse en Composante Principale (ACP).

Méthode *Wrapper*

Avec la méthode *Wrapper*, la sélection de *features* pertinentes est basée sur la performance de reconnaissance du classifieur, et dépend de l'algorithme de reconnaissance (Kohavi et John, 1997). L'idée générale est de pallier l'explosion de temps de calcul due

Groupe	Nom	Dimensions
capteurs inertiels	orientation	$17 \times 4 = 68$
	accélération linéaire	$17 \times 3 = 51$
	norme de l'accélération linéaire*	1
Articulations du modèle humain	angle	$22 \times 3 = 66$
	vitesse angulaire	$22 \times 3 = 66$
	norme de la vitesse angulaire*	1
	accélération angulaire	$22 \times 3 = 66$
	norme de l'accélération angulaire*	1
Segments du modèle humain	position 3D	$23 \times 3 = 69$
	orientation 3D	$23 \times 4 = 92$
	vitesse 3D	$23 \times 3 = 69$
	norme de la vitesse*	1
	accélération 3D	$23 \times 3 = 69$
	norme de l'accélération*	1
	vitesse angulaire 3D	$23 \times 3 = 69$
	norme de la vitesse angulaire*	1
	accélération angulaire 3D	$23 \times 3 = 69$
	norme de l'accélération angulaire	1
Centre de masse du modèle humain	position 3D	3
	vitesse 3D	3
	norme de la vitesse*	1
	accélération 3D	3
	norme de l'accélération	1
e-glove	pression doigts/paume	4
	flexion des doigts	3

Tableau *4.1 – Liste des features issues de la capture de mouvement et leur dimension. Les features avec le symbole * correspondent à la norme du vecteur vitesse ou accélération de l'ensemble des articulations ou segments.*

au nombre croissant de *features* en construisant de façon itérative des sous-ensembles de *features*. La méthode utilisée ici est inspiré par le travail de Mandery *et al.* (2016). Plus précisément, soit N le nombre total de *features*. Dans un premier temps, le classifieur est entraîné indépendamment pour chaque feature (c'est-à-dire un modèle par feature), et les performances de reconnaissance sont évaluées selon les critères présentés plus haut. Les M *features* correspondant aux modèles avec les meilleures performances sont conservées. M est choisi par l'utilisateur, dans notre cas $M = 10$ (tel que proposé par Mandery *et al.* (2016)). À l'itération suivante un modèle est entraîné pour chaque combinaison des M *features* avec les $N - 1$ *features* restantes. Ce qui permet d'obtenir des ensembles de 2 *features*. M sous-ensembles de 2 *features* sont alors conservés pour l'itération suivante. L'opération est ainsi répétée jusqu'à trouver une stabilité dans les performances.

Méthode Filter

La sélection de *features* à l'aide de la méthode *Filter* n'est pas dépendante de l'algorithme de reconnaissance. Chaque feature est individuellement évaluée et un score lui est assigné. L'interaction entre les *features* n'est pas considérée (Li *et al.*, 2017). Un score communément utilisé pour classer la pertinence des *features* est le score de Fisher (Duda *et al.*, 2012) : il répresente comment chaque feature permet de regrouper les observations correspondant à la même activité (faible variance intra-classe), et de différencier les observations correspondant à des activités différentes (haute variance inter-classe).

4.3 Résultats

4.3.1 Étude préliminaire : Reconnaissance d'activités avec détection de contacts

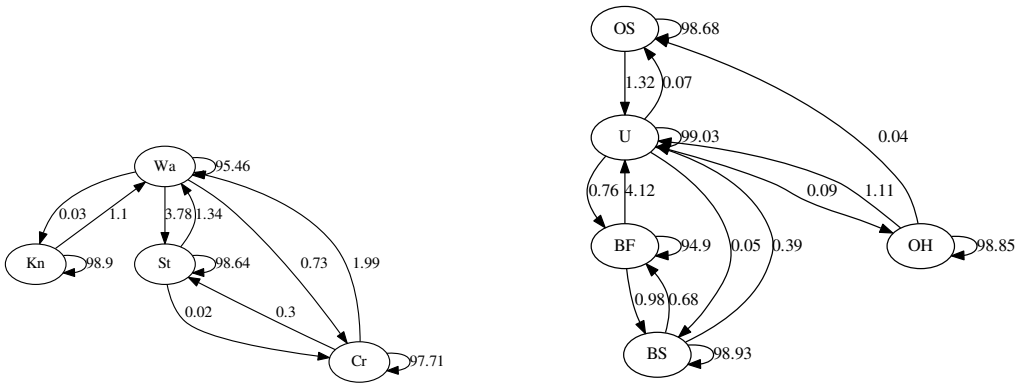
Une étude préliminaire a été conduite pour valider l'algorithme de reconnaissance d'activité. Le but était également de tester la pertinence de l'utilisation d'un gant avec capteurs de contact dans ce cadre. Les données utilisées correspondent à celle de la base « Pick & Place en laboratoire » présentée dans la section 3.4. Dans cette étude, les *features* ont été sélectionnées à la main, sur la base des *features* proposées dans (Mandery *et al.*, 2016). Nous avons montré que notre modèle permettait de correctement classifier les activités avec 96% de précision en utilisant la capture de mouvement et les données du gant.

Plus d'informations se trouvent dans la publication dédiée à ce travail (Malaisé *et al.*, 2018a). Cependant, les activités utilisées dans cette étude n'étaient pas centrées sur les activités évaluées par les fiches ergonomiques telles que EAWS. De plus, les *features* avaient été sélectionnées à la main, et leur choix n'était donc pas optimisé. Une autre étude plus complète a donc été menée pour pallier ces limitations.

4.3.2 Apprentissage des modèles pour l'ergonomie

Dans la suite de cette étude sur la reconnaissance d'activités pertinentes pour l'ergonomie, nous utilisons la base de données « Base de données pour l'ergonomie » présentée dans la section 3.5. Le détail de ce travail se trouve dans la publication (Malaisé *et al.*, 2019).

Des modèles ont été entraînés pour chaque niveau de la taxonomie (GePos, Det, DePos, CuAct), les figure 4.4, figure 4.5, figure 4.6 présentent les diagrammes de probabilités de transition (en pourcentage) pour chacun de ces modèles. Nous pouvons voir que certaines activités ne sont pas connectées entre elles, cela signifie que le passage de l'une à l'autre ne se trouve pas dans les données. Également, pour chaque activité, la probabilité de sortie la plus élevée est de rester dans le même état. En effet, la durée des tâches effectuées se comptant en secondes, il est plus probable de rester dans le même état si l'on considère des fenêtres d'observation de 250 ms. Nous pouvons aussi voir que DePos ne regroupe pas l'ensemble des combinaisons de Det avec GePos. Il serait donc intéressant d'utiliser deux modèles, pour Det et GePos, pour reconnaître des combinaisons n'étant



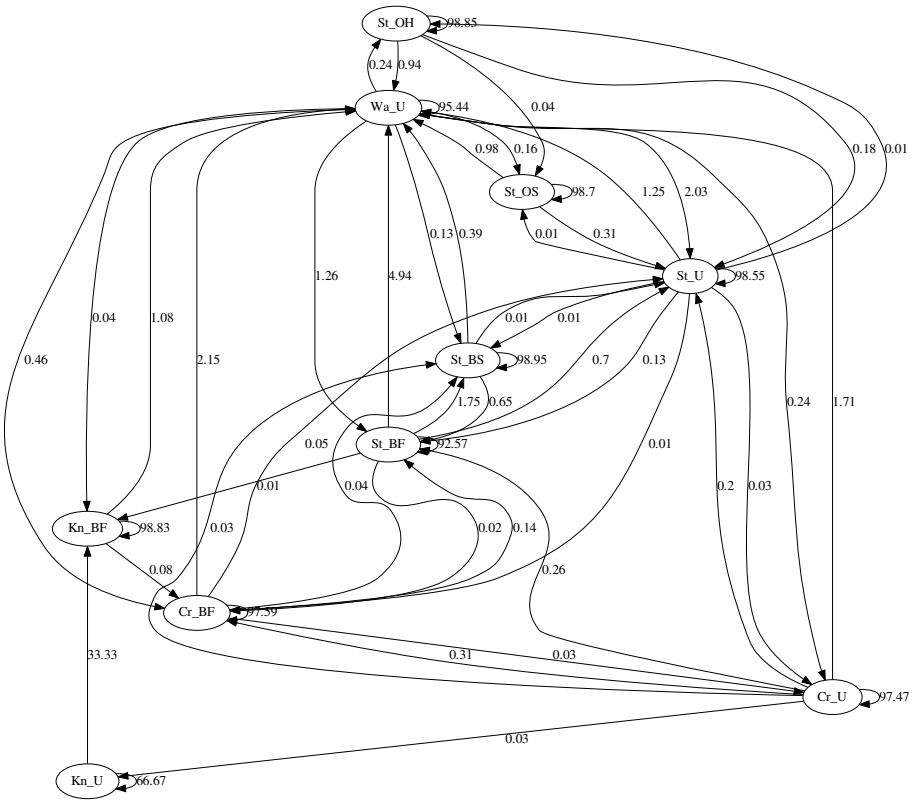
a. b.

FIGURE *4.4 – Représentation des diagrammes de transition pour chaque niveau de la taxonomie : a.* GEPOS, *b.* DET.

pas dans la base de données (par exemple Cr_OH). Certaines postures introduites dans le tableau 3.2, telles que Si et Ly ne sont pas présentes dans ces diagrammes. Cela n'est pas dû à un problème du modèle mais simplement au fait que toutes les postures ne sont pas présentes dans les données d'apprentissage. C'est une limitation du modèle, qui, par exemple, ne peut ainsi pas reconnaître l'action Si, qui serait alors probablement classifiée comme Cr car correspondant à la posture la plus proche.

4.3.3 Comparaison des algorithmes de sélection de *features*

Nous comparons ici les méthodes *Wrapper* et *Filter* présentées plus tôt. Nous comparons aussi ces méthodes avec une réduction de dimension à l'aide d'une analyse en composante principale (ACP). La figure 4.7 présente l'évolution de la performance de reconnaissance (F1-score) en fonction du nombre de *features* pour chacune des trois méthodes et pour chacun des niveaux de la taxonomie. Le tableau 4.2 présente la dimension et la performance des meilleurs sous-ensembles de *features* identifiés pour les trois méthodes. Dans les deux cas, la limite est de 15 *features* comme nous souhaitons garder des ensembles de faibles dimensions. Pour les 4 niveaux de taxonomie la méthode *Wrapper* permet d'identifier des ensembles prodiguant de meilleures performances que la méthode *Filter* ou l'ACP. Avec la méthode *Filter*, l'addition de certaines *features* peut réduire les performances comme pour les niveaux DET et DEPOS. Notons que si l'ACP donne de bons résultats de reconnaissance à faible dimension, cette méthode ne permet pas réellement de réduire le nombre de données d'entrée du système car l'ensemble des données est utilisé pour être réduit dans une plus faible dimension. Ainsi, dans le cas où nous souhaitons réduire le nombre de capteurs, l'ACP ne donne pas d'information sur les capteurs pertinents à conserver.



c.

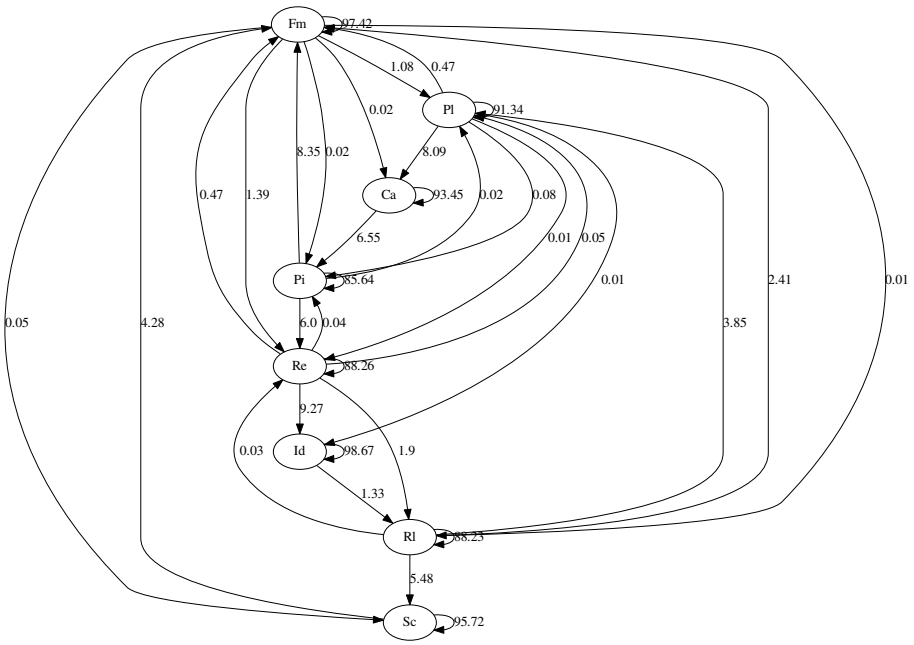
FIGURE *4.5 – Représentation des diagrammes de transition pour chaque niveau de la taxonomie : c.* DEPOS.

4.3.4 Comparaison des sous-ensembles de *features*

Nous avons comparé les *features* que nous avons obtenues pour notre taxonomie avec d'autres ensembles proposés par Mandery *et al.* (2016), ainsi qu'avec de larges ensembles de *features*. Comme les ensembles proposés par Mandery *et al.* (2016) sont de dimension 4 et 8, nous utilisons nos sous-ensembles de même dimension. Le tableau 4.3 présente les performances de reconnaissance obtenues pour chacun de ces ensembles de *features*. Premièrement, utiliser des ensembles de grande dimension n'apporte pas de meilleurs performances en comparaison des ensembles de faible dimension obtenus avec notre méthode. Deuxièmement, nos ensembles permettent aussi de meilleures performances par rapport aux ensembles proposés dans (Mandery *et al.*, 2016) pour les quatre niveaux de la taxonomie. Ainsi, utiliser un ensemble de *features* dédié à notre taxonomie est recommandé pour optimiser les performances du modèle de reconnaissance.

4.3.5 Présentation des meilleurs ensembles de *features*

Le tableau 4.4 présente, pour chaque niveau de la taxonomie, les premiers sous-ensembles de *features* qui permettent d'atteindre un F1-score égal à 98% du score maximal, que



d.

FIGURE *4.6 – Représentation des diagrammes de transition pour chaque niveau de la taxonomie : d.* CUACT.

nous avons obtenus précédemment. Seuls trois *features* sont nécessaires pour classifier les postures de GEPOS. Seul CUACT requiert plus de 10 *features*. Les données pour GEPOS proviennent principalement des mouvements du bas du corps, tandis que pour DET, les données proviennent du dos et des bras ; ce qui concorde avec le type de postures qu'identifient ces deux niveaux de taxonomie.

4.4 Discussion

4.4.1 Apports pour l'évaluation de l'ergonomie en industrie

Comme présenté plus tôt, la taxonomie que nous avons proposée est inspirée des fiches ergonomiques utilisée en industrie, en particulier EAWS. Nous avons proposé un algorithme de reconnaissance d'activités pour identifier des postures et actions liées à l'ergonomie. Une fois le modèle appris, il est possible de l'utiliser en temps réel pour reconnaître des activités en cours. Cette méthode peut être une base dans l'optique de compléter de façon automatique la fiche ergonomique EAWS, en enregistrant les postures effectuées durant la tâche. L'annotation de ces fiches étant habituellement faite à la main, nous pourrions à la place récupérer les temps pour chaque posture, et ainsi annoter la partie posture de EAWS.

Dans le cadre du projet AnDy, plusieurs partenaires se sont montrés intéressés par ce système de reconnaissance. Comme connaître l'action courante apporte des informations supplémentaires pour évaluer l'ergonomie, le système permettrait d'être inclus dans des

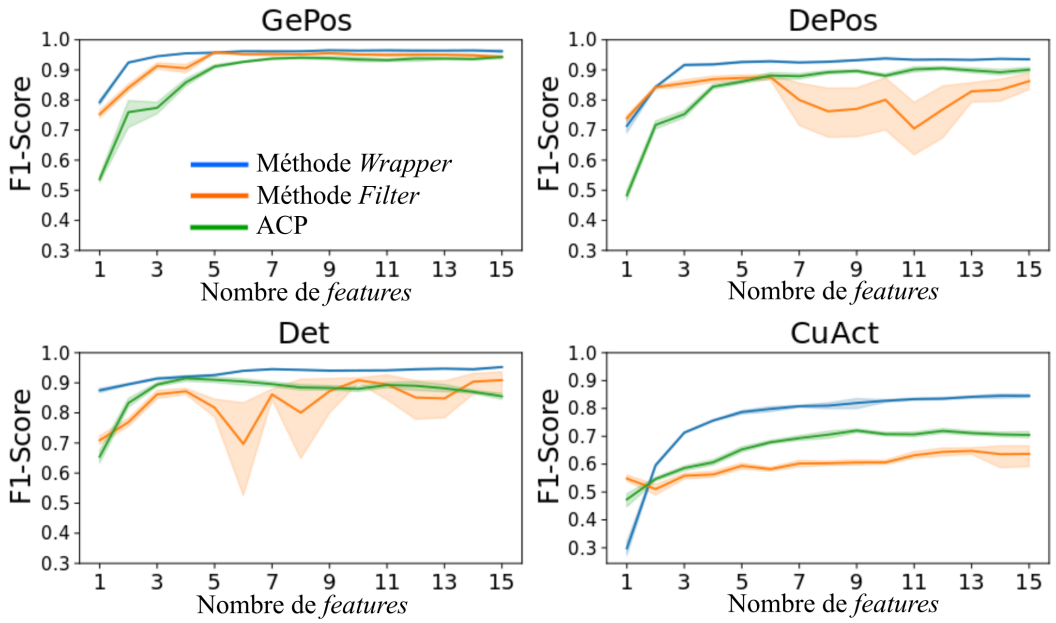


FIGURE 4.7 – *Évolution du F1-score en fonction du nombre de features utilisées pour la reconnaissance pour chaque méthode. Les lignes complètes et les zones ombrées représentent respectivement la moyenne et l'écart-type du F1-score.*

logiciels existant de simulation de poste de travail.

4.4.2 Réduction du nombre de capteurs

Dans un milieu industriel, il n'est pas possible pour un opérateur de porter au quotidien une combinaison complète de capture du mouvement. Comme il a été vu dans le chapitre 2, les ouvriers ne s'imaginent pas porter un tel système s'il n'est pas confortable. Il est donc nécessaire de réduire le nombre de capteurs, et pour cela, les résultats présentés précédemment montrent quelles sont les informations utiles pour chaque niveau de la taxonomie. Il est possible d'aller plus loin en n'utilisant que les données brutes des capteurs en entrée de l'algorithme de sélection de *features*, afin d'identifier précisément quels capteurs peuvent être utilisés.

4.4.3 Optimisation multicritère pour la sélection de *features*

Afin d'aller plus loin dans le choix des meilleurs *features*, il peut être intéressant de ne pas considérer seulement des ensembles pertinents pour les niveaux de la taxonomie pris séparément, mais de prendre des ensembles qui satisfassent tous les niveaux. Cela permet aussi d'améliorer le choix des capteurs, car nous évitons de nous retrouver avec des *features* différentes pour deux niveaux différents, ce qui contraint la réduction du nombre de capteurs. Pour cela, il est possible de faire tourner l'algorithme de sélection de *features* avec la méthode *Wrapper* en considérant désormais un score moyen sur chaque niveau de la taxonomie.

Taxonomie		*Wrapper*	*Filter*	ACP
GePos	Dimensions	9	5	15
	F1-score	96.53	95.81	94.28
Det	Dimensions	15	15	4
	F1-score	95.25	90.90	91.50
DePos	Dimensions	10	6	12
	F1-score	93.81	87.58	90.55
CuAct	Dimensions	15	13	9
	F1-score	84.55	64.77	72.06

Tableau *4.2 – Performances (F1-score exprimé en pourcentage) obtenues avec les ensembles de features apportant les meilleurs résultats (dans un intervalle de 15 dimensions maximum), pour chaque niveau de la taxonomie et pour chaque méthode.*

		GePos	Det	DePos	CuAct
features	Dim.	F1	F1	F1	F1
Nos sous-ensembles					
Meilleurs sous-ensembles de dimension 4	4	95.75	92.01	91.84	75.65
Meilleurs sous-ensembles de dimension 8	8	96.19	94.30	92.72	81.00
(Mandery *et al.*, 2016)					
Vitesse du centre de masse, Norme de la vitesse des segments	4	88.61	32.10	30.63	23.75
Vitesse du centre de masse, Norme de la vitesse des segments, norme de la vitesse de chaque pied et main	8	48.59	82.35	67.22	55.12
Grande dimension					
Toutes les *features* disponibles	779	93.95	93.16	89.30	81.39
Toutes les positions des segments	69	93.34	95.62	91.15	71.56
Tous les angles articulaires	66	91.37	93.74	90.12	73.51

Tableau *4.3 – Performance (F1-score exprimé en pourcentage) des différents sous-ensembles de features. Nos résultats sont comparés avec les sous-ensembles proposés par Mandery* et al. *(2016), ainsi qu'avec des données de grande dimensions.*

Taxonomie	Dim.	F1-score	Sous-ensembles de *features*
GePos	3	94.53	– Position du pelvis (z) – Vitesse du pelvis (z) – Accélération de la jambe gauche (x)
Det	6	94.00	– Accélération angulaire du pelvis (y) – Orientation de la vertèbre L5 (q1, q3) – Orientation de l'épaule droite (q2) – Position de l'avant-bras gauche (z) – Position de la main droite (x)
DePos	5	92.61	– Position du centre de masse (z) – Norme de la vitesse des segments – Orientation de l'épaule droite (q1) – Angle de la cheville droite (z) – Position de la cuisse droite (z)
CuAct	11	83.36	– Norme de la vitesse des segments – Norme de l'accélération des capteurs – Accélération angulaire de la tête (z) – Angle du coude droit (z) – Orientation du pelvis (q3) – Position de la main gauche (x) – Orientation de la main gauche (q3) – Vitesse de la tête (z) – Vitesse de la nuque (z) – Vitesse de l'avant-bras droit (z) – Vitesse de la main droite (z)

Tableau *4.4 – Présentations des sous-ensembles de features finaux pour chaque niveau de la taxonomie. Le F1-score est exprimé en pourcentage. Il s'agit des ensembles permettant d'atteindre 98% des scores obtenus dans le tableau 4.2.*

Chapitre 5

Mesures automatiques de l'ergonomie

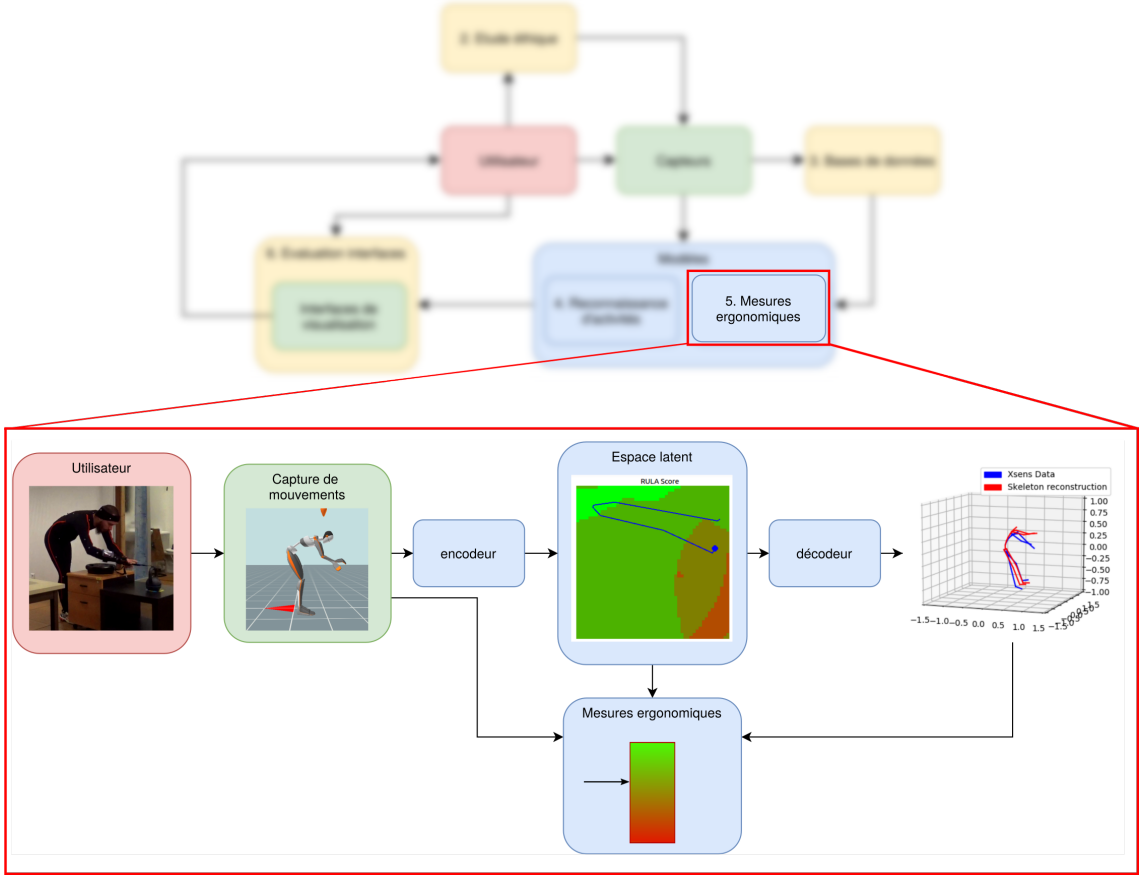


FIGURE *5.1 – Présentation des mesures ergonomiques avec l'aide d'auto-encodeurs.*

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous cherchons à obtenir de manière automatique des mesures afin d'évaluer l'ergonomie du mouvement. L'objectif est de fournir en temps réel des indications sur l'état ergonomique d'un utilisateur. Pour cela, nous extrayons des critères provenant des fiches ergonomiques RULA et REBA (section 5.2). L'idée est d'apporter, à partir de ces critères, une manière intuitive pour un utilisateur de pouvoir visualiser son ergonomie.

Le nombre de critères extraits des fiches étant grand, il est nécessaire de faire une abstraction de ces informations pour rendre plus compréhensibles les indications. Pour cela, nous représentons l'ergonomie dans un espace latent de deux dimensions construit à partir d'un auto-encodeur utilisant les données du modèle humain (section 5.3). Il s'agit également d'un travail pour la prédiction de l'ergonomie, ce dont nous discutons dans la section 5.5. En effet, pour alerter efficacement, il est préférable de prévoir la future posture. Cependant le temps de calcul de la prédiction pour des données du corps complet est grand, il est donc nécessaire de la compresser. Ce chapitre présente donc les résultats préliminaires de cette compression.

Plusieurs études ont déjà mis en avant l'évaluation de l'ergonomie en temps réel. Cependant, à notre connaissance, il n'existe pas de travaux sur la visualisation de l'ergonomie et des informations posturales dans un espace réduit. Dans (Vignais *et al.*, 2013), les auteurs utilisent le score de RULA, calculé en temps réel à partir des postures de l'utilisateur, pour évaluer l'ergonomie. Parsa *et al.* (2019) évaluent l'ergonomie à partir du score de REBA à partir de postures reconnues. Cependant, ces études ne portent pas sur la prédiction de futurs mouvements, qui est l'une de nos motivations.

5.2 Extraction de critères ergonomiques

Dans cette section, nous cherchons à obtenir de manière automatique des critères permettant d'évaluer l'ergonomie à partir de données du mouvement humain.

Du modèle Xsens à un modèle articulaire pour l'ergonomie

Pour mesurer l'ergonomie à partir de données posturales, nous ré-utilisons les données de capture du mouvement de la base de données « Base de données pour l'ergonomie ». Le modèle Xsens comporte 66 dimensions, avec des articulations telles que les coudes ou les genoux qui possèdent trois degrés de liberté. Dans les fiches ergonomiques, le nombre d'articulations est inférieur. Afin de travailler sur un modèle qui permet de correspondre aux articulations des fiches ergonomiques, nous transposons le modèle Xsens vers un modèle articulaire plus réduit. Nous utilisons la même méthode que dans (Penco *et al.*, 2018) pour la transposition du modèle Xsens vers un modèle de plus faible dimension. Dans ces travaux, les auteurs utilisent cette méthode pour transposer le mouvement humain à un robot humanoïde en temps réel lors de téléopération. Dans notre cas, il s'agit de réduire le nombre d'articulations à celles pertinentes pour l'évaluation ergonomique, en se basant sur les fiches existantes.

La figure 5.2 présente la transposition du modèle Xsens au modèle articulaire pour l'ergonomie. *Pitch* correspond à une rotation selon l'axe transversal, *Roll* à une rotation

selon l'axe longitudinal, et *Yaw* à une rotation selon l'axe antéro-postérieur. Dans le modèle Xsens, le torse est divisé en 4 articulations, tandis que dans les fiches ergonomiques, un angle seulement est utilisé pour représenter le torse. Ainsi, pour le torse, la mesure du modèle réduit correspond à la somme des quatre mesures des articulations de la colonne vertébrale du modèle Xsens.

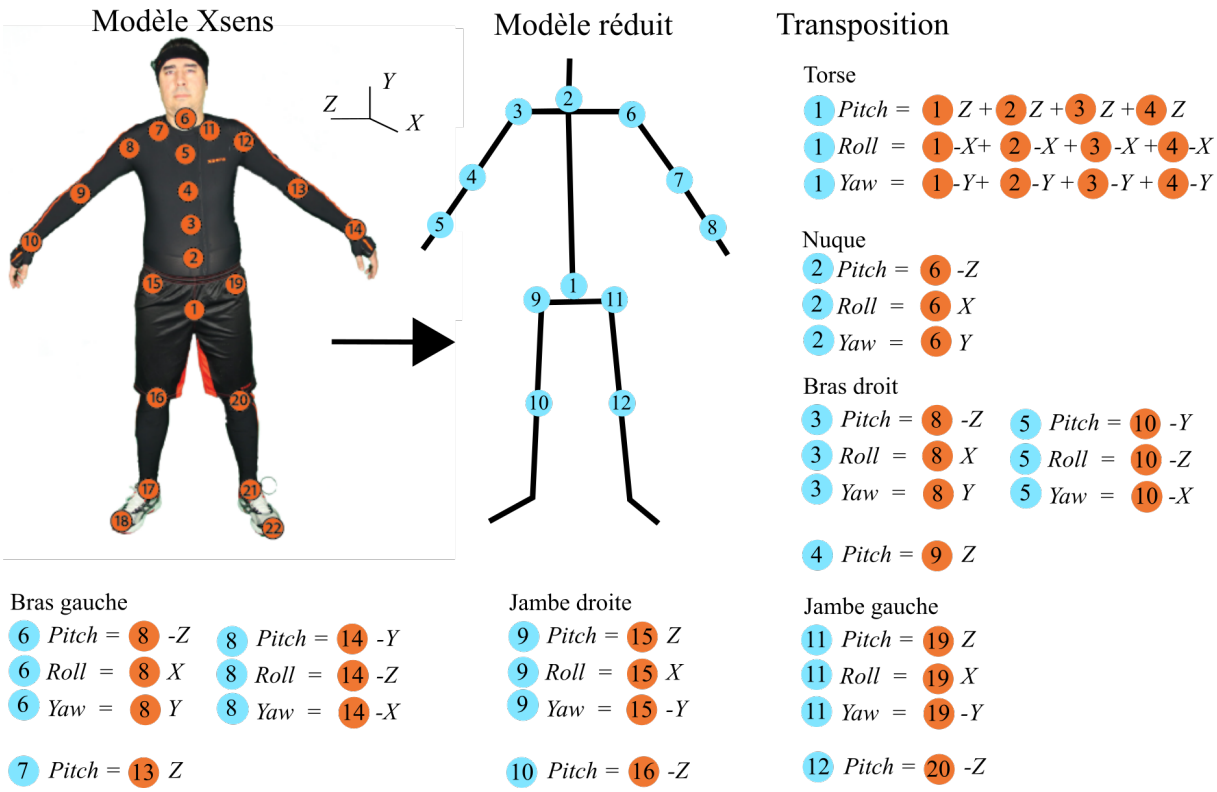


FIGURE 5.2 – *Transposition du modèle Xsens au modèle articulaire réduit pour l'ergonomie. En orange sont représentées les articulations du modèle Xsens, chacune avec 3 degrés de liberté. En bleu sont représentées les articulations conservées pour le modèle pour l'ergonomie.*

Mesure de l'ergonomie

À partir du modèle pour l'ergonomie, nous extrayons des critères ergonomiques en nous basant sur les fiches RULA et REBA. Ces critères correspondent à des scores liés aux différentes étapes du calcul des fiches ergonomiques. Dans un premier temps, nous calculons le score selon les seuils issus des fiches. Pour RULA, un score est attribué aux articulations 1 à 8 du modèle présenté dans la section précédente. Le score de REBA comprend en plus les articulations des genoux (10 et 12). Les articulations des hanches (9 et 11 ne sont pas utilisées pour le calcul du score, mais sont conservées pour garder la structure d'un squelette complet.

La figure 5.3 présente le calcul de chacun des sous-score lié aux angles des articulations mesurés. Nous calculons à partir de la Table A de RULA et REBA des scores pour le bras

droit et le bras gauche. Parmi les deux scores obtenus, seul celui étant le plus élevé est conservé. À partir de la Table B, nous calculons un score pour le torse et la nuque. Enfin, à partir des scores de la Table A et de la Table B, nous calculons grâce à la Table C le score total, qui est alors normalisé pour être compris entre 0 (posture acceptable) et 1 (posture à risque). Le score ergonomique est appelé ξ_{RULA} ou ξ_{REBA}.

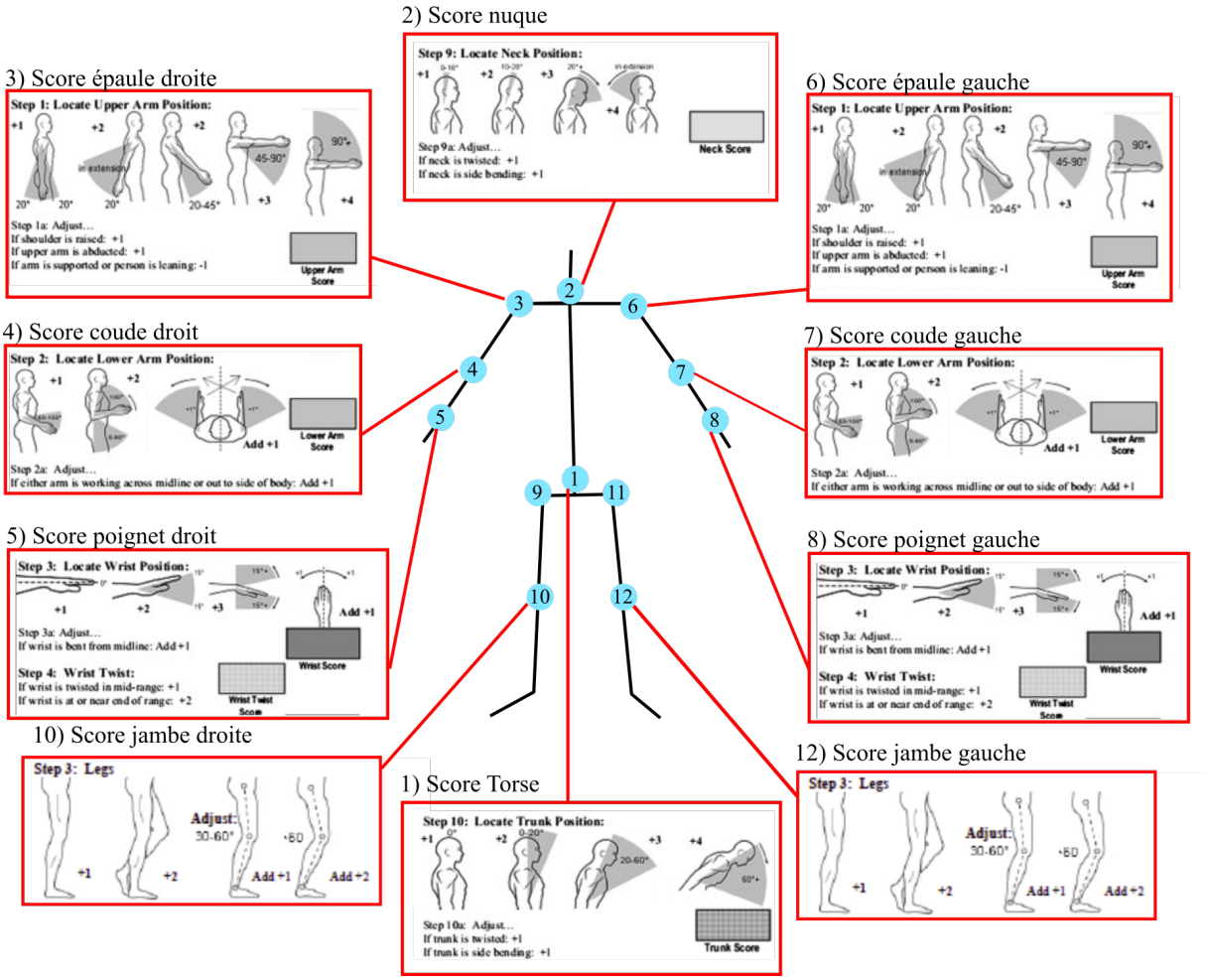


FIGURE *5.3 – Calcul des critères ergonomiques posturaux de RULA et REBA. À chaque articulation est attribué un score selon l'angle mesuré.*

Limitations

Nos critères ergonomiques sont basés sur les mesures posturales de RULA et REBA de manière statique. Il s'agit d'une première approche pour représenter l'ergonomie, bien que ces critères ne couvrent pas l'ensemble des fiches.

En effet, des éléments supplémentaires peuvent être ajoutés pour compléter les scores, tels que le poids transporté. Afin d'obtenir des informations sur le poids transporté, il serait nécessaire d'utiliser des plateformes de force ou des chaussures de force.

L'évolution dans le temps de la fatigue serait également un plus car selon le temps

passé sur une tâche, les efforts sur les articulations ne sont pas les mêmes. C'est ce qui est représenté dans la fiche ergonomique EAWS. Une amélioration consisterait donc à faire évoluer le score ergonomique au cours du temps en se basant sur les scores d'EAWS. Néanmoins, les données posturales forment la majeure partie des contributions aux différents scores ergonomiques.

5.3 Compression de la posture dans un espace latent

Nous souhaitons pouvoir indiquer à un utilisateur un risque ergonomique. Nous proposons pour cela une méthode pour représenter la posture et l'ergonomie dans un espace de faible dimension. Pour que la visualisation soit possible, il est nécessaire de réduire l'espace des articulations à deux dimensions. Cette réduction est également utile dans la perspective de la prédiction de mouvement à risque. Dermy *et al.* (2018) ont montré que le modèle humain complet de 66 dimensions de Xsens comprend trop de dimensions pour pouvoir effectuer en temps réel la prédiction du mouvement. Réduire le nombre de dimensions dans un espace latent permet de réduire le temps de calcul et ainsi faciliter la prédiction.

Dans le cadre de la prédiction, il est nécessaire de reconstruire la posture à partir de l'espace latent si nous voulons également prédire le score ergonomique lié à la future posture. Nous avons vu dans le chapitre précédent l'utilisation d'une ACP sur les données pour réduire les dimensions. Néanmoins, cette méthode n'est pas adaptée pour la reconstruction à partir d'un espace de faible dimension car la compression est dans ce cas linéaire. La méthode que nous utilisons est similaire à celle présentée par Dermy *et al.* (2018) basée sur des auto-encodeurs.

La figure 5.4 présente le fonctionnement d'un auto-encodeur. Il s'agit d'un réseau de neurones composé de deux parties qui sont symétriques l'une de l'autre. La première partie est l'encodeur, qui est composé du vecteur d'entrée $X = x_1, ..., x_M$ correspondant dans notre cas aux $M = 66$ dimensions du modèle Xsens, et d'une couche cachée. L'encodeur permet de compresser les données dans un espace de plus faible dimension en un vecteur Z. Puis grâce à la seconde partie, le décodeur, il est possible à partir des données de l'espace latent de reconstruire les données en entrée. Il est composé ainsi d'une couche cachée et d'un vecteur de sortie correspondant à la posture reconstruite X'. L'objectif est de minimiser l'erreur de reconstruction entre la posture en sortie X' et la posture en entrée X. Nous définissons cette erreur comme l'erreur angulaire moyenne (voir équation 5.1 où N est le nombre d'échantillons).

$$Err_{posture} = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} |x_j(i) - x'_j(i)| \tag{5.1}$$

Dans notre cas, nous utilisons comme données les mesures angulaires des articulations pour entraîner et tester le modèle, qui sont les données directement reconstruites. Dans la perspective de développer cette méthode, nous pourrions considérer en plus le score

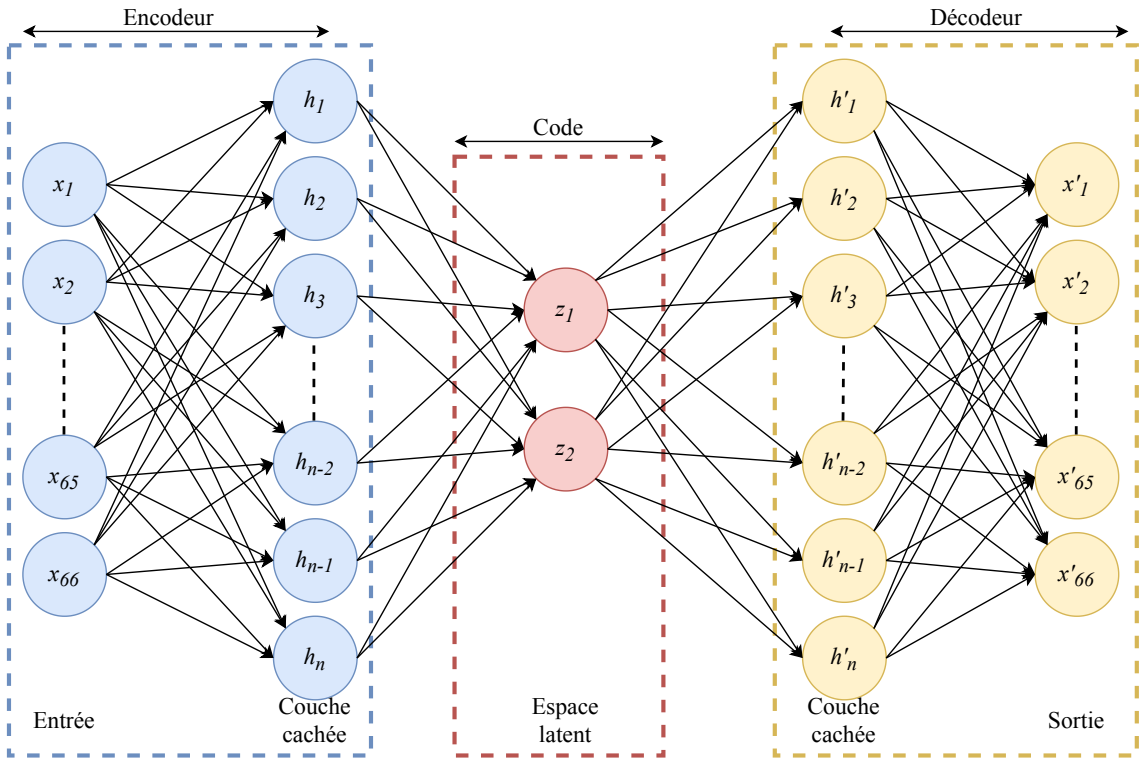


FIGURE 5.4 – *Présentation d'un auto-encodeur. La partie en bleu correspond à l'encodeur, avec en première couche les données d'entrée (dans notre cas les 66 dimensions du modèle Xsens). En rouge, au centre, se trouve l'espace latent. Il peut être de dimension variable selon la qualité de reconstruction que l'on recherche. En jaune, le réseau de neurones symétrique est le décodeur, avec en sortie, la posture reconstruite du modèle humain.*

ergonomique comme critère pour l'apprentissage du modèle (avec l'équation 5.2).

$$Err_{ergo} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |\xi(i) - \xi'(i)| \tag{5.2}$$

Cette erreur, basée sur les scores ergonomiques ξ_{RULA} et ξ_{REBA}, est néanmoins utilisée pour valider, dans la section suivante, que la compression n'empêche pas l'évaluation ergonomique.

5.4 Résultats

Reconstruction de la posture

Le premier critère d'évaluation que nous mesurons correspond à l'erreur sur la reconstruction des postures $Err_{posture}$. La figure 5.5 présente les résultats de l'apprentissage de l'auto-encodeur pour des espaces latents de dimension 2, 3, 5, 7 et 10. Nous pouvons voir que la fonction de coût se décompose en plusieurs phases. Dans un premier temps, l'erreur de reconstruction décroît rapidement. L'initialisation des poids du réseau de neurones

est aléatoire, ce qui explique les fortes erreurs de reconstruction pour les premiers cycles d'apprentissage. Dans une deuxième phase, l'apprentissage stagne dans les environs de 15 degrés d'erreur de reconstruction pour chaque taille de l'espace latent. Dans une troisième phase, l'apprentissage s'accélère de nouveau, jusqu'à atteindre une phase de stabilisation. Il est nécessaire de laisser l'algorithme se répéter pour 5000 *Epochs* environ pour que le modèle soit correctement appris. L'erreur de reconstruction, c'est-à-dire l'erreur angulaire moyenne, pour un espace latent de dimension 2 est d'environ 8.5 degrés et, pour la dimension 10, de 5.5 degrés. Nous obtenons donc une reconstruction efficace avec un espace latent de seulement deux dimensions. Ainsi, nous allons pouvoir utiliser ces deux dimensions pour la visualisation des postures et de l'ergonomie dans cet espace.

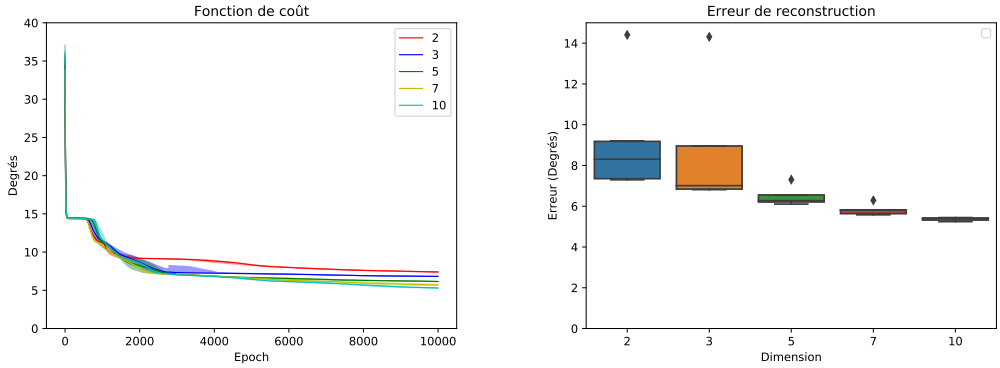


FIGURE *5.5 – Fonctions de coût sur la reconstruction de la posture (à gauche) pour un espace latent de dimensions 2, 3, 5, 7 et 10. À droite, la Figure présente l'erreur de reconstruction sur les postures.*

Comme nous sommes intéressés par l'évaluation ergonomique des postures, il est intéressant de comparer le score de RULA et REBA de la posture reconstruite ξ' avec la posture d'entrée ξ. Nous utilisons pour cela l'erreur relative moyenne sur les scores ergonomiques comme performance. La figure 5.6 présente les performances obtenues pour ces scores. L'erreur relative moyenne sur l'ergonomie pour RULA est d'environ 6% pour une dimension 2. L'erreur sur le score de REBA est plus grande (8%). REBA prend en compte plus de paramètres que RULA. Les informations en plus de REBA sont donc moins bien traitées. La différence d'erreur entre les différentes tailles d'espace latent est faible cependant. Cela signifie qu'une dimension 2 pour l'espace latent est suffisante pour calculer l'ergonomie.

Représentation des postures et actions dans l'espace latent

L'auto-encodeur avec un espace latent de dimension 2 étant entraîné, il est possible d'observer comment sont représentées les postures et les actions à l'intérieur de cet espace. La figure 5.7 présente la répartition des postures (DEPOS) dans ces deux dimensions. Nous obtenons des classes bien identifiées et correctement réparties, exceptées pour *Walking* et *Standing Upright* qui sont confondues. Néanmoins, ces deux activités sont fusionnées ensemble dans les fiches ergonomiques. Il n'est donc pas problématique qu'elles ne soient pas séparées pour l'évaluation ergonomique.

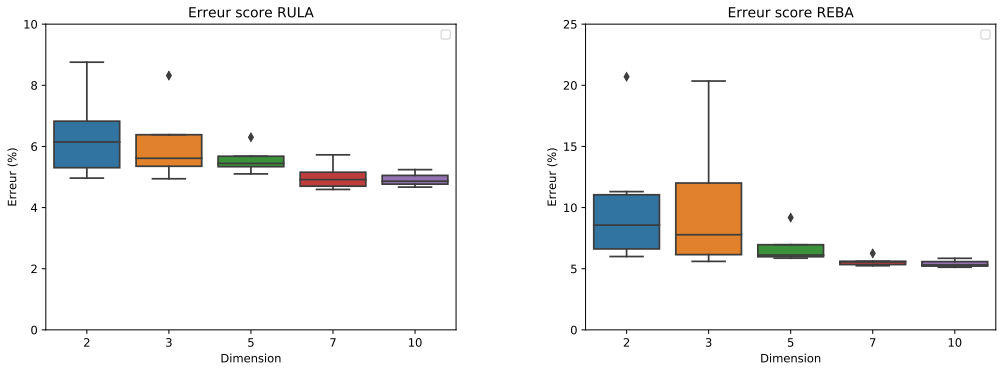


FIGURE *5.6 – Erreur relative sur les scores ergonomiques RULA (à gauche) et REBA (à droite) pour des espaces latents de dimension 2, 3, 5, 7, et 10.*

La partie supérieure gauche de l'espace latent représente la posture debout, les bras le long du corps (St_U ou Wa_U). L'axe vertical représente la variation de flexion des jambes, et l'axe horizontal la variation pour la hauteur des bras. Ainsi, la partie supérieure droite correspond aux postures de travail avec les bras en hauteur (St_OS et St_OH), la partie inférieure gauche correspond aux postures accroupies (Cr et Kn). Enfin, la partie inférieure droite correspond aux postures avec le torse fortement penché vers l'avant (St_BS).

Nous pouvons également voir que la posture reconstruite présente une symétrie entre le côté droit et le côté gauche. Cela est attendu puisqu'un espace latent de dimension 2 ne permet pas de différencier chaque membre indépendamment. Néanmoins, ces deux dimensions sont suffisantes pour représenter les postures globales que nous avons dans notre base de données.

En plus des postures, nous pouvons également représenter les actions dans l'espace latent. La figure 5.8 présente la répartition des actions (CuAct). Contrairement aux postures, les actions sont confondues et il n'est pas possible de les différencier à partir de cet espace. Cela s'explique par le fait qu'une même action peut être effectuée dans des postures différentes, et que plusieurs actions peuvent être effectuées dans une même posture. Cela montre qu'il n'est pas possible de se passer de la reconnaissance d'activités présentée dans le chapitre précédent en ce qui concerne les actions.

La figure 5.9 présente les scores d'ergonomie RULA et REBA à l'intérieur de l'espace latent. Nous observons plusieurs zones correspondant aux risques liés à la posture. Les parties vertes correspondent aux postures acceptables. Nous pouvons voir que cela correspond aux zones de St_U et Wa_U. Les postures à risque sont identifiées en rouge. Cela correspond pour REBA à Cr, et pour RULA et REBA, à St_BS. Il est possible d'observer des trajectoires du mouvement à l'intérieur de cet espace. De telles trajectoires permettent de situer vers quelles zones l'utilisateur se rapproche. Cette visualisation peut être utilisée pour apporter des informations à l'opérateur concernant son ergonomie en temps réel.

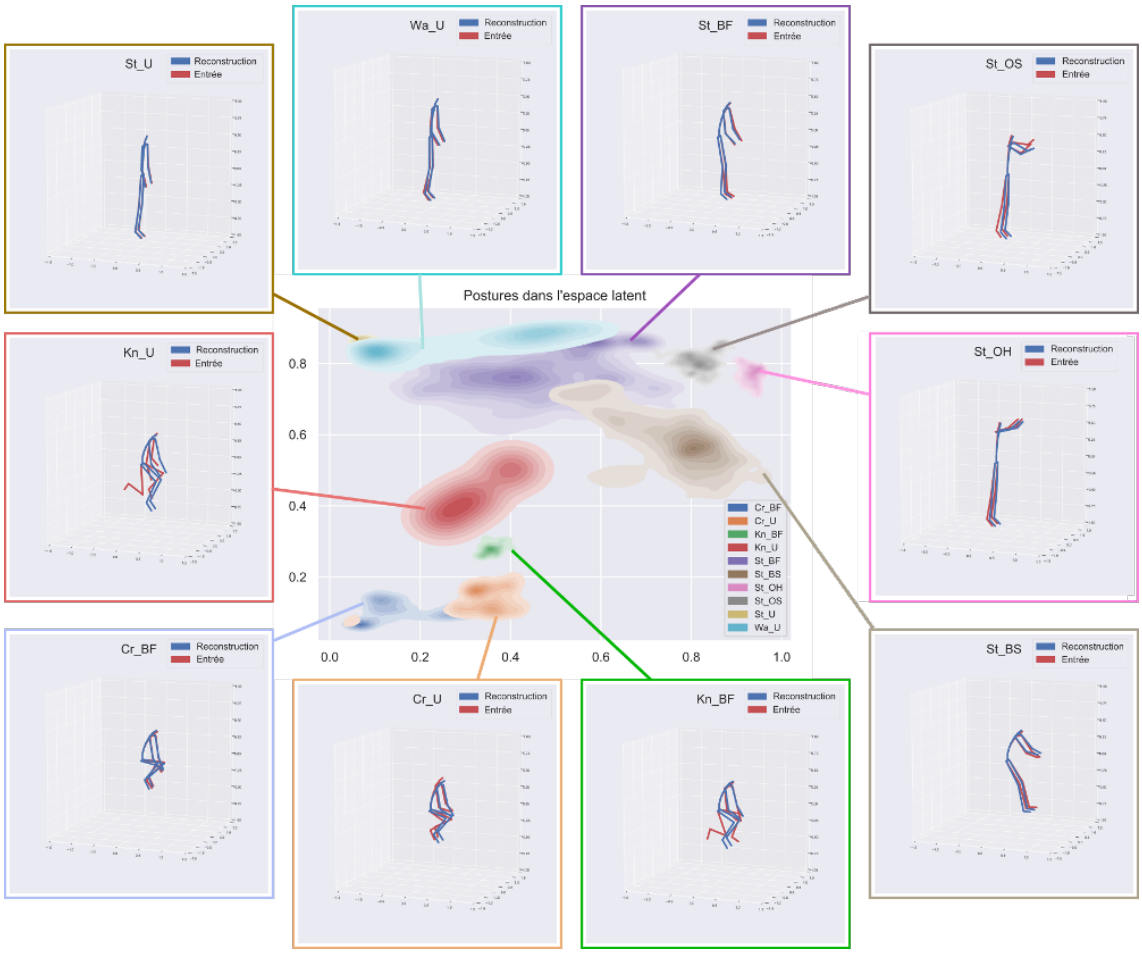


FIGURE 5.7 – *Représentation des postures (*DEPOS*) à l'intérieur de l'espace latent à deux dimensions et leur reconstruction en sortie du décodeur. Au centre se trouve l'espace latent, avec à l'intérieur les différentes zones correspondant à la distribution des postures. Sur le contour se trouve les postures moyennes en entrée (en rouge) pour chaque activité, et la reconstruction correspondante (en bleu).*

5.5 Discussion

Ce travail est une brique pour obtenir une estimation en temps réel de l'ergonomie. Cette estimation peut être utilisée pour alerter un utilisateur s'il est en train d'effectuer un mouvement à risque (car situé dans la zone rouge de l'ergonomie). Dans le chapitre suivant, nous présentons une étude permettant de choisir quelle interface il serait pertinent d'utiliser pour donner l'alerte.

Nous avons vu grâce à la figure 5.9 que l'on peut observer les trajectoires du mouvement à l'intérieur de l'espace latent. Dans notre équipe, Dermy *et al.* (2018) ont montré qu'il était possible d'apprendre des primitives de mouvement dans un espace latent similaire, et de les utiliser pour prédire le mouvement futur. Dans notre cas, cette prédiction ne signifierait pas seulement prédire le mouvement, mais également le score ergonomique futur. Grâce à cette prédiction, il serait possible d'évaluer si un mouvement risque d'être

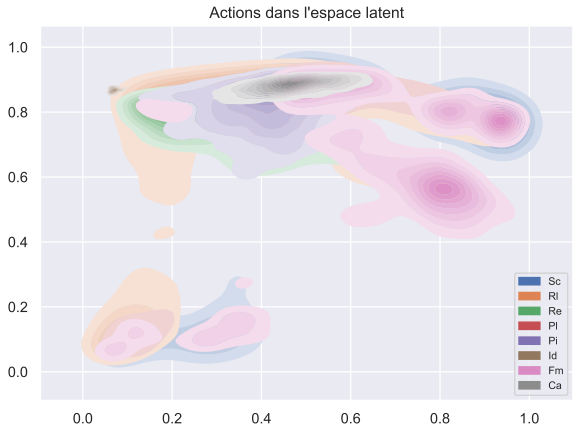


FIGURE *5.8 – Répartition des actions (*CUACT*) à l'intérieur de l'espace latent de dimension 2.*

dangereux du point de vue de l'ergonomie, et de donner une alerte pour anticiper et donc prévenir les postures à risque.

Cependant, il serait coûteux et pas nécessairement pertinent de faire la prédiction de trajectoire en continu. En effet, des actions comme *Screwing* ou *Fine manipulation* sont essentiellement statiques, il n'y a pas de changement de posture pendant ces activités. Ce n'est pas le cas le *Reaching*, *Release*, *Place* et *Picking* qui représentent des transitions entre postures. Ainsi, il serait avant tout pertinent d'effectuer la prédiction sur ces activités, car il serait alors possible d'identifier la posture vers laquelle se dirige l'utilisateur. Pour cela, nous pourrions combiner la prédiction avec la reconnaissance d'activités présentée dans le chapitre 4. En effet, la reconnaissance d'activité permettrait d'identifier le moment où une action correspondant à une transition est en cours, et ainsi de prédire la trajectoire du mouvement pour évaluer le score ergonomique sur la posture finale.

Cette prédiction serait avant tout pour mesurer l'ergonomie à court terme, pour des mouvements en train d'être effectués, mais il est également possible de considérer une évaluation de l'ergonomie à plus long terme. L'ergonomie n'est pas statique dans le temps, celle-ci évolue, les risques de blessures s'accentuant avec le temps. Il serait ainsi pertinent comme perspective de considérer l'ergonomie sur des cycles de travail plus long, à l'échelle de l'heure, pour prévenir un utilisateur si le risque de blessure s'accentue. Nous pourrions pour cela considérer la fiche EAWS, dont les scores posturaux évoluent avec le temps. La répétitivité des tâches et le poids transporté seraient également à prendre en compte pour une évaluation complète de l'ergonomie. Un modèle de fatigue pourrait être intégré pour rajouter des informations de l'évolution de l'ergonomie dans le temps (Peternel *et al.*, 2018).

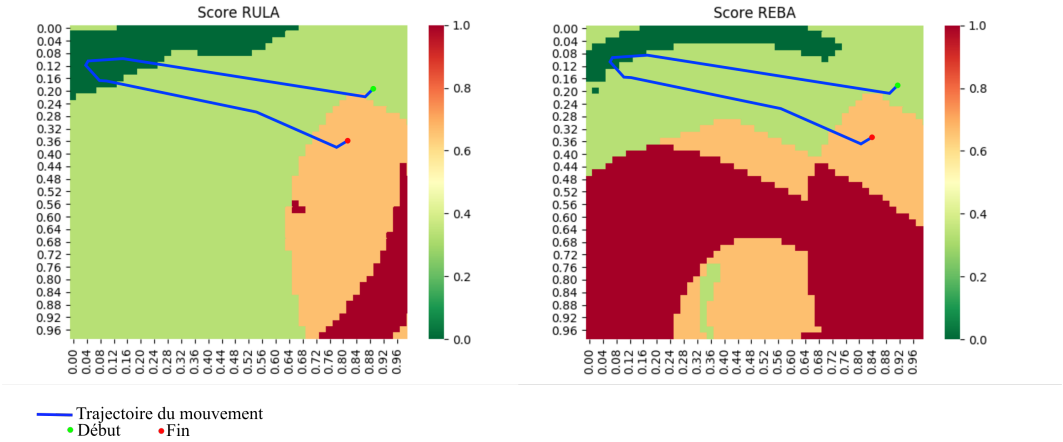


FIGURE 5.9 – *Représentation des scores ergonomiques RULA (à gauche) et REBA (à droite) à l'intérieur de l'espace latent. Le score ergonomique varie de posture acceptable (en vert) à posture risquée (en rouge). La ligne bleue représente une trajectoire du mouvement compressée dans l'espace latent.*

Chapitre 6

Alerter les mouvements à risques

FIGURE *6.1 – Présentation du pipeline d'alertes d'ergonomie.*

6.1 Introduction

Nous avons vu dans le chapitre 2 qu'un retour d'information d'ergonomie serait apprécié par les ouvriers. Dans le chapitre précédent, nous avons proposé une méthode pour évaluer l'ergonomie des postures et mouvements d'une personne à court terme. Avant d'intégrer l'évaluation ergonomique avec un système de retour d'information, il est nécessaire d'effectuer une étude utilisateur afin de savoir quelle interface il serait pertinent et efficace d'utiliser. Ceci est l'objectif de ce chapitre, qui détaille la comparaison de différentes interfaces homme-machine portées pour présenter une alerte à un utilisateur. Cette étude a été conduite dans le cadre du stage de master 2 de Clélie Amiot j'ai co-encadré.

Plusieurs études ont déjà été effectuées sur la question du retour d'information à un utilisateur, pas seulement dans le contexte de l'ergonomie. Le tableau 6.1 présente un résumé de quelques-unes des principales sources qui ont permis d'identifier le type d'interface à évaluer. Les interfaces communément utilisées sont : audio, visuel (avec de la réalité augmentée ou non), ou vibrotactile. Ces interfaces sont utilisées le plus souvent dans le cadre de l'amélioration posturale pour de la rééducation (Alahakone et Senanayake, 2010), ou pour le sport (Spelmezan *et al.*, 2009). Dans le cadre du retour d'information pour l'ergonomie pendant une tâche industrielle, il n'existe pas à notre connaissance de système commercialisé. Vignais *et al.* (2013) ont montré qu'avec des informations en réalité augmentée envoyées en temps réel sur l'ergonomie, il est possible de diminuer le score de RULA. De même, Kim *et al.* (2018) ont utilisé un système vibrotactile pour alerter d'un effort trop intense sur les articulations. Ils ont montré que ce système permet de diminuer les forces exercées sur les articulations, ainsi que de diminuer l'activité musculaire.

Cependant, ces études ne comparent pas différents types d'interfaces. Nous proposons donc une expérience dans ce but. L'interface se doit d'être confortable, ne doit pas entraîner de fatigue, et les informations doivent être perceptibles et compréhensibles. L'expérience que nous proposons consiste en une mesure de réactivité pendant une tâche.

6.2 Expérience : choix d'une interface d'alerte

Nous souhaitons savoir quelle interface est pertinente à utiliser pour présenter une alerte. Pour cela, nous avons mis en place une expérience visant à évaluer le temps de réaction à l'envoi d'une alerte. Nous utilisons le temps de réponse et le nombre d'alertes manquées comme critères objectifs et la préférence et l'acceptabilité comme critère subjectifs. En nous basant sur le type d'interface présentée dans le tableau 6.1, nous comparons quatre interfaces différentes : une montre connectée, un casque de réalité augmentée, un casque audio et un système de baudrier vibrotactile. Nous avons fait passer l'expérience à 14 participants (6 Femmes, 8 Hommes, âge = 26 ± 7.66). Cette expérience impliquant des personnes humaines, son protocole a été déposé, discuté et approuvé par le COERLE [12].

12. Comité Opérationnel d'Évaluation des Risques Légaux et Éthiques, instance de l'INRIA.

Publications	Interfaces	Contexte	Résultats
Alahakone et Senanayake (2010)	Vibrotactile	Réhabilitation clinique pour améliorer le contrôle postural	Le système aide à diminuer l'inclinaison du buste
Alzayed *et al.* (2018)	Vibrotactile Application mobile	Réduction du risque de TMS pour des ouvriers du bâtiment	Meilleure utilisabilité du système vibrotactile
Dobbelstein *et al.* (2016)	Vibrotactile	Aide à la navigation piétonne	Les participants sous-estiment les faibles vibrations et inversement
Funk *et al.* (2016)	Vibrotactile Audio Visuel	Assistance pour des opérateurs lors de tâches d'assemblage manuelles	L'interface préférée est la combinaison du visuel avec l'haptique. La moins appréciée est la combinaison des trois. L'audio tend à distraire l'opérateur
Kim *et al.* (2018)	Vibrotactile	Système d'alerte pour réduire l'effort articulaire lors de soulevés lourd	Réduction des forces exercées sur les articulations Réduction de l'activité musculaire
Spelmezan *et al.* (2009)	Vibrotactile Audio	Apprentissage du mouvement pour du snowboard	Les vibrations près des os sont mieux perçues Meilleur temps de réaction avec le vibrotactile mais moins bonne identification
Vignais *et al.* (2013)	Réalité augmentée Audio	Tâche d'assemblage avec calcul du score RULA	Amélioration du score RULA et réduction des postures à risque Préférence pour la combinaison des interfaces
Yan *et al.* (2017)	Réalité augmentée Audio	Réduction des risques de TMS pour des ouvriers en bâtiment	Amélioration des postures Les alertes corrigent les postures sans perturber le travail
Zhang *et al.* (2006)	Audio Application	Tâche d'assemblage dans un environnement virtuel	Pas de différence de performance entre les deux interfaces séparées

TABLEAU *6.1 – Les interfaces d'alertes et stimuli dans la littérature.*

6.2.1 Matériel

Dans cette section, nous présentons les interfaces utilisées. Nous testons chaque système seul, et nous en combinons plusieurs pour augmenter le nombre d'interfaces à tester. Pour chaque système, la durée de l'alerte est de deux secondes. Les dix interfaces sont :

- Audio (Sonore)
- Baudrier - Bras (vibrotactile)
- Baudrier - Dos (vibrotactile)
- Baudrier - Ensemble Complet (vibrotactile)
- Baudrier - Jambes (vibrotactile)
- Montre - Vibrotactile
- Montre - Vibrotactile et Visuelle
- Montre - Visuelle
- Réalité Augmentée (visuelle)
- Réalité Augmentée et Audio (visuelle et sonore)

Audio

Nous utilisons un casque audio bluetooth WH-CH500 de Sony comme interface pour les modalités d'alertes sonores. Le son consiste en une séquence de 4 bips d'une durée de 100 ms, avec un intervalle de 100 ms entre chaque, à une fréquence de 800 Hz. Ce choix s'est fait selon les recommandations de Patterson (1990). Le signal est répété deux fois pour atteindre une durée totale d'environ deux secondes.

Système vibrotactile

Comme il n'existe pas de système commercialisé, l'interface vibrotactile a été conçue dans notre équipe, avec l'aide de Lucien Renaud et Yassine El Khadiri. Il s'agit d'un baudrier fait de bandes élastiques en velcro auxquelles sont attachés six moteurs vibrotactiles (voir figure 6.2) : deux au niveau des bras, deux sur les jambes, et deux dans le dos. Pour simplifier la commande, nous avons choisi arbitrairement un signal d'alerte sous la forme d'une unique vibration d'une durée de deux secondes.

Montre connectée

La montre connectée utilisée est une Versa de Fitbit. Trois configurations sont testées avec cette interface : la vibration, l'affichage visuel, et la combinaison des deux. La modalité vibrotactile est une configuration par défaut de la montre Versa, qui consiste en un motif de trois vibrations courtes suivies d'une plus longue.

L'alerte visuelle est présentée en figure 6.3. Il s'agit d'un signal, rappelant une icône de stop. Celle-ci clignote pendant les deux secondes que dure l'alerte afin d'attirer l'attention du participant.

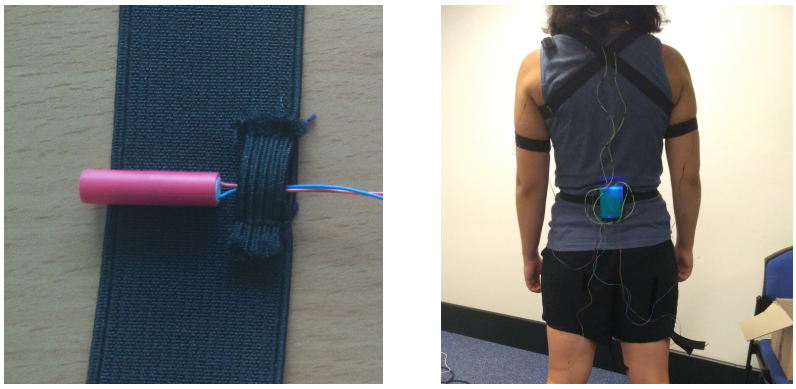


FIGURE 6.2 – *Participant équipé du système vibrotactile.*

FIGURE 6.3 – *Montre connectée Versa et affichage d'alerte.*

Casque de réalité augmentée

La dernière interface est un casque de réalité augmentée Hololens de Microsoft. Son utilisation permet l'affichage d'une alerte directement dans le champ de vision de l'opérateur. Le signal visuel est fixe, et représente la même icône que celle pour la montre connectée, tel que présenté sur la figure 6.4. Bien que l'Hololens permette des affichages 3D dans la scène, ici, nous utilisons seulement une image 2D qui suit le mouvement de la tête de l'opérateur afin de rester dans son champ de vision.

6.2.2 Tâches

La tâche à effectuer au cours de l'expérience est de cliquer le plus rapidement possible sur un bouton que le participant a dans sa main non dominante. Cette tâche se fait selon quatre conditions :

- Repos sans son : Le participant est debout et attend les alertes sans perturbation extérieure. Cette condition est utilisée comme condition de contrôle.
- Repos avec son : Le participant est debout et attend les alertes tandis que des sons provenant de milieux industriels sont diffusés dans la pièce à partir du son provenant

FIGURE 6.4 – *Participant équipé du casque de réalité augmentée Hololens.*

d'une vidéo [13].

- Activité cognitive : Le participant est debout et doit résoudre des casses têtes de logique (Puzzle Tangram) avec sa main dominante tandis que du son industriel est projeté dans la pièce.
- Activité physique : Le participant effectue une activité de *Pick and Place* avec des poids de 500 g d'une boite à une autre avec sa main dominante tandis que du son industriel est projeté dans la pièce.

La figure 6.5 représente un participant effectuant l'activité cognitive et l'activité physique. Le participant effectue dans un ordre aléatoire chaque condition, l'une après l'autre, avec pour chacune la tâche à effectuer pour les 10 interfaces. Au total, le participant effectue donc 40 séquences.

Pour chaque séquence, correspondant à une interface, 10 alertes sont envoyées avec un écart entre elles choisi uniformément entre 5 et 10 secondes.

FIGURE 6.5 – *Tâche cognitive (à gauche) et tâche physique (à droite).*

13. https://www.youtube.com/watch?v=ylD4EmcxB6o

6.2.3 Évaluation

Pour évaluer les différentes interfaces, nous utilisons des mesures objectives d'une part (le temps de réponse), et subjectives d'autre part (l'acceptabilité). Les critères d'évaluation sont présentés ci-après.

Performance : temps de réponse

Le temps de réaction est le temps entre le début de l'émission de l'alerte par le dispositif (casque, montre ou baudrier) et l'appui sur le bouton. Néanmoins nous ne pouvons mesurer que trois instants :

- t_1 : le moment où l'ordinateur envoie l'alerte au dispositif ;
- t_2 : celui où l'ordinateur reçoit la confirmation que le dispositif a reçu l'alerte ;
- t_3 : celui où l'ordinateur reçoit la notification indiquant que le participant a cliqué sur le bouton.

Nous souhaitions utiliser la différence entre t_2 et t_1 pour représenter le temps de communication entre l'ordinateur et le système d'alerte, et ainsi estimer le moment où l'alerte est reçue par le participant. Néanmoins, nous nous sommes rendu compte que le temps de communication n'est pas symétrique entre l'envoi du signal de l'ordinateur à l'interface et le retour de l'interface à l'ordinateur. Nous ne pouvons donc pas mesurer directement le temps de réaction, mais nous pouvons mesurer le temps de réponse global $t_3 - t_1$.

Questionnaires et entretiens

Pour juger de l'acceptabilité des systèmes, quatre questions sous forme d'échelle de Likert sont remplies par le participant après chaque séquence (une interface dans une condition). Le score de chaque métrique va de 0 (pas du tout d'accord) à 10 (tout à fait d'accord). Les métriques mesurées sont le confort, la fatigue, la perception et la réactivité :

1. Le système d'alerte est physiquement inconfortable.
2. Le système entraîne une fatigue mentale.
3. Les alertes sont faciles à percevoir.
4. Les alertes m'ont incité à être réactif.

Les questions 1. et 2. étant tournées négativement, le score est inversé afin qu'un score élevé représente un avantage de l'interface.

Un second questionnaire est rempli à la fin de chaque condition. Le participant désigne l'interface qu'il a préférée utiliser et celle qu'il a le moins appréciée, en indiquant pourquoi. Enfin, un entretien clôture l'expérience. Cet entretien permet de revenir plus en détail sur son opinion sur chaque interface. Cela permet d'étendre les réponses obtenues avec le second questionnaire. Nous terminons l'entretien en demandant le type d'utilisation que les participants imaginent pour ce type de système d'alerte.

6.3 Résultats

Dans cette section sont présentés les résultats de l'expérience. Dans un premier temps, la comparaison des interfaces est faite selon le temps de réponse. Puis dans un second temps, l'avis subjectif des participants est évalué.

6.3.1 Performance

Temps de réponse

La figure 6.6 présente la distribution du temps de réponse pour chaque interface. Au premier regard, on peut remarquer que pour la montre connectée le temps est beaucoup plus important. Or, cela est dû au temps de latence qu'il n'est pas possible de compenser entre la montre et l'ordinateur. Dans ces conditions, le temps de réponse ne permet pas la comparaison des interfaces entre elles. Il est cependant possible de comparer les systèmes partageant le même type de communication. Nous comparons donc les différentes interfaces liées au baudrier entre elles ainsi que celles liées à la montre.

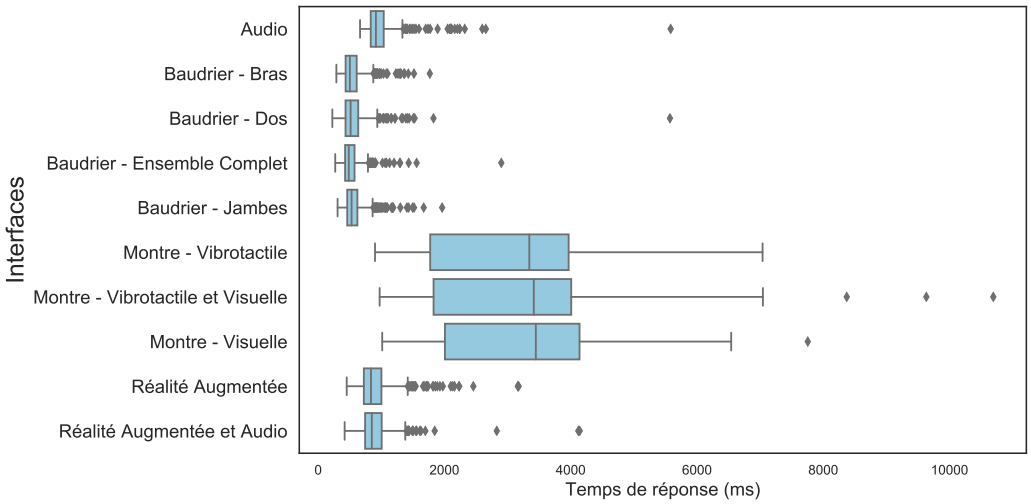


FIGURE *6.6 – Temps de réponse pour chaque interface. Chaque boxplot représente la distribution du temps de réponse.*

Après avoir effectué des tests de Student, il n'y a pas de différence significative pour le baudrier entre utiliser seulement les jambes (574 ± 188 ms), les bras (550 ± 183 ms), ou le dos (569 ± 288 ms). Néanmoins, utiliser l'ensemble des moteurs est significativement plus efficace (524 ± 183 ms).

Avec la montre connectée, le temps de réaction est également significativement plus faible lorsque les vibrations (2978 ± 1216 ms) sont utilisées à la place de l'alerte visuelle (3185 ± 1250 ms). Utiliser les deux modalités ensemble (3086 ± 1316 ms) n'apporte pas d'avantage par rapport aux vibrations seules.

Comparaison des conditions

Les tableau 6.2 et tableau 6.3 présentent respectivement les temps de réponse dans chaque condition et les résultats d'un test de Student pour comparer différentes conditions pour chacune des interfaces. En ce qui concerne la tâche cognitive, on remarque une différence significative par rapport aux autres conditions pour chaque interface (excepté l'audio et la réalité augmentée seuls). Nous pouvons remarquer que la présence ou non de bruit ambiant n'influe pas sur le temps de réaction lorsque le participant est au repos. Cela signifie que les participants n'étaient pas déconcentrés par le son industriel. Cependant, nous ne pouvons pas être sûrs que le bruit n'influence pas le temps de réponse pendant les conditions cognitive et physique, comme nous n'avons pas testé ces conditions sans bruit ambiant.

Le temps de réponse pour la condition cognitive est significativement supérieur dans la plupart des cas. Cela a du sens dans la mesure où le temps de réaction est allongé lorsque le participant est concentré sur une autre activité. Le temps de réponse pour la condition physique se situe entre les conditions de repos et la condition cognitive pour chaque interface. Les participants sont donc plus réactifs lors d'une tâche manuelle que pendant une tâche cognitive. Les tâches en industrie faisant plutôt partie de la première catégorie, nous pouvons supposer que les alertes seront mieux détectées.

Interfaces	Rs	Rn	Co	Ph
Audio	905 ± 447	912 ± 185	1121 ± 283	1010 ± 277
Baudrier - Bras	496 ± 143	462 ± 97	685 ± 228	557 ± 154
Baudrier - Dos	494 ± 163	487 ± 143	745 ± 479	555 ± 131
Baudrier - Complet	447 ± 82	469 ± 96	663 ± 282	519 ± 106
Baudrier - Jambes	501 ± 110	500 ± 128	694 ± 204	603 ± 214
Montre - Vibrotactile	2841 ± 1187	2890 ± 1203	3148 ± 1271	3034 ± 1190
Montre - Combinaison	2775 ± 1073	3084 ± 1314	3414 ± 1466	3075 ± 1319
Montre - Visuelle	3051 ± 1277	2921 ± 1151	3539 ± 1250	3286 ± 1251
Réalité Augmentée	819 ± 368	765 ± 179	1084 ± 345	993 ± 321
Réalité Augmentée et Audio	798 ± 171	791 ± 129	1106 ± 416	935 ± 269

TABLEAU *6.2 – Temps de réponse moyen et écart type (en ms) pour chaque condition et interface. Rs : Repos sans son, Rn : Repos avec son, Co : Tâche cognitive, Ph : Tâche physique.*

Alertes manquées

Un autre critère d'évaluation concerne les alertes manquées. Une alerte est considérée comme manquée quand l'ordinateur n'a pas reçu l'information de l'appui sur le bouton avant l'envoi d'une autre alerte. La figure 6.7 présente le nombre d'alertes manquées pour chaque interface. Nous pouvons voir que ce nombre est plus grand pour la montre quand la modalité visuelle seule est utilisée. Cela indique que l'alerte n'est pas assez perceptible pour cette modalité. Le nombre d'alertes manquées pour les autres interfaces est globalement similaire.

Interfaces	Rs|Rn	Rs|Co	Rs|Ph	Rn|Co	Rn|Ph	Co|Ph
Audio	-	$p < 0.01$	$p < 0.05$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$
Baudrier - Bras	$p < 0.05$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$
Baudrier - Dos	-	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$
Baudrier - Complet	$p < 0.05$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$
Baudrier - Jambes	-	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$
Montre - Vibrotactile	-	$p < 0.05$	-	-	-	-
Montre - Combinaison	$p < 0.05$	$p < 0.01$	$p < 0.05$	-	-	$p < 0.05$
Montre - Visuelle	-	$p < 0.01$	-	$p < 0.01$	$p < 0.05$	-
Réalité Augmentée	-	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.05$
Réalité Augmentée et Audio	-	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$	$p < 0.01$

TABLEAU *6.3 – Comparaison du temps de réaction entre les différentes conditions pour chaque interface (Test de Student). Rs : Repos sans son, Rn : Repos avec son, Co : Tâche cognitive, Ph : Tâche physique. Le signe - indique que le test n'est pas significatif.*

6.3.2 Avis subjectifs

Préférences

La figure 6.8 présente quelles interfaces ont été désignées par les participants comme étant la plus appréciée, ou la moins appréciée, toutes conditions réunies. On remarque une nette tendance en ce qui concerne trois interfaces. La combinaison de la réalité augmentée et de l'audio est jugée l'interface la moins appréciée (20 votes contre), suivie de près par le signal visuel de la montre (19 votes contre). À l'opposé, le signal vibrotactile de la montre est l'interface que les participants ont préféré utiliser (24 votes pour). La deuxième interface préférée est le baudrier complet. La modalité vibrotactile est donc globalement préférée par rapport aux autres. Cependant, le baudrier est également la troisième interface la moins appréciée. L'opinion générale est donc plus partagée pour l'utilisation d'un système corps complet que pour un système plus réduit comme la montre.

Avantages et inconvénients

La figure 6.9 présente la distribution des réponses aux questionnaires (présentés en section 6.2.3) correspondant à des échelles de Likert, pour chacun des quatre critères (confort, fatigue, perception et réactivité). Un test statistique Anova montre qu'il y a une différence significative entre les différentes interfaces pour chaque métrique.

L'interface jugée la plus confortable est la montre. Cependant les scores de perception et de réactivité sont les plus faibles quand la modalité visuelle seule est utilisée. Le casque de réalité augmenté est jugé comme étant la moins confortable des interfaces. Le baudrier est jugé comme étant efficace d'un point de vue perception et réactivité, mais comme peu confortable. Certains participants n'appréciaient en effet pas les vibrations produites, les jugeant comme source de stress.

Les réponses aux entretiens permettent d'en apprendre plus sur le jugement de chaque interface et le tableau 6.4 en présente une synthèse structurée selon les principaux critères en faveur ou en défaveur de chacune des interfaces. La montre est à nouveau l'interface

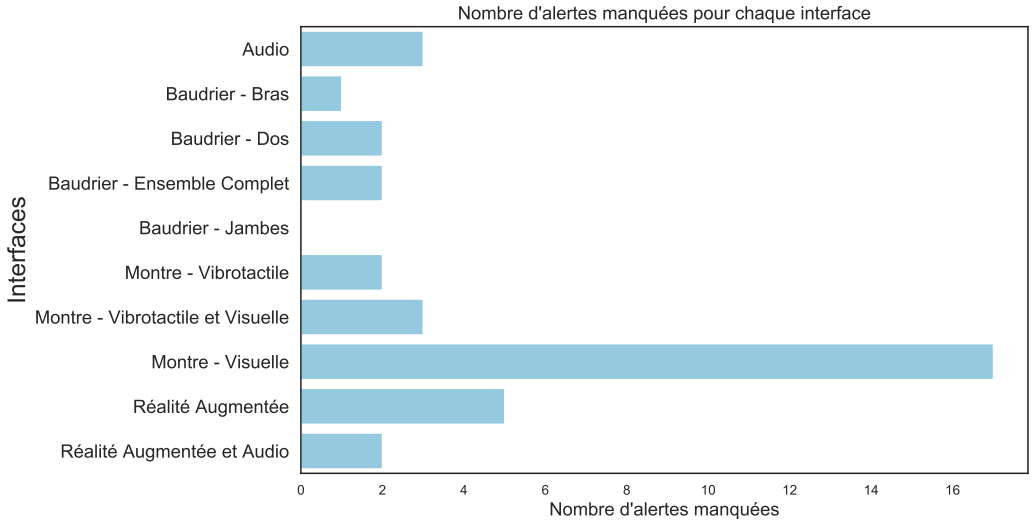


FIGURE *6.7 – Répartition du nombre d'alertes manquées pour chaque interface.*

présentant le plus d'avantages, avec comme seul point négatif la difficulté de perception des alertes visuelles. Les avis sur le baudrier sont mitigés, celui-ci n'étant pas jugé comme pratique ou confortable par les participants. Le casque de réalité augmentée est l'interface avec le plus d'inconvénients et le moins d'avantages.

6.4 Discussion

6.4.1 Acceptabilité : Quelle interface choisir ?

Nous avons vu dans la section précédente quels étaient les avantages et les inconvénients de chaque interface. Le choix d'une interface pour lancer une alerte à un utilisateur est sujet à des compromis. En effet, au premier regard sur les performances, nous pourrions être tentés d'identifier le baudrier comme étant une solution idéale. Néanmoins, celui-ci a été jugé comme étant peu confortable et même source de stress pour les participants qui n'appréciaient pas les vibrations sur leur corps. Pourtant, ce sont les vibrations de la montre qui représentent l'interface la plus appréciée. Ceci peut s'expliquer du fait de l'habitude de ce genre de système dans la vie de tout les jours ; les montres connectées sont en effet devenues communes, l'acceptabilité de cette interface serait donc améliorée.

Le souci de la montre est cependant sa latence, mais il s'agit là d'un inconvénient lié à la montre spécifiquement utilisée et non d'une généralité. L'aspect visuel de la montre n'est par contre pas apprécié quand utilisé seul, et n'apporte pas d'avantage quand utilisé en combinaison des vibrations. Ceci s'explique par le fait que la montre n'est pas dans le champ de vision du participant. Prêter attention au signal visuel est donc une distraction en plus.

Le système de réalité augmentée que nous avons testé, l'Hololens, influence également les résultats concernant ce type de modalité. En effet, ce casque est lourd et volumineux. Cette interface risquerait d'entraîner d'autres risques de TMS, notamment au niveau de

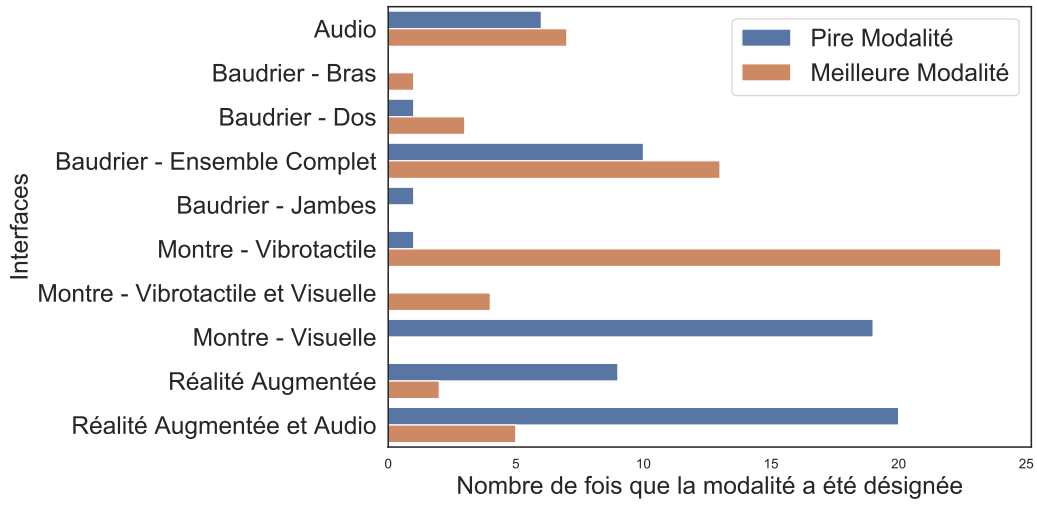


FIGURE *6.8 – Choix d'interfaces préférées et moins appréciées. Les barres bleues indiquent le nombre de fois que les interfaces ont été désignées comme les moins appréciées et les barres orange indiquent le nombre de fois qu'elles ont été désignées comme préférées.*

la nuque, ce qui n'est pas souhaitable. Un système plus léger et plus simple permettrait peut-être d'améliorer la perception de l'utilisation de la réalité augmentée.

Si nous devions conseiller une interface, nous choisirions ainsi la montre en modalité vibrotactile, pour envoyer une alerte à la fois perceptible, et sans contrainte de confort. L'aspect visuel ne serait pas à délaisser complètement. En effet, la modalité visuelle pourrait servir à apporter des informations complémentaires quand une alerte est envoyée dans le cadre de l'amélioration pour l'ergonomie.

6.4.2 Vers une aide pour l'ergonomie

L'expérience conduite a permis d'identifier quelle interface pouvait être utilisée en termes de confort et d'efficacité de réaction, mais nous n'avons pas évalué la pertinence en termes de retour d'information sur l'ergonomie. Il serait intéressant de mettre en place une autre expérience visant à aborder ce point. Il ne s'agirait ici de n'utiliser que l'interface jugée comme étant la plus intéressante, c'est-à-dire la montre, et de tester si un participant comprend comment il peut corriger sa posture et ses mouvements en fonction du signal envoyé. L'expérience pourrait être sous forme de magicien d'Oz, où nous proposons une sorte de gamification : l'utilisateur devrait obtenir le meilleur score possible en effectuant une tâche. Ce score serait fait par l'expérimentateur sur la base de l'ergonomie du mouvement. Une telle expérience permettrait également de faire le lien entre les différents travaux de cette thèse, dans l'optique de proposer un retour d'information de l'ergonomie évaluée de façon automatique et en temps réel.

Interfaces	Avantages	Inconvénients
Audio	Réactivité Ne perturbe pas la tâche	Bruyant
Baudrier	Facilité de perception Réactivité Silencieux	Inconfort Source de nervosité Temps de mise en place élevé
Montre Connectée	Confortable Facilité de perception du signal vibrotactile Non intrusif Non contraignant	Difficulté de perception du signal visuel
Réalité augmentée	Pas besoin de rester vigilant	Inconfort Lourd Obstruction du champ de vision Difficulté de perception

TABLEAU *6.4 – Principaux critères en faveur ou défaveur de chaque interface.*

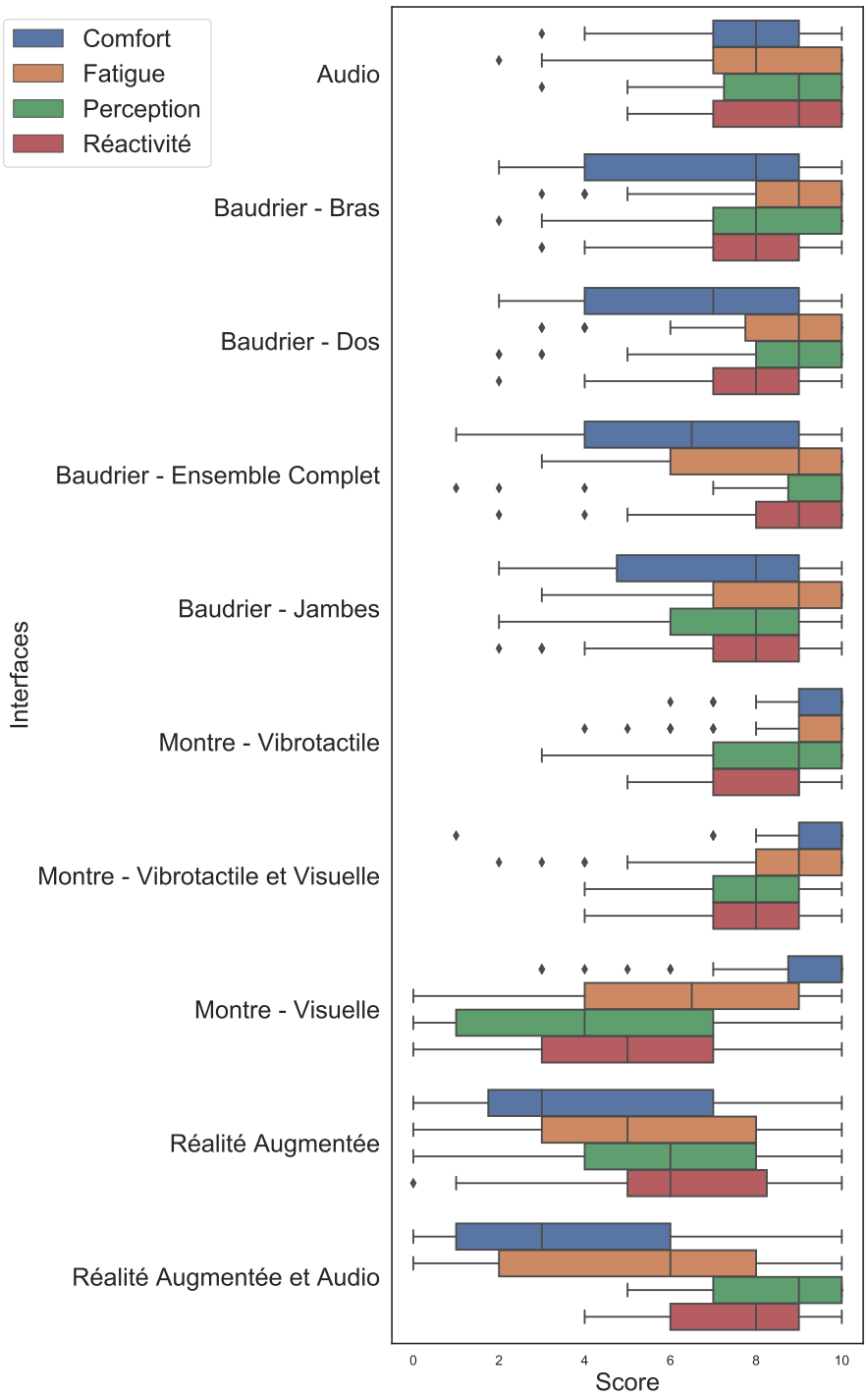


FIGURE 6.9 – *Répartition des réponses aux questions posées à la fin de chaque séquence pour chaque interface. Le score de confort est représenté en bleu, la fatigue en orange, la perception en vert et la réactivité en rouge.*

Chapitre 7

Conclusion

Les TMS sont un problème important de notre époque pour les pays industrialisés, et améliorer l'évaluation ergonomique en temps réel peut être une solution pour réduire leur nombre. La problématique principale de cette thèse est donc de proposer des outils pour se diriger vers l'automatisation de l'évaluation ergonomique. Notre vision est de proposer sur la base de données du mouvement provenant des capteurs portés, d'évaluer automatiquement l'ergonomie d'un utilisateur, et envoyer une alerte en cas de mouvement non ergonomique.

Dans ce chapitre, nous revenons sur chacune des contributions de la thèse pour résumer les points les plus importants. Nous présentons ensuite quelles sont les perspectives pour des études reprenant ces travaux.

7.1 Résumé

Reprenons le schéma qui a guidé notre lecture le long de ce manuscrit (voir figure 7.1) ; les différentes briques qui le composent représentent les différentes contributions de cette thèse.

Dans un premier temps, une étude utilisateur a permis de mettre en avant les attentes vis-à-vis de l'utilisation de cobots, d'exosquelettes et de capteurs portés dans le cadre de l'amélioration de l'ergonomie. Nous avons vu que les participants à cette étude étaient plutôt réticents à l'idée d'utiliser des cobots en industrie, avec principalement la crainte du remplacement de l'homme par la machine. Au contraire, les exosquelettes sont perçus comme pouvant être une aide pour réduire les efforts, à condition que le système ne soit pas inconfortable. Enfin, les capteurs portés sont perçus comme pouvant être bénéfiques pour mesurer de manière automatique l'ergonomie, qui aujourd'hui ne se mesure qu'à posteriori de façon manuelle et ponctuelle par un expert ergonome. Ces capteurs portés permettent de capturer le mouvement humain corps complet, ce qui permet d'analyser ces mouvements. Afin d'effectuer cette analyse, il est nécessaire de disposer de données du mouvement étiquetées.

La collecte de données du mouvement humain représente la seconde contribution de cette thèse. Nous avons mis en place plusieurs bases de données pertinentes pour des études d'analyse et de modélisation du mouvement. Notre base de données principale

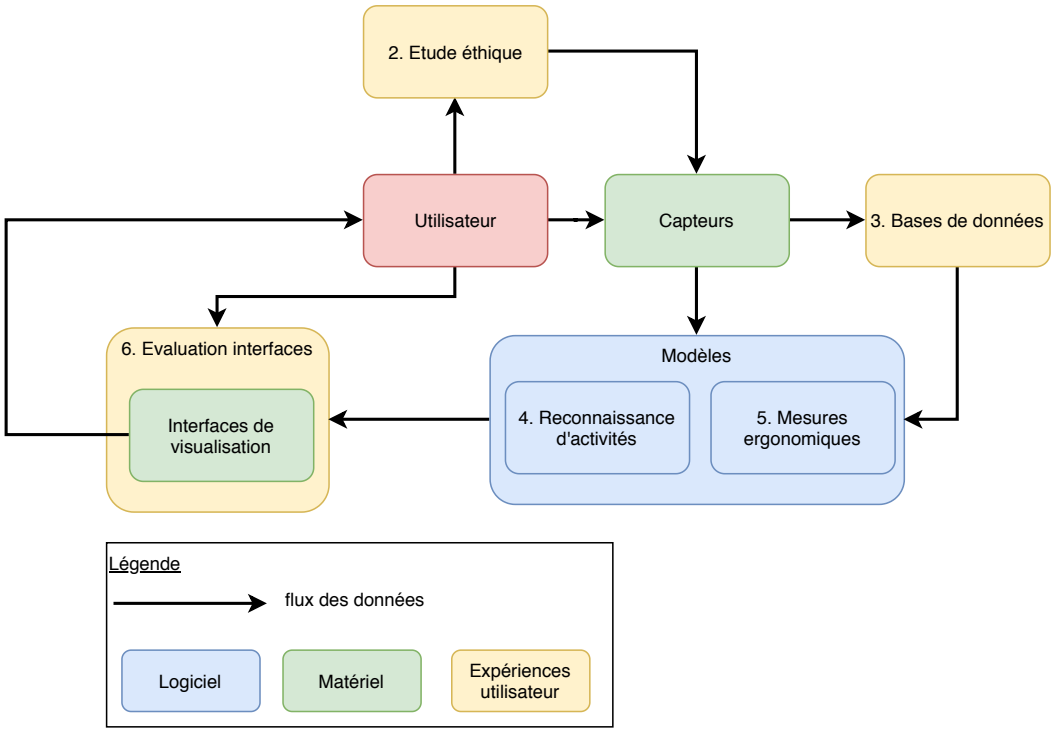


FIGURE 7.1 – *Organisation et contributions du travail de thèse.*

présente des tâches dont les postures induites sont représentatives de celles présentes dans la fiche ergonomique EAWS, l'une des plus utilisées en industrie. Ces données ont été étiquetées selon une taxonomie à plusieurs niveaux que nous avons proposé représentant les postures et actions pertinentes pour une évaluation ergonomique. Cette base de données est publique, afin d'être utilisée dans des études portant sur l'analyse du mouvement humain au-delà de cette thèse. Dans notre cas, les données sont utilisées pour la reconnaissance d'activités et la mesure de l'ergonomie.

La troisième contribution est un système de reconnaissance d'activités avec un algorithme d'apprentissage supervisé basé sur des HMMs. Les activités à reconnaître correspondent à des postures et actions provenant de la fiche EAWS. Grâce à un algorithme de sélection automatique de *features*, nous avons proposé des ensembles de *features* pertinents à utiliser comme entrée de notre système de reconnaissance. Cela permet de se passer de la phase de sélection manuelle des *features*, et de réutiliser le logiciel en entraînant directement le modèle avec les *features* adaptées à notre taxonomie. Un logiciel de reconnaissance en temps réel a été implémenté, et présenté lors du premier *review meeting* du projet AnDy. Notre méthode pourrait également être utilisée dans des logiciels existants de simulation de poste de travail ou d'analyse du mouvement, qui pourraient l'utiliser pour s'affranchir d'annoter à la main des séquences de capture du mouvement.

La quatrième contribution est une méthode de mesure automatique de l'ergonomie en temps réel. Nous nous sommes basés sur les fiches RULA et REBA pour mesurer à partir des angles des articulations du modèle humain un score ergonomique. Ce travail se combine avec une réduction de dimensions pour représenter les postures dans un espace latent. L'ergonomie peut alors être évaluée sur la base de cet espace latent. Cela permet

une visualisation intuitive de l'ergonomie. Une démonstration a été mise en place pour une visualisation en temps réel de l'ergonomie d'une personne portant une combinaison de capture de mouvements. Cette démo a été présentée lors du second *review meeting* du projet AnDy. Ce travail est également la base pour des travaux futurs sur la prédiction de l'ergonomie, qui requiert des entrées de faibles dimension pour fonctionner en temps réel.

Enfin, la comparaison d'interfaces homme-machine pour prévenir un utilisateur d'un risque ergonomique est la dernière contribution. Nous avons évalué au travers d'une étude utilisateur une montre connectée, un casque de réalité augmentée, un casque audio et un système vibrotactile. Le casque de réalité augmentée et le système vibrotactile sont perçus comme inconfortables, bien que le signal soit jugé comme efficace, ce qui empêche une utilisation à long terme de ces interfaces. Les participants ont préféré la montre connectée qui ressemble plus au type d'interface que nous pouvons utiliser au quotidien.

La combinaison de l'ensemble de ces contributions permettrait de mettre en place l'automatisation de l'évaluation ergonomique et son signalement à l'utilisateur. Pour concrétiser cette vision, une intégration logicielle de l'ensemble des contributions est nécessaire. Cette intégration n'entre pas dans le cadre de la thèse, mais elle reste un objectif pour notre équipe. Les briques étant créées, il ne reste plus qu'à les assembler pour la réalisation de la vision qui a nous a guidée le long de ce manuscrit.

7.2 Perspectives

La prédiction automatique de l'ergonomie

Comme annoncé précédemment, le travail effectué dans cette thèse peut être la base pour la prédiction de mouvements ou postures à risque. Des travaux sur la prédiction du mouvement humain corps complet ont été réalisés dans notre équipe par Dermy (2018). Dans cette étude, la prédiction se fait à l'aide de ProMPs pour représenter les primitives de mouvement. Afin de réduire le temps de calcul, les mouvements sont représentés à l'intérieur d'un espace latent de faible dimension. La prédiction se fait à l'intérieur de cet espace latent.

La suite pouvant être donnée à ce travail de thèse est d'étendre cette étude sur les ProMPs avec nos contributions. L'une des limitations de cette étude est en effet que les trajectoires sont prédites pour des actions isolées, ce qui n'est donc pas adaptable dans l'état pour des séquences d'actions. Utiliser la reconnaissance d'activités permettrait d'isoler des actions dans une séquence pour prédire la trajectoire des mouvements et leur ergonomie. Le but serait alors de prédire en temps réel dans quelle posture l'utilisateur se trouve dans le futur. Il serait alors possible de calculer un score ergonomique comme nous l'avons présenté dans le chapitre 5 le long de la trajectoire future. La prédiction de ce score ergonomique permettrait donc d'identifier, avant qu'il ne soit effectué, un mouvement à risque. À l'aide de cette prédiction, il serait alors possible d'alerter un utilisateur d'un risque ergonomique.

Retour d'information d'ergonomie

Dans cette thèse, nous avons testé et comparé des interfaces de retour d'information lors d'une tâche. Cette étude a permis d'identifier quelle interface il est pertinent d'utiliser d'un point de vue confort et réactivité. Cependant, nous n'avons pas testé ces interfaces du point de vue du retour d'information d'ergonomie. Il faudrait mettre en place des expériences utilisateur pour évaluer la compréhension du signal dans ce contexte.

Deux informations peuvent être communiquées à l'utilisateur. Premièrement, un signal d'alerte, semblable aux signaux que nous avons déjà utilisé dans notre étude. Deuxièmement, une information de correction du mouvement. En effet, si nous pouvons détecter une posture à risque, il serait intéressant de permettre à l'utilisateur de corriger son mouvement pour réduire le risque dans des zones spécifiques. Il serait donc nécessaire que l'interface utilisée puisse indiquer quelles sont les zones du corps qui sont à corriger puis d'apporter une solution pour améliorer la posture. Pour cela, il faut pouvoir optimiser les trajectoires du mouvement à l'aide de modèles humains corps complet, en prenant en compte le score ergonomique pour l'optimisation, et identifier les postures à améliorer.

L'ergonomie dans la collaboration homme-robot

Dans le cadre de la collaboration homme-robot, il est nécessaire que le robot s'adapte au comportement humain. L'optimisation de mouvements de robot à partir du mouvement corps complet humain a fait l'objet d'une étude dans (Gomes *et al.*, 2019). Dans ces travaux de téléopération, le robot optimise ses trajectoires selon des contraintes. En utilisant une méthode similaire, il serait possible de prendre comme contrainte de garantir un score ergonomique faible, afin que le robot garantisse la sécurité de l'utilisateur. Ainsi, le robot s'adapterait en fonction de la tâche pour que l'utilisateur reste dans des postures sans risque. Par exemple, nous pouvons imaginer une ligne de montage où un cobot positionne des pièces à manipuler à la hauteur du torse de l'utilisateur, afin d'éviter du travail avec les bras en hauteur ou avec une flexion du torse.

7.3 Le mot de la fin

La problématique de l'amélioration de l'ergonomie nous a guidé le long de cette thèse. Il s'agit d'un sujet de société important, qui mérite notre attention afin que les conditions de travail s'améliorent en industrie. C'est pour cela que nous espérons que le travail que nous avons présenté ici puisse contribuer à cet effort. Des perspectives encourageantes ont été ouvertes, il s'agit maintenant de les concrétiser afin que nous puissions parler au présent de l'évaluation automatique et du signalement de l'ergonomie, et qu'ainsi, le nombre de TMS par année suive une courbe décroissante.

Annexe A

Contributions

A.1 Publications scientifiques

- (Malaisé *et al.*, 2018a) Adrien Malaisé, Pauline Maurice, Francis Colas, François Charpillet, Serena Ivaldi.
  Activity Recognition With Multiple Wearable Sensors for Industrial Applications.
  In *ACHI* 2018 - *The Eleventh International Conference on Advances in Computer-Human Interactions*, pages 229-234, Rome, Italie, Mars 2018.
  `https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01701996`
- (Malaisé *et al.*, 2018b) Adrien Malaisé, Pauline Maurice, Francis Colas, Serena Ivaldi.
  Online Human Activity Recognition for Ergonomics Assessment.
  In *SIAS* 2018 - 9ème conférence internationale sur la sécurité des systèmes industriels automatisés, Nancy, France, Octobre 2018.
  `https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01808832`
- (Maurice *et al.*, 2018) Pauline Maurice, Ludivine Allienne, Adrien Malaisé, Serena Ivaldi.
  Ethical and Social Considerations for the Introduction of Human-Centered Technologies at Work.
  In *ARSO*, 2018 - *IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts*, pages 131-138, 2018
  `https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01826487`
- (Malaisé *et al.*, 2019) Adrien Malaisé, Pauline Maurice, Francis Colas, Serena Ivaldi.
  Activity Recognition for Ergonomics Assessment of Industrial Tasks with Automatic Feature Selection.
  IEEE Robotics and Automation Letters, 4(2) : pages 1132-1139, 2019
  `http://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01985013`
- (Maurice *et al.*, 2019) Pauline Maurice, Adrien Malaisé, Clélie Amiot, Nicolas Paris, Guy-Junior Richard, Olivier Rochel, Serena Ivaldi.
  Human Movement and Ergonomics: an Industry-Oriented Dataset for Collaborative Robotics.
  The International Journal of Robotics Research, 38(14) : pages 1529-1537, 2019
  `https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02289107`

A.2 Bases de données

- *Sequences of typical manufacturing activities* : `https://zenodo.org/record/3254403`
- *Whole-body movements exerting forces : posture & feet forces* : `https://zenodo.org/record/1472122`

A.3 Présentations et démonstrations

- Mars 2018 : *ACHI*, Activity Recognition With Multiple Wearable Sensors for Industrial Applications
- Mars 2018 : *AnDy review meeting*, Démonstration de la reconnaissance d'activités pour l'ergonomie en temps réel.
- Juin 2018 : *JNRH*, Online Human Activity Recognition for Ergonomics Assessment
- Septembre 2018 : *ARSO*, Ethical and Social Considerations for the Introduction of Human-Centered Technologies at Work
- Septembre 2018 : *ARSO*, Learning and control for human robot collaboration (présentation des travaux de l'équipe LARSEN liés au projet AnDy).
- Novembre 2018 : *IPLS*, Intelligence artificielle, état des lieux - Place des robots, place des humains.
- Mai 2019 : *ICRA*, Activity Recognition for Ergonomics Assessment of Industrial Tasks with Automatic Feature Selection
- Septembre 2019 : *AnDy review meeting*, Démonstration de la reconstruction et de l'encodage de l'ergonomie dans un latent space.

A.4 Vidéo

- *Activity Recognition for Ergonomic Assessment of Industrial Tasks with Automatic Feature Selection* : `https://youtu.be/CSTsM2xJjxg`

Bibliographie

J. K. Aggarwal et L. Xia : Human activity recognition from 3D data : A review. *Pattern Recognition Letters*, 48(Supplement C):70–80, oct. 2014. ISSN 0167-8655. URL `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865514001299`.

P. Akella, M. Peshkin, E. Colgate, W. Wannasuphoprasit, N. Nagesh, J. Wells, S. Holland, T. Pearson et B. Peacock : Cobots for the automobile assembly line. *In Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, vol. 1, p. 728–733 vol.1, 1999.

A. U. Alahakone et S. A. Senanayake : A real-time system with assistive feedback for postural control in rehabilitation. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 15 (2):226–233, 2010.

M. A. Alzayed, E. C. e. Costa, P. Agarwal, S. Kakarlamudi, S. G. Bilén et S. Miller : Sensibuildity : The design of a communication system to identify and prevent work-related injuries in the construction industry. *In Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, vol. 62, p. 1631–1635. SAGE Publications Sage CA : Los Angeles, CA, 2018.

M. Andries, F. Charpillet et O. Simonin : High resolution pressure sensing using sub-pixel shifts on low resolution load-sensing tiles. *In 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 3890–3895. IEEE, 2015.

F. Attal, S. Mohammed, M. Dedabrishvili, F. Chamroukhi, L. Oukhellou et Y. Amirat : Physical human activity recognition using wearable sensors. *Sensors*, 15 (12):31314–31338, 2015.

A. Avci, S. Bosch, M. Marin-Perianu, R. Marin-Perianu et P. Havinga : Activity recognition using inertial sensing for healthcare, wellbeing and sports applications : A survey. *In 23th International conference on architecture of computing systems 2010*, p. 1–10. VDE, 2010.

O. Banos, J.-M. Galvez, M. Damas, H. Pomares et I. Rojas : Window size impact in human activity recognition. *Sensors*, 14(4):6474–6499, 2014.

L. Bao et S. S. Intille : Activity recognition from user-annotated acceleration data. *In PerCom*, p. 1–17, 2004.

B. Busch, G. Maeda, Y. Mollard, M. Demangeat et M. Lopes : Postural optimization for an ergonomic human-robot interaction. *In IROS*, p. 2778–2785, 2017.

M. Chaveroche, A. Malaisé, F. Colas, F. Charpillet et S. Ivaldi : A variational time series feature extractor for action prediction. *arXiv preprint arXiv :1807.02350*, 2018.

N. Chen, M. Karl et P. Van Der Smagt : Dynamic movement primitives in latent space of time-dependent variational autoencoders. *In 2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, p. 629–636. IEEE, 2016.

CMU : CMU graphics lab motion capture database, 2019. URL `http://mocap.cs.cmu.edu/`. Accessed : 02-28-2019.

E. N. Corlett et R. Bishop : A technique for assessing postural discomfort. *Ergonomics*, 19(2):175–182, 1976.

E. Coupeté, F. Moutarde, S. Manitsaris et O. Hugues : Recognition of Technical Gestures for Human-Robot Collaboration in Factories. *In The Ninth International Conference on Advances in Computer-Human Interactions*, 2016.

M. P. de Looze, T. Bosch, F. Krause, K. S. Stadler et L. W. O'Sullivan : Exoskeletons for industrial application and their potential effects on physical work load. *Ergonomics*, 59(5):671–681, 2016.

O. Dermy : *Prédiction du mouvement humain pour la robotique collaborative : du geste accompagné au mouvement corps entier.* Thèse de doctorat, 2018.

O. Dermy, M. Chaveroche, F. Colas, F. Charpillet et S. Ivaldi : Prediction of human whole-body movements with ae-promps. *In 2018 IEEE-RAS 18th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, p. 572–579. IEEE, 2018.

D. Dobbelstein, P. Henzler et E. Rukzio : Unconstrained pedestrian navigation based on vibro-tactile feedback around the wristband of a smartwatch. *In Proceedings of the 2016 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, p. 2439–2445. ACM, 2016.

A. Dubois et F. Charpillet : Human activities recognition with RGB-Depth camera using HMM. *In EMBC*, p. 4666–4669, 2013.

R. O. Duda, P. E. Hart et D. G. Stork : *Pattern classification.* John Wiley & Sons, 2012.

M. Funk, J. Heusler, E. Akcay, K. Weiland et A. Schmidt : Haptic, auditory, or visual ? : towards optimal error feedback at manual assembly workplaces. *In Proceedings of the 9th ACM International Conference on PErvasive Technologies Related to Assistive Environments*, p. 43. ACM, 2016.

I. Gaudiello, E. Zibetti, S. Lefort, M. Chetouani et S. Ivaldi : Trust as indicator of robot functional and social acceptance. an experimental study on user conformation to icub answers. *Computers in Human Behavior*, 61:633 – 655, 2016. ISSN 0747-5632. URL `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S074756321630228X`.

W. Gomes, V. Radhakrishnan, L. Penco, V. Modugno, J.-B. Mouret et S. Ivaldi : Humanoid whole-body movement optimization from retargeted human motions, 2019.

I. Guyon et A. Elisseeff : An introduction to variable and feature selection. *Journal of machine learning research*, 3(Mar):1157–1182, 2003.

B. Hayes et J. A. Shah : Interpretable models for fast activity recognition and anomaly explanation during collaborative robotics tasks. *In 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 6586–6593. IEEE, 2017.

S. Hignett et L. McAtamney : Rapid entire body assessment. *In Handbook of Human Factors and Ergonomics Methods*, p. 97–108. CRC Press, 2004.

S. Ivaldi, L. Fritzsche, J. Babic, F. Stulp, M. Damsgaard, B. Graimann, G. Bellusci et F. Nori : Anticipatory models of human movements and dynamics : the roadmap of the andy project. *In DHM*, 2017.

W. Kim, M. Lorenzini, K. Kapicioglu et A. Ajoudani : Ergotac : A tactile feedback interface for improving human ergonomics in workplaces. *IEEE RA-L*, 2018.

R. Kohavi et G. H. John : Wrappers for feature subset selection. *Artificial intelligence*, 97(1-2):273–324, 1997.

A. Kubota, T. Iqbal, J. A. Shah et L. D. Riek : Activity recognition in manufacturing : The roles of motion capture and semg+ inertial wearables in detecting fine vs. gross motion. *In 2019 IEEE/RAS International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, 2019.

H. Kuehne, H. Jhuang, E. Garrote, T. Poggio et T. Serre : Hmdb : a large video database for human motion recognition. *In 2011 International Conference on Computer Vision*, p. 2556–2563. IEEE, 2011.

O. D. Lara et M. A. Labrador : A Survey on Human Activity Recognition using Wearable Sensors. *IEEE COMMUNICATIONS SURVEYS & TUTORIALS*, 15(3), 2013.

C. Latella, S. Traversaro, D. Ferigo, Y. Tirupachuri, L. Rapetti, F. J. Andrade Chavez, F. Nori et D. Pucci : Simultaneous floating-base estimation of human kinematics and joint torques. *Sensors*, 19(12):2794, 2019.

J. Li, K. Cheng, S. Wang, F. Morstatter, R. P. Trevino, J. Tang et H. Liu : Feature selection : A data perspective. *ACM CSUR*, 50(6):94, 2017.

L. Lo Presti et M. La Cascia : 3D skeleton-based human action classification : A survey. *Pattern Recognition*, 53(Supplement C):130–147, mai 2016. ISSN 0031-3203. URL `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031320315004392`.

A. Malaisé, P. Maurice, F. Colas, F. Charpillet et S. Ivaldi : Activity recognition with multiple wearable sensors for industrial applications. *In ACHI : The Eleventh International Conference on Advances in Computer-Human Interactions*, p. 229–234, 2018a.

A. Malaisé, P. Maurice, F. Colas et S. Ivaldi : Online Human Activity Recognition for Ergonomics Assessment. *In SIAS 2018 - 9ème conférence internationale sur la sécurité des systèmes industriels automatisés*, Nancy, France, oct. 2018b. URL `https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01808832`.

A. Malaisé, P. Maurice, F. Colas et S. Ivaldi : Activity recognition for ergonomics assessment of industrial tasks with automatic feature selection. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(2):1132–1139, 2019.

C. Mandery, M. Plappert, J. Borras et T. Asfour : Dimensionality reduction for whole-body human motion recognition. *In FUSION*, p. 355–362. IEEE, 2016.

C. Mandery, Ö. Terlemez, M. Do, N. Vahrenkamp et T. Asfour : The kit whole-body human motion database. *In 2015 International Conference on Advanced Robotics (ICAR)*, p. 329–336. IEEE, 2015.

P. Maurice : *Virtual ergonomics for the design of collaborative robots*. Thèse de doctorat, 2015.

P. Maurice, L. Allienne, A. Malaisé et S. Ivaldi : Ethical and social considerations for the introduction of human-centered technologies at work. *In 2018 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO)*, p. 131–138. IEEE, 2018.

P. Maurice, A. Malaisé, C. Amiot, N. Paris, G.-J. Richard, O. Rochel et S. Ivaldi : Human movement and ergonomics : An industry-oriented dataset for collaborative robotics. *The International Journal of Robotics Research*, 38(14):1529–1537, 2019.

L. McAtamney et E. N. Corlett : Rula : a survey method for the investigation of work-related upper limb disorders. *Applied ergonomics*, 24(2):91–99, 1993.

E. Occhipinti : Ocra : a concise index for the assessment of exposure to repetitive movements of the upper limbs. *Ergonomics*, 41(9):1290–1311, 1998.

B. Parsa, A. Narayanan et B. Dariush : Spatio-temporal pyramid graph convolutions for human action recognition and postural assessment, 2019.

R. D. Patterson : Auditory warning sounds in the work environment. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. B, Biological Sciences*, 327(1241):485–492, 1990.

L. Penco, B. Clément, V. Modugno, E. M. Hoffman, G. Nava, D. Pucci, N. G. Tsagarakis, J.-B. Mouret et S. Ivaldi : Robust real-time whole-body motion retargeting from human to humanoid. *In 2018 IEEE-RAS 18th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, p. 425–432. IEEE, 2018.

L. Peternel, N. Tsagarakis, D. Caldwell et A. Ajoudani : Robot adaptation to human physical fatigue in human–robot co-manipulation. *Autonomous Robots*, 42 (5):1011–1021, 2018.

L. Punnett et D. H. Wegman : Work-related musculoskeletal disorders : the epidemiologic evidence and the debate. *Journal of electromyography and kinesiology*, 14(1):13–23, 2004.

V. Putz-Anderson, B. P. Bernard, S. E. Burt, L. L. Cole, C. Fairfield-Estill, L. J. Fine, K. A. Grant, C. Gjessing, L. Jenkins, J. J. Hurrell Jr *et al.* : Musculoskeletal disorders and workplace factors. *National Institute for Occupational Safety and Health (NIOSH)*, 104, 1997.

D. Roman-Liu : Comparison of concepts in easy-to-use methods for msd risk assessment. *Applied ergonomics*, 45(3):420–427, 2014.

K. Schaub, G. Caragnano, B. Britzke et R. Bruder : The european assembly worksheet. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 14(6):616–639, 2013.

J. Schmidtler, V. Knott, C. Hölzel et K. Bengler : Human centered assistance applications for the working environment of the future. *Occupational Ergonomics*, 12 (3):83–95, 2015.

E. Schneider, X. Irastorza, M. Bakhuys Roozeboom et I. Houtman : Osh in figures : occupational safety and health in the transport sector-an overview. 2010.

D. Spelmezan, M. Jacobs, A. Hilgers et J. Borchers : Tactile motion instructions for physical activities. *In Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems*, p. 2243–2252. ACM, 2009.

US Bureau of Labor Statistics : *Nonfatal Occupational Injuries and Illnesses Requiring Days Away from Work, 2015*, 2016.

Vicon : *Plug-in-Gait Reference Guide*. Vicon Motion Systems Ltd, 2017. URL `https://docs.vicon.com/display/Nexus25/Plug-in+Gait+models+and+templates`.

N. Vignais, M. Miezal, G. Bleser, K. Mura, D. Gorecky et F. Marin : Innovative system for real-time ergonomic feedback in industrial manufacturing. *Applied ergonomics*, 44(4):566–574, 2013.

J. Yamato, J. Ohya et K. Ishii : Recognizing human action in time-sequential images using hidden markov model. *In IEEE CVPR*, p. 379–385, 1992.

X. Yan, H. Li, A. R. Li et H. Zhang : Wearable imu-based real-time motion warning system for construction workers' musculoskeletal disorders prevention. *Automation in Construction*, 74:2–11, 2017.

A. Y. Yang, S. Iyengar, P. Kuryloski et R. Jafari : Distributed segmentation and classification of human actions using a wearable motion sensor network. *In Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008. CVPRW'08. IEEE Computer Society Conference on*, p. 1–8. IEEE, 2008.

Y. Zhang, T. Fernando, H. Xiao et A. R. L. Travis : Evaluation of auditory and visual feedback on task performance in a virtual assembly environment. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, 15(6):613–626, 2006.

Résumé

Les troubles musculo-squelettiques (TMS) sont un problème majeur dans la société moderne, avec près de la moitié des travailleurs en industrie touchés. Ces troubles sont dus à des postures jugées à risques, tel que le travail avec les bras en hauteur ou le torse penché, aux poids de charges transportées, ou encore la répétitivité des tâches. Il est donc nécessaire de trouver des solutions permettant de diminuer le risque de TMS en limitant les mouvements et les postures à risques, et en améliorant ainsi l'ergonomie des postes de travail. Nous proposons dans cette étude des outils pour aller vers cette amélioration.

L'objectif est d'automatiser l'évaluation de l'ergonomie à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique. Nous avons pour cela collecté des bases de données du mouvement humain corps complet en s'inspirant d'activités provenant du monde industriel. Grâce à ces données, nous proposons une méthode d'apprentissage supervisé basée sur des modèles de Markov cachés pour reconnaître les postures et les actions d'un utilisateur. Puis nous proposons des métriques pour évaluer de façon automatique l'ergonomie ainsi qu'une méthode pour compresser les données du mouvement qui est une base pour aller vers la prédiction future de l'ergonomie. Enfin, nous présentons des interfaces qui permettraient de prévenir en temps réel un opérateur s'il effectue un mouvement à risque. Avec l'ensemble de ces outils, la finalité est de prévoir en temps réel l'ergonomie d'un opérateur afin de le prévenir s'il risque de se blesser, et qu'il puisse corriger son mouvement.

Abstract

Musculoskeletal disorders (MSDs) are a major health issue in modern society, with almost half of workers in industry affected. These disorders are due to postures deemed to be at risk, such as overhead work or working with the torso bent, the weight of the carried loads, or the repetitiveness of the tasks. It is therefore necessary to find solutions to reduce the risk of MSD by limiting dangerous movements and postures, and thus improving the ergonomics of workstations. We propose in this study tools to move towards this improvement.

The objective is to automate the evaluation of ergonomics, using machine learning algorithms. To do this, we collect databases of the whole human body movement inspired by activities from industrial environment. With these data, we propose a supervised learning method based on Hidden Markov Models to recognize postures and actions of a user. Then we propose metrics to automatically evaluate ergonomics and a method to compress the movement data. This is a brick to go towards the prediction of ergonomics. Finally, we present modalities to allow an operator to be warned in real time if he performs a risky movement. With all these tools, the final goal is to predict in real time the ergonomics of a user in order to warn him before risking to be injured. Thus he can correct his movement.