



HAL
open science

Au coeur de l'interaction humain-robot collaboratif: comment concevoir une assistance personnalisée au profil utilisateur ?

Katleen Blanchet

► To cite this version:

Katleen Blanchet. Au coeur de l'interaction humain-robot collaboratif: comment concevoir une assistance personnalisée au profil utilisateur ?. Interface homme-machine [cs.HC]. Institut Polytechnique de Paris, 2021. Français. NNT : 2021IPPAS001 . tel-03145245

HAL Id: tel-03145245

<https://theses.hal.science/tel-03145245>

Submitted on 18 Feb 2021

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

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



INSTITUT
POLYTECHNIQUE
DE PARIS

NNT : 2021IPPAS001

Thèse de doctorat



Au coeur de l'interaction humain-robot collaboratif : Comment concevoir une assistance personnalisée au profil utilisateur ?

Thèse de doctorat de l'Institut Polytechnique de Paris
préparée à Télécom SudParis

École doctorale n°626 École doctorale de l'Institut Polytechnique de Paris (EDIPP)
Spécialité de doctorat : Informatique

Thèse présentée et soutenue à Palaiseau, le 13 janvier 2021, par

KATLEEN BLANCHET

Composition du Jury :

Mohamed Chetouani Professeur, ISIR (CNRS, UMR 722)	Président
Damien Pellier Maître de Conférences (HDR), Université Grenoble Alpes (LIG UMR 5217)	Rapporteur
Daniel Sidobre Maître de Conférences (HDR), Université Paul Sabatier (LAAS-CNRS)	Rapporteur
Sotiris Manitsaris Chercheur (Resp. Projets R&D), MINES ParisTech (Centre de Robotique), PSL Université Paris	Examineur
Adriana Tapus Professeure, ENSTA ParisTech (U2IS)	Examinatrice
Amel Bouzeghoub Professeure, Télécom SudParis (SAMOVAR UMR 5157)	Directrice de thèse
Selma Kchir Chercheuse et cheffe de projets R&D, CEA LIST (LCSR)	Co-encadrante
Olivier Lebec Ingénieur chercheur, CEA LIST (LCSR)	Co-encadrant
Patrick Hède Ingénieur chercheur, CEA LIST (SIALV)	Invité

RÉSUMÉ

La transformation des usines de production s'accélère, dirigée par les progrès de la robotique collaborative et de la science des données. L'organisation du travail évolue en conséquence, ce qui impacte directement les conditions de travail des opérateurs. Diminution d'autonomie, surcharge d'informations, cadence accrue, les opérateurs doivent modifier leurs habitudes et apprendre à collaborer avec le robot.

Dans ce contexte, l'objectif de ce travail de recherche est d'améliorer la qualité de vie au travail des opérateurs, lors de la réalisation d'une tâche collaborative avec contact physique, par une assistance personnalisée au profil utilisateur. Dans la littérature, les assistances s'appuient sur des dispositifs d'observation externes, sources de stress, et proposent exclusivement des ajustements du comportement du robot, basés sur des connaissances à priori. Ainsi, ces assistances ne s'adaptent pas dynamiquement aux variations du comportement de l'homme.

Afin de pallier ces verrous scientifiques, cette étude présente deux contributions. En premier lieu, nous proposons une méthodologie d'extraction d'informations haut niveau sur le profil utilisateur à partir des signaux bruts du robot, appliquée à l'expertise. Dans un second temps, nous soumettons une approche hybride d'assistance au profil, qui combine l'apprentissage par renforcement centré sur l'humain et l'approche symbolique (ontologie et raisonnement logique), pour guider les opérateurs vers une montée en compétence. Cette synergie garantit une adaptation en ligne aux besoins des utilisateurs tout en réduisant le processus d'apprentissage. Puis, nous enrichissons l'assistance motrice (robotique) par une assistance informative.

Nous avons démontré, par une simulation et des expérimentations en conditions réelles sur trois cas d'usage robotique, la cohérence de notre profil ainsi que l'effet positif de l'assistance sur l'acquisition des compétences. Nous créons ainsi un climat plus propice à l'épanouissement professionnel en diminuant la charge mentale.

ABSTRACT

The transformation of production plants is accelerating, driven by advances in collaborative robotics and data science. As a result, the organisation of work is changing, directly affecting the working conditions of operators. Loss of autonomy, information overload, increased pace, operators have to change their habits and learn to collaborate with the robot.

In this context, the aim of this research work is to improve the operators quality of life at work, while performing a physical collaborative task, by means of user profile-based assistance. In the literature, the assistance mainly relies on external observation devices, causes of stress, and proposes exclusively a priori-based adjustments of the robot's behaviour. Thus, these assistance do not dynamically adapt to human behaviour variations.

In order to overcome these challenges, this study presents two contributions. Firstly, we propose a methodology for extracting high-level information on the user profile from the robot raw signals, which is applied to expertise. We then introduce a hybrid approach to profile-based assistance which combines human-centered reinforcement learning and symbolic logic (ontology and reasoning) to guide operators towards skill improvement. This synergy guarantees online adaptation to user needs while reducing the learning process. Then, we extend the robotic assistance with informative assistance.

We have demonstrated, through simulation and experiments in real conditions on three robotic usecases, the consistency of our profile as well as the positive effect of the assistance on the skills acquisition. We thereby create a more favourable environment for professional satisfaction by reducing the mental workload.

REMERCIEMENTS

Tout d’abord, un grand merci à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à l’achèvement de cette aventure qu’est la thèse. Je vous en suis profondément reconnaissante.

Je tiens en particulier à remercier ma directrice de thèse, Amel Bouzghoub, pour avoir cru en moi, pour son accompagnement, ses précieux conseils et sa disponibilité jours et nuits lorsque des échéances se présentaient.

Je remercie également chaleureusement ma première co-encadrante, Selma Kchir, pour avoir accepté de me prendre sous son aile en cours de route, m’avoir écoutée dans les moments difficiles et pour ses conseils. Je regrette nos discussions entre co-bureau !

Pour m’avoir soutenue tout au long de la thèse, un grand merci à mon co-bureau de plus longue date et second co-encadrant, Olivier Lebec. Sans sa précieuse assistance, je n’aurais pas réussi à aller au bout des expérimentations !

Mes remerciements vont aussi à Patrick Hède, pour avoir participé à mon encadrement et m’avoir aidée avec le fonctionnement des GPUs et des clusters. Merci aussi d’avoir accepté de faire partie du jury.

Je remercie également les autres membres du jury, Mohamed Cheouani, Damien Pellier, Daniel Sidobre, Sotiris Manitsaris et Adriana Tapus pour l’intérêt qu’ils ont porté à mon travail et le temps qu’ils y ont consacré.

Un grand merci au Service de Robotique Interactive du CEA LIST et Télécom Sudparis pour m’avoir accueillie et permis de mener à bien mes travaux de thèse.

J’exprime toute ma reconnaissance à mes anciens collègues du CEA qui m’ont aidée tout au long de mon parcours. En particulier, un grand merci à ceux qui ont participé aux expérimentations. Rien n’aurait été possible sans vous ! Je remercie Clément Dugué pour son aide précieuse durant son stage de fin d’études. Merci aussi à tous les membres de SAMOVAR, que j’ai peu côtoyés, mais qui se sont toujours montrés bienveillants et curieux d’en apprendre davantage sur ma thèse.

Merci à tous les doctorants que j’ai croisés sur le chemin. Nous sommes tous dans le même bateau et j’ai trouvé un grand réconfort auprès de vous. Mon seul regret aura été de ne pas avoir connu de doctorant de ma génération.

Et enfin, je remercie du fond du cœur tous ceux qui me sont chers ; ceux qui ne voyaient pas plus que moi le bout de cette thèse ! Merci de m'avoir écoutée patiemment, soutenue, pris par la main quand je prenais l'eau. Merci d'avoir été là, tout simplement. Merci en particulier à mes parents, pour leur soutien inconditionnel, notamment cette dernière année quand j'en avais le plus besoin. Une pensée à mon Mimix, présent de jour comme de nuit !

A vous qui n'êtes plus là, j'aurai aimé pouvoir tourner cette page avec vous.

TABLE DES MATIÈRES

Résumé et Abstract	i
Remerciements	iii
Table des matières	v
Table des figures	viii
Liste des tableaux	xi
Listings	xiii
Lexique	xiv
1 INTRODUCTION	1
1.1 Contexte	1
1.1.1 Interaction humain-robot (HRI)	3
1.1.2 Collaboration physique humain-robot (pHRC)	4
1.2 Objectifs de l'étude	5
1.2.1 Motivation	5
1.2.2 Problématique	9
1.2.3 Hypothèses	9
1.3 Contributions	11
1.3.1 Contribution 1 : Méthodologie de représentation du profil utilisateur	11
1.3.2 Contribution 2 : Conception d'une assistance personnalisée au profil de compétence	12
1.3.3 Contribution 3 : Expérimentations en conditions réelles	13
1.4 Plan	15
2 ETAT DE L'ART	17
2.1 Introduction	18
2.2 Pré-requis	18
2.2.1 Apprentissage automatique	19
2.2.2 Ontologie	30
2.2.3 Inférence statistique	33
2.3 Travaux existants	34
2.3.1 Limites de la cobotique	34
2.3.2 Profil utilisateur en robotique	35
2.3.3 Assistance adaptée au profil en robotique	43
2.4 Conclusion	48
3 MÉTHODOLOGIE DE REPRÉSENTATION DU PROFIL UTILISATEUR : APPLICATION AU PROFIL DE COMPÉTENCES	49
3.1 Introduction	50
3.2 Définition du profil opérateur	51
3.2.1 Profil de tâche	51
3.2.2 Profil général	51

3.3	Acquisition des informations nécessaires à l'analyse du profil	52
3.3.1	Questionnaires	53
3.3.2	Capteurs internes du robot	53
3.4	Vers une interprétation intelligente des signaux	54
3.4.1	Détection d'anomalie : quand l'objectif de la tâche n'est pas atteint	55
3.4.2	Le niveau d'expertise : un élément essentiel pour l'étude du profil de tâche	58
3.5	Définition et classification des compétences et de leurs indicateurs	61
3.5.1	Rapidité	62
3.5.2	Contrôle du mouvement	62
3.5.3	Contrôle de l'effort	64
3.5.4	Maîtrise du robot et de l'outil	64
3.5.5	Maîtrise des étapes	64
3.6	Niveau de compétence et d'expertise	65
3.6.1	Attribution d'un score aux KSIs	65
3.6.2	Estimation du niveau de compétence	66
3.6.3	Détermination de la distance entre le comportement humain mesuré et le comportement de référence	67
3.7	Validation de l'approche	69
3.7.1	Choix des compétences et KSIs associés	69
3.7.2	Connaissance experte	70
3.7.3	Protocole	70
3.7.4	Résultats	71
3.8	Généralisation aux autres caractéristiques du profil de tâche	72
3.8.1	Caractérisation de la confiance	72
3.8.2	Détermination du rythme	72
3.8.3	Détection de l'intention	73
3.8.4	Caractérisation de la fatigue musculaire	73
3.9	Conclusion	74
4	CONCEPTION D'UNE ASSISTANCE PERSONNALISÉE AU PROFIL OPÉRATEUR	77
4.1	Introduction	78
4.2	Approche globale	79
4.2.1	Q-Learning	79
4.2.2	Application à notre étude	79
4.2.3	Extensions de l'algorithme	82
4.3	Conception d'une ontologie de profil utilisateur	84
4.3.1	Structure	85
4.3.2	Règles	90
4.3.3	Personnalisation de l'ontologie à la tâche	92

4.4	Apprentissage par renforcement interactif en deux Q-tables	93
4.4.1	Séparation de la Q-table	93
4.4.2	Apprentissage par renforcement centré sur l'humain	94
4.5	Simulateur	95
4.5.1	Création de l'environnement virtuel	96
4.5.2	Apprentissage	100
4.5.3	Validation de l'approche d'assistance en simulation	101
4.6	Conclusion	102
5	EVALUATION EXPÉRIMENTALE	105
5.1	Introduction	106
5.2	Description des cas d'usage Σ et Λ	106
5.2.1	Cas d'application Σ	106
5.2.2	Cas d'application Λ	108
5.3	Validation du profil de compétence	113
5.3.1	Validation du choix des KSIs	113
5.3.2	Validation du niveau des KSIs	119
5.4	Influence de l'assistance sur le profil de l'opérateur	126
5.4.1	Vers un gain significatif de niveau de compétence	127
5.4.2	Efficacité de chaque type d'assistance	130
5.4.3	Analyse des questionnaires	135
5.5	Discussion	141
5.5.1	Robot prototype	141
5.5.2	Algorithme	142
5.5.3	Population	144
5.5.4	Environnement et protocole	145
5.6	Conclusion	145
6	CONCLUSION ET PERSPECTIVES	147
6.1	Conclusion	147
6.2	Perspectives	150
6.2.1	Profil opérateur	150
6.2.2	Assistance	151
6.2.3	Expérimentations	153
6.2.4	Généralisation de notre travail	153
	Annexes	155
A	FORMULAIRES	157
B	LISTING DES ASSISTANCES	163
B.1	Assistances robotiques	163
B.2	Assistances textuelles	163
C	PROTOCOLE EXPÉRIMENTALE DE LA TÂCHE Σ, ET QUESTIONNAIRES ASSOCIÉS	165
D	PROTOCOLE EXPÉRIMENTALE DE LA TÂCHE Λ	169
	BIBLIOGRAPHIE	173

TABLE DES FIGURES

FIGURE 1	Robots industriels	2
FIGURE 2	Collaboration physique humain-robot	5
FIGURE 3	Tâche de vissage Υ - UR 10	6
FIGURE 4	Tâche de vissage Σ - Sybot 3 axes	7
FIGURE 5	Tâche de <i>pick & place</i>	8
FIGURE 6	Hyperplans proposés par le classifieur SVM pour séparer les échantillons noirs des blancs (Crédit ZackWeinberg)	20
FIGURE 7	Exemple de réseau de neurones à 2 couches cachés (Crédit Smartboost)	21
FIGURE 8	Exemple de réseau convolutif (Crédit Kaggle)	22
FIGURE 9	Méthodes de détection d'anomalie	23
FIGURE 10	Exemple de TCN sur 3 couches avec un filtre de convolution de taille 3 et des facteurs de dilata-tion de 1, 2 et 4 respectivement (Crédit Me-dium)	25
FIGURE 11	Exemple de table de Q	28
FIGURE 12	Exemple d'ontologie	30
FIGURE 13	Exemple de représentation de la connaissance en RDFS	31
FIGURE 14	Liste non-exhaustive des caractéristiques d'un profil opérateur	52
FIGURE 15	Cycles de la classe négative, objectif de tâche atteint	57
FIGURE 16	Cycles de la classe positive, objectif de tâche non atteint	57
FIGURE 17	Cycles de la classe positive, jamais présentés à l'entraînement	58
FIGURE 18	Stabilité du comportement mesuré sur le cas d'usage Σ . Le volontaire 6 est expert de la tâche.	60
FIGURE 19	Stabilité du niveau d'expertise, au fil des répé-titions des déplacements des 8 caisses du cas d'usage Λ	60
FIGURE 20	Exemple de découpage d'une tâche de <i>pick & place</i> . L'appui sur les hommes-morts, l'événe-ment clé dans cet exemple, entraîne le calcul du profil de compétence sur la sous-tâche pré-cédente. Les autres événements, tels que la fer-meture des pinces n'ont pas d'impact.	62
FIGURE 21	Au départ, dans cet exemple, $\beta < \alpha$, puis $\beta = \alpha$ quand l'opérateur maîtrise la tâche.	68

FIGURE 22	Courbe d'attribution du niveau d'un KSI	68
FIGURE 23	Exemple des courants moteurs sommés du robot lors d'un cycle du cas d'usage Υ	70
FIGURE 24	Photo d'un bracelet équipé de plusieurs EMG pour mesurer l'activité musculaire.	74
FIGURE 25	Fonctionnement schématisé de notre approche d'assistance, basée sur l'apprentissage par renforcement	84
FIGURE 26	Structure de l'ontologie	85
FIGURE 27	Description de l'agent humain	86
FIGURE 28	Description du profil de compétence	87
FIGURE 29	Description des compétences	88
FIGURE 30	Description du niveau de compétence	88
FIGURE 31	Description de l'assistance	89
FIGURE 32	Récompense cumulée recueillie pendant la phase d'apprentissage des différents algorithmes de Q-Learning sur 40 000 itérations. Chaque algorithme a dépassé son coût d'apprentissage (récompense cumulée > 0). Plusieurs hyperparamètres ont été testés pour chaque algorithme afin de trouver la meilleure combinaison.	101
FIGURE 33	Variations des données du robot au cours d'un cycle de la tâche associée au cas d'usage Σ	108
FIGURE 34	Exemple de données enregistrées sur le robot pendant la tâche Λ de <i>pick & place</i>	110
FIGURE 35	Interface graphique du LDC	113
FIGURE 36	Boîte à moustaches représentant la variabilité et la dispersion des indicateurs de compétence (colonne), par sous-tâche (ligne), pour chaque niveau de compétence (N - Novice, I - Intermédiaire, E - Expert). Chaque boîte contient 36 exemples. Le rectangle délimite la zone interquartile, tandis que le segment intérieur correspond à la médiane. Les données restantes sont comprises entre les lignes qui s'étendent des deux côtés de la boîte, hormis quelques valeurs aberrantes représentées par des points.	114
FIGURE 37	Evolution du niveau d'expertise, par sous-tâche, pour les 8 premiers volontaires non assistés	116
FIGURE 38	Valeur réelle normalisée des indicateurs de compétence, au fil des 4 répétitions de la tâche à 8 caisses, pour les phases d'approche et de déplacement	118
FIGURE 39	Valeur réelle normalisée des indicateurs de compétence, au fil des 4 répétitions de la tâche à 8 caisses, pour les phases de prise et de dépose	119

FIGURE 40	Importance des KSIs pour la classification novice/expert avec Random Forest. Les indices correspondent aux axes du robot.	120
FIGURE 41	Réponse au questionnaire 55 sur différents critères	122
FIGURE 42	Niveau d'expertise au début de l'expérimentation, en fonction de l'auto-évaluation de l'expertise par les participants	123
FIGURE 43	Corrélation entre les différentes réponses aux questionnaires	124
FIGURE 44	Niveau d'expertise au début de l'expérimentation, en fonction de l'utilisation préalable d'un robot collaboratif bras	124
FIGURE 45	Progression des participants au fil des répétitions de la tâche	126
FIGURE 46	Evolution du niveau d'expertise, par sous-tâche, pour les groupes de contrôle et avec assistance (11 personnes par groupe)	129
FIGURE 47	Niveau d'expertise moyenné sur les sous-tâches d'approche et de déplacement avec les 2 premières itérations sans assistance (itération 0)	130
FIGURE 48	Niveau des indicateurs de compétence, par groupe	131
FIGURE 49	Utilité des assistances textuelles, Table 33 en Annexe B	132
FIGURE 50	Histogrammes comptabilisant le nombre de cycle atteignant une certaine vitesse maximale, en fonction de l'assistance fournie	134
FIGURE 51	Extrait des réponses des questionnaires 56 et 57, par groupe	136
FIGURE 52	Auto-évaluation des volontaires, par groupe	137
FIGURE 53	Avis des participants sur les assistances, par groupe. La signification des noms de l'abscisse est donnée Table 30	138
FIGURE 54	Etat des sujets, par groupe	140
FIGURE 55	Formulaire à remplir avant l'expérimentation (1)	157
FIGURE 55	Formulaire à remplir avant l'expérimentation (1)	158
FIGURE 56	Formulaire à remplir après l'expérimentation, version sans assistance (2A)	159
FIGURE 56	Formulaire à remplir après l'expérimentation, version sans assistance (2A)	160
FIGURE 57	Formulaire à remplir après l'expérimentation, version avec assistance (2B)	161
FIGURE 57	Formulaire à remplir après l'expérimentation, version avec assistance (2B)	162

LISTE DES TABLEAUX

TABLE 1	Comparatif des classes de méthodes de détection d'anomalie	24
TABLE 2	Matrice de confusion	26
TABLE 3	Liste non exhaustive des nouveaux attributs apportés par OWL	32
TABLE 4	Liste des nouvelles caractéristiques apportées par OWL	32
TABLE 5	Etudes sur le profil utilisateur en robotique d'assistance (✓ pour oui, ~ pour partiellement) . .	40
TABLE 6	Etudes sur le profil utilisateur en robotique collaborative (✓ pour oui, ~ pour partiellement) .	41
TABLE 7	Etudes sur l'expertise (✓ pour oui, ~ pour partiellement)	42
TABLE 8	Assistance motrice en robotique d'assistance .	45
TABLE 9	Assistance motrice en robotique collaborative .	46
TABLE 10	Assistance informative en robotique d'assistance ou cobotique	46
TABLE 11	Comparaison des méthodes d'assistance	47
TABLE 12	Résultats du classifieur TCN	58
TABLE 13	Du bas niveau (données brutes) au haut niveau d'informations (compétences) - La liste des indicateurs et données n'est pas exhaustive, nous supposons que le robot est uniquement équipé d'un set de capteurs basiques.	63
TABLE 14	Moyenne cumulée du niveau des KSIs lors du dernier cycle de l'expérimentation. Les sujets sont classés par ordre croissant de niveau d'expertise. Les valeurs en gras correspondent à un score supérieur au seuil β . Les 5 sujets surlignés en vert maîtrisent chaque indicateur, et donc chaque compétence. Ils sont experts de la tâche.	71
TABLE 15	Liste des observations, ou compétences techniques connues	71
TABLE 16	Performance de Random Forest sur le jeu de données de test	74
TABLE 17	Validation des critères définis	75
TABLE 18	Connaissance experte de l'impact des assistances sur le niveau de compétence de l'opérateur, par sous-tâche	96

TABLE 19	Quantification de l'impact des assistances robotiques sur le niveau des compétences. Le gain en rapidité n'est attribué qu'en cas de réduction du niveau de l'assistance.	98
TABLE 20	Quantification de l'impact des assistances textuelles sur le niveau des compétences.	98
TABLE 21	Validation des critères définis	103
TABLE 22	Indicateurs de compétence utilisés durant les expérimentations	116
TABLE 23	Indicateurs permettant de discriminer un expert d'un novice, avec le test U de Mann-Whitney. L'hypothèse nulle est rejetée ✓ ($p < 0.05$) ou ne l'est pas ✗	119
TABLE 24	Indicateurs de compétence sélectionnés post-expérimentation par analyse statistique	120
TABLE 25	Classification des cycles novices et experts pour chaque sous-tâche, par indicateur.	122
TABLE 26	Valeurs moyennes pour chaque groupe	127
TABLE 27	Indicateurs de compétence sélectionnés post-expérimentation, et réévalués pour ne pas avantager l'un des deux groupes	130
TABLE 28	Score d'utilité des conseils	132
TABLE 29	Liste des conseils, extraite de la Table 33 en Annexe B	133
TABLE 30	Liste des questions relatives à l'assistance	139
TABLE 31	Liste des assistances robotiques	163
TABLE 32	Liste des étapes de la tâche	163
TABLE 33	Liste des conseils	164

LISTINGS

Listing 1	Conditions nécessaires et suffisantes de la classe <i>Compétence Non Maîtrisée</i>	90
Listing 2	Conditions nécessaires et suffisantes de la classe <i>Compétence Maîtrisée</i>	90
Listing 3	Exemple d'axiome de fermeture d'une <i>Compé-</i> <i>tence</i> à 3 indicateurs	91
Listing 4	Exemple d'une propriété d'une <i>Compétence</i> im- pactée par 3 assistances	91
Listing 5	Conditions nécessaires et suffisantes de la sous- classe d' <i>Assistance A</i>	91

LEXIQUE

*Mal nommer un objet,
c'est ajouter au malheur de ce monde.*

— Brice Parain

ACRONYMES

CNN	Réseau neuronal convolutif
CNRTL	Centre National de Ressources Textuelles et Lexicales
HRI	Interaction Humain-Robot
IA	Intelligence Artificielle
KSI	Indicateur clé de compétence
LED	Diode électroluminescente
ML	Machine Learning ou apprentissage automatique
pHRC	Collaboration Humain-Robot (avec contact) physique
RGPD	Règlement Général pour la Protection des Données
STD	Ecart type
TCN	Réseau temporel convolutif

GLOSSAIRE

INTRUSIF	Fait d'intervenir, de s'ingérer dans un domaine, et notamment dans la vie privée
COBOT	Catégorie de robot conçu pour la manipulation d'objets en collaboration avec l'agent humain
COBOTIQUE	Robotique collaborative
TÂCHE	Composée d'une liste d'actions, accomplies par un humain, un robot ou les deux, en vue d'atteindre un objectif
SOUS-TÂCHE	Tâche qui s'inscrit dans une tâche plus complexe
CYCLE	Exécution unitaire d'une tâche
INTERACTION	Action réciproque qu'exercent entre eux des entités
COLLABORATION	Travailler avec quelqu'un, vers un objectif commun

MODE POSITIONNEUR	Cobot fixe, maintenant un objet
COMANIPULATION	Tâche au cours de laquelle humain et robot travaillent conjointement par contact direct

INTRODUCTION

1.1	Contexte	1
1.1.1	Interaction humain-robot (HRI)	3
1.1.1.1	Terminologie	3
1.1.1.2	Type d'interaction	4
1.1.2	Collaboration physique humain-robot (pHRC)	4
1.2	Objectifs de l'étude	5
1.2.1	Motivation	5
1.2.1.1	Cas d'usage Υ et Σ : Tâches de vissage	6
1.2.1.2	Cas d'usage Λ : Tâche de <i>pick & place</i> en co-manipulation	7
1.2.2	Problématique	9
1.2.3	Hypothèses	9
1.3	Contributions	11
1.3.1	Contribution 1 : Méthodologie de représentation du profil utilisateur	11
1.3.2	Contribution 2 : Conception d'une assistance personnalisée au profil de compétence	12
1.3.3	Contribution 3 : Expérimentations en conditions réelles	13
1.4	Plan	15

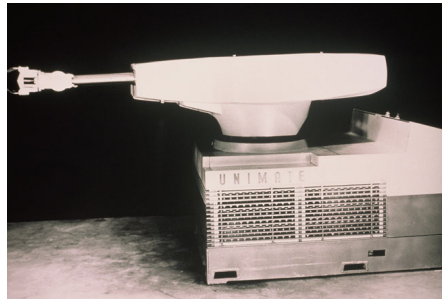
*Dans la vie,
rien n'est à craindre,
tout est à comprendre.*

— Marie Curie

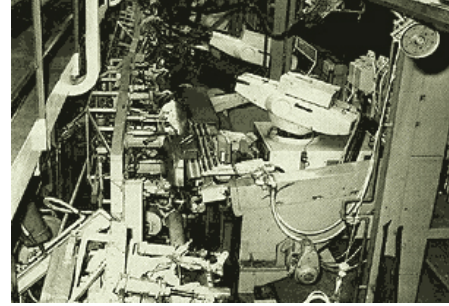
Cette thèse offre un nouvel éclairage sur l'adaptation du robot à l'homme dans un contexte collaboratif avec contact physique. Sans aucun capteur supplémentaire, nous proposons d'améliorer les conditions de travail des opérateurs en milieu manufacturier. Dans ce premier chapitre, nous présentons le cadre et les objectifs de notre travail, et introduisons nos contributions au domaine d'étude, développées dans la suite du manuscrit.

1.1 CONTEXTE

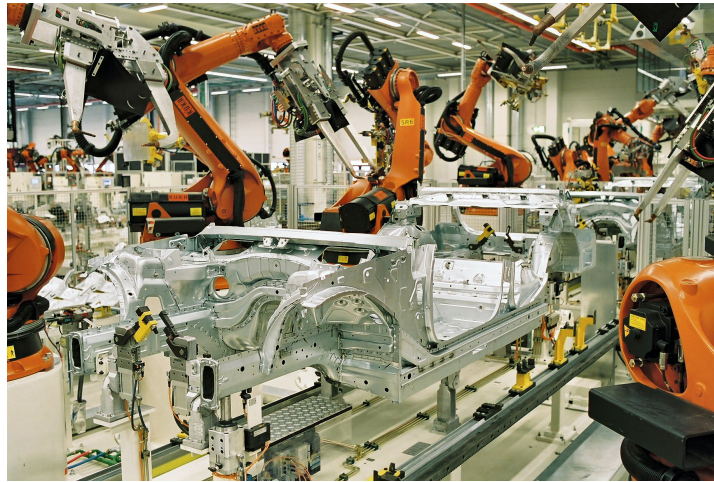
L'entreprise Unimation a installé le premier robot industriel en Europe en 1967, Figure 1a. Les premières lignes de production apparaissent quelques années plus tard. KUKA construit en 1971 une



(a) Premier en Europe (Crédit IFR)



(b) Première ligne de soudage (Crédit IFR)



(c) Espace clos, à l'heure actuelle (Crédit BMW Werk Leipzig)

FIGURE 1 – Robots industriels

Le pick and place correspond à une tâche de prise et de dépose d'un objet.

chaîne de transfert de soudage pour Daimler-Benz, Figure 1b. Aujourd'hui, les robots industriels ont une place majeure dans les usines, pour la réalisation en masse de diverses tâches, telles que l'assemblage Figure 1c, la peinture, le *pick and place* et la palettisation. Outre leurs caractéristiques avantageuses, citons notamment leur endurance, vitesse et précision, ils déchargent les hommes de tâches fastidieuses et dangereuses.

Néanmoins, ces robots manquent de flexibilité et atteignent rapidement leurs limites dans des situations inattendues. En effet, leur poids les rend difficiles à déplacer et leur reprogrammation est inaccessible à un non-initié. De plus, ils doivent être installés en espace clos, pour éviter tout risque de contact préjudiciable pour l'homme. Une nouvelle génération de robots, complémentaires à ceux décrits, a alors émergé : les robots collaboratifs. Conçus pour interagir de façon sûre avec les opérateurs, ils les assistent dans la réalisation de tâches, où le bon déroulement est conditionné par le savoir-faire, la flexibilité et la capacité de décision de l'homme.

1.1.1 Interaction humain-robot (HRI)

La robotique collaborative ou cobotique est à mi-chemin entre la robotique industrielle et la robotique de services. Elle permet d'allier la capacité des hommes à faire face aux incertitudes et variations de l'espace de travail et de la tâche, avec la force, précision et stabilité des robots. De plus, facilement programmables grâce à leur interface (EL ZAATARI et al., 2019) et plus légers que les robots classiques, les robots collaboratifs ou cobots sont adaptés aux environnements en constante évolution. Elaborés pour occuper le même espace de travail que l'homme et interagir avec lui, ils doivent se conformer aux recommandations de sécurité ISO/TS 15066:2016, en limitant notamment leur vitesse et en incorporant diverses mesures de sécurité.

Cobotique : terme introduit en 1999 par Edward Colgate et Michael Peshkin (COLGATE et PESHKIN, 1999).

Pour définir la cobotique, nous avons employé les notions d'interaction, de collaboration et de tâche. Explorons ces concepts afin de clarifier le contexte de notre étude.

1.1.1.1 Terminologie

Dans ce manuscrit, nous considérons les définitions suivantes :

Définition 1.1.1 - Tâche

Une tâche est composée d'une liste d'actions, accomplies par un humain, un robot ou les deux, en vue d'atteindre un objectif.

Définition 1.1.2 - Sous-tâche

Une sous-tâche est une tâche qui s'inscrit dans une tâche plus complexe.

Traduite du dictionnaire Merriam Webster.

Définition 1.1.3 - Cycle

C'est l'exécution unitaire d'une tâche.

Définition 1.1.4 - Interaction

"Action réciproque qu'exercent entre eux des êtres, des personnes et des groupes."

Définition du Centre National de Ressources Textuelles et Lexicales (CNRTL).

Définition 1.1.5 - Collaboration

Travailler avec quelqu'un, vers un objectif commun.

Il convient de remarquer que dans le concept de collaboration, nous retrouvons celui d'interaction, auquel nous ajoutons la notion de partage d'intention (GROSZ, 1996). En effet, "c'est la cohérence du collectif qui permet d'atteindre un objectif". Il s'agit ainsi de la mise en commun d'idées et d'actions pour aboutir à l'accomplissement de la tâche. Les deux parties travaillent ensemble sur la même tâche.

Définition extraite de (HEUTTE, 2011).

Appliquons à présent ces concepts à la cobotique, domaine dans lequel homme et robot interagissent selon des schémas différents.

1.1.1.2 Type d'interaction

Il existe 4 types d'interaction humain-robot collaboratif (CESTA et al., 2016 ; EL ZAATARI et al., 2019) :

- Indépendante : L'opérateur et le robot partagent le même espace de travail, sans pour autant travailler ensemble. Homme et robot doivent faire preuve de vigilance et surveiller leur entourage.
- Simultanée : L'opérateur et le cobot interviennent sur le même objet, en réalisant des tâches différentes. Cette simultanéité des actions permet de mieux utiliser l'espace et d'améliorer la productivité. Il faut toutefois que chaque agent soit conscient de l'autre pour respecter son espace respectif.
- Séquentielle : Chacun des acteurs effectue des actions sur un objet, mais à un moment différent. L'homme et le robot doivent ainsi veiller à attendre que l'autre ait fini sa tâche avant de commencer la suivante.
- Supportive : L'opérateur et le robot collaborent sur la même tâche, i.e. travaillent conjointement à la réalisation de la tâche.

Un agent peut être humain, ou automatisé (robot).

Pour Human-Robot Collaboration en anglais.

Seule l'interaction humain-robot supportive entre dans le cadre de la collaboration humain-robot (HRC). Néanmoins, le terme HRC est souvent utilisé de manière détournée pour désigner les autres types d'interaction. Il en va de même pour le terme de robot collaboratif. La définition proposée par Colgate et Peshkin (COLGATE et PESHKIN, 1999) réfère à un robot interagissant directement avec l'opérateur, dans un espace de travail partagé. De nombreux travaux de recherche adoptent une définition plus souple, considérant qu'un cobot est tout type de robot fonctionnant aux côtés de l'homme (CESTA et al., 2016 ; EL ZAATARI et al., 2019). Dans ce manuscrit, nous nous concentrerons sur l'interaction humain-robot supportive, *avec contact physique*. Ainsi, les termes HRC et cobot seront employés au sens de leur définition.

Nous utiliserons de façon interchangeable robot et cobot.

1.1.2 Collaboration physique humain-robot (pHRC)

La collaboration physique humain-robot (pHRC) regroupe deux modes du robot.

- Le mode positionneur, Figure 2a, où le robot maintient un objet devant l'opérateur et le repositionne au besoin. L'opérateur peut ainsi aisément effectuer des opérations sur l'objet, sans avoir à le porter. L'homme est en contact physique *indirect* avec le robot par le biais de l'objet manipulé.
- La comanipulation, Figure 2b, où homme et robot sont en contact physique *direct* et se déplacent ensemble. Souvent, le robot assiste l'opérateur en portant la charge, mais c'est ce dernier qui pilote le mouvement. C'est ce qu'on appelle le mode *compliant*.

Pour physical Human-Robot Collaboration en anglais.

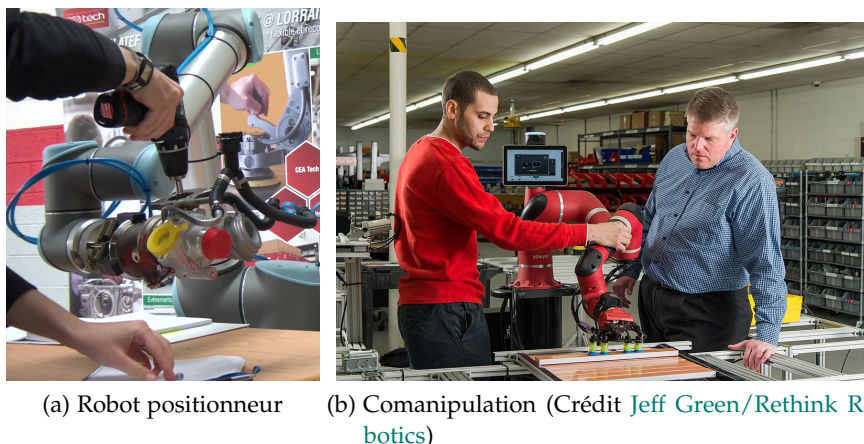


FIGURE 2 – Collaboration physique humain-robot

Le cobot se déplace en fonction de la force exercée par l'humain. La comanipulation est aussi utilisée pour l'apprentissage par démonstration.

Dans ces deux cas de figure, le robot permet d'améliorer l'ergonomie de la tâche, ainsi que la productivité. En effet, en endossant les charges lourdes, qui impactent significativement la santé des opérateurs et augmentent le risque d'accident et d'absentéisme, il améliore leurs conditions de travail.

Néanmoins, l'introduction de cobots dans les usines suscite des inquiétudes en matière de sécurité et de santé. En effet, en plus d'être exposés aux risques induits par une interaction étroite avec des machines, les opérateurs doivent changer leurs habitudes et apprendre à travailler avec le robot. Une attention particulière doit être portée à l'ergonomie de la collaboration homme-robot, ainsi qu'aux risques psychosociaux associés, tels que la surcharge d'informations, la cadence accrue et la diminution de l'autonomie.

1.2 OBJECTIFS DE L'ÉTUDE

L'ajout d'un robot dans le processus de réalisation de la tâche nécessite une période d'adaptation pour l'homme. Si le cobot améliore les conditions de travail de l'opérateur en le soulageant notamment des charges lourdes, il introduit de nouveaux types de risques.

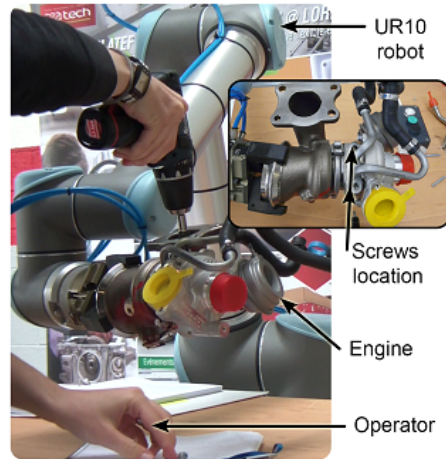
1.2.1 Motivation

Observons les conséquences de l'introduction d'un cobot dans une usine aux travers d'exemples, appelés cas d'usage ou cas d'application.

L'humain enseigne une action au robot.

Parmi les symptômes, on dénote des douleurs, de la fatigue et des troubles musculo-squelettiques (TMS) (COLGATE et PESHKIN, 1999).

Risques de collision, électriques, mécaniques, etc. (INRS, 2015).

FIGURE 3 – Tâche de vissage Υ - UR 10

1.2.1.1 Cas d'usage Υ et Σ : Tâches de vissage

*En d'autres termes,
le robot est fixe.*

Dans les deux cas d'application Υ et Σ , le robot est en mode positionneur et présente à l'agent humain un objet sur lequel il doit visser d'autres objets. Nous sommes dans un contexte de pHRC avec contact physique indirect. L'ajout d'un robot dans les deux tâches de vissage permet de soulager l'agent humain du déplacement et de la réorientation d'objets potentiellement lourds. Afin que la tâche demeure ergonomique, le robot doit s'adapter à la taille du sujet. Cependant, il ne s'agit pas d'un problème nouveau. En l'absence du robot, l'ergonomie de la tâche doit également être assurée, par une table réglable par exemple.

Cas d'application Υ

Nous avons utilisé un UR 10 d'[Universal Robots](#) pour cette expérimentation. L'opérateur fixe un objet sur un moteur maintenu par le robot, à l'aide de deux vis (Figure 3). Chaque vissage correspond à une sous-tâche.

Cas d'application Σ

Les opérateurs fixent deux objets à l'aide de vis sur une barre d'acier, soutenue par un Sybot à 3 axes motorisés d'[Isybot](#) (Figure 4). La tâche est divisée en deux sous-tâches, une par objet. Les utilisateurs appuient sur un bouton entre les deux premières sous-tâches pour réorienter la barre. À la fin du cycle, ils retirent les deux objets pour pouvoir recommencer.

Dans ces cas d'application, le robot améliore les conditions de travail de l'opérateur, sans augmenter significativement sa charge cognitive. En effet, l'homme doit opérer un léger changement dans ses

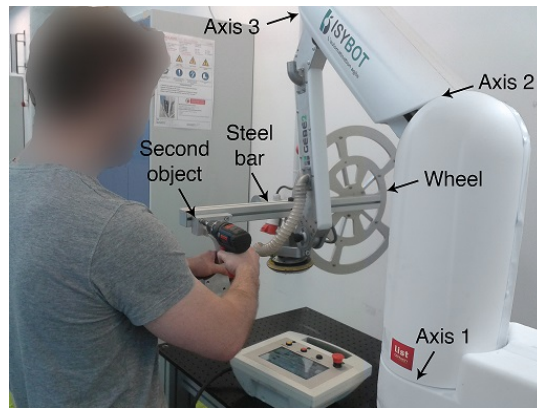


FIGURE 4 – Tâche de vissage Σ - Sybot 3 axes

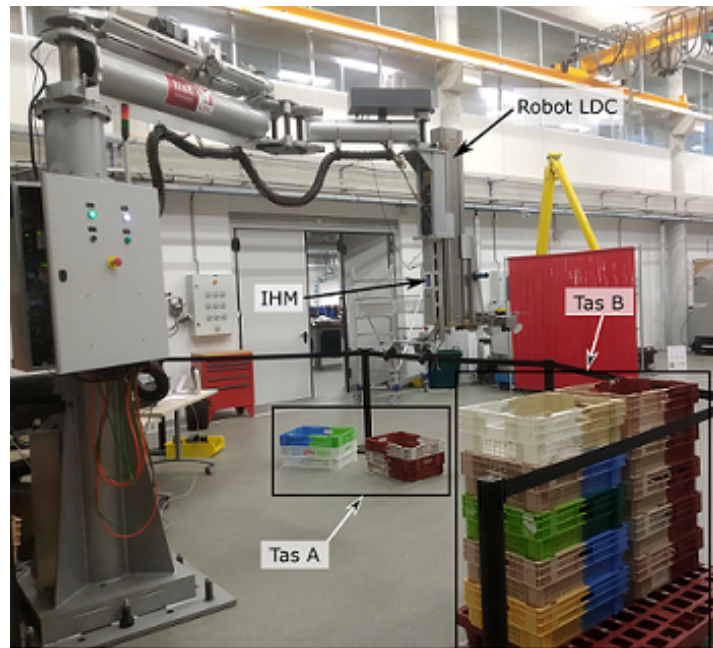
habitudes de travail pour tenir compte du nouveau positionnement de l'objet tenu par le robot. Néanmoins, toutes les possibilités offertes par le robot ne sont pas exploitées. On peut notamment s'en servir pour comprendre les pratiques les plus appropriées à l'exécution de la tâche. En l'occurrence, il s'agit d'apprendre à l'opérateur à bien gérer son temps et à maîtriser l'effort appliqué pour éviter tout TMS.

1.2.1.2 Cas d'usage Λ : Tâche de pick & place en comanipulation

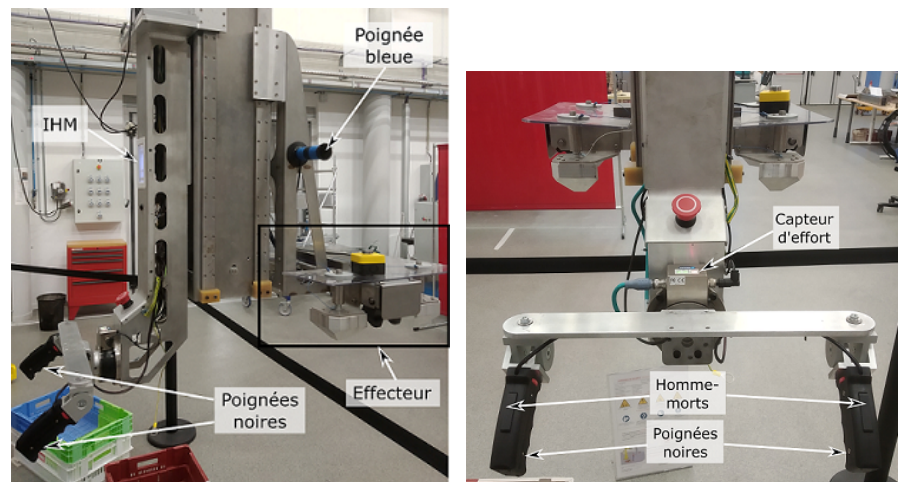
L'opérateur déplace des caisses de 25 kg d'une pile A vers un tas B. Afin d'améliorer ses conditions de travail, le robot collaboratif LDC, conçu par le service de robotique interactive au CEA, est mis à sa disposition (Figure 5a). Cette tâche de *pick & place* est divisée en 4 sous-tâches : la phase d'approche, de prise, de déplacement et de dépose de la caisse. La situation est inversée par rapport aux cas d'application précédents. L'agent humain évolue dans un contexte de pHRC, avec contact physique direct. En effet, le robot suit le mouvement de l'humain. Deux modes de manipulation sont possibles :

- Le mode *transparent*, où l'utilisateur met le robot en mouvement par contact en tout point de la partie manipulable, Figure 5b. Les frottements et le poids de la caisse sont compensés pour assurer une bonne maniabilité. Le robot ne peut pas dépasser une vitesse limite, afin de garantir la sécurité de l'agent humain.
- Le mode *d'augmentation d'effort*, où l'opérateur manipule le robot avec des poignées noires, Figure 5c. Le capteur d'effort enregistre les efforts de l'opérateur pour les amplifier et faciliter son déplacement. Néanmoins, afin d'assurer sa sécurité et respecter la norme ISO 10218-1, l'agent humain doit appuyer sur les homme-morts pendant tout le mouvement. Le relâchement des boutons pendant le mouvement du robot mettra ce dernier en état d'échec pour éviter toute collision à grande vitesse avec l'opérateur.

Les homme-morts sont des boutons de commande à action maintenue, qui permettent d'assurer la sécurité de l'opérateur en cas de relâchement.



(a) Configuration de la tâche



(b) Partie manipulable du robot, de profil (c) Manipulation du robot, en mode augmentation d'effort

FIGURE 5 – Tâche de *pick & place*

L'ajout du robot collaboratif dans le cas d'usage Λ permet de soulager l'opérateur du poids de la caisse. Néanmoins, cela augmente sa charge cognitive. En plus de maîtriser la tâche, l'opérateur doit apprendre à contrôler le robot et notamment à coordonner leurs mouvements mutuels. Cela se traduit par la maîtrise des efforts appliqués pour contrôler la vitesse du robot. À cela s'ajoute l'apprentissage de comportements spécifiques au robot; pour ce cas d'application par exemple, comprendre à quoi sont dûs les états d'échec du robot, ou encore, les mouvements non souhaités. Le temps d'adaptation varie selon chaque individu.

Ces différentes observations nous ont conduits à définir notre problème de recherche.

1.2.2 *Problématique*

Dans le cas d'usage de *comanipulation* Λ , l'humain, qui est pourtant au coeur de la tâche, n'est pas considéré comme un individu auquel il faut s'adapter, mais en tant que membre d'un groupe pour lequel le robot a été programmé. Le fonctionnement de ce dernier ne s'adapte pas au niveau de maîtrise de l'utilisateur. Sa charge cognitive est très élevée au début, ce qui ralentit son apprentissage. En particulier, il peut ne pas être en confiance avec le robot et avoir des difficultés à réaliser la tâche, d'autant plus si son superviseur est peu présent pour l'assister. Ses conditions de travail sont alors fortement dégradées. Nous faisons le même constat pour les premiers cas de pHRC avec contact physique *indirect* Υ et Σ . Si l'opérateur ne doit que peu changer son comportement pour s'adapter au robot, l'absence de contrôle de l'effort et du temps peuvent engendrer des douleurs et de la fatigue respectivement.

De plus, il est admis dans la littérature que les facteurs humains tels que l'anxiété (KOPPENBORG et al., 2017), le travail de nuit et la formation sur le terrain (R. R, VINODKUMAR et NEETHU, 2017), le manque confiance envers la machine (CHEN et al., 2018) et la fatigue (FRUGGIERO et al., 2016) affectent négativement le bien être au travail des opérateurs. Ces propos ont amené notre réflexion à la question suivante :

Comment améliorer les conditions de travail de chaque opérateur lors de la réalisation d'une tâche collaborative avec contact physique?

Nous présentons les deux hypothèses formulées pour répondre à cette question.

1.2.3 *Hypothèses*

Au travers des cas d'application, nous avons mis en évidence les difficultés rencontrées par l'homme pour s'adapter au robot collaboratif. À celles-ci s'ajoutent les risques introduits par le cobot et ceux qu'il ne résout pas. Mieux connaître les utilisateurs, et notamment leurs comportements et leur capacité d'apprentissage, devient alors essentiel pour identifier les sources de mal être au travail. L'acquisition de cette connaissance requiert l'élaboration du profil de chaque opérateur, ce qui nous permet notamment d'apprécier son niveau de compétence, son état de fatigue et tout autre élément pertinent. Etant donné que le profil peut évoluer au fil du temps, il est nécessaire

Par exemple, si l'opérateur exerce un effort trop important, source de TMS.

*Règlement Général
sur la Protection des
Données. Loi
n°2018-493 du 20
juin 2018.*

Définition CNRTL.

de le réévaluer dynamiquement. De plus, les normes éthique et politique nous contraignent sur les moyens pouvant être mis en place pour conduire cette analyse comportementale. En effet, le parlement européen a défini une stratégie relative à l'usage des robots. Il demande notamment de prendre en considération l'impact sur la santé et la sécurité des personnes, la liberté, la vie privée, l'intégrité, la dignité, l'autodétermination, la non-discrimination et la protection des données (PARLIAMENT, 2017). Cette dernière est d'ailleurs légiférée en France depuis juin 2018 par la loi RGPD. Par exemple, l'opérateur peut ressentir une perte d'autonomie lors du port d'un capteur (RAUSCHNABEL, HE et RO, 2018). Dans la littérature, les travaux de recherche s'appuient majoritairement sur ces capteurs externes (ROSSI, FERLAND et TAPUS, 2017), qui peuvent être considérés comme intrusifs (MANI et CHOUK, 2017). Par intrusif, nous désignons le fait d'intervenir, de s'ingérer dans un domaine et notamment ici dans la vie privée. En conséquence, nous avons choisi de s'abstraire de ce type de matériel.

Hypothèse 1: Identification des points d'amélioration

Nous émettons le postulat qu'il est possible de concevoir une méthodologie de représentation du profil utilisateur dynamique et non intrusive pour identifier les points d'amélioration de la qualité de vie au travail.

Le comportement de l'homme est sujet à des variations inter et intra individuelles. En effet, chaque individu dispose de multiples stratégies cognitives pour résoudre un problème. Ainsi, chacun peut agir différemment face à une même situation, que ce soit par rapport aux autres (inter) ou à un précédent essai (intra) (REUCHLIN, 1978). Teulier et Delignières ont illustré ce concept lors d'une expérimentation sur une balançoire (TEULIER et DELIGNIERES, 2007). Dans la littérature, nous retrouvons des assistances individualisées à la personne (ERDEN et BILLARD, 2015; MILLIKEN et HOLLINGER, 2017; NIKOLAIDIS et al., 2015; PETERNEL et al., 2016). Cependant, cet accompagnement est basé sur une connaissance à priori des réactions de l'homme et n'est en conséquence pas réévalué dynamiquement s'il s'avère inadapté. Afin de prendre en compte ces contraintes, l'assistance proposée à l'opérateur doit alors être personnalisée et également se réajuster automatiquement en ligne.

Par ailleurs, les variations inter individus s'étendent à la sensibilité aux stimuli. Ainsi, nous pensons qu'il est essentiel que l'accompagnement soit multimodale, i.e. qu'il touche plusieurs sens. De fait, il est important que l'assistance soit propre à l'opérateur, mais aussi fonction des compétences à améliorer. Par exemple, la maîtrise du robot nécessite à la fois une compréhension approfondie de son fonctionne-

ment et de la pratique. Toute mauvaise interprétation peut freiner le processus d'apprentissage. Une assistance informative, sous forme de conseils, peut accroître la connaissance machine, tandis que l'adaptation du comportement du robot impacte directement la motricité. Les travaux existants précédemment évoqués ne s'attachent pas à faire cette distinction.

Hypothèse 2: Amélioration de la qualité de vie au travail

Nous en arrivons à notre second postulat : la mise à disposition d'une assistance automatisée, en ligne, multimodale et personnalisée au profil de chaque opérateur favorise une meilleure qualité de vie au travail.

Afin de valider nos hypothèses, nous présentons une résolution en 3 étapes.

1.3 CONTRIBUTIONS

Dans ce travail de thèse, nous proposons de participer à l'amélioration de la relation humain-cobot ; pour ce faire, nous exposons deux contributions majeures et une phase expérimentale, qui répondent aux questions de recherche suivantes :

- Comment caractériser le profil utilisateur de façon non intrusive et dynamique ?
 - A partir de quelles données pouvons-nous inférer des informations sur le profil ?
 - Comment choisir une mesure représentative des attributs du profil ?
 - Comment lier la représentation du profil aux axes d'amélioration des conditions de travail ?
- Comment procurer une assistance automatique, personnalisée à l'opérateur, en ligne et multimodale ?
 - Comment exploiter le profil dynamiquement pour adapter l'assistance à la personne ?
 - Comment prendre en compte les variations entre chaque individu ?
 - Comment associer les modalités pour renforcer l'impact de l'assistance ?

1.3.1 Contribution 1 : Méthodologie de représentation du profil utilisateur

Le travail de recherche sur le postulat 1 consiste à déterminer les points d'amélioration du bien-être au travail. A ce jour, les méthodes

d'élaboration du profil humain font appel à des équipements d'observation spécialement installés dans l'environnement du sujet (caméras, combinaisons, etc.). Ces matériels peuvent induire un stress et dès lors un biais sur les résultats. Pour pallier cette problématique, nous proposons la démarche suivante :

- Distinction de deux types de profil : le *profil général*, composé des attributs non spécifiques à la tâche tels que la taille, l'âge et la fatigue (qui sont majoritairement fixes ou à variation lente) et le *profil d'exécution de la tâche* comprenant par exemple l'expertise et l'activité de l'utilisateur.
- Production de deux sources de données pour inférer des informations sur chaque type de profil :
 - Questionnaires, pour les caractéristiques générales des utilisateurs.
 - Données proprioceptives du robot, pour les caractéristiques techniques de la tâche, qui évoluent rapidement au cours du temps.
- Élaboration d'une méthodologie qui, en 3 étapes, permet d'extraire des informations haut niveau sur le profil de tâche de l'utilisateur à partir des signaux bruts du robot. Nous l'appliquons à l'expertise :
 - Classification des compétences nécessaires à la bonne exécution de la tâche.
 - Définition d'indicateurs de compétences, appréciés sur les signaux bruts du robot.
 - Introduction d'une mesure de distance au comportement de référence.
- Généralisation aux autres attributs du profil de tâche par l'exemple.

Les données proprioceptives sont des informations sur l'état interne du robot (vitesse, position, etc.). Elles ne tiennent pas compte de l'environnement.

De par sa conception hiérarchisée, notre méthodologie d'évaluation du profil de tâche est explicable : elle met en évidence les axes de progression sur lesquels il convient de travailler pour une meilleure qualité de vie au travail.

1.3.2 Contribution 2 : Conception d'une assistance personnalisée au profil de compétence

L'objectif du postulat 2 est de mettre à contribution les données recueillies précédemment afin de procurer une assistance personnalisée à l'opérateur pour l'amélioration de ses conditions de travail. Ainsi, nous proposons dans cette seconde contribution une approche hybride d'assistance basée sur la synergie entre :

- Une ontologie de profil et d'assistance, représentation symbolique des connaissances associée au raisonnement. Cette dernière, conçue spécifiquement pour notre application, est alimentée en ligne par les informations du profil de compétence ainsi

que par la connaissance experte de l'adéquation entre le niveau de compétence et l'assistance.

- Un algorithme d'apprentissage par renforcement (Q-Learning) centré sur l'humain assure une mise à jour en ligne de l'assistance, en prenant en compte l'amélioration des compétences et l'avis de l'opérateur. Il permet de tenir compte des variations du comportement de l'homme. Néanmoins, l'espace état-action de l'algorithme est conséquent et allonge le temps de convergence; ainsi nous proposons de le réduire par l'acquisition d'une liste d'assistances pertinentes adaptées au profil, délivrée par l'ontologie. Les assistances proposées dans les travaux de la littérature sont essentiellement des modifications du comportement du robot. Nous proposons d'enrichir l'assistance motrice ou robotique par une assistance informative. Nous étendons en conséquence l'algorithme Q-Learning à un tuple d'actions, en affectant une Q-table à chaque type d'assistance. Enfin, afin de minimiser les interférences avec le travail des opérateurs, nous pré-entraînons l'algorithme Q-Learning à l'aide d'un simulateur, qui nous permet également de valider partiellement notre approche.

Une Q-table est un tableau associant à chaque couple état-action une valeur.

A l'issue de la conception du nouvel algorithme d'assistance, nous passons à la phase expérimentale.

1.3.3 Contribution 3 : Expérimentations en conditions réelles

Cette troisième contribution consiste en la validation des hypothèses formulées au travers d'expérimentations en conditions réelles. Pour ce faire, nous proposons la mise en place des 3 cas d'usage décrits précédemment, à savoir Υ , Σ et Λ pour produire les données sur lesquelles notre travail s'appuie. Nous appliquons ensuite les approches développées dans nos deux premières contributions : nous élaborons le profil de compétence des participants et procurons pour le cas d'application Λ une assistance au groupe expérimental.

Notre expérimentation porte sur trois cas d'application de collaboration humain-robot avec contact physique direct et indirect. Nous avons fait appel à trois groupes :

- 9 personnes pour le cas d'usage Υ , qui ont répété 30 fois la tâche,
- 6 personnes pour le cas d'application Σ , qui ont répété 20 fois la tâche,
- 22 personnes pour le cas d'usage Λ . Ce groupe est divisé en deux sous-groupes : contrôle et expérimental. Ce dernier a reçu l'assistance que nous proposons dans la seconde contribution. La tâche a été répétée 32 fois.

A partir de ces données, nous proposons une démarche de validation des contributions en 3 étapes :

- Pertinence des indicateurs de compétence pour distinguer un novice d'un expert
- Cohérence du niveau de compétence estimé
- Impact de l'assistance
 - Sur le niveau de compétence
 - Sur la perception des utilisateurs

Au travers des ces points, nous montrons que notre méthodologie non intrusive et dynamique de caractérisation du profil permet de représenter les compétences de l'utilisateur dans le cadre d'une collaboration humain-robot avec contact physique direct et indirect. Nous vérifions également l'effet positif de notre approche d'assistance sur la montée en compétence des utilisateurs.

Publications

Nos contributions ont fait l'objet de 2 publications dans des conférences internationales :

Blanchet, K., Kchir, S., Bouzeghoub, A., Lebec, O., & Hède, P. (2019, December). From Raw Signals to Human Skills Level in Physical Human-Robot Collaboration for Advanced-Manufacturing Applications. In International Conference on Neural Information Processing (pp. 554-565). Springer, Cham.

Blanchet, K., Bouzeghoub, A., Kchir, S., & Lebec, O. (2020, October). How to Guide Humans Towards Skills Improvement in Physical Human-Robot Collaboration Using Reinforcement Learning?. In 2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) (pp. 4281-4287). IEEE.

Nos travaux réalisés dans le cadre du projet européen HORSE¹ ont également fait l'objet d'une publication dans un congrès international :

Blanchet, K., Lebec, O., Leroux, C., & Bouzeghoub, A. (2018, January). Situation Awareness for Collaborative Robotics in Manufacturing Applications, Feasibility Study. In European Congress on Embedded Real Time Software and Systems.

1. <http://www.horse-project.eu>

1.4 PLAN

Afin de répondre à la problématique et à nos questions de recherche, nous parcourons dans la première partie du Chapitre 2 d'état de l'art les méthodes auxquelles notre étude et les travaux existants font appel. Nous abordons notamment les concepts d'apprentissage automatique, d'ontologie et d'inférence statistique. Puis, au cours de la seconde partie du chapitre, nous positionnons notre travail vis à vis du profil utilisateur et de l'assistance en robotique d'assistance et collaborative.

Pour rappel, nous nous sommes demandés comment améliorer les conditions de travail des opérateurs dans un contexte de pHRC.

Nous consacrons le Chapitre 3 à notre première contribution. En complément des points explicités précédemment concernant la définition du profil opérateur et de l'élaboration d'une méthodologie d'extraction d'informations haut niveau à partir des signaux bruts du robot, nous proposons deux solutions pour attester de la vraisemblance du profil : la vérification de l'accomplissement de la tâche et l'établissement de priorité pour quantifier les éléments du profil. Nous validons enfin partiellement notre contribution sur le cas d'usage Υ .

Dans le Chapitre 4, nous décrivons notre seconde contribution, à savoir la conception d'une assistance accompagnant la progression de chaque opérateur. Nous développons successivement le modèle de notre ontologie de profil et d'assistance et les mécanismes de notre algorithme par renforcement. Nous terminons par une validation partielle de la contribution par simulation.

Puis, nous menons plusieurs expérimentations en conditions réelles pour valider en tout point nos hypothèses dans le 5^{ème} Chapitre. Nous détaillons le protocole expérimental de chaque cas d'usage, dont les données collectées nous permettent de vérifier à la fois notre méthodologie de construction du profil opérateur et notre algorithme d'aide à la montée en compétence. Nous évoquons également les limites de notre travail, en considérant différents axes : le robot, les approches proposées dans ce travail, la population et l'environnement expérimentale.

Enfin, dans le dernier chapitre, nous concluons sur les verrous scientifiques levés au cours de notre thèse et répondons à notre problématique. Nous proposons en outre des perspectives pour des travaux futurs.

2.1	Introduction	18
2.2	Pré-requis	18
2.2.1	Apprentissage automatique	19
2.2.1.1	Méthodes de classification supervisées	19
2.2.1.1.1	SVM	19
2.2.1.1.2	Random Forest	20
2.2.1.1.3	Réseau de neurones	20
2.2.1.1.4	Réseau convolutif (CNN)	21
2.2.1.2	Détection d'anomalie pour les séries temporelles	21
2.2.1.2.1	Réseau convolutif temporel (TCN)	25
2.2.1.2.2	Evaluation	25
2.2.1.3	Apprentissage par renforcement	26
2.2.1.3.1	Méthodes existantes	27
2.2.1.3.2	Q-Learning	27
2.2.1.3.3	Apprentissage par renforcement centré sur l'humain	29
2.2.2	Ontologie	30
2.2.2.1	Définition	30
2.2.2.2	Langage	30
2.2.2.2.1	RDF et RDFS	31
2.2.2.2.2	OWL	32
2.2.3	Inférence statistique	33
2.2.3.1	Différence entre des groupes	33
2.2.3.2	Corrélation de deux variables	34
2.3	Travaux existants	34
2.3.1	Limites de la cobotique	34
2.3.2	Profil utilisateur en robotique	35
2.3.2.1	Définition des critères de comparaison	36
2.3.2.1.1	Intrusivité	36
2.3.2.1.2	Mise à jour en ligne	37
2.3.2.1.3	Spécificité à une tâche donnée	37
2.3.2.1.4	Spécificité à une caractéristique du profil	37
2.3.2.1.5	Explicabilité	37
2.3.2.2	Robotique d'assistance	38
2.3.2.2.1	Profil physique	38
2.3.2.2.2	Profil cognitif	38
2.3.2.2.3	Profil social	39
2.3.2.3	Robotique collaborative	40

2.3.2.4	Robotique et niveau de compétence	42
2.3.3	Assistance adaptée au profil en robotique	43
2.3.3.1	Critères de comparaison	43
2.3.3.1.1	Automatisée	43
2.3.3.1.2	Personnalisée au profil	43
2.3.3.1.3	Politique/Stratégie mise à jour en ligne	44
2.3.3.1.4	Multimodale	44
2.3.3.2	Adaptation du comportement du robot	44
2.3.3.3	Assistance informative	45
2.3.3.4	Comparaison des approches	46
2.4	Conclusion	48

2.1 INTRODUCTION

Nous traitons ce chapitre en deux temps : les pré-requis et les travaux existants. La partie préliminaire détaille les concepts clés que nous retrouvons dans le reste du manuscrit, que ce soit dans les recherches autour de notre problématique de bien être au travail, que dans nos contributions. Tout d'abord, nous abordons l'apprentissage automatique et plusieurs de ses déclinaisons, à savoir les approches de classification supervisées et l'apprentissage par renforcement. Nous évoquons ensuite les représentations de base de connaissances au travers des ontologies. Une brève introduction des outils d'analyse statistiques clôture cette sous-partie.

La revue de l'état de l'art en tant que telle vient dans un second temps. Nous approfondissons les limites de la cobotique, ce qui nous amène à nous interroger sur les axes d'amélioration de la qualité de vie au travail des opérateurs. Nous nous intéressons en particulier à l'identification du profil utilisateur, témoin des conditions de travail, ainsi qu'à l'assistance au profil dans notre contexte d'interaction humain-robot.

2.2 PRÉ-REQUIS

Afin de faciliter la compréhension du manuscrit, nous développons dans cette section les notions sur lesquelles nous nous appuyons. Nous nous focalisons en premier lieu sur l'apprentissage automatique ou *Machine Learning*, avant d'aborder l'IA symbolique avec les ontologies. Afin d'évaluer nos contributions, nous nous reposons sur des analyses statistiques décrites en fin de section.

2.2.1 Apprentissage automatique

Le *Machine Learning* (ML) est un vaste domaine de l'intelligence artificielle, qui vise à doter les machines d'une intelligence au travers d'un apprentissage basé sur des jeux de données. On peut distinguer quatre grandes classes d'apprentissage :

1. L'apprentissage *supervisé*, où les étiquettes ou prédictions des jeux de données d'entraînement sont connues,
2. L'apprentissage *non supervisé*, où la structure des données doit être découverte par l'exemple,
3. L'apprentissage *semi supervisé*, qui est une combinaison des cas 1 et 2, où les étiquettes ou prédictions ne sont que partiellement connues,
4. L'apprentissage *par renforcement*, qui permet d'apprendre par le biais d'observations et de récompenses.

Parmi les algorithmes supervisés, on discerne la *classification* et la *prédiction*. D'après le livre d'Han, Pei et Kamber (HAN, PEI et KAMBER, 2011), la première vise à associer un label, une classe à des données d'entrée. On pense aux pixels d'une image qui représentent (classe positive) ou non (classe négative) un chat. La prédiction, quant à elle, cherche à estimer les prochaines valeurs. Ce type de méthode est très utilisé en météorologie ou en finance. Dans ce manuscrit, nous nous concentrons uniquement sur les techniques supervisées de classification et à l'apprentissage par renforcement.

Se traduit le plus souvent par apprentissage automatique.

Connue aussi sous le nom de régression ou d'estimation s'il s'agit de valeurs continues.

2.2.1.1 Méthodes de classification supervisées

Nous avons choisi de présenter les approches les plus communément utilisées pour la classification, à savoir SVM, Random Forest et les réseaux de neurone.

2.2.1.1.1 SVM

SVM pour *Support Vector Machine* est un classifieur qui recherche l'hyperplan qui sépare de façon optimale deux classes. Par optimal, nous désignons celui qui maximise la marge entre les échantillons de chaque classe. Par exemple, sur la Figure 6, les hyperplans H_1 et H_2 ne satisfont pas ces critères. Le premier ne sépare pas les échantillons noirs des échantillons blancs, tandis que le second est plus proche des échantillons que H_3 . Ce classifieur est très utilisé car il est très performant lorsque le nombre d'échantillons n'est pas trop élevé. Néanmoins, le résultat est difficilement interprétable, au contraire de Random Forest.

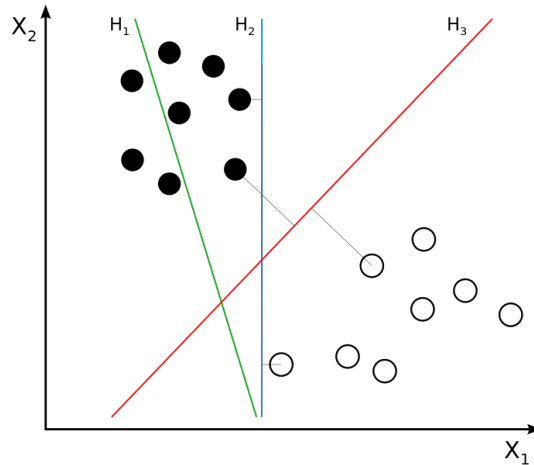


FIGURE 6 – Hyperplans proposés par le classifieur SVM pour séparer les échantillons noirs des blancs (Crédit ZackWeinberg)

2.2.1.1.2 *Random Forest*

Random Forest (RF) est un classifieur ensembliste regroupant plusieurs arbres de décision. Chaque arbre classifie le jeu de données d'entrée et RF choisit la classe qui obtient le plus de voix. Le formalisme de ce classifieur le rend plus facilement interprétable. Nous pouvons notamment identifier les caractéristiques qui ont le plus contribué à la décision. L'inconvénient majeur de l'usage de RF est sa tendance à overfitter.

En la présence d'un grand nombre de données, les réseaux de neurone, qui s'inspirent du fonctionnement du cerveau humain, sont une alternative performante aux classifieurs précédents.

2.2.1.1.3 *Réseau de neurones*

Les réseaux de neurone artificiels (ANN) sont constitués d'unités ou noeuds connectés entre eux et communiquant par la transmission de signaux. Ils sont agrégés en couche : les signaux passent de la première couche, l'entrée, à la dernière couche, la sortie. Le nombre de couche intermédiaire dépend de l'architecture choisie. Il est possible qu'ils traversent une couche plus d'une fois. L'exemple exposé Figure 7 est un modèle de réseau à propagation avant (FNN) où les signaux se propagent en ligne droite au travers de deux couches intermédiaires, appelées couches cachées. Chaque neurone ne s'active que si la force des signaux qu'il reçoit dépasse un seuil, défini par une fonction d'activation. Cette force, caractérisée par un poids, est déterminée par l'entraînement du réseau sur un jeu de données où la sortie souhaitée (la classe) est connue.

Un arbre de décision apprend des ensembles de règles à partir d'un jeu d'entraînement et les représente par un arbre.

L'overfitting est une erreur de modèle qui apparaît lorsque l'algorithme est devenu trop spécifique au jeu de données d'entraînement et a perdu sa capacité de généralisation.

Artificial Neural Network.

Feedforward Neural Network.

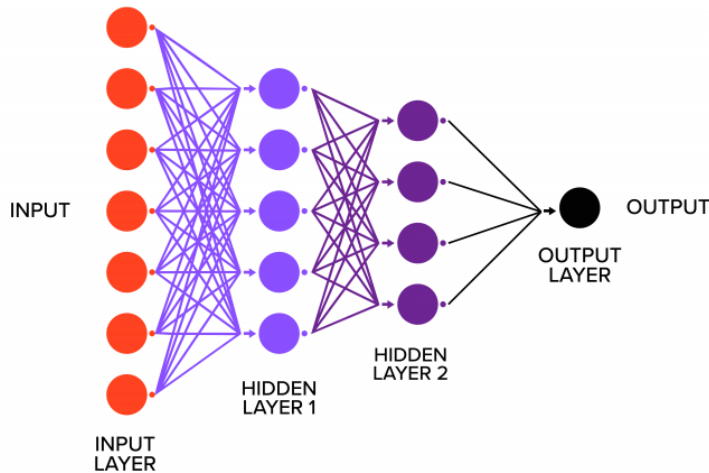


FIGURE 7 – Exemple de réseau de neurones à 2 couches cachés (Crédit [Smart-boost](#))

Dans ce travail, nous traitons uniquement des séries temporelles. Néanmoins, à un instant t elles peuvent être perçues comme des images. Ainsi, nous détaillons brièvement le classifieur le plus usité pour classer des images.

2.2.1.1.4 Réseau convolutif (CNN)

Les réseaux neuronaux ordinaires ne sont pas dimensionnés pour les images. En effet, ils contiennent trop de paramètres à régler. Au contraire, les réseaux convolutifs (CNN ou conv net), dont les neurones sont disposés en 3 dimensions, ont des spécificités qui les rendent plus adaptés : certaines de leurs couches intermédiaires, les couches convolutives, ne sont connectées qu'à une région locale de l'entrée et partagent les mêmes poids. Un conv net simple est constitué de la même façon qu'un FNN avec des couches cachées, voir Figure 8. Celles-ci sont soit des couches convolutives, où un filtre glisse sur l'entrée pour déduire des caractéristiques, soit des couches de pooling, communément insérées mais non obligatoires. Elles permettent de réduire progressivement la taille du réseau. Enfin, une étape de lissage réagence les caractéristiques sélectionnées afin d'effectuer une classification par FNN, un réseau entièrement connecté.

*Convolutional
Neural Network.*

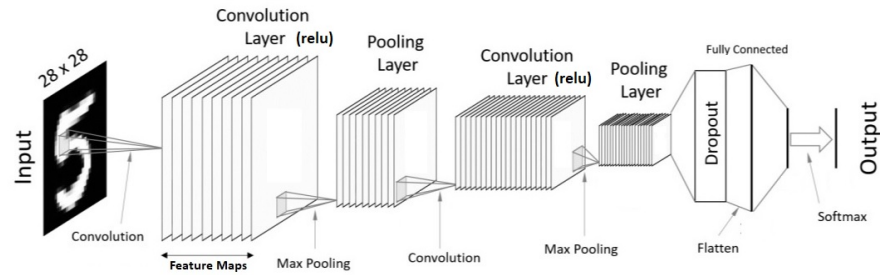
*Pooling pour
regroupement en
anglais.*

La détection d'anomalie s'appuie sur les différents classifieurs que nous venons de décrire. Néanmoins, les anomalies sont souvent rares, ce qui déséquilibre le jeu d'entraînement. La robustesse de l'approche face à cette contrainte est essentielle.

2.2.1.2 Détection d'anomalie pour les séries temporelles

Selon Chandola et al. (CHANDOLA, BANERJEE et KUMAR, 2009), "la détection d'anomalie désigne la recherche de motifs qui ne sont pas

Traduit de l'anglais.

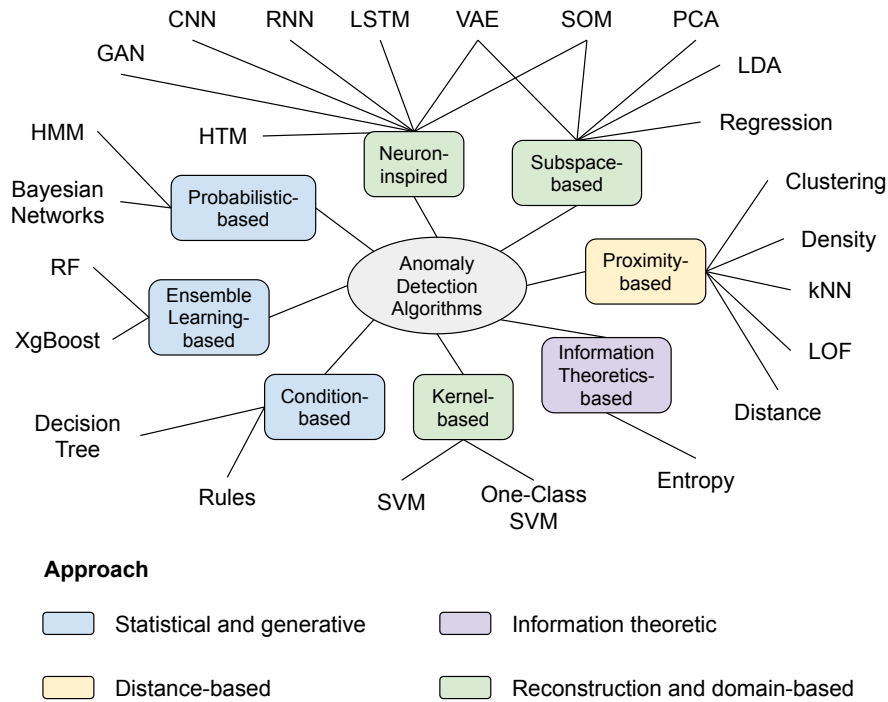
FIGURE 8 – Exemple de réseau convolutif (Crédit [Kaggle](#))

conformes au comportement attendu, dans des données". Dans le secteur de l'industrie, le "comportement attendu" correspond aux opérations définies dans le processus et les "motifs, qui ne sont pas conformes" sont les défaillances. Les auteurs divisent les anomalies en trois groupes, décrits ci-dessous.

- L'anomalie *point* : une valeur dans une série temporelle est exceptionnellement faible ou élevée.
- L'anomalie *contextuelle* : une série temporelle peut avoir un comportement nominal, mais le fait que certaines valeurs apparaissent dans un contexte donné peut être anormal.
- L'anomalie *collective* : un sous-ensemble d'une série temporelle est anormal, alors qu'une seule donnée de ce même sous-ensemble ne l'est pas.

Deux études approfondies donnent un aperçu général des méthodes existantes pour la détection d'anomalie et ses domaines d'application (CHANDOLA, BANERJEE et KUMAR, 2009; PIMENTEL et al., 2014). La détection d'anomalie est appliquée dans de nombreux secteurs, notamment la santé (UKIL et al., 2016) et l'aéronautique (ZHANG, CHEN et GAN, 2017). Dans l'industrie manufacturière, à l'exception des règles directement implantées dans les automates finis des agents automatisés, aucun outil avancé n'est disponible pour surveiller en ligne l'ensemble du processus. Quelques travaux de recherche s'intéressent à la classification des défauts comme (ZHANG, XU et WOOD, 2016), où Zhang et al. proposent une approche pour contrôler la qualité des produits et notamment détecter les défauts dans les lignes de production. Cependant, ils se concentrent sur le produit et non sur le processus. Nous avons développé dans de précédents travaux (BLANCHET et al., 2018) une technique de seuil, avec ce que nous appelons des *watchdogs*. Les *watchdogs* sont des capteurs de base, qui sont programmés pour faire la différence entre un signal régulier (par exemple, l'absence d'individu) et un signal irrégulier (au contraire, la présence d'un homme). Ils doivent néanmoins être configurés un par un, car les anomalies sont spécifiques à chaque capteur et n'ont pas une vue d'ensemble de la scène.

*Littéralement chien
de garde.*



RF : Random Forest, HMM : Hidden Markov Model, HTM : Hierarchical Temporal Memory, GAN : Generative Adversarial Network, RNN : Recurrent Neural Network, LSTM : Long-Short Term Memory, VAE : Variational AutoEncoder, SOM : Self-Organizing Map, PCA : Principal Component Analysis, LDA : Linear Discriminant Analysis, kNN : k-Nearest Neighbor, LOF : Local Outlier Factor.

FIGURE 9 – Méthodes de détection d’anomalie.

Dans leurs travaux (PIMENTEL et al., 2014), Pimentel et al. classent les approches de détection d’anomalie en 5 catégories :

- celles statistiques, qui déterminent la distribution des données à partir des échantillons d’entraînement,
- celles basées sur la reconstruction, qui modélisent les échantillons, de façon à ce que l’erreur de reconstruction à partir des modèles soit la plus faible possible, ce qui ne sera pas le cas pour des données anormales,
- celles reposant sur le domaine, qui bornent les données,
- celles s’appuyant sur des mesures de distance, pour établir des similarités entre les échantillons,
- et celles basées sur la théorie de l’information, qui quantifient le caractère informatif des données.

Sur la Figure 9, nous avons fait un inventaire non exhaustif des techniques en les rangeant par catégorie. Il nous a semblé pertinent de regrouper les techniques basées sur la reconstruction et le domaine ensemble. En effet, les réseaux de neurones peuvent appartenir aux deux catégories, selon les choix de modélisation. Nous ne détaillons pas ici toutes les approches. L’objectif est de montrer le nombre conséquent de solutions possibles, ce qui nous a amenés à dresser un Tableau 1 listant les avantages et inconvénients de chaque classe de technique.

On signifie par les symboles +, -, +/- oui, non et dépendant des méthodes respectivement

Classe de méthodes	Prise en charge des 3 types d'anomalie	Listing exhaustif des anomalies	Compatibilité aux données avec de nombreuses caractéristiques	Exécution en ligne
Statistique et générative	+/-	+/-	-	+
Reconstruction et domaine	+/-	+/-	+/-	+
Distance	-	+	-	-
Théorie de l'information	+/-	-	-	-

TABLE 1 – Comparatif des classes de méthodes de détection d'anomalie

APPROCHES STATISTIQUES ET GÉNÉRATIVES Les méthodes statistiques sont difficilement applicables à des données à grande dimension, car il est difficile de déterminer leur distribution. Il en va de même pour les techniques basées sur des conditions où la multiplication de règles nécessaires pour couvrir le comportement nominal rend complexe la détection d'anomalie.

APPROCHES BASÉES SUR LA DISTANCE Ces approches considèrent qu'une anomalie est éloignée des données normales. Choisir un seuil quantifiant cette notion de distance est complexe. De plus, les anomalies peuvent former un *cluster*. Il faut alors être capable de l'identifier. La complexité augmente avec le nombre de caractéristiques et d'exemples.

APPROCHES DE LA THÉORIE DE L'INFORMATION Ces méthodes s'appuient sur des mesures de l'information. Ce choix doit être éclairé et permet rarement de détecter des anomalies épisodiques. La complexité des mesures peut être exponentielle.

APPROCHES BASÉES SUR LA RECONSTRUCTION ET LE DOMAINE Ces approches se basent sur des algorithmes puissants pour distinguer les classes des instances. Une fois entraînées, elles s'exécutent très rapidement en ligne. Néanmoins, elles demandent un nombre conséquent de données d'entraînement.

DISCUSSION D'après la Table 1, la seule catégorie de techniques qui semblent répondre aux besoins des séries temporelles, à savoir prendre en charge tout type d'anomalies sans les avoir identifiées en amont, être dimensionnées pour un grand nombre d'entrée et s'exécuter en ligne, est celle basée sur la reconstruction et le domaine. Cependant, leur performance est dépendante de la taille du jeu d'entraînement. Afin d'augmenter les chances de convergence, il est important de considérer les particularités des séries temporelles : les informations peuvent être décalées à la fois dans le temps et en magnitude. Cela n'est pas sans rappeler les caractéristiques des réseaux convolutifs, qui excellent dans la reconnaissance de patterns et ont moins d'hyperparamètres que les simples réseaux de neurone. Leur version standard est néanmoins plus adaptée aux images qu'aux séries temporelles. Bai et al. ont alors proposé une nouvelle version (BAI, KOL-

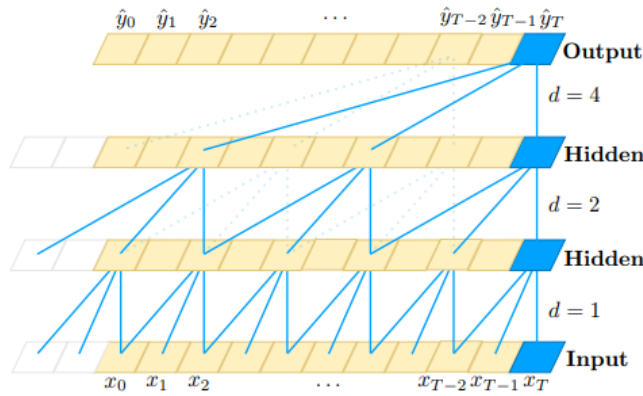


FIGURE 10 – Exemple de TCN sur 3 couches avec un filtre de convolution de taille 3 et des facteurs de dilution de 1, 2 et 4 respectivement (Crédit [Medium](#))

TER et KOLTUN, 2018), spécifique aux séries temporelles : le réseau convolutif temporel.

2.2.1.2.1 Réseau convolutif temporel (TCN)

Les réseaux convolutifs temporels (TCN) sont une variante des CNNs, basés sur des convolutions, auxquelles sont ajoutées des dilations. L'intérêt de ces dernières est de couvrir un historique de données plus grand, voir Figure 10. Ils ont une architecture plus simple que les réseaux récurrents, communément utilisés par le passé pour traiter ce genre de données, ainsi qu'une mémoire plus grande, ce qui les rend plus performants (WANG et al., 2020).

*Temporal
Convolutional
Network.*

Afin d'évaluer la performance des algorithmes de *Machine Learning*, il existe plusieurs indicateurs. Nous détaillons les 4 plus utilisés dans la suite.

2.2.1.2.2 Evaluation

Trois mesures nous permettent de comparer les approches et d'évaluer leur performance : la précision, le rappel et la F-mesure. Chacune de ses mesures s'appuie sur la matrice de confusion présentée Table 2. Elle définit les différents résultats possibles ; par exemple, FP correspond au nombre d'éléments tests classés positifs par l'algorithme de ML évalué, alors qu'ils appartiennent en réalité à la classe négative. Ce sont donc tous des échantillons incorrectement classifiés. Il en va de même pour le nombre de FN. A l'inverse, VN et VP rassemblent, à eux deux, tous les jeux de données bien classés.

La *précision* est une mesure de la justesse de la prédiction. Elle permet de quantifier, parmi les éléments classés positifs par le classifieur, la proportion de ceux qui appartiennent réellement à cette classe. Sa

0 et 1 correspondent respectivement aux classes négative et positive d'un jeu de données à 2 sorties.

		Label prédit	
		0	1
Label connu	0	Vrai Négatif (VN)	Faux Positif (FP)
	1	Faux Négatif (FN)	Vrai Positif (VP)

TABLE 2 – Matrice de confusion

(A) précision ≈ 1
et rappel ≈ 0

(B) précision ≈ 0 et
rappel ≈ 1

(A) ou (B)
 $\Rightarrow F$ – mesure ≈ 0

formule est donnée équation 1. Le *rappel*, équation 2, apprécie l'exhaustivité de la prédiction. Cette mesure répond notamment à la question : sur tous les éléments faisant partie de la classe positive, combien sont identifiés comme tels par le classifieur ? Ces mesures sont comprises entre 0 et 1 et plus elles sont proches de 1, plus l'algorithme est performant. Néanmoins, certains biais peuvent apparaître. Un algorithme (A) peut être très précis et pourtant être peu performant, car il ne détecte qu'une faible proportion des éléments positifs. Au contraire, l'algorithme (B) peut être exhaustif et détecter toutes les situations positives, mais avoir un taux de faux positif très élevé, ce qui le rend inutilisable. La *F-mesure*, décrite équation 3, a été conçue pour surmonter ces écueils. C'est une combinaison des deux mesures précédentes et, par définition, permet de quantifier à la fois la justesse et l'exhaustivité de la prédiction. C'est sur cette dernière mesure que nous nous appuyons dans la suite de ce travail.

$$\text{précision} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (1)$$

$$\text{rappel} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2)$$

$$F\text{-mesure} = 2 \times \frac{\text{précision} \times \text{rappel}}{\text{précision} + \text{rappel}} \quad (3)$$

En robotique, l'apprentissage par renforcement est un outil puissant pour doter la machine d'une capacité décisionnelle (KOBBER, BAGNELL et PETERS, 2013).

2.2.1.3 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement (SUTTON et BARTO, 2018) associe des actions à des situations pour atteindre un but. Dans notre cas, nous souhaitons qu'un robot guide l'opérateur durant la tâche, en lui proposant des assistances (*actions*) adaptées à son niveau d'expertise (*situation*). Nous pouvons formaliser ce problème par un processus de décision de Markov $\langle S, A, P, R \rangle$ (BELLMAN, 1957), où :

- S est l'ensemble des états.
- A est l'ensemble des actions.

- P est la fonction de transition $S \times A \rightarrow S$, permettant d'identifier la probabilité de passer dans un état $s' \in S$, sachant que l'action $a \in A$ est réalisée dans l'état $s \in S$.
- R est la fonction de récompense, qui donne un retour sur l'utilité de l'action $a \in A$ dans l'état $s \in S$.

La politique $\pi : S \rightarrow A$ décrit la stratégie de l'agent (RL) pour déterminer la prochaine action sur la base de l'état courant. Notre objectif est de trouver π , tel que $\pi = \pi^*$, où π^* est la politique optimale, qui maximise R . Diverses solutions permettent de résoudre ce problème.

Cet agent associé à l'algorithme de RL est à dissocier de l'agent automatisé (le robot).

2.2.1.3.1 Méthodes existantes

Les algorithmes d'apprentissage par renforcement se déclinent en deux catégories :

- ceux s'appuyant sur un *modèle*, où les fonctions de transition P et de récompense R sont connues et exploitées pour estimer π^* ,
- ceux dits *sans modèle*, qui déterminent π^* sans utiliser P ou R . En pratique, un algorithme sans modèle estime, soit une fonction de *valeur* V qui attribue un score à chaque état (et éventuellement à chaque action dans un état) et dont on peut dériver π , soit directement la *politique* π à partir de l'expérience.

Etant donné que les variations inter-individuelles du comportement de l'homme sont imprévisibles, nous ne pouvons pas établir la fonction de transition P . Ainsi, les approches reposant sur un modèle sont exclues. Parmi les approches sans modèle, nous avons choisi les approches basées sur la valeur $V : S \rightarrow \mathbb{R}$, car la description de leur politique peut être visualisée sous-forme de tableau, ce qui facilite leur analyse a posteriori. On pourra notamment vérifier leur cohérence et quantifier leur différence avec d'autres politiques.

L'expérience est acquise par l'interaction entre l'agent (RL) et l'environnement.

On retrouve les algorithmes SARSA (RUMMERY et NIRANJAN, 1994) et Q-Learning (WATKINS et DAYAN, 1992) au sein de cette classe. Ils se distinguent par le caractère en ligne/hors ligne de leur politique. L'approche Q-Learning, qui est *off-policy*, met à jour V en choisissant le meilleur score (et donc la meilleure action) du futur état, peu importe sa politique courante π . Au contraire, SARSA garde la même politique pour la mise à jour et le choix de l'action courante. Dans notre travail, où l'action choisie pour une sous-tâche peut influencer V pour une autre sous-tâche, un algorithme *off-policy* est plus adapté. Ainsi, dans la suite, nous approfondissons seulement l'algorithme Q-Learning.

Le nom SARSA, proposé par Rich Sutton (SUTTON et BARTO, 2018), à la place de Modified Connectionist Q-Learning, prend son origine dans le fonctionnement de l'algorithme State, Action, Reward, State, Action.

2.2.1.3.2 Q-Learning

L'algorithme Q-Learning dérive π en estimant la fonction de valeur $Q : S \times A \rightarrow \mathbb{R}$, qui introduit un paramètre supplémentaire par rapport à V , l'action courante $a \in A$. Les valeurs de Q sont mises à jour,

$|S| = n, |A| = m$. Il est à noter que les états et les actions sont supposés discretes.

Table de Q		Action		
		Action 1	...	Action m
Etat	Etat 1	0	0	0
	...	0	0	0
	Etat n	10	100	1000

FIGURE 11 – Exemple de table de Q

de façon itérative, suivant l'équation 4, où $s_t \in S, s_{t+1} \in S, a_t \in A, r_t$ représentent respectivement l'état précédent, l'état futur, l'action exécutée et la récompense reçue par l'agent (RL).

α est le facteur d'apprentissage, γ le facteur d'actualisation.

$$Q(s_t, a_t) = (1 - \alpha)Q(s_t, a_t) + \alpha(r_t + \gamma \max_{a \in A} Q(s_{t+1}, a)) \quad (4)$$

Toutes les valeurs de Q sont regroupées dans un tableau, appelé la Q-Table Q, que nous présentons Figure 11. Au début, toutes les valeurs de Q sont initialisées à 0 dans l'exemple. Après plusieurs itérations, on peut imaginer qu'à l'état n, l'action m soit l'action dont la valeur Q est la plus élevée. En choisissant cette action dans l'état n, l'agent (RL) devrait donc maximiser la récompense attendue.

Learning rate en anglais.

FACTEUR D'APPRENTISSAGE Le facteur d'apprentissage α correspond à la vitesse à laquelle l'algorithme apprend et met à jour les valeurs de Q. Si $\alpha = 0$, l'algorithme n'apprend pas et la table de Q reste à l'état initial. Au contraire, lorsqu'on a $\alpha = 1$, l'algorithme remplace l'ancienne valeur de Q par une nouvelle et oublie ce qu'il a appris. Il est donc plus sujet aux erreurs.

Discount factor en anglais.

FACTEUR D'ACTUALISATION Les récompenses futures, reflétées par $\max_{a \in A} Q(s_{t+1}, a)$ dans l'équation 4, sont pondérées par le facteur d'actualisation γ . Il permet de quantifier l'importance des futures récompenses par rapport à la récompense courante r_t . Si $\gamma = 0$, les récompenses futures sont ignorées, on dit alors que l'agent (RL) est myope. En revanche, lorsque $\gamma = 1$, les récompenses futures ont autant de poids que la récompense courante.

CHOIX DE L'ACTION Au début de l'apprentissage, l'agent (RL) ne connaît pas l'environnement. Il doit donc l'explorer et choisir des actions au hasard. Au fur et à mesure que l'agent (RL) enrichit sa connaissance de l'environnement, il peut commencer à la consolider en exploitant les valeurs Q, pour maximiser les récompenses. Il reste néanmoins toujours important de continuer à découvrir de nouvelles informations sur l'environnement et donc d'explorer.

La politique la plus utilisée pour choisir une action $a \in A$, dans un état $s \in S$, est la politique *e-greedy*, qui sélectionne la meilleure action

(*exploitation*) avec la probabilité $1-\epsilon$ et choisit aléatoirement une action (*exploration*) dans une proportion ϵ .

Une variante de cette politique, appelée ϵ -*decreasing*, a été proposée. Cette fois, ϵ n'est pas une constante et diminue au fur et à mesure que l'expérience progresse. Cela se traduit par un comportement très exploratoire au début et très exploiteur à la fin.

L'apprentissage par renforcement, dont l'entraînement est en ligne, nous permet de nous adapter aux variations inter et intra-individuelles imprévisibles de l'homme. Cependant, se posent les problèmes de la durée de l'entraînement et de la malédiction de la dimension, dus à la taille de l'espace état-action (KOBBER, BAGNELL et PETERS, 2013). Une variante de l'algorithme précédemment décrit permet d'améliorer ses performances.

Curse of dimensionality en anglais.

2.2.1.3.3 Apprentissage par renforcement centré sur l'humain

L'apprentissage par renforcement (RL) est une approche répandue pour apprendre à un agent à accomplir une tâche en ligne par le biais d'essais et de récompenses de l'environnement. Son utilisation pour l'apprentissage des robots est prometteuse (KOBBER, BAGNELL et PETERS, 2013). Cependant, le défi de la scalabilité se pose. L'apprentissage interactif par renforcement (IRL), également appelé apprentissage par renforcement centré sur l'homme (RL) (LI et al., 2019; ZHANG et al., 2019) améliore les performances d'apprentissage du robot en prenant en compte le retour humain pour la mise à jour en ligne de la politique de l'algorithme RL. Les travaux de (THOMAZ et BREAZEAL, 2008) montrent que la prise en compte du retour humain dans le processus d'apprentissage permet une convergence plus rapide. Les auteurs de (AKKALADEVI et al., 2018) utilisent l'IRL pour apprendre au robot à effectuer une tâche d'assemblage. L'utilisateur choisit à chaque itération la meilleure action parmi les solutions possibles, déterminées au préalable par l'interrogation d'une base de connaissances (ontologie). Cependant, l'intervention humaine à chaque itération reste très coûteuse, même si l'espace état-action est réduit, puisque l'algorithme n'est pas pré-entraîné. Ceci est d'autant plus vrai que le nombre d'actions est important. En outre, ces recherches se concentrent sur l'apprentissage des robots. L'homme se pose en professeur et ne donne qu'une aide à la fois. Dans notre travail, l'humain apprend tout en donnant un retour sur les assistances délivrées par le robot.

Human-Centered Reinforcement Learning en anglais.

Human feedback en anglais.

Afin de dépasser les limites de l'apprentissage par renforcement, à savoir la durée de l'entraînement et la malédiction de la dimension, nous proposons dans nos contributions une seconde solution : l'introduction d'une base de connaissance, en particulier d'une ontologie,

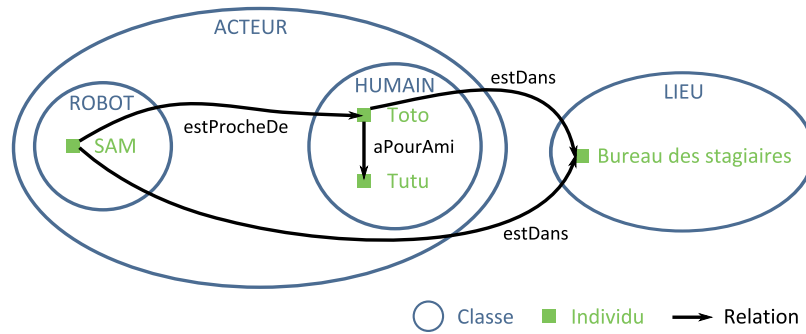


FIGURE 12 – Exemple d'ontologie

dans le processus d'apprentissage. Nous décrivons brièvement son fonctionnement dans la section suivante.

2.2.2 Ontologie

Les ontologies fournissent un formalisme expressif pour représenter des données. Ce n'est qu'au début des années 1990 que cette définition, plus technique, est apparue. On la doit à Tom Gruber (GRUBER, 1995). Elles sont aujourd'hui utilisées dans de nombreux domaines, que ce soit le biomédical, l'intelligence artificielle ou encore le web sémantique.

2.2.2.1 Définition

Dans une ontologie, on identifie généralement quatre catégories de constituants, appelés entités :

- Concept ou classe : ensemble ou type d'objets, correspond aux classes en programmation.
- Individu ou instance : objet de base.
- Attribut : caractéristique qu'une classe ou un objet peut posséder.
- Relation, propriété ou prédicat : lien binaire entre deux individus.

La figure 12 illustre trois de ces concepts à travers un exemple. On retrouve la hiérarchisation avec les deux sous-classes ROBOT et HUMAIN d'ACTEUR. SAM est un individu de la classe ROBOT. Il « estProcheDe » Toto. La simplicité de lecture est d'ailleurs un autre avantage des ontologies.

2.2.2.2 Langage

Il existe différents langages d'ontologie. Néanmoins, certains se démarquent plus que d'autres car ils ont été normalisés par le World Wide Web Consortium (W3C). Parmi les langages recommandés par

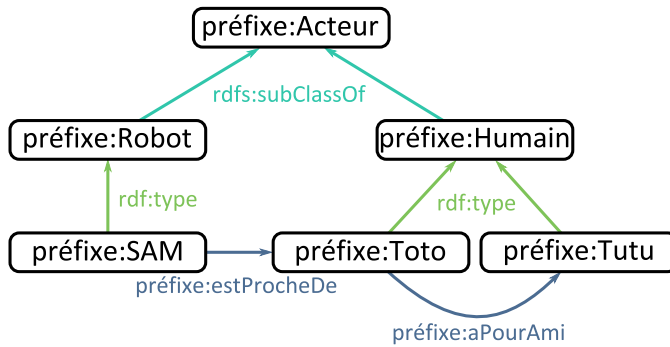


FIGURE 13 – Exemple de représentation de la connaissance en RDFS

le W₃C, on distinguera principalement : RDF, RDFS, OWL et SKOS. Simple Knowledge Organization System (SKOS) permet l'échange entre plusieurs systèmes d'organisation de connaissances et n'est pas adapté aux ontologies formelles et au raisonnement. C'est pourquoi nous ne le retenons pas et nous concentrons sur les trois autres langages de structure standardisés, RDF, RDFS et OWL.

2.2.2.2.1 RDF et RDFS

Le langage Resource Description Framework (RDF) s'appuie sur des graphes pour représenter les données. RDFS (RDF Schema) en est une extension et fournit un vocabulaire plus riche pour caractériser et hiérarchiser les connaissances. Ces dernières sont décrites par un triplet (sujet, prédicat, objet). L'objet peut désigner à la fois un autre sujet (classe ou individu), mais aussi une valeur littérale, un string, un nombre, un booléen ou une date. A chaque entité est associée une unique URI (Uniform Resource Identifier), chaîne de caractères permettant d'identifier une ressource. Ces URIs sont composées d'un préfixe, suivi d'un dièse (#) et du nom de l'entité. Un exemple de l'utilisation du langage RDFS (et en l'occurrence RDF) est proposé Figure 13. Il correspond en partie au schéma de la Figure 12.

Souvent une URL.

Comme dénoté sur la Figure 13, la notion de sous-classe est apportée par le langage RDFS. On retrouve également les triplets, notamment (préfixe :Robot, rdf :type, préfixe :SAM).

Enfin, il est intéressant de noter que RDFS introduit l'idée de « range » et « domain », attributs d'un prédicat restreignant respectivement les types d'objet et de sujet.

RDF(S) est un langage relativement simple, qui traite rapidement les données. Cependant, il est limité par son vocabulaire (pas de support de cardinalité par exemple), ce qui limite les déductions que l'on peut faire en utilisant un moteur de raisonnement. Ainsi, nous utilisons dans ce manuscrit le langage OWL, plus complet et expressif que RDF et RDFS, pour décrire l'ontologie.

Classe	Propriété
Equivalente à	Equivalente à
Disjointe avec	Disjointe avec
	Inverse de

TABLE 3 – Liste non exhaustive des nouveaux attributs apportés par OWL

Classe	Propriété
Primitive	Fonctionnelle (et son inverse)
Définie	Transitive
	Symétrique (et son inverse)
	Réflexive (et son inverse)

TABLE 4 – Liste des nouvelles caractéristiques apportées par OWL

2.2.2.2.2 OWL

Le langage OWL (Web Ontology Language) repose sur RDFS et le complexifie avec de nouvelles notions, telles que la restriction (notamment la cardinalité) et la négation. Il enrichit également les classes et les propriétés avec de nouveaux attributs (voir tableau 3) et de nouvelles caractéristiques (voir tableau 4) (HORRIDGE et al., 2011). On ne parle plus de triplets RDF, mais d'axiomes.

On peut lier deux objets par des propriétés objets au niveau de leur classe et associer un littéral à une classe par une propriété littérale. Pour se faire, différentes restrictions ont été ajoutées à ce langage :

- Les restrictions de *quantificateur* :
 - La restriction *universelle* \exists *quelque* décrit l'ensemble des individus d'une classe A, qui ont *au moins* une relation avec les individus d'une classe B.
 - La restriction *universelle* \forall *seulement* caractérise l'ensemble des individus d'une classe A, qui, pour une propriété donnée, sont reliés *seulement* à des individus d'une classe B.
- Les restrictions de *cardinalité* :
 - La restriction de *minimum* \geq permet de fixer un seuil minimal du nombre de relations que les individus d'une classe A doivent développer avec les individus d'une classe B, relativement à une propriété donnée.
 - La restriction de *maximum* \leq limite, au contraire, le nombre de relations que les individus d'une classe A peuvent entretenir avec ceux d'une classe B, concernant une propriété donnée.
 - La restriction d'*égalité* $=$ est l'intersection des restrictions minimum et maximum. Elle permet de spécifier un nombre *exact*.

Object and datatype properties in english.

Dans les parties précédentes, nous avons décrit les méthodes auxquelles nous faisons appel tout au long de ce manuscrit. Afin d'évaluer leur performance, nous effectuons des expérimentations en conditions réelles, dont l'analyse s'appuie sur des tests statistiques.

2.2.3 Inférence statistique

L'inférence statistique est un domaine de la statistique qui vise à prendre position sur un sujet précis en observant une population. Au début de l'étude, une hypothèse est formulée et elle est validée ou infirmée par le biais de tests statistiques, effectués sur des échantillons de la population. Le plus communément, cette hypothèse est un postulat d'absence de différence entre les échantillons sur lesquels des traitements vont être réalisés et un groupe de contrôle, soumis à aucun traitement, qui joue le rôle de témoin. Le responsable de l'étude espère en conséquence rejeter ce postulat. L'hypothèse nulle peut être rejetée si $p < \alpha$. La valeur p est la probabilité de rejeter l'hypothèse nulle si elle est vraie. Plus la valeur de p est faible, plus la probabilité de commettre une erreur en rejetant l'hypothèse nulle est faible.

Appelée hypothèse nulle.

$\alpha = 0.05$ est généralement retenu dans la littérature. p -value en anglais.

Il existe de nombreux tests statistiques, dont l'utilisation est fonction des conditions de l'expérimentation et du type de données. Les tests sont divisés en deux groupes :

- Les paramétriques, qui ne peuvent être appliqués que lorsque deux conditions sont remplies : les échantillons doivent être normalement distribués et avoir une variance égale.
- Les non paramétriques, non soumis à des conditions.

Les tests paramétriques, bien que plus contraignants, sont préférés car ils sont plus robustes. Si les conditions sont remplies, les conclusions du test seront précises. Les tests non paramétriques sont intéressants lorsque les données ne se prêtent pas aux tests paramétriques.

Les tests statistiques peuvent être utilisés pour établir la différence entre plusieurs groupes, mais aussi pour vérifier la corrélation de deux variables. Des arbres de décision aident à la sélection de la méthode la plus appropriée (CENTRAL ARKANSAS, 2011).

2.2.3.1 Différence entre des groupes

Afin de discriminer des échantillons, il convient de définir le contexte de l'étude :

- Le nombre d'échantillons/groupes considérés.
- Le nombre de mesures réalisées pour chaque sujet.
- L'indépendance des groupes (un même groupe peut être remesuré plus tardivement).
- La normalité et variance des mesures.

2.2.3.2 *Corrélation de deux variables*

Le choix du test repose principalement sur le type de données : continues, discrètes, ordinales ou dichotomiques. La corrélation est évaluée par un score r compris entre 0 et 1. Ainsi, la puissance de la corrélation est :

- Très faible pour $r \in [0, 0.2[$.
- Faible pour $r \in [0.2, 0.4[$.
- Modérée pour $r \in [0.4, 0.6[$.
- Forte pour $r \in [0.6, 0.8[$.
- Très forte pour $r \in [0.8, 1]$.

L'inférence statistique est un outil de validation des hypothèses de travail. Néanmoins, la taille des échantillons de la population doit être suffisante pour assurer la précision des tests.

Nous avons présenté dans cette première partie préliminaire les méthodes autour desquelles s'articule notre travail. Nous avons notamment identifié l'algorithme de détection d'anomalie le plus adapté à notre contexte et vu une solution pour augmenter la rapidité de convergence de l'apprentissage par renforcement. Enfin, nous avons décrit les langages des ontologies existants et nous nous sommes focalisés sur le plus expressif, avant de dépendre l'inférence statistique. Nous étudions dans la suite de ce chapitre les travaux de la littérature portant sur les domaines du profilage de l'utilisateur et de l'assistance associée.

2.3 TRAVAUX EXISTANTS

Ce travail vise à améliorer la qualité de vie au travail des opérateurs au travers de l'adaptation de l'environnement de travail au profil humain, dans un contexte manufacturier. Dans la suite, nous présentons l'état de l'art du profilage de l'utilisateur et de l'assistance associée. Tout d'abord, explicitons les limites de la collaboration humain-robot qui affectent les conditions de travail des opérateurs.

2.3.1 *Limites de la cobotique*

Cette technologique prometteuse introduit de nouveaux types de risque pour la santé des usagers :

- Collisions et écrasements (CHARPENTIER et SGHAIER, 2012 ; CHINIAH, 2016).
- Nouveaux TMS dus à des modifications du rythme du travail (CHARPENTIER et SGHAIER, 2013 ; JOCELYN, 2017).

Les cobots assistent l'opérateur, et notamment diminuent le risque de TMS.

- Psychosociaux (stress (GRAAF et ALLOUCH, 2013), surcharge cognitive, augmentation des cadences, perte d'autonomie et de compétence, accompagnement au changement) (CHARPENTIER et SGHAIER, 2013; JOCELYN, 2017).

Citons un exemple concret (SCHALLER et CAETANO, 2017) : l'ARACT Grand Est a réalisé une étude sur des éleveurs qui utilisent un robot de traite. Ils ont constaté une diminution de la pénibilité et un gain de temps, mais en contre partie une hausse de la charge cognitive et du niveau de stress.

Association Régionale pour l'Amélioration des Conditions de Travail (ARACT).

Plusieurs études en Europe, au Canada et au Japon ont travaillé sur la prévention de ces risques. Pour exemple, en France, le Ministère du Travail a sorti en 2017 un "Guide de prévention à destination des fabricants et des utilisateurs pour la mise en oeuvre des applications collaboratives robotisées". Ils publient des normes de sécurité et proposent une démarche basée sur l'analyse de risque. En particulier, le Centre Technique des Industries Mécaniques (CETIM) a mis en place en France un outil d'analyse des risques. Le projet européen COVR¹ travaille également sur le développement d'un protocole de validation. Enfin, des études canadiennes (JOCELYN, 2017) et hollandaises (STEIJN, LUIJF et BEEK, 2016) ont démontré l'importance de l'organisation du travail et notamment de la formation des opérateurs dans la prévention des risques.

Synthèse Eurogip sur la prévention dans le domaine de la robotique collaborative. Guide disponible [ici](#).

Si le cobot participe à l'amélioration des conditions de travail des opérateurs, nous venons de voir les possibles répercussions sur leur santé et les méthodes de prévention correspondantes. En complément de ces études, de nombreux travaux s'intéressent à l'adaptation du robot à l'homme pour diminuer ces risques.

2.3.2 Profil utilisateur en robotique

Afin d'assister au mieux l'opérateur, nous devons tout d'abord caractériser son profil. L'identification du profil utilisateur est un axe de recherche complexe qui couvre de nombreux domaines. Des réseaux sociaux et systèmes de recommandation (LU et al., 2016), à l'interaction humain-robot, en passant par l'apprentissage adaptatif (NORMADHI et al., 2019) et l'assistance à la conduite (MARTINEZ et al., 2018), le profil a de multiples facettes et les méthodes proposées dans la littérature sont spécifiques à chacune d'entre elles. Après avoir précisé les paramètres de comparaison, nous passerons en revue les travaux rattachés à l'interaction humain-robot.

1. <https://safearoundrobots.com>

2.3.2.1 Définition des critères de comparaison

Dans notre analyse des méthodes déployées pour observer les éléments du profil utilisateur, nous considérons les 5 critères suivants.

2.3.2.1.1 Intrusivité

En chronobiologie, le chronotype du profil humain est dérivé de la connaissance à priori. En particulier, Horne & Ostberg (ADAN et ALMIRALL, 1991) ont conçu un questionnaire et l'ont soumis à un échantillon de sujets, afin d'identifier s'ils sont de chronotype matinal ou tardif. D'autres études se sont intéressées au lien entre le caractère introverti/extraverti et le rythme circadien de la température corporelle (BLAKE, 1967; HORNE et ÖSTBERG, 1977). Les variations de la température corporelle peuvent également être utilisées comme indicateur de fatigue, lorsque l'utilisateur effectue une tâche à forte charge cognitive et/ou répétitive. La connaissance du rythme circadien de l'utilisateur (matin/soir) aide à déterminer la motivation de l'opérateur pendant la journée (HORNE et ÖSTBERG, 1977). Ainsi, le profil utilisateur peut être apprécié au travers de nombreux marqueurs.

Néanmoins, dans le cadre de l'interaction humain-robot, nous devons nous conformer aux règles de droit civil définies par le parlement européen. Il demande notamment d'assurer la sûreté, la santé, la sécurité, la liberté, la vie privée, l'intégrité, la dignité, l'autodétermination, la non-discrimination et la protection des données des personnes (PARLIAMENT, 2017). L'opérateur peut, par exemple, voir en une surveillance vidéo une atteinte à sa liberté. Au delà du coût supplémentaire, l'ajout de capteurs dédiés à l'observation du comportement dans l'environnement de l'opérateur ou sur sa personne augmente le risque de ne pas satisfaire à l'un ou plusieurs de ces principes. L'impact sur l'homme dépend du type de capteur et notamment de son caractère intrusif :

Avec différents horaires de travail, sexes et âges.

- Niveau 1 : Capteurs internes ou ajoutés au robot, IHM ou boutons. Seuls les efforts de l'homme sont observés lors de ses contacts physiques avec la machine ou l'interface. Ces données sont initialement utilisées par le contrôleur pour assurer le bon fonctionnement du robot. L'intrusion dans la vie privée et l'atteinte à la liberté de l'utilisateur sont fortement limitées. De plus, les risques pour la santé/sécurité ne sont pas accrus : ce sont les mêmes que pour l'usage classique du robot.
- Niveau 2 : Questionnaires. Par rapport au niveau 1, les informations ont un plus haut niveau sémantique et peuvent empiéter sur la vie privée. Elles sont donc plus sensibles et leur protection doit être renforcée. L'opérateur a tout de même ici davantage de contrôle sur les renseignements qu'il procure.

- Niveau 3 : Caméras. Tous les mouvements et potentiellement expressions de l'utilisateur, ainsi que sa position sont enregistrés tant qu'il est dans le champ de vision des caméras. Elles peuvent susciter un sentiment de surveillance, contraire aux principes du parlement. De plus, une attention particulière doit être prêtée au stockage de ces données pour en assurer la protection.
- Niveau 4 : Capteurs portables. Les mouvements du porteur et sa position sont enregistrés. L'opérateur peut difficilement s'extraire de la surveillance, notamment s'il porte une combinaison. En plus d'accroître le sentiment d'observation et d'atteinte à la liberté, le port d'appareils accroît les risques de sécurité en cas de défaillance.

Il est possible de limiter l'enregistrement des données des niveaux 3 et 4 aux seuls moments où l'opérateur réalise la tâche, néanmoins cela peut être difficile à mettre en place et peu fiable.

2.3.2.1.2 *Mise à jour en ligne*

Dans sa revue (AHMAD, MUBIN et ORLANDO, 2017) sur l'adaptation en HRI, les auteurs rappellent que divers événements peuvent influencer le profil au cours d'une même journée. Il convient alors de l'évaluer dynamiquement.

2.3.2.1.3 *Spécificité à une tâche donnée*

Afin de pouvoir les réutiliser si elles s'avèrent adéquates, il est important que les méthodes étudiées soient transposables à d'autres tâches dans un même domaine.

2.3.2.1.4 *Spécificité à une caractéristique du profil*

Indépendamment de la non spécificité à une tâche, il est utile de pouvoir appliquer la méthode à un autre attribut du profil.

2.3.2.1.5 *Explicabilité*

L'explicabilité est le caractère de ce qui est explicable, "qui peut s'exprimer, dont on peut saisir la cause, le motif". Ce terme est utilisé notamment pour caractériser un algorithme décisionnel, à savoir que l'algorithme retrace le parcours qui amène à la décision. Cette spécificité peut être exploitée pour l'assistance ou tout simplement être directement communiquée à l'utilisateur. Par exemple, cela permet d'informer l'agent novice des progrès de son apprentissage et des points à améliorer pour acquérir une compétence.

Définition CNRTL.

Nous appliquons nos travaux de thèse au contexte manufacturier. Néanmoins, nous avons identifié un autre champ d'application, dont

les études sont transposables au nôtre : la robotique d'assistance. Nous commençons par étudier les recherches autour du profil dans ce domaine, avant de nous focaliser sur celles consacrées à l'industrie. Nous examinons en dernier lieu les travaux orientés sur l'expertise, qui nous intéressent en particulier dans ce manuscrit.

2.3.2.2 Robotique d'assistance

Assistive robotics en anglais.

De nombreuses études se sont concentrées sur le profil utilisateur dans le domaine de la robotique d'assistance. Rossi et al. (ROSSI, FERLAND et TAPUS, 2017) ont dressé une revue des travaux existants. Ils font notamment remarquer que les utilisateurs peuvent s'abstenir de donner des informations sur eux-mêmes pour diverses raisons. Par conséquent, il est plus efficace de déduire le profil des utilisateurs à partir de l'observation de leur interaction avec le robot. Les auteurs ont décomposé cette interaction en trois catégories : *physique, cognitive et sociale*.

2.3.2.2.1 Profil physique

Le profil *physique* comprend :

- La reconnaissance des actions (GHADIRZADEH et al., 2016) et de l'activité de l'agent humain par le biais de capteurs externes ou portables.
- La détection d'anomalie (MUBASHIR, SHAO et SEED, 2013), telle qu'une chute, grâce à des capteurs portables et/ou de vision.
- La modélisation du processus sensoriel pour estimer le mouvement du sujet et ses préférences en matière de stimuli visuel, tactile (ERICKSON et al., 2017) et auditif. Erickson et al. évaluent notamment les forces appliquées au corps humain par le robot lors d'une tâche d'habillement. Leur méthode se base sur les signaux internes de l'effecteur du robot, tels que les mesures de force, du couple et de la vitesse, pour dessiner la carte des forces.
- La modélisation des capacités physiques de l'agent humain et de ses préférences de mouvement dans l'espace. Dans leur travail (QUISPE, MARTINSON et OGUCHI, 2017), les auteurs ont étudié les préférences contextuelles des utilisateurs pour recevoir un objet, en tenant compte de leur posture et situation spatiale. Ces préférences sont recueillies par questionnaire.

Les capteurs externes sont ajoutés à la scène; on peut citer les caméras et les interrupteurs.

2.3.2.2.2 Profil cognitif

Le profil *cognitif* consiste à observer l'interaction entre le sujet et le monde extérieur et à reconnaître les intentions de l'agent observé. Par exemple, afin d'aider les utilisateurs de chaise roulante à naviguer

en symbiose avec les personnes de leur entourage, Narayanan et al. (NARAYANAN, SPALANZANI et BABEL, 2016) tiennent compte de leurs intentions à court terme et des obstacles proches. Dans leur étude (GATEAU et al., 2016), Gateau et al. détectent par caméra la disponibilité cognitive de l'homme pour définir le rôle de l'agent automatisé. Cela permet d'augmenter les performances globales de l'exécution de la tâche. Enfin, lors de tâches de manipulation (BROQUÈRE et al., 2014), les auteurs adaptent interactivement le comportement du robot aux intentions et mouvements de l'homme.

Il existe un lien étroit entre la personnalité de l'utilisateur et son comportement. Rossi et al. (ROSSI, ERCOLANO et STAFFA, 2017) et Garg et al. (GARG, MUKHERJEE et RAJARAM, 2017) ont exploité ce lien pour inférer la personnalité de l'agent humain, à partir de son comportement. En effet, les premiers ont montré que la distance confortable du robot à l'homme est fonction de la personnalité, évaluée par questionnaires et de l'activité de l'homme, connue par avance. Garg et al. ont évalué le trait de dominance de l'utilisateur au travers de sa communication non verbale : le serrage de main. Pour se faire, ils extraient des marqueurs des données d'un gant portable du robot et classent leurs valeurs.

2.3.2.2.3 Profil social

Le profilage *social* considère la façon dont les humains interagissent avec leur partenaire robotique. Le robot doit notamment être capable de reconnaître des indices non verbaux, tels que les gestes du corps, les expressions faciales, le regard, pour communiquer avec les agents humains. Ce type de profil implique également le traitement des signaux sociaux. Dans la publication (CHEN et al., 2018), les auteurs intègrent la confiance en la machine dans le processus de prise de décision du robot afin d'améliorer la performance de l'équipe. La confiance est supposée avoir une relation de cause à effet avec la performance du robot sur la tâche. Un travail sur l'adaptabilité a également été mené (NIKOLAIDIS, HSU et SRINIVASA, 2017). Les auteurs souhaitent améliorer la performance de l'équipe humain-robot en tenant compte de la capacité d'adaptation de l'homme. Ils estiment sa valeur au travers de l'historique des interactions. Enfin, les émotions humaines influencent fortement l'interaction homme-robot. De Carolis et al. (DE CAROLIS et al., 2017) reconnaissent les préférences de l'utilisateur en observant son attitude par caméra et micro et les utilisent pour parfaire leur système de recommandations. Dans (ADAM et al., 2016), les auteurs perçoivent l'état mental de l'homme et confèrent au robot des capacités cognitives pour rendre l'interaction plus naturelle.

L'adaptabilité est la capacité à suivre le mouvement du robot.

Nous avons répertorié Table 5 les travaux précités, qui étudient explicitement le profil utilisateur en robotique d'assistance, indépendamment de leur classe. Nous avons constaté qu'aucune des approches

HRC : Collaboration Humain-Robot,
 ipHRC : HRC avec contact physique indirect, dpHRC : HRI avec contact physique direct,
 PET : Partage de l'Espace de Travail, Téléop : Téléopération.

Publication	Type d'interaction	Élément observé	Attribut(s) interne(s) du robot	IHM ou bouton	Audio	Vision	Capteur(s) portable(s)	Autre capteur(s)	Questionnaire	Intrusifité	Mise à jour en ligne	Non spécifique à la tâche	Non spécifique à l'élément	Explicabilité
(Nikolaïdis, Hsu et Srinivasa, 2017)	ipHRC	Adaptabilité	✓						1	✓	✓			
(Gateau et al., 2016)	HRC	Disponibilité				✓			3	✓				✓
(Erickson et al., 2017)	dpHRC	Force	✓						1	✓	~			
(Narayanan, Spalanzani et Babel, 2016)	Téléop	Intention	✓						1		✓			✓
(Rossi, Ercolano et Staffa, 2017)	HRC	Personnalité						✓	2		✓	✓		✓
(Garg, Mukherjee et Rajaram, 2017)	dpHRC	Personnalité						✓	1	✓				~
(De Carolis et al., 2017)	HRC	Préférence			✓	✓	✓	✓	4	✓	✓			
(Quispe, Martinson et Oguchi, 2017)	HRC	Préférence				✓		✓	3	✓				✓
(Chen et al., 2018)	PET	Confiance	✓						1	✓	✓			

Profil et type de données
Critères

TABLE 5 – Etudes sur le profil utilisateur en robotique d’assistance (✓ pour oui, ~ pour partiellement)

ne remplit tous les critères définis. L’observation des caractéristiques du profil repose dans plusieurs cas sur la vision ou des capteurs portables ou externes. Or, dans le contexte de l’industrie :

1. Les algorithmes de vision peuvent être rendus inefficaces en la présence de poussière dans l’environnement.
2. Une usine est en général bruyante, ce qui rend les capteurs audio inadaptés à la reconnaissance de la voix.
3. Plus généralement, les opérateurs peuvent refuser de porter (ou d’être observés par) des capteurs intrusifs par crainte d’une surveillance constante.

Les autres travaux s’appuyant sur des méthodes peu intrusives (capteurs internes du robot, IHM, questionnaires) sont souvent spécifiques à la tâche, l’environnement ou difficilement explicables. Enfin, les méthodes adoptées par les publications (NARAYANAN, SPALANZANI et BABEL, 2016; ROSSI, ERCOLANO et STAFFA, 2017) ne sont pas dynamiquement réévaluées.

Attachons-nous aux travaux portant spécifiquement sur le profilage dans la robotique collaborative.

2.3.2.3 Robotique collaborative

À notre connaissance, il existe moins d’études sur le profil utilisateur en robotique collaborative. Nous les avons regroupés Table 6. Ils se rapportent tous au profil physique.

Les auteurs de (PETERNEL et al., 2017), (KIM et al., 2018), (SHAFTI et al., 2019) et (MARIN et al., 2018) ont travaillé sur l’identification de la

Publication	Type d'interaction	Élément observé	Attributs internes du robot	IHM ou bouton	Audio	Vision	Capteur(s) portables	Autre capteur(s)	Questionnaire	Intrusivité	Mise à jour en ligne	Non spécifique à la tâche	Non spécifique à l'élément	Explicabilité
(El Makrini et al., 2017)	ipHRC	Activité				✓			3	✓	✓		✓	
(Peternel et al., 2016)	ipHRC	Fatigue					✓		4	✓	✓		✓	
(Peternel et al., 2017)	ipHRC	Position				✓			4	✓	✓		✓	
(Kim et al., 2018)	ipHRC	Position				✓			4	✓	✓		✓	
(Marin et al., 2018)	ipHRC	Position	✓					✓	2	✓	✓			
(Shafti et al., 2019)	ipHRC	Position				✓			3	✓	✓		✓	
(Nikolaidis et al., 2015)	ipHRC	Préférence			✓	✓			4	✓				✓
(Munzer, Toussaint et Lopes, 2017)	ipHRC+PET	Préférence		✓					1	✓	✓			

Profil et type de données
Critères

TABLE 6 – Etudes sur le profil utilisateur en robotique collaborative (✓ pour oui, ~ pour partiellement)

position de l'agent humain, afin d'assurer une meilleure ergonomie et une réduction des sollicitations articulaires. Pour ce faire, les deux premiers travaux de recherche ont équipé les opérateurs de combinaisons. Shafti et ses collègues ont fait appel à une caméra. Enfin, l'étude de (MARIN et al., 2018) s'est appuyée sur des simulations musculo-squelettiques pour former un modèle d'ergonomie contextuelle. Cette dernière méthode est peu intrusive. Néanmoins, la hauteur, position et portée des bras de l'utilisateur est nécessaire au modèle.

D'autre part, Nikolaidis et al. (NIKOLAIDIS et al., 2015) et Munzer et al. (MUNZER, TOUSSAINT et LOPES, 2017) ont déterminé les préférences de mouvement des utilisateurs lors de l'exécution d'une tâche donnée, au moyen de gants et de retours utilisateurs. Les actions des opérateurs sont analysées dans (EL MAKRINI et al., 2017; KIM et SENTIS, 2017), où les auteurs vérifient l'accomplissement de la tâche et recherchent les points de contact et l'intention derrière le contact.

Dans (PETERNEL et al., 2016), les auteurs ont détecté la fatigue musculaire à l'aide d'électromyogrammes (EMG).

Dans tous ces travaux, dont la comparaison est dressée Table 6, les contraintes énumérées précédemment ne sont pour la plupart pas prises en compte, ce qui rend leur application en conditions réelles difficiles et coûteuses. De plus, si certains s'appuient sur des méthodes moins intrusives basées sur les attributs internes du robot ou des questionnaires (ERDEN et BILLARD, 2014; MARIN et al., 2018; MUNZER, TOUSSAINT et LOPES, 2017), toutes sont spécifiques à l'attribut du profil et certaines ne sont pas explicables ou spécifiques à la tâche.

Analysons enfin les approches observant l'expertise chez les hommes au cours de l'interaction humain-robot.

Publication	Type d'interaction	Elément observé	Attribut(s) internes du robot	IHM ou bouton	Audio	Vision	Capteur(s) portables(s)	Autre capteur(s)	Questionnaire	Intrusivité	Mise à jour en ligne	Non spécifique à la tâche	Non spécifique à l'élément	Explicabilité
(Erden et Billard, 2014)	ipHRC	Expertise					✓		1	✓				✓
(Milliken et Hollinger, 2017)	Téléop	Expertise	✓				✓		1	✓				
(Enayati, Ferrigno et De Momi, 2018)	Téléop	Expertise	✓						1	✓		✓		~

Profil et type de données
Critères

TABLE 7 – Etudes sur l'expertise (✓ pour oui, ~ pour partiellement)

2.3.2.4 Robotique et niveau de compétence

Le niveau de compétences de l'utilisateur a été étudié dans de nombreux domaines, de l'apprentissage adaptatif (NORMADHI et al., 2019) à l'assistance à la conduite (MARTINEZ et al., 2018). Nous nous concentrons uniquement au champ de la robotique. Le profil utilisateur a fait l'objet de diverses recherches en robotique d'assistance et en robotique collaborative. Cependant, nous avons trouvé peu de travaux traitant du niveau d'expertise du sujet, référencés Table 7.

Dans (MILLIKEN et HOLLINGER, 2017), les auteurs ont modélisé l'expertise de l'utilisateur au cours de l'interaction homme-robot par l'observation des actions et de l'environnement. Ils ont par la suite assigné au sujet un contrôleur adapté à son niveau d'expertise. Cette méthode se concentre sur l'adaptation du contrôleur du robot et ne définit aucun indicateur de compétence de manière explicite. L'utilisateur est conscient du fait qu'il est assisté, mais aucune indication ne lui est donnée pour l'aider à s'améliorer. Cela peut entraver son apprentissage. En effet, certaines compétences ne peuvent pas être enseignées par le robot, mais doivent être dispensées sous forme de conseils ou d'indications visuelles/orales.

Les auteurs de (ERDEN et BILLARD, 2014) ont ciblé les tâches de soudage collaboratives et ont souligné l'importance des mesures d'impédance pour distinguer un soudeur expert d'un soudeur novice. Toutefois, cette caractéristique est spécifique à la tâche en question et sa réutilisation dans un autre contexte est à évaluer au cas par cas.

Dans le domaine médical orienté robotique, des études portant sur les compétences laparoscopiques (CHMARRA et al., 2010; COTIN et al., 2002; ENAYATI, FERRIGNO et DE MOMI, 2018) ont défini et validé des indicateurs de compétences. Néanmoins, leurs contraintes et matériel sont différents. Ils ne tirent pas parti des couples articulaires du robot ni de la multiplicité des axes. Ils travaillent principalement sur des tâches simples et seules des informations binaires (novice/expert ou intermédiaire) sont obtenues à partir de leurs mesures de performance, ce qui n'est pas assez explicite pour quantifier les compétences de l'utilisateur. Les travaux de (ENAYATI, FERRIGNO et DE

Ils utilisent de la téléopération et des instruments laparoscopiques.

La division en sous-tâche n'est pas nécessaire.

MOMI, 2018) sont partiellement explicables par assistance, mais on ne sait pas quelles mesures de performance sont concernées.

Si les travaux (ENAYATI, FERRIGNO et DE MOMI, 2018; ERDEN et BILLARD, 2014; MILLIKEN et HOLLINGER, 2017) ont proposé des méthodes non intrusives et réévaluées en ligne, elles ne remplissent pas simultanément les trois autres critères définis. Ainsi, à notre connaissance, que ce soit en robotique d'assistance ou collaborative, aucun travail de recherche ne satisfait toutes nos conditions pour construire le profil utilisateur.

Intéressons nous à l'utilisation du profil pour l'assistance à l'opérateur, notamment via l'adaptation du comportement du robot.

2.3.3 Assistance adaptée au profil en robotique

La plupart des travaux que nous avons étudiés se focalisent sur la conception d'une assistance robotique, également appelée assistance motrice ou physique dans ce manuscrit. Il existe pourtant d'autres sources d'aide personnalisée, telles que des indications visuelles ou orales. Nous approfondissons ces deux points dans la suite et concluons la section par un tableau comparatif. Tout d'abord, arrêtons-nous sur les critères de comparaison des travaux.

L'assistance robotique vise à modifier le comportement du robot selon un contexte donné.

2.3.3.1 Critères de comparaison

Afin d'améliorer les conditions de travail des opérateurs, nous devons tenir compte des variations inter- et intra-individuelles. Ainsi, l'assistance doit s'articuler autour des 4 aspects suivants.

2.3.3.1.1 Automatisée

Une aide manuelle implique qu'un expert de la tâche doit observer et, le cas échéant, conseiller/agir sur le comportement du robot pour s'adapter à chaque opérateur. Cela est très coûteux, sans compter que cet assistant est lui aussi sujet à des variabilités pouvant affecter l'aide. L'assistance doit donc être automatisée.

2.3.3.1.2 Personnalisée au profil

Notre thèse s'appuie sur le constat que c'est aujourd'hui à l'opérateur de s'adapter au robot et non l'inverse. Nous souhaitons y remédier pour accroître la qualité de vie au travail de l'utilisateur. Pour se faire, l'assistance doit être personnalisée à son profil.

2.3.3.1.3 *Politique/Stratégie mise à jour en ligne*

Etablir une liste exhaustive de tous les comportements et réactions de l'opérateur est chronophage et peu réaliste. Ainsi, en plus d'être personnalisée à son profil, la stratégie de l'assistance doit être réajustée dynamiquement en fonction de la réponse utilisateur. Ce critère est d'autant plus important que chaque personne ne réagit pas de la même manière aux stimuli.

2.3.3.1.4 *Multimodale*

Chaque personne a une mémoire différente. Multiplier les modalités des sources d'informations, quand cela est pertinent, accroît les chances de l'assistance d'être adaptée au profil de l'utilisateur et notamment à son type d'apprentissage privilégié. A cela s'ajoute l'attribut du profil qu'on considère. Une modalité peut mieux convenir à l'adaptation à une caractéristique qu'une autre. Par exemple, la compétence *maîtrise du robot* nécessite à la fois la manipulation pratique du robot et une compréhension approfondie de son fonctionnement. Des explications et conseils auront un impact sur le second point, tandis que l'adaptation du comportement du robot améliorera la pratique.

Nous nous appuyons sur ces critères pour comparer les travaux existants. Nous commençons par l'adaptation du comportement du robot au profil, assistance la plus représentée dans la littérature.

2.3.3.2 *Adaptation du comportement du robot*

L'assistance robotique ou motrice peut prendre diverses formes :

- Planification de tâche, où le robot s'attache à améliorer la performance de l'équipe en optimisant son choix d'action.
- Changement de paramètres, comme la viscosité, afin de permettre à l'homme de mieux maîtriser son mouvement.
- Modification des expressions du robot humanoïde pour une meilleure communication.
- Changement de trajectoire pour optimiser l'ergonomie de la tâche.

Nous avons repris les travaux mentionnés précédemment, qu'ils soient appliqués à la robotique d'assistance Table 8 ou à la cobotique Table 9. Nous avons dressé un résumé de chaque approche en nous appuyant sur les aspects suivants :

- *Le profil* : L'attribut du profil considéré. Nous ne dissociions pas l'expertise des autres caractéristiques. En effet, nous analysons la méthode en elle-même et non ce qu'elle vise à améliorer.

TABLE 8 – Assistance motrice en robotique d’assistance

	Profil	Assistance	Politique d’assistance
(NIKOLAIDIS, Hsu et SRINIVASA, 2017)	Adaptabilité	Planification de tâche	Solution d’un MDP
(GATEAU et al., 2016)	Disponibilité	Planification de tâche	Solution d’un MDP
(CHEN et al., 2018)	Confiance	Changement de la séquence des actions	Solution d’un MDP
(ENAYATI, FERRIGNO et DE MOMI, 2018)	Expertise	Retour haptique et changement du niveau de viscosité	Probabilités de classification SVM novice/expert de chaque mesure de performance utilisées comme niveaux d’intensité
(ENAYATI et al., 2018)	Expertise	Guidage viscoélastique	Fonction du niveau de compétence et d’un facteur temps
(ERICKSON et al., 2017)	Force	-	-
(NARAYANAN, SPALANZANI et BABEL, 2016)	Intention	Modification de trajectoire	Solution d’un problème d’optimisation
(ROSSI, ERCOLANO et STAFFA, 2017)	Personnalité	-	-
(GARG, MUKHERJEE et RAJARAM, 2017)	Personnalité	-	-
(QUISPE, MARTINSON et OGUCHI, 2017)	Préférence	Sélection du lieu de dépose	Solution d’un réseau bayésien

— L’approche suivie et notamment :

- *Le comportement du robot modifié.*
- *La politique d’assistance* : Comment l’assistance est-elle sélectionnée (et son niveau d’intensité, le cas échéant) ?

Certains travaux ont uniquement traité la caractérisation d’un élément du profil, citons (ERDEN et BILLARD, 2014; ERICKSON et al., 2017; ROSSI, ERCOLANO et STAFFA, 2017). La majorité des recherches se sont appuyées sur des processus de décision de Markov entraînés hors ligne ou des problèmes d’optimisation pour concevoir l’assistance. L’inconvénient majeur de ces deux méthodes est que leur stratégie est définie par avance, par rapport à des réactions à priori. En effet, elles partent du principe que tous les utilisateurs se comportent de manière déterministe et qu’ils s’améliorent de la même façon. Les variations intra- et inter-individuelles ne sont pas prises en compte. Nous retrouvons ce résultat Table 11, où la condition "Politique mise à jour en ligne" est peu représentée. Seuls Munzer et al. (MUNZER, TOUSSAINT et LOPES, 2017) ont actualisé leur semi-MDP à chaque itération pour tenir compte des préférences de l’homme. Néanmoins, se pose la question de la mise à l’échelle de leur approche à des tâches plus complexes.

L’assistance motrice fait appel à la kinesthésie, à la sensibilité au mouvement. Il existe d’autres modalités moins explorées par les travaux existants.

2.3.3.3 Assistance informative

L’assistance informative peut prendre la forme d’une assistance textuelle, visuelle, auditive ou encore tactile. Elle est dissociée du robot.

TABLE 9 – Assistance motrice en robotique collaborative

	Profil	Assistance	Politique d'assistance
(EL MAKRINI et al., 2017)	Activité	Changement d'expression et mouvement de la tête	Conditions
(MILLIKEN et HOLLINGER, 2017)	Expertise	Changement de vitesse et de l'angle de rotation	Sortie du MDP
(ERDEN et BILLARD, 2014)	Expertise	-	-
(ERDEN et BILLARD, 2015)	Expertise	Compensation d'impédance	Sortie du filtre de Kalman
(PETERNEL et al., 2016)	Fatigue	Répétition des trajectoires apprises pour décharger l'homme	Déclenchement au dépassement d'un seuil
(PETERNEL et al., 2017)	Position	Ajustement de sa position pour guider l'homme vers une posture plus ergonomique	Solution d'un problème d'optimisation
(KIM et al., 2018)	Position	Ajustement de sa position pour guider l'homme vers une posture plus ergonomique	Solution d'un problème d'optimisation
(MARIN et al., 2018)	Position	Ajustement de sa position pour guider l'homme vers une posture plus ergonomique	Solution d'un problème d'optimisation
(SHAFTI et al., 2019)	Position	Ajustement de sa position pour guider l'homme vers une posture plus ergonomique	Solution d'un problème d'optimisation
(NIKOLAIDIS et al., 2015)	Préférence	Changement de la séquence des mouvements	Solution d'un MDP entraîné par IRL
(MUNZER, TOUSSAINT et LOPES, 2017)	Préférence	Planification de tâche	Solution d'un MDP

TABLE 10 – Assistance informative en robotique d'assistance ou cobotique

	Profile	Assistance	Assistance policy
(KIM et al., 2018)	Position	Retour visuel de la pose optimale	Solution d'un problème d'optimisation
(ENAYATI, FERRIGNO et DE MOMI, 2018)	Expertise	Message d'avertissement	Classification SVM novice/expert
(DE CAROLIS et al., 2017)	Préférence	Recommandation	Mesures de similarité

En utilisant les mêmes critères que dans la section précédente, nous avons détaillé Table 10 les approches d'assistance informative reposant sur le profil utilisateur. Dans leurs travaux (DE CAROLIS et al., 2017), De Carolis et al. proposent des recommandations visuelles par projection murale, auxquelles s'ajoutent des interactions orales avec le robot NAO. Au vu du contexte de leur étude, ils ne proposent pas d'assistance motrice en parallèle. Les recherches de (KIM et al., 2018) et (ENAYATI, FERRIGNO et DE MOMI, 2018) s'appuient sur la vision, que ce soit par vidéo ou message textuel, en plus de l'assistance robotique. Ce sont les deux seuls travaux étudiés se reposant sur plusieurs modalités, comme nous le remarquons Table 11. Détaillons ce tableau de comparaison.

2.3.3.4 Comparaison des approches

Nous avons réuni tous les travaux Table 11. La modalité que nous venons d'aborder est peu exploitée. Les auteurs de (ENAYATI, FERRIGNO et DE MOMI, 2018) ne délivrent qu'un unique message d'avertis-

Publication	Élément observé	Assistance observée	Assistance automatisée	Personnalisée au profil	Politique mise à jour en ligne	Multimodale
(Nikolaidis, Hsu et Srinivasa, 2017)	Adaptabilité	✓	✓			
(Gateau et al., 2016)	Disponibilité	✓	✓			
(Chen et al., 2018)	Confiance	✓	✓			
(Enayati, Ferrigno et De Momi, 2018)	Expertise	✓	✓		✓	
(Enayati et al., 2018)	Expertise	✓	✓			
(Erickson et al., 2017)	Force					
(Narayanan, Spalanzani et Babel, 2016)	Intention	✓	✓			
(Rossi, Ercolano et Staffa, 2017)	Personnalité					
(Garg, Mukherjee et Rajaram, 2017)	Personnalité					
(De Carolis et al., 2017)	Préférence	✓	✓			
(Quispe, Martinson et Oguchi, 2017)	Préférence	✓	✓			
(El Makrini et al., 2017)	Activité	✓	✓			
(Milliken et Hollinger, 2017)	Expertise	✓	✓			
(Erden et Billard, 2014)	Expertise					
(Erden et Billard, 2015)	Expertise	✓	✓			
(Peternel et al., 2016)	Fatigue	✓	✓			
(Peternel et al., 2017)	Position	✓	✓			
(Kim et al., 2018)	Position	✓	✓		✓	
(Marin et al., 2018)	Position	✓	✓			
(Shafti et al., 2019)	Position	✓	✓			
(Nikolaidis et al., 2015)	Préférence	✓	✓			
(Munzer, Toussaint et Lopes, 2017)	Préférence	✓	✓	✓		

TABLE 11 – Comparaison des méthodes d'assistance

sement et Kim et al. (KIM et al., 2018) ne diffusent qu'un seul type de retour visuel. Le critère n'est donc que partiellement satisfait.

Plusieurs recherches (ERDEN et BILLARD, 2014; ERICKSON et al., 2017; GARG, MUKHERJEE et RAJARAM, 2017; ROSSI, ERCOLANO et STAFFA, 2017) se sont arrêtées à l'étude du profil utilisateur. Toutes les autres proposent une assistance automatisée et personnalisée au profil.

Les attributs du profil considérés sont différents, mais ce n'est pas un critère déterminant. En effet, la variabilité de l'homme est toujours présente. Par exemple, les guidages vers une position plus ergonomique présentés par (KIM et al., 2018; MARIN et al., 2018; PETERNEL

et al., 2017; SHAFTI et al., 2019) pourrait échouer si l'utilisateur ne répond pas de la manière attendue. De même, les similitudes de vêtements définies par (DE CAROLIS et al., 2017) pour faire des recommandations sont basées sur des critères pré-établis, qui pourraient ne pas convenir à toute personne. Ainsi, la mise en jour de la stratégie d'assistance est une condition essentielle. Seuls Munzer et al. (MUNZER, TOUSSAINT et LOPES, 2017) satisfont ce critère. Néanmoins, ils supposent que l'utilisateur est omniscient et peut lui-même indiquer au robot comment se comporter. L'algorithme n'a alors aucune marge de manœuvre pour proposer une nouvelle aide à l'opérateur qui pourrait lui convenir.

2.4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons décrit les techniques sur lesquelles s'appuient les travaux de la littérature et le nôtre, puis nous avons étudié les travaux existants autour du profil utilisateur et de l'assistance associée, dans un contexte d'interaction humain-robot. A notre connaissance, aucune des recherches caractérise le profil par une méthode qui soit à la fois *non intrusive, en ligne, explicable* et *non spécifique à la tâche et à la caractéristique observée*. De même, les travaux portant sur l'assistance à l'utilisateur ne proposent pas une stratégie de mise à jour *en ligne* et *multimodale*. Ainsi, ils ne tiennent pas compte des *variations inter et intra-individus*.

Nous allons maintenant aborder nos contributions, répondant à nos hypothèses de travail et questions de recherche.

MÉTHODOLOGIE DE REPRÉSENTATION DU PROFIL UTILISATEUR : APPLICATION AU PROFIL DE COMPÉTENCES

3.1	Introduction	50
3.2	Définition du profil opérateur	51
3.2.1	Profil de tâche	51
3.2.2	Profil général	51
3.3	Acquisition des informations nécessaires à l'analyse du profil	52
3.3.1	Questionnaires	53
3.3.2	Capteurs internes du robot	53
3.3.2.1	Principe de l'approche	54
3.3.2.2	Apports de l'observation par le robot	54
3.4	Vers une interprétation intelligente des signaux	54
3.4.1	Détection d'anomalie : quand l'objectif de la tâche n'est pas atteint	55
3.4.1.1	Tâche indivisible	55
3.4.1.2	Tâche composées ou à évènements	57
3.4.2	Le niveau d'expertise : un élément essentiel pour l'étude du profil de tâche	58
3.5	Définition et classification des compétences et de leurs indicateurs	61
3.5.1	Rapidité	62
3.5.2	Contrôle du mouvement	62
3.5.3	Contrôle de l'effort	64
3.5.4	Maîtrise du robot et de l'outil	64
3.5.5	Maîtrise des étapes	64
3.6	Niveau de compétence et d'expertise	65
3.6.1	Attribution d'un score aux KSIs	65
3.6.2	Estimation du niveau de compétence	66
3.6.3	Détermination de la distance entre le comportement humain mesuré et le comportement de référence	67
3.7	Validation de l'approche	69
3.7.1	Choix des compétences et KSIs associés	69
3.7.2	Connaissance experte	70
3.7.3	Protocole	70
3.7.4	Résultats	71
3.8	Généralisation aux autres caractéristiques du profil de tâche	72
3.8.1	Caractérisation de la confiance	72
3.8.2	Détermination du rythme	72
3.8.3	Détection de l'intention	73
3.8.4	Caractérisation de la fatigue musculaire	73

3.9 Conclusion	74
--------------------------	----

3.1 INTRODUCTION

Chapitre 2.

*Extrait de
(CIRCADIAN, 2020),
traduit de l'anglais.*

Pour identifier les points d'amélioration du bien-être au travail, nous avons établi l'importance du profil. Les travaux de la littérature ont mis en évidence l'absence de méthodologie de représentation du profil utilisateur, qui soit à la fois non intrusive et dynamique. D'aucuns pourraient questionner d'un point de vue éthique l'étude du profil, mais "selon la logique du fromage suisse de Reason (REASON, 2016), le contrôle opérationnel devrait se concentrer sur la modification des conditions de travail des individus plutôt que d'essayer de changer chaque personne. Selon ce modèle, l'enquête sur les incidents ne devrait pas se focaliser sur qui a commis une erreur, mais plutôt sur comment et pourquoi les défenses systématiques n'ont pas réussi à prévenir l'incident". Cette logique s'applique à notre travail et pour compléter notre postulat 1 de départ, la méthodologie d'élaboration du profil utilisateur doit déterminer le **comment** et **pourquoi** certains opérateurs sont moins efficaces. En agissant en conséquence, nous espérons améliorer leur bien être au travail, plutôt que de leur reprocher leur comportement.

Dans ce chapitre, nous proposons de distinguer le profil général du profil de tâche. Cette division nous amène à concevoir deux approches complémentaires pour évaluer le profil opérateur. La première établit le profil général, par définition principalement invariant, à l'aide de deux questionnaires renseignés par l'opérateur avant et après la réalisation de la tâche. Dans un second temps, nous estimons dynamiquement le profil de tâche par l'analyse des signaux du robot, circulant durant la réalisation de la tâche. En observant l'utilisateur via les données internes du robot, nous ne sommes pas omniscients. Si cette caractéristique conforte l'opérateur, des stratégies doivent être mises en place pour assurer la vraisemblance du profil. Ainsi, avant toute analyse des données, nous vérifions que l'objectif de la tâche est atteint ; et nous nous concentrons, en premier lieu, sur le profil de compétence. En effet, une instabilité dans le comportement d'un opérateur est plus significative chez un expert de la tâche, pour lequel la cause du manque de formation peut être écartée. Nous établissons le niveau d'expertise en définissant des critères, i.e. des compétences, et en leur attribuant un niveau à l'aide d'indicateurs. Enfin, nous abordons la caractérisation des autres aspects du profil de tâche.

Avant de caractériser le profil opérateur, nous nous arrêtons sur sa définition.

3.2 DÉFINITION DU PROFIL OPÉRATEUR

Les travaux de l'état de l'art ne définissent pas clairement le profil. On ne trouve pas non plus de consensus dans les dictionnaires. Selon le dictionnaire Oxford, le profil est "un registre de caractéristiques psychologiques ou comportementales d'une personne, de ses préférences, etc.". Le lecteur doit deviner ce qui se cache derrière et cetera. Le dictionnaire Macmillan fournit une définition plus large encore, qui va au delà de l'individu, puisqu'il le caractérise comme "une description d'une personne, d'un groupe, ou d'une organisation qui contient tous les détails dont on a besoin". L'absence de consensus nous a amenés à formuler notre propre définition. Dans la suite de ce manuscrit, par profil, nous entendons :

Définition 3.1: Profil

Toutes les caractéristiques qui définissent un individu et affectent son entreprise.

De nombreux attributs du profil ont un impact sur la collaboration humain-robot. Nous en présentons une liste non exhaustive Figure 14. Nous y distinguons deux catégories de profil : à l'échelle de la tâche d'une part, et plus largement à celle de la personne.

3.2.1 Profil de tâche

Le profil de tâche comprend toutes les caractéristiques de l'utilisateur directement associées à la tâche. Certaines peuvent être observées à chaque cycle, notamment la *vitesse* d'exécution du sujet et son *activité courante*, quand d'autres nécessitent une analyse sur plusieurs cycles, en particulier son *niveau d'expertise*. Cette constatation a donné lieu à une sous-classification des éléments : ceux *bas niveau*, observables dès le premier cycle, comme l'*effort appliqué* par l'utilisateur ou ses *préférences de mouvement* et ceux à *haut niveau*, construits progressivement à partir des aspects bas niveau et victimes du démarrage à froid. Citons notamment la *fatigue musculaire* et l'*intention* du sujet.

3.2.2 Profil général

Au contraire, le profil général est dédié à tous les autres attributs, qu'ils soient *invariants* pendant la tâche, comme les *caractéristiques* telles que la *taille* et le *genre* et les *traits de personnalité* dont fait partie le *rythme circadien*, ou influencés par son exécution et donc *variables*; on pense entre autres à la *fatigue physique générale* pour l'état externe

Section 2.3.2.4.

Définitions traduites de l'anglais.

Dans notre cas, le problème du démarrage à froid (cold start en anglais) est l'incapacité d'observer des caractéristiques durant les premiers cycles, car le passé de l'utilisateur est inconnu.

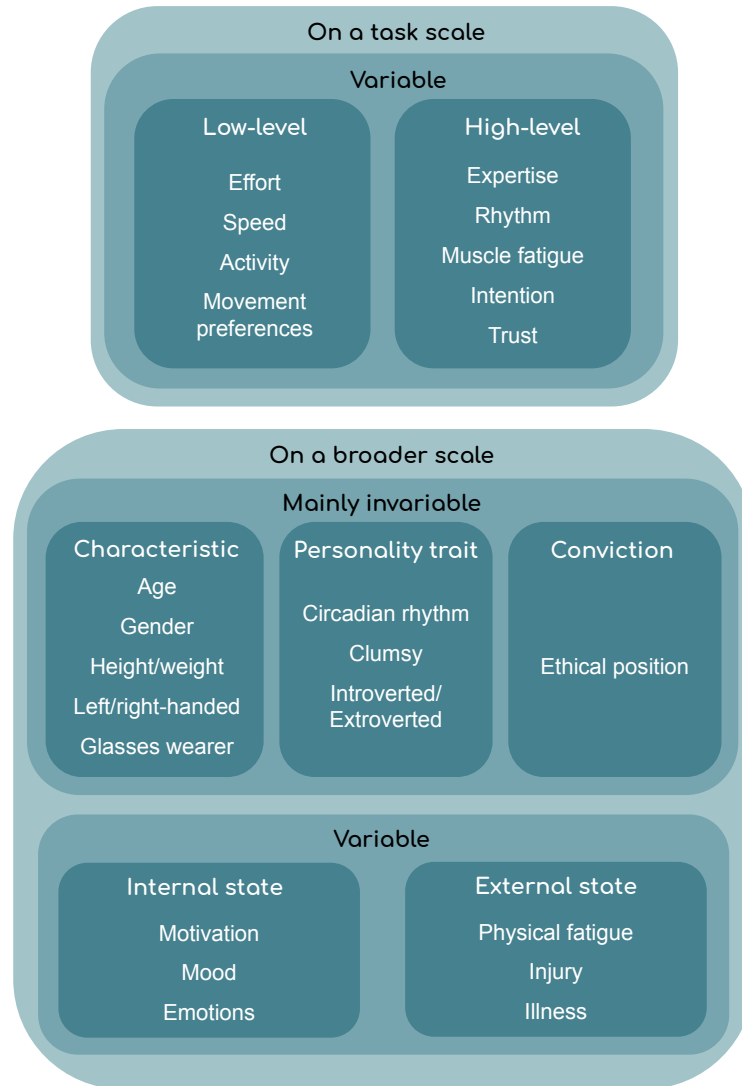


FIGURE 14 – Liste non-exhaustive des caractéristiques d'un profil opérateur

et à la *motivation* pour l'*état interne*, qui sont susceptibles d'évoluer négativement au fil des répétitions de la tâche.

Le profil défini, se pose la question de l'acquisition des données nous permettant de quantifier chacune de ses caractéristiques.

3.3 ACQUISITION DES INFORMATIONS NÉCESSAIRES À L'ANALYSE DU PROFIL

Dans le contexte industriel, la méthode d'élaboration en ligne du profil de l'opérateur est contrainte. L'ajout de capteurs à même la personne n'est pas confortable et peut donner l'impression à l'opérateur qu'il est observé. En effet, les systèmes intrusifs pouvant enregistrer des données très personnelles, l'opérateur peut y voir une intrusion

Plus de détails sont donnés Hypothèse 1.

à sa vie privée. Comme mentionné précédemment, nous distinguons le profil de tâche (Section 3.2.1) du profil général (Section 3.2.2). Si le second est moins sujet aux variations et peut être déterminé à l'aide de questionnaires, le premier nécessite une évaluation en ligne.

3.3.1 Questionnaires

Afin d'obtenir des informations sur le profil général de l'opérateur, nous proposons un formulaire, visible en Annexe A, Figure 55. Il doit être rempli en amont de la réalisation de la tâche et contient 3 parties. La première (Figure 55a) traite des caractéristiques généralement invariables durant l'exécution de la tâche, telles que l'âge, la *taille*, la *corpulence* et le *métier*. La dernière partie (Figure 55c) aborde des notions plus variables, comme la *fatigue physique* et la *motivation*. Pour apprécier l'impact de l'exécution de la tâche sur l'évolution de l'opérateur, elles sont réévaluées à l'aide d'un deuxième questionnaire, complété après l'exécution de la tâche. Ce formulaire est décliné en deux versions en Annexe A Figures 56 et 57, mais la partie "état après expérimentation" est commune aux deux (Figures 56b et 57c respectivement).

De plus, le profil de tâche pouvant être partiellement estimé de manière subjective en auto-évaluation, nous avons inclus dans la deuxième partie du premier formulaire (Figure 55b) des questions axées sur le robot et la tâche. On retrouve ce type de questions dans les deux formulaires de fin d'expérimentation (Figures 56a, 56c et 57a, 57c respectivement).

Dans la mesure du possible, nous avons privilégié une échelle de Likert à 5 choix de réponse pour sonder les personnes interrogées. Elle laisse à l'utilisateur un choix neutre.

3.3.2 Capteurs internes du robot

Questionner les opérateurs en ligne sur leur profil de tâche est source de perturbations et subjectif, et utiliser des capteurs est, comme annoncé précédemment, intrusif ; c'est pourquoi nous proposons d'étudier leur comportement indirectement, en recueillant les signaux bruts internes du robot. Cette méthode est analogue à l'amélioration d'expérience proposée par les sites internet, qui s'appuie sur les choix de navigation. Nous nous concentrons en particulier sur le *couple*, la *position* et la *vitesse* de ses articulations, son *état* et éventuellement ses *courants moteurs*. Par exemple, par état, nous entendons un mode de fonctionnement courant du robot, un mode échec ou encore un mode assisté, comme nous l'avons vu dans la description du cas d'usage Λ .

Voir Section 1.2.1.2.

3.3.2.1 Principe de l'approche

Erden et ses collaborateurs (ERDEN et JONKMAN, 2012) ont démontré que l'utilisation du robot comme outil de suivi est une alternative probante aux capteurs intrusifs en pHRC. La réponse du robot témoigne de la force exercée par l'opérateur sur lui, avec un degré d'incertitude dû à la friction de contact. Il convient néanmoins de dissocier le cas où le robot est fixe, asservi en position, de celui où le robot suit le mouvement initié par l'homme. Dans le premier cas, les efforts engendrés par le robot sont l'expression inverse des efforts de l'homme. En effet, le robot compense ces derniers pour maintenir sa position et aucun mouvement n'est perceptible. Au contraire, si le robot est en mode transparent, tout mouvement du robot est le reflet direct de la force appliquée par l'homme sur le robot lui-même ou ce qu'il porte. En définitive, si l'opérateur a un contact physique direct ou non avec le robot, nous pouvons connaître la force qu'il applique, et inférer sa *vitesse*, ses *préférences de mouvement* et son *activité*, ainsi que des informations de plus haut niveau après plusieurs cycles, tels que son *niveau d'expertise* et sa *fatigue musculaire*.

Contact physique indirect : l'opérateur touche le robot au travers d'un objet.

3.3.2.2 Apports de l'observation par le robot

Les avantages de l'élaboration du profil de tâche par l'analyse des données internes du robot sont nombreux. Tout d'abord, cette méthode permet de détecter tout contact physique avec le robot, peu importe son point d'entrée. Elle est également peu coûteuse et fiable même dans un environnement bruyant ou poussiéreux, puisqu'aucun capteur supplémentaire n'est nécessaire. Pour les mêmes raisons, elle n'est pas non plus intrusive. C'est d'autant plus vrai qu'elle n'enregistre des informations sur l'effort de l'utilisateur qu'au moment où il initie un contact avec le robot. Ainsi, toute action non liée à l'interaction avec le robot n'est pas suivie, ce qui laisse une grande liberté à l'opérateur. Néanmoins, cette liberté de mouvement de l'opérateur, sans crainte d'être surveillé, a un coût. Tout contact avec le robot non prévu et/ou extérieur à la tâche, est difficilement identifiable comme tel. S'il est possible de détecter une anomalie dans les enregistrements, il est encore plus complexe de la comprendre sans information complémentaire.

3.4 VERS UNE INTERPRÉTATION INTELLIGENTE DES SIGNAUX

Comme nous venons de le voir et afin de respecter les normes éthiques et politiques, nous observons l'homme uniquement du point de vue du robot, grâce à des signaux bas niveau, nécessaires à son fonctionnement. L'identification du profil peut alors être faussée, ce qui pose la question de comment établir sa vraisemblance. Nous présentons dans cette section deux méthodes pour **assurer la vraisem-**

blance du profil de tâche : la vérification de l'accomplissement de la tâche et donc l'absence d'anomalie et, d'autre part, l'établissement de priorité pour quantifier les éléments du profil, i.e. définir en premier lieu l'expertise.

3.4.1 Détection d'anomalie : quand l'objectif de la tâche n'est pas atteint

L'estimation du profil de tâche sur un cycle donné n'a de sens que si le cycle a été correctement réalisé. Nous entendons par là que l'objectif de la tâche est atteint, peu importe le niveau d'expertise de la personne. Afin de pouvoir exclure tout cycle non abouti de l'analyse et, éventuellement les comptabiliser séparément, nous nous sommes intéressés à la détection d'anomalie. Elle ouvre un champ de recherche complexe qui couvre plusieurs domaines (voir Section 2.2.1.2). Nous traiterons séparément le cas des tâches que nous qualifierons d'*indivisibles*, i.e. dont on ne peut distinguer les parties, en l'absence de tout signal binaire facilitant le découpage, des tâches *composées* ou à *événements*.

3.4.1.1 Tâche indivisible

En l'absence d'événements indicateurs du bon déroulement de la tâche, les données sont analysées d'un seul tenant.

Choix de l'algorithme

Comme nous l'avons vu dans l'état de l'art Section 2.2.1.2, le réseau convolutif temporel (TCN) est la technique la plus adaptée à notre besoin. Cet algorithme couplé à une fonction de coût classique est cependant conçu pour ne discriminer que les classes déjà rencontrées durant l'entraînement dans des proportions égales. Dans notre cas, les anomalies ne peuvent être répertoriées de manière exhaustive, car il existe de nombreuses façons de commettre des erreurs dans la réalisation d'une tâche. C'est d'autant plus compliqué que nous avons un facteur humain. De plus, les cycles contenant une anomalie sont bien plus rares que les cycles nominaux. En *Machine Learning*, ce problème est connu sous le nom de classes inégales. Nous disposons donc principalement d'exemples de cycles valides (classe négative) et de quelques cycles aberrants (classe positive), ne reflétant pas toutes les anomalies possibles. Pour tenir compte de ce déséquilibre, nous avons choisi d'utiliser le TCN avec une fonction coût *contrastive* définie par Hadsell et al. (HADSELL, CHOPRA et LECUN, 2006), et reportée dans l'Équation 5.

$$L(W, Y, X) = \frac{1}{2}((1 - Y)D_W^2 + Y\max(0, m - D_W)^2) \quad (5)$$

TCN : Temporal Convolutional Network.

Skewed classes en anglais.

L représente le coût contrastif, m la marge de l'hypersphère et W, Y, X les poids, classe attendue (ou vérité terrain) et entrées de la dernière couche du réseau respectivement.

Cette fonction de coût vise d'une part à minimiser la distance entre les cycles valides et le centre de l'hypersphère et, d'autre part, à maximiser la distance entre les anomalies et le centre de l'hypersphère. Les exemples de la classe négative sont donc rassemblés et les valeurs aberrantes sont écartées. Le classifieur TCN est entraîné hors ligne, sur les données recueillies lors de la tâche, et le modèle formé est ensuite exécuté en ligne, pour vérifier la bonne exécution de chaque cycle.

Validation de l'algorithme

L'algorithme proposé a été entraîné hors ligne sur les données de notre première expérimentation, où 11 participants ont effectué la tâche Υ à 30 reprises. La Figure 15 illustre l'évolution des courants moteurs moyennés du robot au cours d'un cycle. Chaque vissage correspond à un pic. C'est la réponse du robot au stimuli de l'agent humain pour maintenir sa position. Théoriquement, cette tâche peut être divisée en deux sous-tâches, chacune correspondant à un vissage. Néanmoins, aucun signal binaire n'indique la fin d'un vissage, ce qui complique le découpage. Nous traitons donc ce cas d'usage comme une tâche indivisible. Afin de compléter le jeu de données de l'expérimentation Figures 15a et 16a, insuffisant pour l'entraînement, des données de cycles valides Figure 15b et non valides Figures 16b et 16c ont été générées. Le seuil de la fonction coût contrastive pour distinguer un cycle nominal d'un cycle anormal et la marge m ont été ajustés à l'aide du set de validation. Nous avons aussi arrêté de façon anticipée l'entraînement pour éviter tout sur-apprentissage. Nous avons mesuré les performances du modèle avec la F-mesure (voir Section 2.2.1.2.2). Les résultats ont été reportés Tableau 12. 3 erreurs de classification ont été notées avec l'ensemble de test. Elles correspondent aux cycles où les données étaient particulièrement bruitées, notamment car le sujet s'est appuyé sur le robot durant l'exécution de la tâche. Nous avons également testé le réseau entraîné sur 50 nouveaux cycles anormaux (voir Figure 17). Le premier, Figure 17a, représente une tâche où le robot ne reçoit aucun contact physique, il reste donc au repos : on voit donc du bruit. Le second, Figure 17b, correspond à une tâche où l'action engendre de fortes vibrations, qui s'atténuent au fil du temps. Dans les deux situations, les cycles ont été classés comme invalides. On peut ainsi conclure que notre réseau est capable de généraliser, comme attendu de part sa construction.

Si le classifieur TCN est efficace pour des tâches indivisibles, qui ne contiennent qu'une ou deux actions brèves, et où l'on peut facilement compléter le jeu de données par des données générées, qu'en est-il des tâches plus complexes ?

Le cas d'usage est décrit Section 1.2.1.1. Seules les données des courants moteurs des 6 axes du robot sont disponibles pour cette tâche.

Le sur-apprentissage ou overfitting désigne le fait que les performances du modèle sur le set d'entraînement sont excellentes au détriment des performances générales du modèle (sur des nouveaux jeux de données).

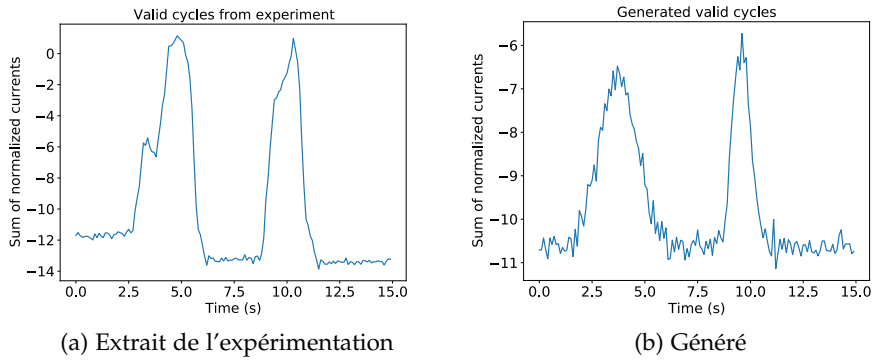


FIGURE 15 – Cycles de la classe négative, objectif de tâche atteint

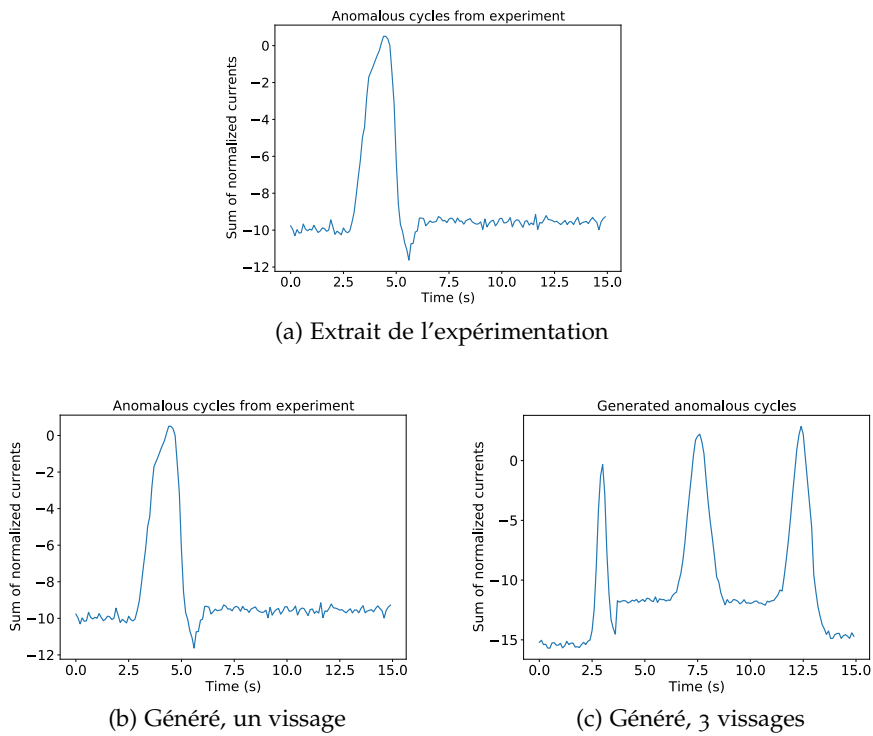


FIGURE 16 – Cycles de la classe positive, objectif de tâche non atteint

3.4.1.2 Tâche composées ou à évènements

Si nous appliquons directement la méthode employée pour les tâches indivisibles sur les tâches composées ou à évènements, nous rencontrerons de nombreux problèmes. En effet, les combinaisons possibles pour atteindre l'objectif de la tâche augmentent drastiquement avec le nombre d'actions, ce qui veut dire qu'il faudra un jeu de données d'entraînement du TCN très conséquent. Cela est difficile à obtenir.

Pour pallier ce problème, nous proposons d'utiliser les propriétés des tâches composées pour vérifier que la tâche a été réalisée correcte-

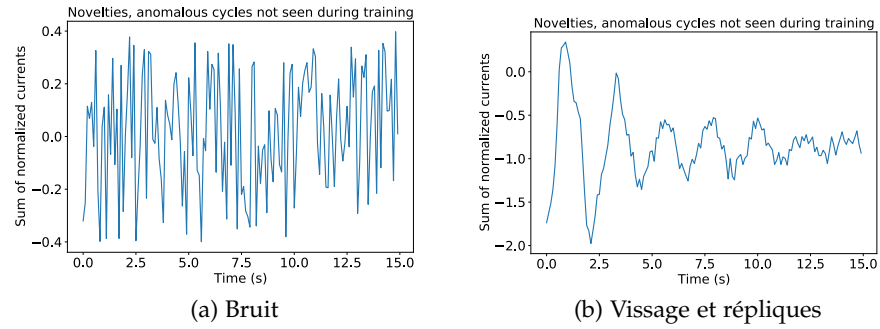


FIGURE 17 – Cycles de la classe positive, jamais présentés à l'entraînement

	Training set	Validation set	Test set
Number of examples	3342 (3191 generated)	847 (809 generated)	48
Number of anomalies	833	217	19
F1-score	1	1	0.94

TABLE 12 – Résultats du classifieur TCN

ment. Ces tâches se déclinent en plusieurs actions, il est donc possible de les découper, à l'aide d'événements déclenchés à chaque fin d'action ou de groupe d'actions. La génération d'un événement, à lui seul, permet de confirmer qu'un sous-objectif de la tâche a été atteint. Si nous voulons nous en assurer, il est alors envisageable d'utiliser, sur la sous-tâche rendue indivisible, la méthode de détection d'anomalie précédemment décrite. La détection d'anomalie requiert toutefois beaucoup de données. En conséquence, nous faisons le choix d'observer d'abord l'expertise de l'opérateur, en supposant qu'aucune anomalie n'est relevée dans les sous-tâches des cas d'application Σ et Λ .

En plus de vérifier l'atteinte de l'objectif de la tâche, il nous faut accorder des priorités différentes aux dimensions du profil de tâche pour assurer la vraisemblance du profil.

3.4.2 Le niveau d'expertise : un élément essentiel pour l'étude du profil de tâche

Les anomalies ne sont pas les seuls écueils à éviter en l'absence d'un point de vue omniscient sur la scène. Prenons l'exemple d'un opérateur qui fait une pause, au beau milieu d'une tâche. Que pouvons-nous en déduire? Quelques réponses possibles sont explicitées ci-dessous :

1. L'opérateur ne sait pas ce qu'il doit faire.

Aucune modification des données du robot n'est perçue.

2. L'opérateur est perturbé par une activité extérieure à la tâche, par exemple un collègue qui lui parle.
3. L'opérateur ressent de la fatigue et fait une pause pour se reposer.

Si l'opérateur est expert de la tâche, la première réponse a une chance très faible d'être correcte et peut donc être écartée. Mettre des probabilités sur les deux autres options est plus ardu. La perturbation extérieure peut intervenir à n'importe quel moment, sans signe annonciateur. Au contraire, la fatigue n'apparaît pas soudainement et on s'attend à ce que le comportement de l'opérateur se dégrade petit à petit avant de s'arrêter. Cette détérioration ne sera visible que si l'opérateur a un comportement stable au préalable. Plusieurs travaux de la littérature se concentrent sur cette stabilité lors de l'accomplissement de différentes tâches motrices. Par exemple, Delignières et al. affirment qu'"une première caractéristique récurrente des coordinations expertes est leur grande stabilité" et que si une variabilité comportementale subsiste, elle "est beaucoup plus réduite chez l'expert que chez le débutant" (DELIGNIÈRES, TEULIER et NOURRIT, 2009). Néanmoins, le comportement stable de l'opérateur ne suffit pas à lui seul pour départager les cas 2 et 3. En effet, il peut à la fois avoir un comportement stable, et être novice. Cette situation n'est pas pérenne et son comportement évoluera dès qu'il comprendra comment mieux réaliser la tâche. Ainsi, si nous partons du postulat 3.1 que le comportement de l'expert est stable et durable, toute dégradation au fil du temps du niveau de compétence d'un expert augmentera la probabilité de la troisième cause citée ici, à savoir, la fatigue. En revanche, en l'absence d'une convergence du comportement vers la valeur experte, il est très difficile de trouver la cause du changement de comportement.

Hypothèse 3.1: Stabilité du comportement expert

Le comportement de l'expert est stable et durable.

Validation empirique

Afin de prouver empiriquement que le comportement de l'expert est stable, au contraire de celui des novices, nous avons utilisé les données des cas d'application Σ et Λ . Dans chaque cas, un expert avait répété maintes fois la tâche. Pour vérifier la stabilité de leur comportement, nous avons tracé l'écart type (STD) du comportement mesuré de tous les participants sur les Figures 18 et 19. L'écart type nous permet de mesurer la dispersion des valeurs et de confirmer ou infirmer l'hypothèse 3.1. Pour le premier cas d'usage Σ , nous avons mesuré la dispersion du comportement mesuré sur chaque indicateur de compétence directement. Au contraire, pour la tâche du cas

Environ une cinquantaine de fois.

L'écart type est la standard deviation (STD) en anglais.

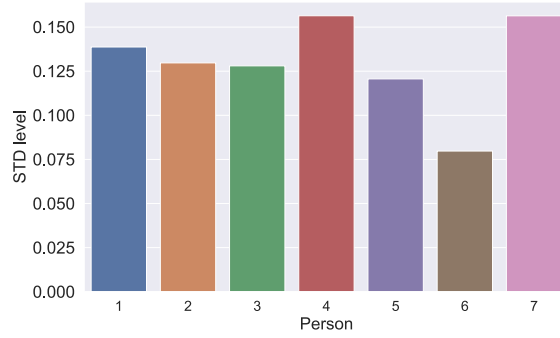


FIGURE 18 – Stabilité du comportement mesuré sur le cas d’usage Σ . Le volontaire 6 est expert de la tâche.



FIGURE 19 – Stabilité du niveau d’expertise, au fil des répétitions des déplacements des 8 caisses du cas d’usage Λ

d’usage Λ , nous avons mesuré l’écart type sur le niveau d’expertise des participants. Cela n’a pas d’incidence sur l’interprétation.

Dans la Figure 18, nous constatons que le 6ème participant, l’expert, se distingue des autres par un écart type moyen plus bas. Le nombre de répétitions étant peu important, nous n’avons pas vérifié la durabilité pour ce cas d’usage. Si nous nous focalisons maintenant sur la Figure 19, nous pouvons observer qu’au fil des répétitions de la tâche, les novices qui étaient stables sur la première itération du déplacement des 8 caisses ($STD < 0.05$), citons notamment les participants 23, 15, 1 et 8, ont un comportement qui a par la suite varié lorsqu’ils ont commencé à gagner en compétence. Ce n’est pas le cas de la personne 12, experte, dont le STD est < 0.05 tout au long de l’expérimentation.

Ces deux exemples confirment notre postulat 3.1, que l’expert a un comportement stable et durable.

Discussion

Nous avons vu, au travers d'un exemple, l'intérêt qu'avait le comportement expert pour départager des situations anormales. Ainsi, parmi les caractéristiques haut niveau, il nous semble important d'identifier en priorité le niveau d'expertise de l'opérateur. Une fois l'opérateur expert, un biais pourra être écarté lors de l'observation de tout changement dans son comportement.

Les aspects bas niveau du profil de tâche ne sont pas évoqués ici, car toute déviation dans leur valeur est la conséquence d'un comportement anormal, et non la cause. Néanmoins, de part leur définition, ils doivent être caractérisés en premier lieu, soit avant toute déduction des caractéristiques de plus haut niveau. Ils sont soit directement extraits des données (la *vitesse* et l'*effort* notamment), soit dérivés de la connaissance a priori de la tâche. Nous pensons notamment à la *reconnaissance d'activité*. Dans notre contexte particulier où la tâche et les sous-tâches sont connues et répétitives, les activités ou actions sont aisément identifiables. Si le contexte était différent, la reconnaissance d'activité pourrait être classée dans les caractéristiques haut niveau et nous aurions besoin de nous appuyer sur les travaux du domaine.

Nous allons décrire dans les sections suivantes comment caractériser le niveau d'expertise à partir des données brutes du robot. Par la suite, cette méthode pourra se généraliser aux autres éléments haut niveau du profil de tâche, comme la fatigue musculaire.

La fatigue musculaire peut entraîner, par exemple, une baisse de la vitesse.

Lara & Labrador proposent un état de l'art (LARA et LABRADOR, 2012) de la reconnaissance d'activité.

3.5 DÉFINITION ET CLASSIFICATION DES COMPÉTENCES ET DE LEURS INDICATEURS

Pour caractériser le niveau d'expertise d'un opérateur, il faut d'abord définir les compétences qu'il doit maîtriser pour réaliser au mieux la tâche. Nous considérons ici le cas le plus complexe, où les tâches sont composées. Toutes les actions ne requièrent pas les mêmes compétences. Nous ne pouvons donc pas analyser directement l'ensemble de la tâche. Nous avons créé des fenêtres d'observation ou sous-tâches, basées sur des événements clés. Cette décomposition en sous-tâches n'est pas unique. Lorsqu'un événement clé est déclenché, le niveau d'expertise est calculé sur la fenêtre d'observation passée, à partir des compétences requises pour la sous-tâche. Nous illustrons Figure 20 le processus de découpage d'une tâche de *pick & place*. Une première fenêtre d'observation correspondant à la sous-tâche d'*approche* est interrompue lors de la réception d'un événement clé, l'*appui sur les hommes-morts*. Le profil de compétence est alors dressé. Il s'en suit la création d'une seconde fenêtre d'observation et ainsi de suite.

Au contraire des tâches indivisibles, les tâches composées peuvent être découpées en sous-tâches. Ces événements sont spécifiques à la tâche, par exemple l'appui sur un bouton.

Les compétences basiques telles que la compréhension orale et visuelle et la dextérité sont supposées acquises. Nous avons identifié 5

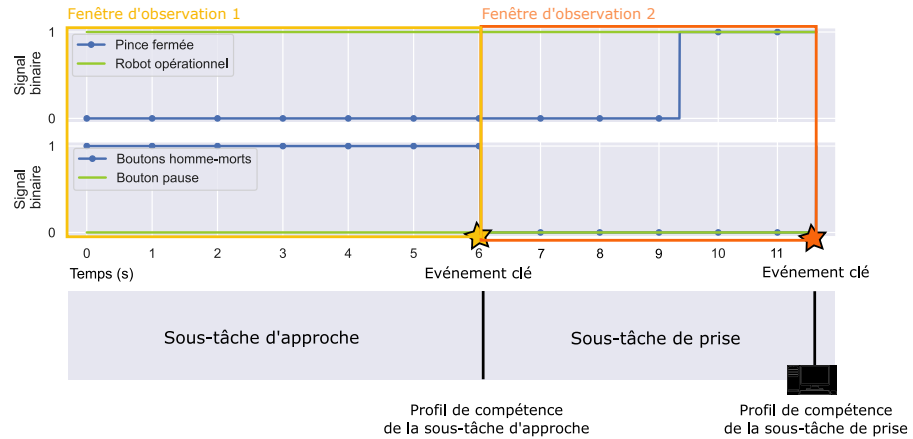


FIGURE 20 – Exemple de découpage d'une tâche de *pick & place*. L'appui sur les hommes-morts, l'événement clé dans cet exemple, entraîne le calcul du profil de compétence sur la sous-tâche précédente. Les autres événements, tels que la fermeture des pinces n'ont pas d'impact.

compétences clés en pHRC : la *rapidité*, le *contrôle du mouvement* et de l'*effort*, et la *maîtrise du robot/outil* et des *étapes*. Pour leur attribuer un niveau à partir des données brutes du robot, nous utilisons un intermédiaire : les indicateurs clés de compétence (KSI), détaillés Table 13. Le choix des KSIs et des compétences parmi ceux listés est inhérent à la tâche. Les cinq compétences clés sont décrites dans ce qui suit.

KSI pour Key Skill Indicator en anglais.

3.5.1 Rapidité

Si les grandeurs ne sont pas sans dimension, les unités sont précisées entre parenthèse.

La rapidité caractérise la vitesse du mouvement humain. Le temps est la première mesure que nous pouvons utiliser pour discriminer un novice, souvent plus lent, d'un opérateur expert, à l'aide des KSIs suivants :

- L'heure de début ζ (s) et la durée θ (s) de la tâche.
- La vitesse maximale γ (rad/s ou m/s) et la vitesse moyenne α (rad/s ou m/s) du robot pour chaque axe durant l'exécution de la tâche. On s'attend à ce qu'un expert manipule plus rapidement le robot vers son objectif.

Spécifique à la co-manipulation. Ces KSIs coïncident avec la notion de vitesse du profil de tâche bas niveau.

3.5.2 Contrôle du mouvement

Cette compétence comprend la capacité de l'opérateur à mouvoir le robot, ainsi qu'à coordonner leurs mouvements respectifs. Puisque l'effort appliqué par l'homme sur le robot génère un déplacement, nous considérons directement la trajectoire, et non pas l'effort. Deux indicateurs nous permettent de caractériser cette compétence.

Spécifique à la co-manipulation.

- La longueur du chemin λ_p , qui est la longueur de la trajectoire du robot le long de chaque axe α , en cartésien. Ce KSI est nor-

Compétence	Indicateur	Donnée brute (robot)
Rapidité	Heure/Temps de début	Horloge
	Durée	Minuteur
	Vitesse maximale	Vitesse articulaire
	Vitesse moyenne	
Contrôle du mouvement	Longueur du chemin	Position articulaire
	Fluidité du mouvement	Accélération articulaire
Contrôle de l'effort	Longueur d'effort	Couple articulaire et/ou Courant moteur
	Effort maximum	
	Effort moyen	
Maîtrise robot/outil	Évènement	Spécifique à la tâche : - État d'échec, - Pince fermée/ouverte, - Bouton on/off, etc.
Maîtrise des étapes	Ordre	Spécifique à la tâche : Toute donnée utile
	Répétition	
	Évènement	Spécifique à la tâche : Fin de tâche, etc.

TABLE 13 – Du bas niveau (données brutes) au haut niveau d'informations (compétences) - La liste des indicateurs et données n'est pas exhaustive, nous supposons que le robot est uniquement équipé d'un set de capteurs basiques.

malisé sur la distance totale parcourue pour être robuste aux différences de point de départ et d'arrivée (voir Équation 6). La longueur du chemin inclut également l'orientation ω de l'effecteur, Équation 7. Un chemin peut être plus direct qu'un autre.

$$\lambda_p = \frac{1}{|X_a(T) - X_a(1)|} \sum_{k=1}^T \sqrt{\sum_a (X_a(k) - X_a(k-1))^2} \quad (6)$$

$$\omega = \frac{\text{angle parcouru}}{\text{angle optimal}} \quad (7)$$

X est la position cartésienne, a l'axe, t_e la période d'échantillonnage, $T = \frac{\theta}{t_e}$ le temps discrétisé.

- La fluidité de mouvement σ (s^{-3}), qui est une mesure du changement d'accélération basée sur le jerk j pour chaque axe (HOGAN et FLASH, 1987). La valeur est moyennée sur la distance (voir Équation 8) pour tenir à nouveau compte des différences

entre les points de départ et d'arrivée. Une personne non habituée à manipuler le robot pourrait avoir des mouvements saccadés.

$$\sigma_a = \frac{1}{|X_a(T) - X_a(1)|} \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{k=1}^T j_a(k)^2} \quad (8)$$

3.5.3 Contrôle de l'effort

C'est la capacité à doser l'effort appliqué. Dans le cas d'un robot statique, la force exercée par l'opérateur sur le robot ou un objet tenu par le robot ne provoque pas de mouvement. Il est donc nécessaire d'évaluer l'effort, et non pas la trajectoire du mouvement, aux travers de ces KSIs :

- La longueur d'effort λ_e (Nm), qui est la longueur du parcours du couple articulaire τ (voir Équation 9). Un opérateur expert est supposé avoir un λ_e optimal, acquis progressivement, à force de répéter le même mouvement.

q est l'articulation,
 τ le couple.

$$\lambda_{e_q} = \sum_{k=1}^T |\tau_q(k) - \tau_q(k-1)| \quad (9)$$

Ces KSIs coïncident
avec la notion
d'effort du profil de
tâche bas niveau.

- L'effort maximal ν (Nm) et l'effort moyen μ (Nm), qui sont respectivement les valeurs maximales et moyennes du couple articulaire.

3.5.4 Maîtrise du robot et de l'outil

On exclut les
notions de
mouvement et
d'effort, qui ont déjà
été traitées.

La maîtrise du robot et de l'outil désigne la capacité à utiliser correctement le robot et/ou un outil. Les indicateurs associés sont spécifiques à la tâche et fonction des événements disponibles. On pense notamment aux signaux binaires de boutons, d'une pince et également à l'état du robot (mode échec, etc.).

3.5.5 Maîtrise des étapes

Spécifique aux
tâches complexes/
composées.

C'est la capacité à se rappeler et à effectuer les étapes d'une tâche donnée. On se concentre non pas sur comment la tâche est réalisée, mais plutôt sur la séquence des sous-tâches ou actions. Cette compétence se mesure à l'aide des trois KSIs suivants :

- L'ordre o d'achèvement des sous-tâches. Une séquence d'actions peut être plus efficace qu'une autre.
- Le nombre de répétitions δ d'une sous-tâche, en cas d'échec.
- Tout événement η généré durant la tâche, qui pointe vers la maîtrise de la tâche. Ce peut être par exemple un signal validant une sous-tâche.

Nous avons dressé dans cette section une liste des compétences et indicateurs utiles en pHRC. Pour devenir expert d'une sous-tâche, l'opérateur devra maîtriser une ou plusieurs compétences de la liste. En choisissant toutes les compétences utiles à l'exécution des différentes sous-tâches, nous formons le *profil de compétence*. Ce profil défini, nous pouvons quantifier le niveau de chacune des compétences qui le composent, afin d'obtenir, en les cumulant, le niveau d'expertise de l'opérateur sur toute la tâche.

3.6 NIVEAU DE COMPÉTENCE ET D'EXPERTISE

Pour atteindre notre objectif final, à savoir identifier les points d'amélioration de la qualité de vie au travail, une catégorisation binaire novice/expert par compétence n'est pas suffisante. Nous avons donc mis au point une méthode pour attribuer une note aux KSIs, entre 0 et 1. À partir de ces scores, nous pouvons déduire le niveau des compétences, puis d'expertise de l'opérateur.

0 pour grand débutant, et 1 pour expert.

3.6.1 Attribution d'un score aux KSIs

Nous mesurons le score brut d'un KSI comme suit :

Définition 3.2: Niveau d'un KSI

Soit S_u l'ensemble des utilisateurs, j le $j^{\text{ème}}$ cycle d'une tâche donnée d'un utilisateur $u \in S_u$, r_i le comportement de référence pour le $i^{\text{ème}}$ KSI, $b_{i,j}$ le comportement mesuré de l'utilisateur u pour le $i^{\text{ème}}$ KSI au cycle j , et $d_{r_i}(x) \in [0, 1]$ une distance donnée. Le niveau l du $i^{\text{ème}}$ KSI d'une compétence donnée est défini comme :

$$l_i(j) = 1 - d_{r_i}(b_{i,j}) \quad (10)$$

d doit être minimisée quand le comportement mesuré x est proche de r_i .

Le comportement de l'homme n'est pas répétable et sujet à des erreurs ponctuelles. Le score défini Équation 10 fluctuera fortement en conséquence, et sera peu significatif. De plus, nous avons vu Section 3.4.2 que la stabilité était un critère d'expertise. Pour assurer une continuité dans le niveau du KSI, et sa constance, nous avons défini un score moyen cumulé.

Définition 3.3: Score moyen cumulé d'un KSI

w doit être suffisamment grand pour que le score soit robuste aux déviations inter-individuelles.

Soit m et n les $m^{\text{ème}}$ et $n^{\text{ème}}$ cycles avec $m < n$, et $w = n - m$ la taille de la fenêtre d'observation. Le score moyen cumulé c d'un KSI i au $n^{\text{ème}}$ cycle est calculé ainsi :

$$c_i(n) = \frac{1}{w} \sum_{j=m}^n l_i(j) \quad (11)$$

3.6.2 Estimation du niveau de compétence

Nous pouvons désormais calculer, à partir de la définition 3.3, le niveau d'une compétence comme étant la moyenne des scores des KSIs qui lui sont associés.

Définition 3.4: Niveau d'une compétence

Soit S_i^s l'ensemble des indicateurs d'une compétence s , j le $j^{\text{ème}}$ cycle d'une tâche donnée réalisée par un utilisateur $u \in S_u$. Le niveau de compétence L de u est spécifié comme :

k est le cardinal de S_i^s .

$$L(j) = \frac{1}{k} \sum_{i \in S_i^s} c_i(j) \quad (12)$$

Le niveau de compétence n'est, néanmoins, pas considéré comme un témoin de maîtrise de la tâche. En effet, il peut être supérieur à un seuil d'expertise donné, sans que l'utilisateur ne maîtrise réellement la compétence; notamment, si le score d'un des indicateurs est en-dessous dudit seuil.

Définition 3.5: Maîtrise d'une compétence

Soit $\beta \in [0, 1]$. Un utilisateur $u \in S_u$ *maîtrise* une compétence s sur un cycle j si et seulement si :

β est appelé le seuil d'expertise.

$$\forall i \in S_i^s, c_i(j) \geq \beta \quad (13)$$

Enfin, nous pouvons déduire la définition d'un expert d'une tâche donnée.

Définition 3.6: Un expert

Un utilisateur $u \in S_u$ est un *expert* d'une tâche donnée s'il maîtrise toutes les compétences requises pour atteindre l'objectif de la tâche. Un utilisateur qui ne satisfait pas cette définition est appelé *novice* ou *débutant*, peu importe le stade d'apprentissage.

L'Équation 13 doit être vérifiée pour toutes les compétences.

Étant donné que l'expert doit maîtriser toutes les compétences, il doit, par construction du score d'un KSI, avoir un comportement stable. Cette définition est donc bien cohérente avec la Section 3.4.2.

3.6.3 Détermination de la distance entre le comportement humain mesuré et le comportement de référence

La définition d'un expert repose, par substitution, sur l'Équation 10. Pour que cette dernière puisse être calculée pour chaque KSI, la distance d doit être caractérisée.

Formulation du problème

Nous avons défini la distance $d(x)$, voir Équation 14, comme une fonction gaussienne :

- Asymétrique, puisqu'il est possible que le niveau de compétence soit distribué différemment pour les valeurs inférieures et supérieures à la valeur de référence.
- Complémentaire, car nous souhaitons garantir une distance nulle quand le comportement mesuré est identique au comportement de référence.

Ainsi, la distance est nulle quand $x = \mu$.

$$d_{\mu, \sigma_l, \sigma_u}(x) = \begin{cases} 1 - \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x-\mu)^2}{\sigma_l^2}\right) & \text{if } x \leq \mu \\ 1 - \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x-\mu)^2}{\sigma_u^2}\right) & \text{if } x > \mu \end{cases} \quad (14)$$

x est le comportement mesuré.

Soit μ l'espérance de la gaussienne, σ_l et σ_u les écarts types inférieur pour $x \leq \mu$ et supérieur pour $x > \mu$ respectivement.

Écarts types

Le comportement de référence ou expert pour un indicateur donné ne peut être réduit à une seule valeur, étant donné que le comportement humain n'est pas répétable. Il oscille autour d'une valeur médiane. Nous avons donc défini un intervalle d'expertise : toute valeur $v \in [\beta, 1]$ caractérise un comportement expert (voir Équation 13). Afin de limiter les oscillations entre novice et expert autour de β , nous avons artificiellement augmenté le seuil d'expertise, tant que l'utilisateur n'est pas expert (voir Figure 21). Nous appelons le seuil artificiel variable, α , le seuil d'ombre. Nous souhaitons que le comportement

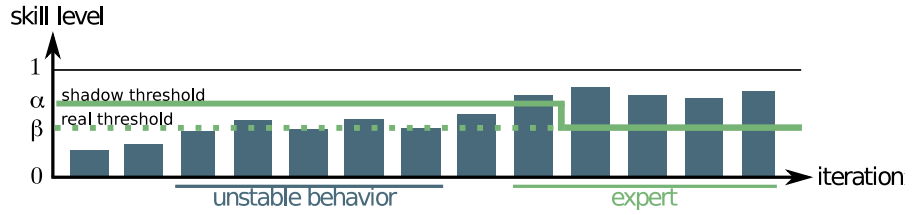


FIGURE 21 – Au départ, dans cet exemple, $\beta < \alpha$, puis $\beta = \alpha$ quand l’opérateur maîtrise la tâche.

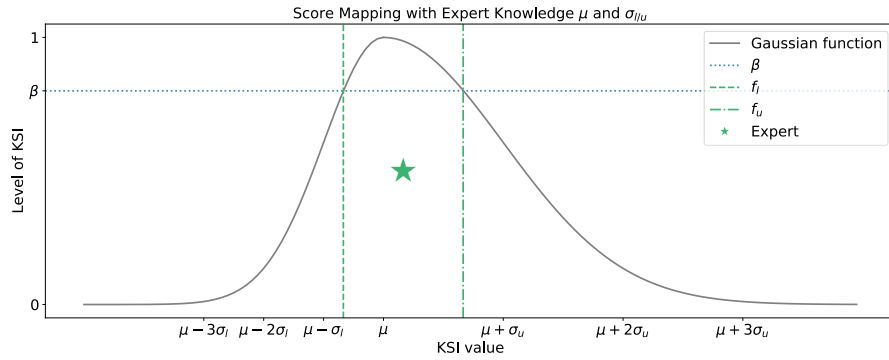


FIGURE 22 – Courbe d’attribution du niveau d’un KSI

expert soit compris dans l’intervalle $[\mu - \sigma_u, \mu + \sigma_u]$ (voir Figure 22). Les écarts types inférieur et supérieur $\sigma_{l/u}$ sont alors soumis à l’Équation 15.

$f_{l/u}$ sont respectivement les bornes inférieur et supérieur de l’intervalle d’expertise.

$$\sigma_{l/u} = \sqrt{-\frac{1}{2 \ln \beta} (f_{l/u} - \mu)^2} \tag{15}$$

Espérance et bornes

Les variables μ et $f_{l/u}$ peuvent être obtenues théoriquement ou empiriquement.

1. La connaissance experte de la tâche peut être exploitée pour définir le comportement *théorique* de référence. Par exemple, l’état d’échec du robot étant une sécurité, il est souhaitable de ne jamais l’atteindre. Le niveau du KSI correspondant au nombre d’état d’échec doit donc être maximal quand aucun défaut n’est détecté.
2. La médiane m , les premier et troisième quartiles q_{25} et q_{75} , et l’écart interquartile $iQr = q_{75} - q_{25}$ peuvent être extraits *empiriquement* des données d’un expert de la tâche, si elles sont disponibles. Nous posons alors :

On a donc $\mu = f_l = 0$ et $f_u < 1$ si aucun défaut n’est toléré, ou $f_u \geq 1$ si on autorise un échec ou plus.

z reflète la confiance dans les données de l’expert ; plus z est grand, et plus on se fie à l’expert.

- $\mu = m$
- $f_l = q_{25} - z \cdot iQr$, avec $z \in [0, 1]$

$$- f_u = q_{75} + z \cdot iQr$$

Les deux méthodes sont complémentaires. La connaissance experte est généralement plus fiable que les mesures du comportement expert. En effet, il n'est, par exemple, pas exclu que l'expert mette occasionnellement le robot en état d'échec. Si on utilise ses données pour définir l'espérance, on aura $\mu > 0$. Mais dans certains cas, il est plus judicieux de s'appuyer sur les données expertes. On pense notamment au KSI λ_p . Si on peut générer la trajectoire idéale du mouvement de co-manipulation à l'aide du modèle du robot et donc théoriquement calculer la valeur experte, cette valeur est humainement inatteignable. Les bornes $f_{l/u}$ devront alors être très larges pour inclure le comportement réel de l'expert, ce qui dégradera la qualité du modèle de compétence.

Nous illustrons et validons dans la section suivante l'approche via le cas d'usage Υ , dans un contexte de pHRC avec contact physique indirect.

3.7 VALIDATION DE L'APPROCHE

Afin de quantifier le niveau d'expertise de l'opérateur lors de l'exécution de la tâche Υ , la première étape est de définir les compétences et leurs KSIs.

3.7.1 Choix des compétences et KSIs associés

Nous avons découpé la tâche en deux sous-tâches identiques, une par vissage. Parmi la liste des compétences illustrée Table 13, nous avons écarté le contrôle du mouvement et la maîtrise robot, étant donné que le robot est fixe et la visseuse non connectée. D'autre part, nous supposons que les cycles sont nominaux, la maîtrise des étapes de la tâche est garantie. Ainsi, nous avons uniquement retenu la *rapidité* et le *contrôle de l'effort* comme compétences utiles. La première est caractérisée aux travers de l'indicateur de durée, annoté Figure 23. Le contrôle de l'effort est, quant à lui, mesuré par l'effort maximal. Il serait plus exact de parler de courant moteur maximal, étant donné que nous enregistrons les courants moteurs et non pas les couples articulaires. Néanmoins, le robot étant fixe, les variations de courant reflètent son action de maintien en position, suite aux efforts appliqués par l'agent humain sur l'objet qu'il tient. Les variations de courant moteur sont donc directement liées aux efforts de l'opérateur, d'où la terminologie employée.

Compte tenu de l'absence d'expert de la tâche, nous avons exploité la connaissance experte pour définir le comportement de référence.

λ_p est la longueur d'une trajectoire donnée.

Le modèle du robot est théorique, et ne reproduit que partiellement le mouvement réel du robot.

Les courants moteurs des 6 axes sont normalisés et sommés.

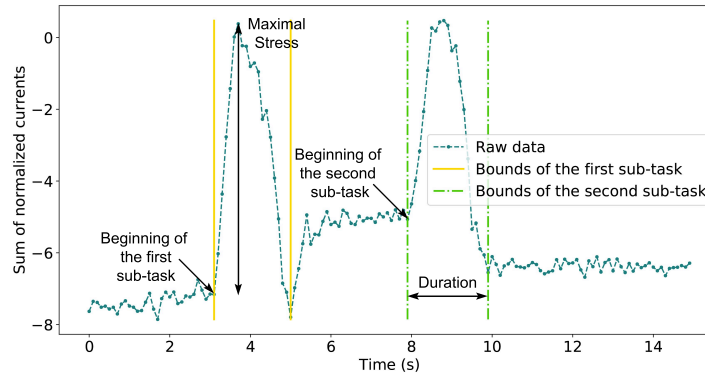


FIGURE 23 – Exemple des courants moteurs sommés du robot lors d'un cycle du cas d'usage Υ

3.7.2 *Connaissance experte*

Les connaissances des experts peuvent être synthétisées comme suit pour le cas d'utilisation donné :

- Effort maximal : en l'absence de résistance et avec une tête de vis adaptée à la pointe du tournevis, l'opérateur n'a pas besoin d'appliquer une force supplémentaire pour visser. L'effort maximal doit donc être faible.
- Durée : le vissage ne doit pas prendre plus de temps que nécessaire. L'expert s'arrête dès qu'il est en butée.

Grâce à ces informations, nous pouvons définir le comportement de référence et estimer le niveau de compétence de chaque utilisateur, sur les données collectées à l'aide du protocole décrit dans la suite.

3.7.3 *Protocole*

3 femmes, 8 hommes,
âgés de 24 à 53 ans,
âge moyen de 35 ans

11 volontaires ont pris part à l'expérimentation. Sa durée a été fixée à 30 minutes. En premier lieu, la tâche fut expliquée oralement à chaque participant, sans démonstration pratique pour éviter toute interférence avec leurs connaissances initiales. C'est d'autant plus important que personne n'était expert et donc qu'il était impossible de montrer les bons comportements à adopter pour réaliser la tâche. L'objectif était simple : les participants devaient fixer, à l'aide d'une visseuse, un objet avec deux vis sur un moteur tenu par le robot devant eux, en 15 secondes. A la fin de chaque cycle, ils retiraient les vis pour pouvoir recommencer. Une phase d'entraînement, sans enregistrement de leur performance, leur était proposée. L'étape d'enregistrement des données du robot a été divisée en deux parties :

Voir Figure 3.

- 15 cycles nominaux, avec deux vissages.
- 15 cycles comportant des anomalies, comme l'oubli d'un vissage, utilisés précédemment pour la détection d'anomalie. Nous

	Person number	8	7	1	5	9	10	11	4	3	6	2
KSI score (%)	ST1 duration	88.6	88.7	92.3	83.8	89.2	85.6	96.2	82.8	92.2	93.1	97.6
	ST1 max effort	7.1	34.2	41.7	77.3	77.5	90.3	87.9	92.7	90.1	95.7	96.8
	ST2 duration	87.8	92.5	95.4	81.1	98	75.5	90.6	90.8	98.3	94.6	89.6
	ST2 max effort	4.4	19.6	32.5	38.9	66.8	88.7	82.2	92.6	84	87.7	97.1
	Average score	47	58.7	65.5	70.3	82.9	85	89.2	89.7	91.1	92.8	95.3

Legend: **Above practical skilled threshold** - Expert of the task

ST1 et ST2 correspondent respectivement aux sous-tâches 1 et 2.

TABLE 14 – Moyenne cumulée du niveau des KSIs lors du dernier cycle de l'expérimentation. Les sujets sont classés par ordre croissant de niveau d'expertise. Les valeurs en gras correspondent à un score supérieur au seuil β . Les 5 sujets surlignés en vert maîtrisent chaque indicateur, et donc chaque compétence. Ils sont experts de la tâche.

Participant	Information
1	Peu accoutumé(e) à manipuler une visseuse.
2	Familier(e) avec le cas d'usage.
3	Habitué(e) à manipuler une visseuse.
4	Habitué(e) à manipuler une visseuse.
5	Très rapide.
6	Habitué(e) à manipuler une visseuse.
7	Vissage prolongé, après que la vis ait atteint la butée.
8	Vissage en force.
9	Habitué(e) à manipuler une visseuse.
10	Habitué(e) à manipuler une visseuse.
11	Habitué(e) à manipuler une visseuse.

TABLE 15 – Liste des observations, ou compétences techniques connues

supposerons que ces cycles sont identifiés comme anormaux par la suite et écartés.

3.7.4 Résultats

Nous avons comparé le niveau des compétences des utilisateurs, Table 14, avec ce que nous savions de leurs compétences techniques et nos observations Table 15. Nous avons constaté que les deux résultats sont corrélés ; par exemple, les sujets 4, 10, 11, habitués à manipuler une visseuse, ont un niveau de compétence du contrôle de l'effort élevé. Ainsi, cette expérimentation confirme la viabilité de notre approche. En effet, nous avons établi que les variations des courants moteurs, observés durant l'exécution de la tâche, sont étroitement liées au profil de l'opérateur, et plus précisément au niveau d'expertise. Nous approfondirons cette relation au travers d'autres tâches plus complexes dans la partie Expérimentation 5.

Le niveau de compétence est évalué en appliquant la formule 12.

Dénoté par un haut score pour l'effort maximal.

Nous avons caractérisé les aspects bas niveau du profil de tâche ainsi que le niveau d'expertise. Nous pouvons désormais nous intéresser aux autres caractéristiques du profil de tâche.

3.8 GÉNÉRALISATION AUX AUTRES CARACTÉRISTIQUES DU PROFIL DE TÂCHE

Parmi les attributs du profil de tâche haut niveau Figure 14, nous avons cité la *confiance*, le *rythme*, l'*intention*, et la *fatigue musculaire*. Dans cette section, nous détaillons comment nous caractérisons ces différents aspects, soit en adaptant la méthodologie relative au niveau d'expertise, décrite Sections 3.5 et 3.6, soit en s'appuyant sur le comportement expert.

3.8.1 *Caractérisation de la confiance*

Pour exploiter au mieux les capacités du robot, l'utilisateur doit faire confiance à la machine, mais aussi à ce qu'il est à même d'accomplir avec elle. La confiance va de pair avec le niveau de compétence de l'opérateur. Si ce dernier ne maîtrise pas bien le robot, et provoque notamment de nombreux états d'échec, il sera de moins en moins en confiance et préférera se passer du robot pour réaliser la tâche. Nous pensons donc qu'en améliorant le niveau d'expertise de l'utilisateur, nous renforçons sa confiance. Nous pouvons également adopter la méthodologie que nous avons suivie pour évaluer le niveau de compétence et définir des indicateurs de confiance. Dans l'exemple précédent, nous pourrions comptabiliser le nombre de fois où :

- L'utilisateur choisit de ne pas utiliser le robot.
- L'opérateur prend et relâche le robot, pour garder le contrôle, et réduire sa vitesse.

La combinaison de ces marqueurs conduira au score de confiance, en ajustant directement la définition 3.5 si la confiance n'est pas divisée en sous-partie ou alors la définition 3.6.

3.8.2 *Détermination du rythme*

Le rythme de l'opérateur se calcule à partir des indicateurs de rapidité (paragraphe 3.5.1). Cependant, on ne peut pas le quantifier tant que le comportement de l'opérateur n'est pas stabilisé, car le rythme implique une périodicité de mouvement. Ainsi, parler du rythme d'un expert a du sens, mais pas de celui d'un novice.

3.8.3 *Détection de l'intention*

Selon ce que l'on veut optimiser, nous n'avons pas besoin du même niveau de granularité d'intention. Connaître les préférences de mouvement de l'opérateur permet, dans un premier temps, d'anticiper une partie de ses mouvements (NIKOLAIDIS et al., 2015). D'autre part, si l'on suppose que l'opérateur est expert et qu'on a accès à son historique d'activités, son comportement devient prévisible. Néanmoins, les méthodes énoncées ne permettent pas de prédire des informations plus précises, telles que la trajectoire de l'opérateur. Il convient de se référer à d'autres moyens (LOSEY et al., 2018).

3.8.4 *Caractérisation de la fatigue musculaire*

La stabilité du comportement expert permet de s'assurer que les variations inter-individuelles ne sont pas dues à une évolution de son niveau de compétence. Quand les muscles se fatiguent, nous ne sommes plus capables de maintenir leur activité et nos mouvements changent. Si le niveau de compétence de l'opérateur varie en parallèle, il est très complexe de décorrélérer les changements de comportement résultant de la fatigue musculaire de ceux issus du gain en expérience. En effet, pour ne pas être intrusif et causer un inconfort à l'opérateur pendant sa tâche, nous n'utilisons pas d'électromyogramme pour mesurer la fatigue musculaire. Ainsi, nous ne caractériserons la fatigue musculaire que chez des opérateurs experts de la tâche.

Afin de quantifier le niveau de fatigue, nous pouvons de la même façon que pour le niveau d'expertise, définir des indicateurs de fatigue. Les KSIs sont impactés par des variations du niveau de fatigue. Il est donc intéressant de les conserver comme marqueurs de la fatigue, auxquels il convient éventuellement d'ajouter d'autres indicateurs pertinents, comme le ralentissement. Néanmoins, la définition 3.3 repose sur le comportement de référence de l'expression de la fatigue, ce qui nous fait défaut. Pour l'obtenir, nous proposons :

- soit de nous appuyer sur le ressenti de l'utilisateur,
- soit d'utiliser des capteurs pour mesurer la fatigue musculaire, notamment les électromyogrammes ou EMG (voir Figure 24). Ces capteurs sont intrusifs, posés à même la peau de l'utilisateur. Etant donné que nous souhaitons limiter leur utilisation, nous pouvons nous en servir provisoirement, comme étiquette pour entraîner un classifieur. Une fois l'apprentissage terminé, ce dernier pourra apprécier le niveau de fatigue de l'opérateur, exclusivement à partir des indicateurs de fatigue.

La première approche est subjective et il n'est pas exclu que l'opérateur ne signale que tardivement sa fatigue musculaire. Nous avons donc choisi d'étudier la seconde technique. Nous avons confirmé sa viabilité sur le cas d'application Σ . L'expert du cas d'usage a répété



FIGURE 24 – Photo d'un bracelet équipé de plusieurs EMG pour mesurer l'activité musculaire.

0 et 1 correspondent aux classes négative et positive respectivement, vis à vis du critère de fatigue.

		Label prédit		Mesure			
		0	1	Classe	Précision	Rappel	F-mesure
Label connu	0	30	0	0	0.94	1	0.97
	1	2	29	1	1	0.94	0.97
Total					0.97	0.97	0.97

(a) Matrice de confusion

(b) Evaluation

TABLE 16 – Performance de Random Forest sur le jeu de données de test

la tâche durant plusieurs jours pendant 1h30 à chaque fois, en portant le bracelet EMG. Ses données ont été utilisées pour entraîner le classifieur Random Forest, choisi car il permet d'identifier les caractéristiques les plus utiles à la classification. Dans un premier temps, nous nous sommes limités à une classification binaire fatigue/pas de fatigue. Les performances de l'algorithme sur les sets d'entraînement et de validation sont maximaux. Les résultats de la détection de fatigue sur le jeu de données test sont donnés Table 16. Seuls deux échantillons ont été mal classés (Figure 16a), ce qui nous conduit à une F-mesure de 0.97. Ainsi, l'algorithme est capable de généraliser et de se détacher des EMG pour déterminer la fatigue de l'opérateur. Cette fatigue se retranscrit par un appui plus prononcé sur le robot lors du vissage du deuxième objet. Néanmoins, nous nous limitons ici à une analyse binaire du niveau de fatigue. Pour y remédier, nous avons également entraîné le classifieur avec 7 classes, ce qui donne une F-mesure de 0.85. Les performances restent encourageantes, mais il faudrait approfondir l'analyse et l'étendre à d'autres experts, car la fatigue pourrait s'exprimer différemment selon les personnes.

F-mesure à 1

3.9 CONCLUSION

Au terme de ce chapitre, nous avons pu établir le profil général et le profil de tâche de l'opérateur : les caractéristiques de ce dernier, propres à la tâche et mises en évidence de façon non intrusive et dynamique par l'interprétation des signaux du robot, s'opposent aux attributs principalement invariants du profil général, obtenus par des

CONCEPTION D'UNE ASSISTANCE PERSONNALISÉE AU PROFIL OPÉRATEUR

4.1	Introduction	78
4.2	Approche globale	79
4.2.1	Q-Learning	79
4.2.2	Application à notre étude	79
4.2.2.1	Agent (RL)	79
4.2.2.2	Etat	80
4.2.2.3	Action	81
4.2.2.4	Fonction de récompense	81
4.2.3	Extensions de l'algorithme	82
4.3	Conception d'une ontologie de profil utilisateur	84
4.3.1	Structure	85
4.3.1.1	Agent humain	86
4.3.1.2	Profil de compétence	86
4.3.1.3	Compétence	87
4.3.1.4	Niveau de compétence	88
4.3.1.5	Assistance	89
4.3.2	Règles	90
4.3.2.1	Maîtrise des compétences	90
4.3.2.2	Liste d'actions pertinentes	91
4.3.3	Personnalisation de l'ontologie à la tâche	92
4.3.3.1	Phase d'initialisation	92
4.3.3.2	Phase d'expérimentation	92
4.4	Apprentissage par renforcement interactif en deux Q-tables	93
4.4.1	Séparation de la Q-table	93
4.4.2	Apprentissage par renforcement centré sur l'humain	94
4.5	Simulateur	95
4.5.1	Création de l'environnement virtuel	96
4.5.1.1	Ontologie	96
4.5.1.2	Quantification de l'impact de l'assistance	97
4.5.1.3	Récompense	99
4.5.2	Apprentissage	100
4.5.3	Validation de l'approche d'assistance en simulation	101
4.5.3.1	Apport de l'ontologie	101
4.5.3.2	Contribution de la séparation du Q-table	102
4.6	Conclusion	102

4.1 INTRODUCTION

Dans le chapitre précédent, nous avons proposé une approche non intrusive pour identifier les axes d'amélioration de la qualité de vie au travail des opérateurs. Pour ce faire, nous avons défini le profil utilisateur et en particulier son niveau de compétence, établi à partir des signaux bruts du robot. En effet, il nous semble opportun de travailler sur cet aspect en premier lieu car un expert a un comportement plus stable, générant moins de biais sur les autres caractéristiques du profil.

*Décrite Section
1.2.1.2.*

Au travers de l'expérimentation associée au cas d'usage Λ de pick & place, où les participants réalisaient la tâche sans assistance, 75% d'entre eux ont confié qu'ils auraient apprécié une aide robotique ainsi que des conseils et avertissements. Les autres volontaires sont restés neutres sur la question car ils connaissaient déjà la tâche, à l'exception d'une personne qui n'a pas ressenti le besoin d'explications. Les résultats de cette étude ont orienté notre hypothèse 2 de départ, à savoir qu'apporter une assistance personnalisée au profil de compétence de chaque opérateur, en ligne et multimodale améliore ses conditions de travail. Notre objectif est notamment de tenir compte des variations inter et intra individuelles du comportement humain, sujet peu traité dans la littérature dans un contexte de robotique collaborative.

Voir Section 2.3.3.4.

*Reinforcement
Learning en anglais.*

*Le RL centré sur
l'humain est détaillé
Section 2.2.1.3.3.*

Notre approche est non intrusive et hybride : elle combine les meilleurs aspects de l'apprentissage par renforcement (RL) et d'une base de connaissances pour offrir une assistance adaptée. Le RL centré sur l'humain, basé sur le Q-Learning (WATKINS et DAYAN, 1992), assure une mise à jour en ligne de l'assistance, en prenant en compte l'amélioration des compétences et l'avis de l'opérateur. Une ontologie de compétence et d'assistance transmet au Q-Learning une liste des assistances pertinentes, afin de réduire l'espace état-action et accélérer la convergence de l'algorithme. Les assistances proposées dans les travaux existants sont essentiellement des modifications du comportement du robot. Cependant, l'aide doit non seulement être spécifique à l'opérateur, mais aussi liée à la compétence qu'elle vise à améliorer. Ainsi, il nous semble important d'enrichir l'assistance robotique par une assistance informative. Selon le contexte, il conviendra de choisir l'une ou l'autre, ou une combinaison des deux. Nous étendrons en conséquence l'algorithme Q-Learning à un tuple d'actions, en affectant une Q-table à chaque type d'assistance. Enfin, afin de minimiser les interférences avec le travail des opérateurs, nous pré-entraînerons l'algorithme Q-Learning à l'aide d'un simulateur, qui nous permettra également de valider notre approche.

4.2 APPROCHE GLOBALE

Nous avons vu au travers de notre revue des méthodes d'assistance que l'apprentissage par renforcement est l'approche la plus adaptée pour guider l'opérateur vers la maîtrise de la tâche, en tenant compte des variations inter et intra-individus. Nous avons en particulier choisi d'utiliser l'algorithme Q-Learning, dont la visualisation est facilitée par la Q-table. Dans cette section, nous décrivons brièvement le Q-Learning et expliquons comment l'appliquer à notre problème.

Section 2.2.1.3.

4.2.1 Q-Learning

Afin d'atteindre l'état final, le Q-Learning s'appuie sur une fonction de valeurs pour attribuer un score à chaque action d'un état donné. Cette fonction, représentée par une Q-table, est mise à jour ligne 7 de l'algorithme 1, où nous détaillons une itération de l'algorithme de Q-Learning. Une stratégie doit être mise en place pour le choix de l'action. Parmi les approches les plus classiques, nous trouvons celles ayant un comportement greedy, où la meilleure action basée sur des observations précédentes est toujours sélectionnée, sauf lorsqu'une action aléatoire est entreprise. Dans notre contexte, il nous semble pertinent de favoriser le choix aléatoire au début, lorsque la fonction de valeurs n'est pas encore bien définie, puis de basculer vers la meilleure action. Cette stratégie correspond à une politique ϵ -decreasing. Dans une probabilité $1-\epsilon$, l'agent (RL) sélectionne l'action dont la valeur Q est la plus élevée afin de maximiser la récompense à long terme. Dans les autres cas, l'agent (RL) choisit une action aléatoirement. A la fin de l'itération, ligne 8 de l'algorithme 1, le taux d'exploration est progressivement réduit à mesure que l'agent (RL) découvre l'environnement.

Décrit Section 2.2.1.3.2.

Peut être traduit par glouton.

On parle d'exploitation.

On parle d'exploration.

Nous souhaitons que l'opérateur devienne expert de la tâche, i.e. maîtrise toutes les compétences nécessaires à sa réalisation. Cet objectif guide nos choix de l'ensemble des états et actions, ainsi que de la fonction de récompense de l'algorithme Q-Learning.

4.2.2 Application à notre étude

L'agent (RL) apprend à l'opérateur à réaliser la tâche en interagissant avec un environnement donné. Dans notre contexte de pHRC, l'état de l'environnement correspond au niveau de compétence de l'opérateur et à la sous-tâche courante.

4.2.2.1 Agent (RL)

Nous désignons par agent (RL) une entité non matérielle qui sélectionne

Pour éviter toute ambiguïté avec l'agent physique, nous ajoutons (RL) pour l'agent non matériel.

Algorithme 1 : Algorithme Q-Learning

Input : Q the Q-table, s the current state, A the list of actions, and ϵ the exploration rate
Parameter : d the decay factor
Output : The updated Q-table, the new state, and the updated exploration rate

```

1 rand  $\leftarrow$  random(0,1)
  // Select action with  $\epsilon$ -decreasing policy
2 if rand >  $\epsilon$  then
3   | a  $\leftarrow$  argmax $_{a' \in A}$  Q(s, a')
4 else
5   | a  $\leftarrow$  random(A)
  // Retrieve the reward r and the new state s' after executing
  // action a
6 r, s'  $\leftarrow$  execute (a)
  // update the Q-table
7 Q(s, a) = (1 -  $\alpha$ )Q(s, a) +  $\alpha$ (r +  $\gamma$  max $_{a' \in A}$  Q(s', a'))
  // update the exploration rate
8  $\epsilon \leftarrow \epsilon \times d$ 
9 return Q, s',  $\epsilon$ 

```

tionne l'action en fonction de l'état de manière autonome, i.e. sans l'intervention de l'humain. L'agent automatisé ou robot est l'entité matérielle qui réalise l'action choisie par l'agent (RL) dans le but d'aider l'utilisateur du robot, également appelé agent humain.

4.2.2.2 Etat

Dans l'algorithme 1, l'état courant s est en fait une valeur discrète qui représente le niveau de compétences de l'opérateur dans chacune des sous-tâches de la tâche courante. Or, si le nombre de sous-tâche est fini, ce n'est pas le cas du niveau de compétence. En effet, il est défini comme une valeur continue entre 0 et 1. Afin de transformer le niveau de compétence de l'opérateur L (voir définition 3.4) en valeur discrète utilisable en tant qu'état par l'algorithme de Q-Learning, nous proposons de les découper en 5 catégories :

- Débutant ou novice, $L \in [0, 0.2[$
- Amateur, $L \in [0.2, 0.4[$
- Intermédiaire, $L \in [0.4, 0.6[$
- Confirmé, $L \in [0.6, \beta[$
- Expert, $L \in [\beta, 1]$

β est le seuil d'expertise (définition 3.5), fixé à 0.8 dans ce travail.

L'état final est atteint lorsque l'opérateur maîtrise toutes les compétences de chaque sous-tâche. Afin d'y parvenir, l'agent (RL) sélectionne des actions.

4.2.2.3 *Action*

En vue de parfaire sa maîtrise de la tâche, l'agent humain ou opérateur doit acquérir diverses compétences par la pratique et le savoir. Assimiler de nouveaux concepts uniquement par la pratique est souvent long et l'apprenant peut être incertain de la validité de ce qu'il a compris. Au contraire, si ce dernier se restreint à la théorie, la mise en application sera difficile. Ainsi, afin d'aider l'opérateur à acquérir ces deux types de connaissance, l'assistance doit avoir deux dimensions détaillées ci-dessous.

Assistance robotique/physique

Ce type d'assistance repose sur une modification du comportement du robot et/ou de l'outil. Son objectif est de réduire la charge cognitive de l'agent humain durant l'exécution de la tâche, par exemple en limitant sa vitesse de mouvement dans le cas d'usage \wedge ou bien en contraignant ses mouvements à une zone donnée. La puissance de l'assistance robotique est progressivement diminuée, à mesure que l'opérateur s'habitue à manipuler le robot et/ou l'outil. Cette assistance impacte uniquement les sensations pratiques de l'utilisateur.

Assistance informative

Afin d'accroître sa connaissance théorique de la tâche et de transmettre les bonnes pratiques à l'opérateur, nous lui procurons des explications et conseils d'expert. Ces derniers sont donnés au fur et à mesure des itérations pour augmenter leur assimilation, sous forme visuelle (image ou texte) ou auditive.

L'agent (RL) reçoit une récompense suite à son choix. Elle est fonction de l'évolution du niveau de compétence de l'opérateur.

4.2.2.4 *Fonction de récompense*

Afin de caractériser la fonction de récompense de l'environnement, qui octroie r ligne 6 Algorithme 1, nous distinguons les récompenses dues à l'action de celles dues à l'évolution de l'état.

Pénalisation de l'assistance

Notre objectif est d'accompagner l'opérateur vers la maîtrise de la tâche à l'aide d'assistances. Les assistances robotiques diminuent la charge cognitive de l'agent humain pour qu'il apprenne dans de meilleures conditions. Néanmoins, une fois qu'il a acquis une bonne pratique, l'assistance devient une entrave à sa liberté de mouvement et de décision. Il en va de même pour les conseils qui, une fois assimilés, n'ont pas besoin d'être rappelés. Par ailleurs, le niveau de compé-

Une assistance peut comporter plusieurs niveaux/puissances.

tence de l'agent humain n'est pas le même avec et sans les assistances. Il doit s'en affranchir pour être expert. Ainsi, nous pénalisons les assistances, d'autant plus si le niveau de l'assistance est élevé. De ce fait, l'algorithme Q-Learning va progressivement diminuer le niveau de l'assistance en fonction de la montée en compétence de l'opérateur et privilégier l'action *NoAssistance* lorsque l'opérateur sera expert.

Récompenses proportionnelles à la différence de niveau

L'algorithme de Q-Learning cherche à maximiser la récompense à long terme. Le choix de la fonction de récompense est dès lors important. Il faut que l'algorithme soit en mesure de définir les priorités des assistances selon l'état courant. Par exemple, une fonction de récompense constante, qui attribue une récompense fixe aux assistances robotiques et informatives pertinentes, incitera l'algorithme à favoriser le niveau le plus bas d'une assistance car la pénalisation sera plus faible. Par conséquent, nous avons opté pour une fonction de récompense proportionnelle à l'évolution du niveau de compétence lorsque celle-ci est positive. Ainsi, cela permet de donner un ascendant aux assistances plus fortes lorsqu'elles sont utiles et au contraire de les désavantager dans le cas contraire. Lorsque le niveau de compétence stagne ou décroît une récompense fixe est appliquée. En effet, dans le simulateur, le niveau de compétence décroît rarement et le réglage d'un paramètre proportionnel serait hasardeux. En résumé, la fonction de récompense est caractérisée Équation 16 :

Soit diff la différence de niveau d'une compétence entre la sous-tâche précédente et la courante, ϕ le seuil d'incertitude, h_{rp} , h_{rn} et h_{rs} trois hyperparamètres.

$$r = \begin{cases} \text{diff} \times h_{rp} & \text{si } \text{diff} > \phi \\ -h_{rn} & \text{si } \text{diff} < \phi \\ -h_{rs} & \text{sinon} \end{cases} \quad (16)$$

Le principal inconvénient de l'utilisation de RL est la malédiction de la dimension due à la taille de l'espace état-action (KOBBER, BAGNELL et PETERS, 2013).

4.2.3 Extensions de l'algorithme

d est le nombre de niveaux de compétence discrétisés, n le nombre de sous-tâches, et ι le nombre d'assistance.

Si nous appliquons l'algorithme dans notre espace état-action, nous aurons $d^3 \times n$ états et ι actions. Pour réduire cet espace, nous proposons 4 extensions à l'algorithme de Q-Learning, mentionnées ci-dessous. Le fonctionnement de notre approche d'assistance intégrant ces extensions est schématisé Figure 25 et détaillé Algorithme 2.

Q_r et Q_i dans l'algorithme 2

1. La prise en compte du contexte au travers d'une ontologie pour réduire le nombre d'actions ligne 4 de l'algorithme 2.
2. La séparation du Q-table en deux tableaux, un par type d'assistance, pour également diminuer le nombre de combinaisons possibles des assistances.

Algorithme 2 : Interactive Q-Learning with reduced state-action space

Input : Robotic and informative Q-tables Q_r and Q_i pretrained, past ontology o , possible actions list L , current subtask subtask

Parameter : ϵ the exploration rate, α the learning rate, γ the cumulative discounted reward factor, KSI score K , reward r , robot raw data robotData

Output : Robotic and informative Q-tables finetuned, updated ontology o , possible actions list L

```

1 scorep ← getSkillScore(o) // get previous score from o
2 statep ← discretize(scorep) // get previous state from o
3 Ar ← ∅, Ai ← ∅
4 foreach skill in o do
5   | if notMastered(skill) then
6   |   | update(Ar, Ai)
7 rand ← random(0, 1)
8 if rand > ε then
9   | ar/i ← (argmaxa∈Ar Qr(s, a), argmaxa∈Ai Qi(s, Ai)) // choose
   |   action robot.
10 else
11   | ar/i ← (random(Ar), random(Ai))
12 while executing ar/i do
   | // collecting the human feedback and new data from the
   | robot
13   | robotData ← collectDataFromRobot()
14   | fr/i ← collectHumanFeedback(ar/i)
15 K ← computeKSI(robotData)
16 o ← populate(K, subtask)
17 score ← infer(o) // infer skills score with the reasoner
18 r ← score − scorep // reward
19 state ← discretize(score)
20 execute steps from 4 to 6 // update Ar/i for future value
   estimation
21 hr/i ← convert(fr/i)
22 Qr/i(sp, ar/i) =
   (1 − α)Qr/i(sp, ar/i) + α(rr/i + hr/i + γ maxar/i∈Ar/i Qr/i(s, ar/i))
   // update both Q-tables
23 if fr < 1 then
24   | L ← L \ {ar}
25 if fi < 2 then
26   | L ← L \ {ai}
27 return Qr/t, o, L

```

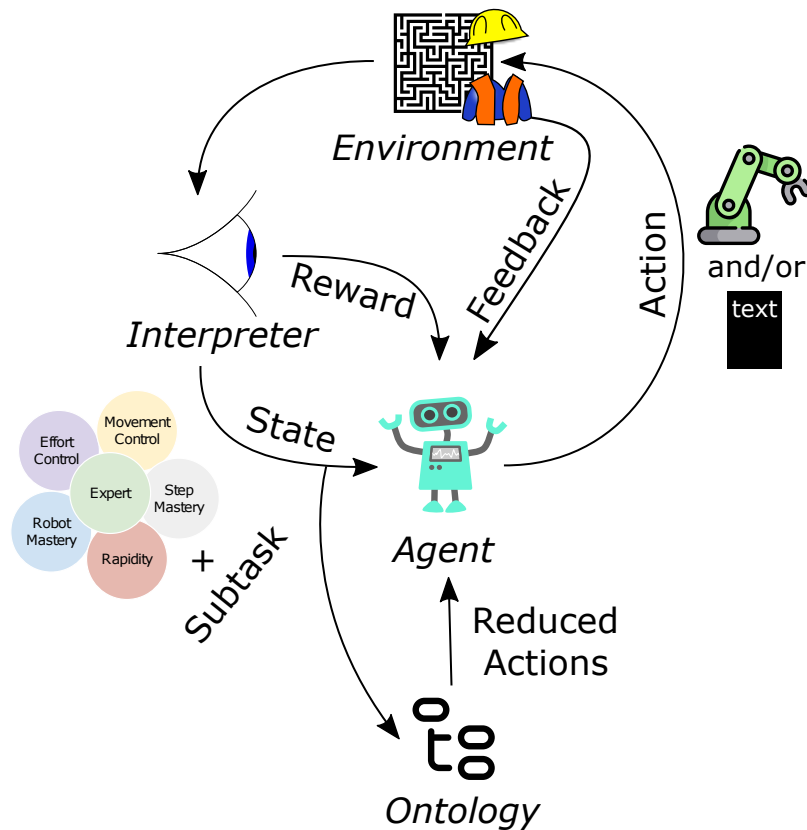


FIGURE 25 – Fonctionnement schématisé de notre approche d'assistance, basée sur l'apprentissage par renforcement

3. L'intégration de l'avis de l'opérateur sur l'assistance, ligne 14 de l'algorithme 2, pour une mise à jour plus rapide de l'algorithme.
4. Le pré-entraînement de l'algorithme en simulation afin de déterminer les actions les plus adaptées à l'état courant.

Dans la suite, nous explicitons ces différents points.

4.3 CONCEPTION D'UNE ONTOLOGIE DE PROFIL UTILISATEUR

Pour inclure du contexte dans l'algorithme Q-Learning, nous avons conçu notre propre ontologie OWL car aucune ontologie existante ne remplit nos besoins. En effet, l'ontologie KnowRob (TENORTH et BEETZ, 2013) définit divers concepts pour décrire les robots, leurs comportements et les positions spatio-temporelles des agents physiques et objets. Néanmoins, on ne retrouve aucune information sur le profil de l'utilisateur. L'ontologie proposée par Paquette (PAQUETTE, 2007) est, au contraire, orientée compétences. Cependant, elle a été conçue pour l'éducation. Le point de vue sur les compétences est très général et peu adapté à notre contexte de pHRC.

Ici, les agents peuvent être humains ou robotiques.

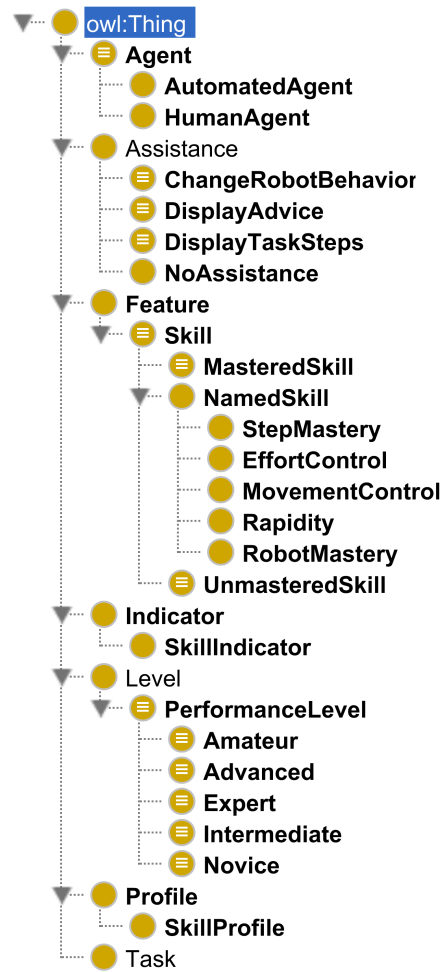


FIGURE 26 – Structure de l'ontologie

4.3.1 Structure

Notre ontologie est constituée principalement des compétences de l'opérateur, de ses indicateurs associés ainsi que des types d'assistance. Une représentation simplifiée est présentée Figure 26. Les différentes classes sont reliées comme suit :

- Un agent humain (*HumanAgent*) réalise une tâche (*Task*), a un profil de compétence (*SkillProfile*) et est assisté par un agent automatique (*AutomatedAgent*), qui dans notre cas est le robot.
- Un profil de compétences (*SkillProfile*) est composé de plusieurs compétences (*NamedSkills*).
- Une compétence (*Skill*) a plusieurs indicateurs de compétence (*SkillIndicator*) et a un niveau (*PerformanceLevel*).
- Une assistance (*Assistance*) est opérée par un agent automatique (*AutomatedAgent*) et peut affecter plusieurs compétences (*Skill*).

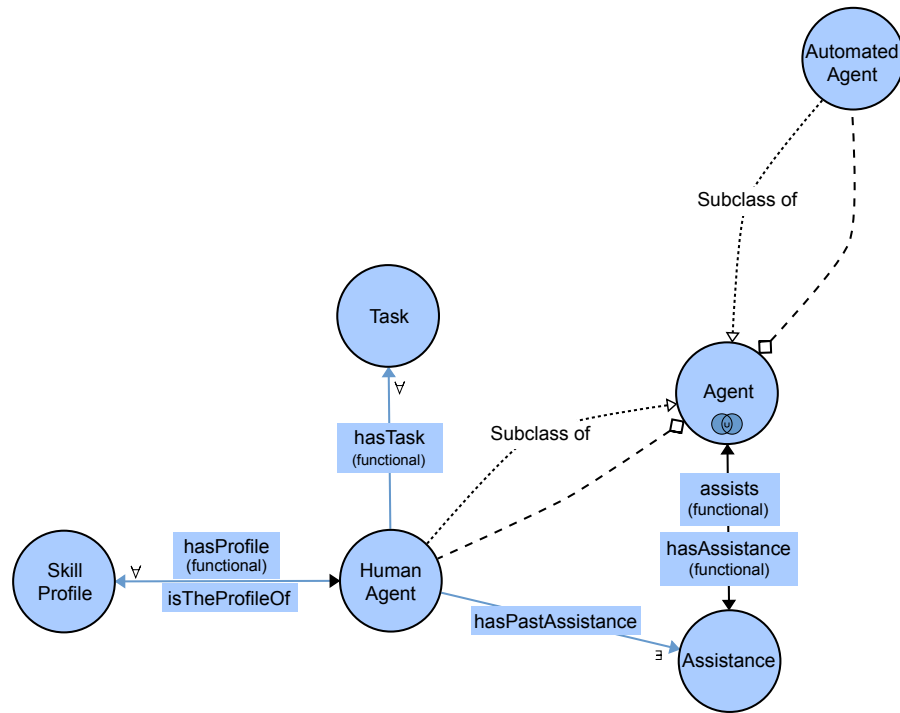


FIGURE 27 – Description de l'agent humain

Nous nous arrêtons sur chaque classe ou groupe de classes et sur les propriétés objets et données qui les unissent dans les sous-sections suivantes.

4.3.1.1 Agent humain

L'agent humain (*HumanAgent*) ou opérateur est une sous-classe d'*Agent*, au même titre que l'agent automatisé (*AutomatedAgent*) ou robot. Chaque agent peut soit être assisté (*hasAssistance*), soit aider (*assists*) un autre agent. Nous associons également à l'opérateur un profil de compétence et une tâche. On suppose ici que l'agent humain a *exactement* un profil et réalise *exactement* une tâche. C'est une limitation de cardinalité. Il est en effet absurde d'attribuer à l'opérateur aucun ou plusieurs profils de compétence. De même, s'il est possible que ce dernier accomplisse plusieurs tâches à la fois, au moment où l'on capture une situation donnée, l'agent humain ne travaille que sur une seule tâche.

Enfin, nous assignons à l'opérateur ses assistances passées. Nous expliquons plus tard en quoi cette information est indispensable pour assurer une continuité entre les assistances.

4.3.1.2 Profil de compétence

Le profil de compétence (*SkillProfile*) est une sous-catégorie du profil (*Profile*). C'est plus exactement une sous-classe du profil de tâche, mais nous n'avons pas intégré ce dernier car nous ne nous intéressons

Nous nous intéressons seulement aux agents physiques, i.e. matériels ici.

Notons que ces deux caractéristiques sont aussi valables pour l'agent automatisé.

*S'écrit en OWL
hasProfile exactly 1
SkillProfile, hasTask
exactly 1 Task.*

*S'écrit
hasPastAssistance
some Assistance.*

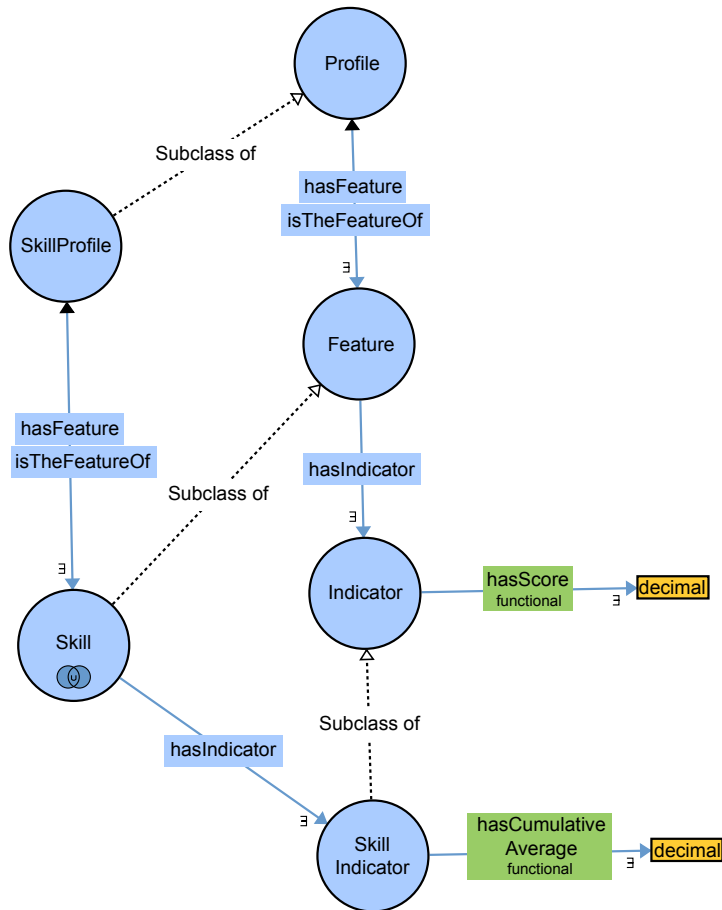


FIGURE 28 – Description du profil de compétence

ici qu'à l'expertise. Néanmoins, dans de travaux futurs, il conviendrait d'ajouter à l'ontologie tous les concepts décrits Section 3.2 et représentés Figure 14.

Un profil est composé de différentes caractéristiques (*Feature*) et notamment pour le profil de compétence d'aptitudes (*Skill*). Une caractéristique est représentée par divers indicateurs (*Indicator*). A chaque indicateur est attribué un unique score, par la propriété fonctionnelle *hasScore*. Les indicateurs de compétence (*SkillIndicator*) ont une spécificité supplémentaire : un score cumulé moyen leur est associé, en plus du score non cumulé (voir définition 3.3).

4.3.1.3 Compétence

Les 5 compétences identifiées dans la Section 3.3 sont regroupées dans la classe *NamedSkill*. Ces compétences sont maîtrisées ou non par l'opérateur et sont étiquetées en conséquence par les classes *MasteredSkill* et *UnmasteredSkill*.

*S'écrit Profile
hasFeature some
Feature.*

*Un individu ne peut
être lié à un autre
individu qu'une
seule fois via une
propriété
fonctionnelle.*

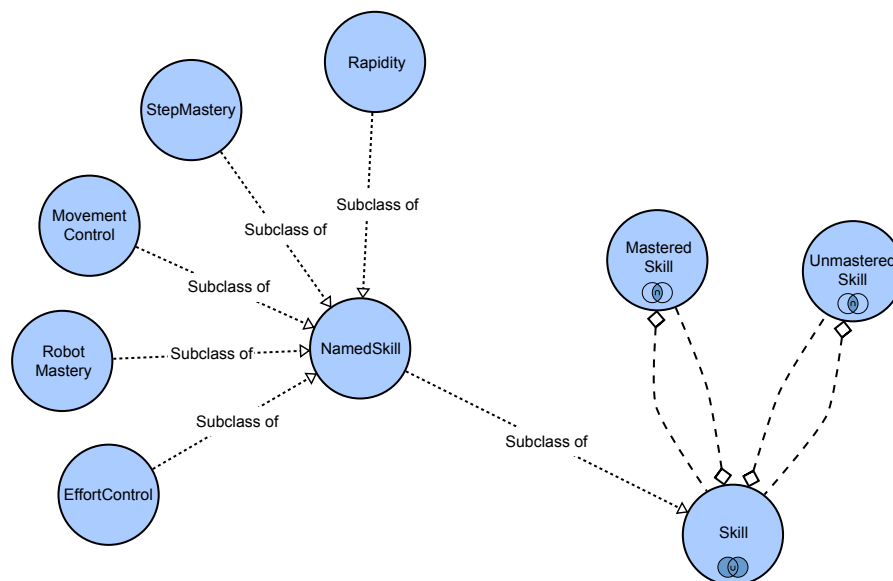


FIGURE 29 – Description des compétences

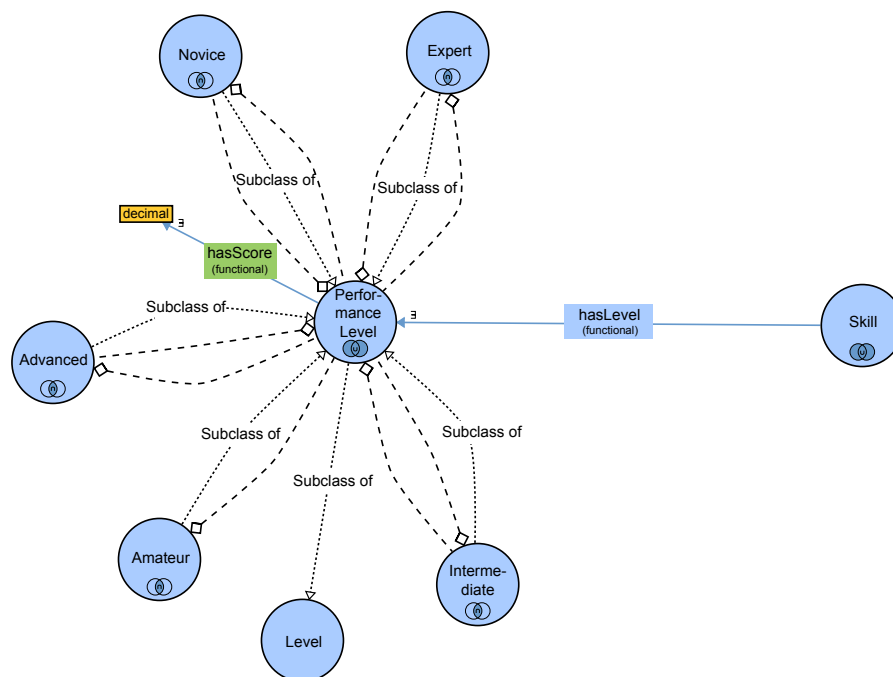


FIGURE 30 – Description du niveau de compétence

4.3.1.4 Niveau de compétence

Les 5 niveaux de compétence discrétisés sont décrits par la classe *Niveau de performance (PerformanceLevel)*, sous-classe de *Niveau (Level)*. Tout individu de la classe *Niveau* a un unique score qui, selon des intervalles définis Section 4.2.2.2, permet au raisonneur de ranger l'individu dans une des 5 classes *définies* de niveau.

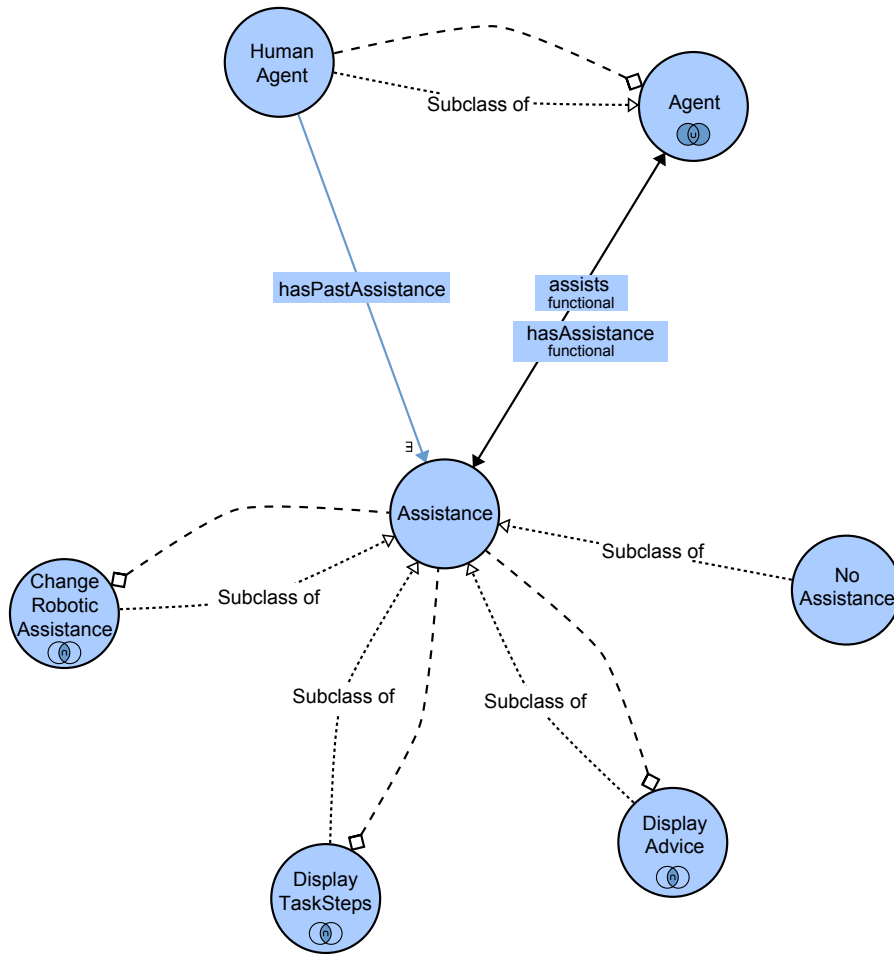


FIGURE 31 – Description de l'assistance

4.3.1.5 Assistance

Nous déclinons l'assistance en 4 sous-classes :

- *ChangeRobotBehavior* contient toutes les assistances robotiques/-physiques, i.e. les assistances qui modifient le comportement du robot.
- *DisplayAdvice* et *DisplayTaskStep* comprennent les assistances informatives. La première regroupe les conseils et explications tandis que la seconde rappelle les étapes de la tâche.
- *NoAssistance* signifie qu'aucune assistance n'est utile. Cette classe est disjointe des trois précédentes.

Afin de réduire la liste des assistances possibles, nous devons déterminer les compétences non maîtrisées ainsi que l'impact des assistances sur le niveau de chaque compétence. Pour se faire, nous faisons appel à la capacité de raisonnement de l'ontologie.

4.3.2 Règles

Notre objectif est de classer à l'aide d'un raisonneur l'individu/objet d'*Assistance* dans les sous-classes d'*Assistance* pertinentes ; ou alors, si aucune assistance n'est nécessaire, dans la classe *NoAssistance*. Le raisonnement en OWL est basé sur l'hypothèse du monde ouvert. Cette hypothèse signifie que nous ne pouvons pas supposer qu'un fait n'existe pas tant qu'il n'est pas explicitement indiqué que c'est le cas. Par conséquent, afin que la catégorisation d'un individu se déroule comme attendu, nous utilisons des axiomes de fermeture.

Open world assumption ou Open world reasoning en anglais.

Closure axiom en anglais.

4.3.2.1 Maîtrise des compétences

Les classes *UnmasteredSkill* et *MasteredSkill* peuvent être converties en classes définies. Ce sont des classes dont la description donne les conditions nécessaires et suffisantes pour qu'un individu en fasse partie. Ainsi, le raisonneur de l'ontologie peut automatiquement classer les individus des compétences dans l'une ou l'autre. La définition 3.5 explicite les critères à remplir pour maîtriser une compétence : tous ses indicateurs doivent avoir un score cumulé supérieur (ou égal) au seuil d'expertise β . Il est plus aisé d'écrire l'inverse en OWL, i.e. qu'une compétence n'est pas acquise quand il existe *au moins* un de ses indicateurs, dont le score cumulé moyen est inférieur à β . Cette définition est écrite en OWL Listing 1. La description de la classe *Compétence Maîtrisée* est alors équivalente à la définition Listing 2.

Some en OWL.

Listing 1 – Conditions nécessaires et suffisantes de la classe *Compétence Non Maîtrisée*

```

1 Skill and
2   (hasIndicator some
3     (SkillIndicator and
4       (hasCumulativeAverageScore some xsd:decimal[<  $\beta$ ])
5     ))

```

Listing 2 – Conditions nécessaires et suffisantes de la classe *Compétence Maîtrisée*

```

1 Skill and (not UnmasteredSkill)

```

Néanmoins, sous l'hypothèse du monde ouvert, le raisonneur ne peut classer un individu de *Compétence* dans l'une ou l'autre des classes *UnmasteredSkill* et *MasteredSkill*. En effet, si le raisonneur n'a pas d'assurance que tous les indicateurs d'une compétence sont identifiés, il ne peut conclure sur le fait qu'il n'existe aucun indicateur dont le score est en dessous du seuil. Nous ajoutons alors un axiome de fermeture à chaque *Compétence Nominative* pour indiquer au raisonneur quels sont ses indicateurs. Un exemple est présenté Listing 3.

3.

Listing 3 – Exemple d'axiome de fermeture d'une *Compétence* à 3 indicateurs

```

1 (hasIndicator only (Indic1 or Indic2 or Indic3)) and
  (hasIndicator exactly 1 Indic1) and
3 (hasIndicator exactly 1 Indic2) and
  (hasIndicator exactly 1 Indic3)

```

Une fois que toutes les compétences sont classées dans les classes *UnmasteredSkill* et *MasteredSkill*, nous pouvons nous concentrer sur celles qui ne sont pas acquises.

4.3.2.2 Liste d'actions pertinentes

Nous injectons de la connaissance experte dans l'ontologie pour identifier les assistances qui auront potentiellement un effet sur le niveau d'une compétence donnée. Nous l'exprimons par la propriété objet *isMainlyImpactedBy* Listing 4.

Listing 4 – Exemple d'une propriété d'une *Compétence* impactée par 3 assistances

```

isMainlyImpactedBy some
2 (Assistance1 and Assistance2 and Assistance3)

```

En dernier lieu, nous caractérisons chaque sous-classe d'*Assistance* pour les transformer en classe définie, comme détaillé Listing 5 pour l'assistance A. Nous avons identifié deux cas :

- L'assistance A a déjà été proposée à l'opérateur par le passé, nous l'ajoutons donc de nouveau à la liste, peu importe son impact sur les compétences non maîtrisées. En effet, c'est à l'algorithme de l'écartier s'il ne la trouve plus pertinente. Si nous faisons ce choix trop en amont, nous risquons de perdre les avantages de l'assistance car parfois il est nécessaire de consolider les connaissances avant de passer à l'étape suivante.
- L'opérateur ne maîtrise pas toutes les compétences utiles à la tâche. L'assistance A est supposée avoir un effet positif sur le niveau de l'une ou plusieurs d'entre elles. Elle vient alors s'ajouter à la liste des assistances pertinentes.

Nous ne gardons pas en mémoire toutes les assistances passées, seulement celles des x dernières itérations.

Listing 5 – Conditions nécessaires et suffisantes de la sous-classe d'*Assistance* A

```

Assistance and
2 (assists some
   (HumanAgent and
4     ((hasPastAssistance some A) or
      (hasProfile some
6         (SkillProfile and
          (hasFeature some
8             (UnmasteredSkill and

```

(isMainlyImpactedBy some A))))))

Après le processus de raisonnement, chaque objet d'*Assistance* aura pour classe parent toute assistance utile à une amélioration du niveau de compétence de l'opérateur.

Une fois la structure et les règles de l'ontologie précisées et le cas d'usage défini, l'ontologie est personnalisée avec les informations relatives à la tâche et la connaissance experte pour lier une assistance à une ou plusieurs compétences.

4.3.3 *Personnalisation de l'ontologie à la tâche*

Le remplissage de l'ontologie se décompose en deux étapes : une phase en amont de l'expérimentation, hors ligne, pour initialiser tous les éléments liés à la tâche ; et une phase en ligne, réitérée à chaque sous-tâche.

4.3.3.1 *Phase d'initialisation*

Dans un premier temps, il est nécessaire de créer toutes les classes des compétences utiles à la tâche ainsi que les classes des différentes assistances disponibles. Nous caractérisons ensuite chacune des classes nouvellement créées en utilisant les règles définies dans les Listings 3, 4 et 5. Dès lors, les assistances sont liées aux compétences, elles-mêmes associées à leurs indicateurs.

Les classes et propriétés spécifiques au cas d'usage étant formées, on peut leur attribuer des instances au cours de l'expérimentation.

4.3.3.2 *Phase d'expérimentation*

Afin d'obtenir la liste des assistances pertinentes, nous devons compléter l'ontologie avec les connaissances sur lesquelles nous pourrions raisonner.

Population

Pendant l'exécution de la tâche, l'ontologie est peuplée à chaque sous-tâche par :

- les instances de l'agent humain, du robot, de la tâche, du profil de compétence, des compétences et des indicateurs de compétence,
- les relations entre toutes les instances,
- les scores de tous les KSIs de chaque compétence (étape 16 de l'algorithme 2),
- les assistances passées,

Une même compétence peut avoir des caractéristiques différentes selon la sous-tâche. Il convient donc de créer des compétences par sous-tâche si nécessaire.

- une instance résultat de la classe *Assistance* i . On ne sait pas encore à quelle(s) sous-classe(s) d'*Assistance* elle appartient.

Les instances des classes primitives créées, nous pouvons établir leurs liens avec les classes définies grâce aux capacités de raisonnement de l'ontologie.

Raisonnement

Le raisonneur est lancé sur les règles écrites en OWL. Il déduit, pour chaque compétence, si elle est maîtrisée ou non. Il infère, enfin, de quelles *Assistances* i est une sous-classe en s'appuyant sur les conditions nécessaires et suffisantes du Listing 5. Pour obtenir la liste des actions pertinentes, également appelée liste réduite des actions, nous extrayons toutes les classes parents de i .

L'ontologie apporte à l'algorithme d'apprentissage une capacité de raisonnement ainsi que la facilité d'utilisation et de mise à jour par les experts. De plus, l'ontologie peut expliquer le choix de l'assistance. Outre l'introduction du contexte dans l'algorithme du Q-Learning pour lutter contre la malédiction de la dimension, deux autres stratégies ont été mises en œuvre, implémentées directement dans l'algorithme d'apprentissage.

4.4 APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT INTERACTIF EN DEUX Q-TABLES

Afin d'améliorer les performances de l'algorithme Q-Learning, nous opérons deux modifications dans son fonctionnement. La première, à savoir la séparation de la Q-table, vise à réduire l'espace état-action en complément de l'ontologie. La seconde extension permet, quant à elle, d'assurer une convergence plus rapide de l'algorithme en prenant en compte le retour de l'agent humain.

4.4.1 Séparation de la Q-table

Les deux types d'assistance peuvent être cumulés. L'algorithme de Q-learning doit alors choisir non pas une mais deux actions simultanément, ce qui accroît les combinaisons. En effet, nous avons $l = l_r \times l_i$. De plus, comme nous considérons les actions comme une paire, l'algorithme perd la notion de proximité entre les assistances. Par exemple, les couples (Rob_1, Inf_1) et (Rob_1, Inf_2) seront considérés par l'algorithme comme des actions bien distinctes alors qu'ils partagent l'assistance Rob_1 . Par conséquent, nous avons divisé la Q-table en 2, une pour les actions robotiques et une pour les actions informatives. Ainsi, nous réduisons l'ensemble des actions avec no-

l_r et l_i
correspondent au
nombre d'assistance
robotique et
informative
respectivement.

tamment $l = l_r + l_i \leq l_r \times l_i$ tout en éliminant le second problème soulevé.

Lignes 8 - 11
Algorithme 2.

Le fait que la Q-table soit séparée en deux est opaque pour l'agent (RL). Dans un état donné, il choisit dans la Q-table un couple d'actions. Le choix de l'action ne diffère pas de celui d'un algorithme Q-Learning basique à une unique Q-table. Il est simplement itéré deux fois pour désigner une action par type d'assistance, qui formeront une paire une fois associées. Après l'exécution des deux actions simultanément, l'agent (RL) renvoie une récompense à la Q-table pour la mettre à jour. Cette récompense porte sur le couple d'actions. Cependant, si en simulation il est possible de connaître la contribution exacte de chaque assistance à la progression du niveau de compétence, ce n'est pas le cas pour les applications en conditions réelles. Sans connaissance à priori de l'effet des assistances sur chaque agent humain, nous proposons de scinder la récompense de l'environnement r comme suit : $r_r = 0.6r$ et $r_i = 0.4r$. La différence de pondération est due au fait que l'assistance robotique impacte directement les mouvements utilisateurs tandis que l'assistance informative peut ne pas être totalement assimilée. Cette règle ne s'applique pas aux cas particuliers suivants :

Soit r_r et r_i les récompenses robotique et informatives de l'environnement respectivement. a_r et a_i sont les assistances robotique et informative respectivement et NA signifie pas d'assistance.

- Si $a_r = \text{NA}$ et $a_i \neq \text{NA}$, alors $r_r = 0$ et $r_i = r$.
- Si $a_r \neq \text{NA}$ et $a_i = \text{NA}$, alors $r_r = r$ et $r_i = 0$.
- Si $a_r = \text{NA}$ et $a_i = \text{NA}$, alors $r_r = 0$ et $r_i = 0$.

Durant l'entraînement en conditions réelles, nous incluons le retour de l'agent humain à la mise à jour de la Q-table, avec pour objectif d'accélérer l'apprentissage et de consolider l'attribution de la récompense.

4.4.2 Apprentissage par renforcement centré sur l'humain

Interactive Reinforcement Learning ou apprentissage par renforcement interactif.

Dans la plupart des cas d'IRL, l'humain enseigne au robot à accomplir une tâche donnée. Il connaît l'objectif de la tâche et comment l'atteindre. Dans notre cas, l'humain et le robot sont impliqués dans le processus d'apprentissage. Le premier apprend à exécuter la tâche tandis que le second apprend comment aider l'opérateur de la meilleure manière possible. L'inexpérience de l'agent humain ne nous permet pas de conclure sur la priorité de son retour sur celui de l'environnement lorsque l'assistance lui semble utile. En effet, ce n'est pas parce que son avis est positif que cela aura un impact positif sur son niveau de compétence. Néanmoins, lorsqu'un agent humain donne un retour négatif f sur une assistance robotique/informative, il s'attend à ce que l'agent (RL) ne propose plus l'assistance, peu importe son état. Le retour de l'opérateur n'est plus considéré comme une

$f_{r/i} = 0$

récompense, mais comme une étiquette, comme Griffith et al. (GRIF-FITH et al., 2013) le conçoivent. Nous proposons dans ce manuscrit de combiner cette dernière approche avec la méthode traitant le retour humain comme une récompense (THOMAZ et BREAZEAL, 2008) afin de permettre aux utilisateurs de nuancer leur opinion.

Par ailleurs, l'avis de l'opérateur est recueilli séparément pour l'assistance informative f_i et pour l'assistance robotique f_r . Cette dernière ne peut avoir un retour positif puisque l'agent humain n'est généralement pas conscient de son impact sur le comportement du robot. De ce fait, nous avons identifié 4 cas de figure pour l'assistance informative et 2 pour la robotique :

1. $f_{r/i} = 0$: L'assistance est jugée inadéquate. Nous l'écartons et nous ajoutons une récompense négative $h_{r/i}$ à celle de l'environnement r afin de prendre en compte cette évaluation pour le prochain utilisateur. Si les récompenses sont de signe opposé alors c'est le retour opérateur qui prime pour garder une trace de la suppression de l'assistance. *Lignes 23-26 de l'algorithme 2.*
2. $f_i = 1$: L'assistance informative est acquise et nous l'excluons. *Si $r > 0$, alors $r + h_{r/i} = h_{r/i}$.*
3. $f_i = 2$: L'assistance informative est utile pour l'opérateur. Nous ajoutons une récompense positive h_i à r . D'autre part, si les récompenses sont de signe opposé alors elles s'annulent. *$h_i = 0$*
4. $f_{r/i} = 3$: Le retour utilisateur est différé tant que ce dernier n'a pas d'avis sur l'utilité de l'aide. *Si $r < 0$, alors $r + h_i = 0$.*

Entraîner notre algorithme entièrement en conditions réelles se révélerait pénible pour les opérateurs car, si les assistances proposées seraient pertinentes au vu du contexte, leur ordre ne serait pas forcément judicieux. Cela demanderait également un grand nombre d'opérateurs. Ainsi, nous proposons dans la section suivante de pré-entraîner l'algorithme Q-Learning à l'aide d'un simulateur.

4.5 SIMULATEUR

Pour pré-entraîner l'algorithme Q-Learning, nous avons construit un simulateur s'appuyant sur la connaissance experte du cas d'usage pour lequel il est conçu. Entraîné sur des connaissance a priori, l'algorithme doit ensuite être ajusté en ligne à chaque opérateur. L'environnement du simulateur étant relatif à une tâche, nous expliquons dans cette section comment nous avons simulé le cas d'usage Λ . La même méthodologie pourra être suivie pour d'autres cas d'application.

La tâche du cas d'application Λ est divisée en 4 sous-tâches : la phase d'approche, de prise, de déplacement et de dépose de la caisse. Pour accomplir ces sous-tâches, nous avons identifié 3 compétences utiles : la rapidité, la maîtrise du robot et le contrôle du mouvement. Les assistances robotiques Table 31 et textuelles Tables 32 et 33 sont listées Annexe B.

On parle de finetuning en anglais.

Décrive Section 1.2.1.2.

Parmi les types d'assistance informative, nous nous concentrons ici sur les assistances textuelles.

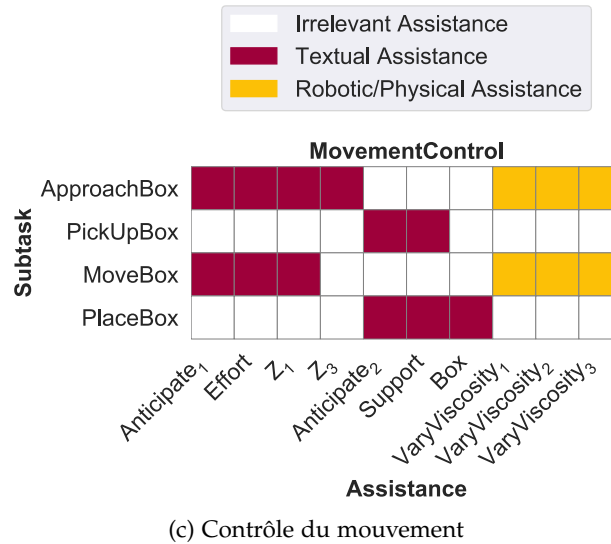
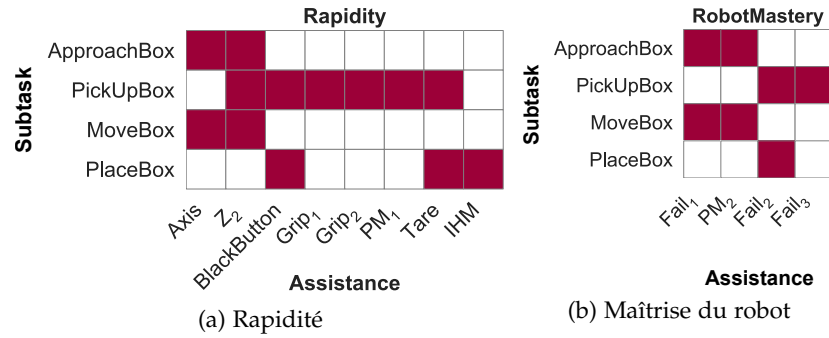


TABLE 18 – Connaissance experte de l’impact des assistances sur le niveau de compétence de l’opérateur, par sous-tâche

4.5.1 Création de l’environnement virtuel

Afin de construire l’environnement virtuel, nous devons personnaliser au cas d’usage Λ l’ontologie qui permettra de réduire la liste des actions possibles ainsi que l’algorithme d’apprentissage. Ce dernier repose sur la modélisation de l’agent humain au travers de l’évolution de ses compétences au fil des itérations et sur la définition de la fonction de récompense.

Nous tiendrons compte des variations inter et intra-individuelles.

4.5.1.1 Ontologie

Voir Section 4.3.3.

Nous initialisons l’ontologie avec les informations relatives à la tâche et notamment la connaissance experte liant les assistances aux niveaux de compétence. Nous réservons les étapes de la tâche, Table 33 en Annexe B, à un usage distinct de celui des autres assistances. L’opérateur pourra les consulter à sa guise. Quant aux assistances robotiques et aux conseils, leur influence sur le niveau de compétence par sous-tâche est décrit Table 18.

Assistance robotique

Les assistances robotiques consistent à faire varier le niveau d'augmentation d'effort du robot. Dès lors, elles n'ont une influence que sur les sous-tâches qui font appel à ce mode (voir Table 18c), à savoir les phases d'approche et de déplacement de la caisse (*ApproachBox* et *MoveBox*). Un niveau 3 de *VaryViscosity* équivaut à une viscosité forte et donc à une réduction conséquente de l'augmentation d'effort, au contraire d'un niveau 1 plus proche du comportement sans assistance. Afin d'assurer une continuité dans le choix de l'assistance robotique et pour éviter tout changement abrupt, nous imposons une contrainte sur le passage d'une assistance robotique à une autre : si n est le niveau de *VaryViscosity*, il n'est possible que de passer à un niveau $n + 1$ ou $n - 1$.

Assistance textuelle

Un conseil peut s'appliquer à plusieurs sous-tâches, citons Z_2 sur la Table 18a. Il arrive également qu'un seul conseil ait un effet sur le niveau d'une compétence, en particulier, Table 18b, la seule assistance disponible pour la sous-tâche de placement de la caisse (*PlaceBox*) est $Fail_2$.

L'ontologie fournit à l'algorithme de Q-Learning la liste des assistances pertinentes selon le niveau de compétence de l'opérateur et la sous-tâche courante. Une fois une assistance choisie, il nous faut quantifier son impact sur le niveau de compétence de l'opérateur.

4.5.1.2 *Quantification de l'impact de l'assistance*

L'exécution d'une assistance, affectant une compétence non maîtrisée par l'agent humain, conduit à une augmentation de son niveau. Cette progression est fonction du type d'assistance, de la sous-tâche courante et de l'historique des assistances.

Assistance robotique

Nous considérons que les assistances robotiques impactent majoritairement la compétence du contrôle du mouvement, mais elles ont également d'autres effets identifiés Table 19. L'augmentation du niveau de viscosité équivaut pour ce cas d'application à une diminution de la vitesse maximale du robot. Ainsi, un opérateur manipulant le robot réglé en *VaryViscosity*₃ ne pourra pas aller aussi vite que dans le mode *VaryViscosity*₂. Pour tenir compte de ce phénomène, nous avons attribué un boost de rapidité à chaque passage à un niveau d'assistance plus faible. D'autre part, réduire la vitesse maximale peut éventuellement augmenter la maîtrise du robot car

Dit autrement, pour le même effort, le robot bougera moins vite.

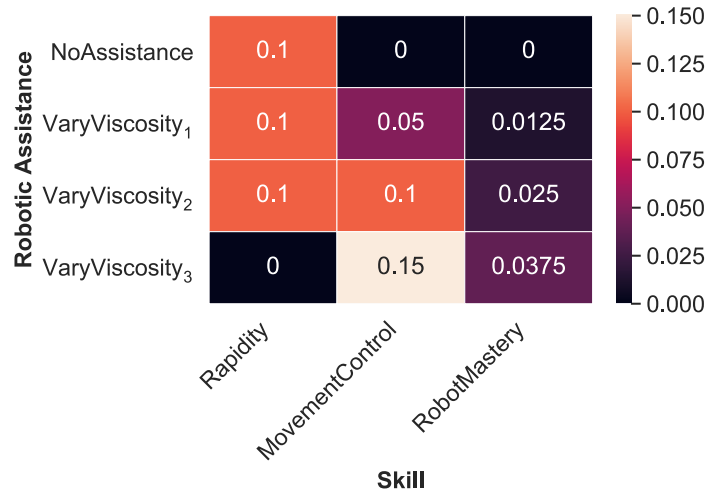


TABLE 19 – Quantification de l’impact des assistances robotiques sur le niveau des compétences. Le gain en rapidité n’est attribué qu’en cas de réduction du niveau de l’assistance.

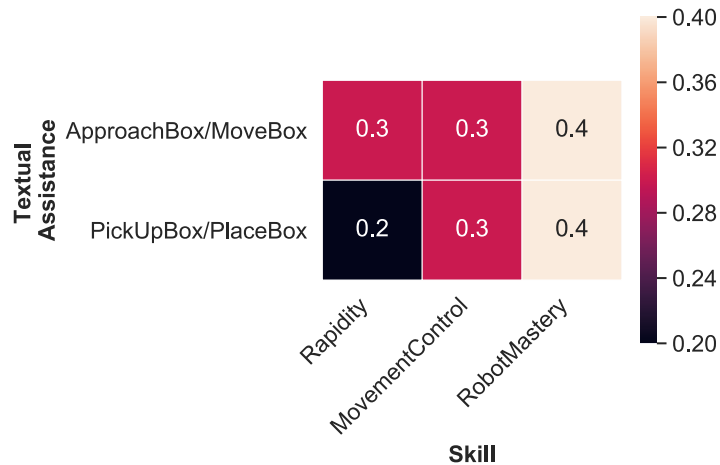


TABLE 20 – Quantification de l’impact des assistances textuelles sur le niveau des compétences.

L’opérateur n’aura pas nécessairement compris d’où viennent les états d’échec.

l’opérateur déclenchera moins d’état d’échec. Néanmoins, c’est un effet secondaire, potentiellement réversible. Nous ne souhaitons donc pas que les assistances robotiques affectent directement la maîtrise du robot dans l’ontologie.

Assistance textuelle

Pour simplifier, nous supposons que chaque conseil n’affecte qu’une seule compétence. D’autre part, on constate Table 18 que le nombre d’assistances pertinentes varie par compétence et par sous-tâche. Nous avons tenu compte de cette information pour quantifier l’évolution du niveau de compétence. En particulier, la compétence maîtrise du

robot est impactée par peu d'assistances. Par conséquent, nous lui avons attribué le score le plus élevé. En effet, répéter une même information jusqu'à ce que l'agent humain devienne expert n'est pas réaliste. S'il ne l'a pas assimilée la première fois, on peut présumer que ce sera le cas après la deuxième répétition. Au contraire, pour la sous-tâche prise de caisse (*PickUpBox*), de nombreux conseils peuvent aider à accroître la rapidité d'un opérateur. Le facteur d'évolution du niveau de la compétence est alors plus faible. Néanmoins, un autre paramètre doit être pris en compte pour quantifier l'évolution : le nombre de sous-tâches impactées par le même conseil.

Seulement influencée par une ou deux assistances suivant la sous-tâche, Table 18b.

Voir Table 18a.

Impact des assistances sur d'autres sous-tâches

Nous avons précédemment constaté qu'une assistance pouvait avoir un effet sur plus d'une sous-tâche, notamment Z_2 Table 18a. Ainsi, nous avons reporté l'évolution du niveau de compétence due à une assistance sur toutes les sous-tâches affectées par la même assistance. Pour la compétence rapidité, on ne décompte que 3 conseils pertinents en sous-tâche de dépose. Pourtant, le coefficient attribué Table 20 est faible. Cela s'explique car 2 des 3 conseils sont partagés par la sous-tâche de prise de la caisse.

Voir Table 18a.

L'évolution du niveau de compétence quantifiée, nous pouvons préciser la fonction de récompense qui lui est associée.

4.5.1.3 Récompense

La fonction de récompense est donnée Équation 16 Section 4.2.2.4. La récompense positive est proportionnelle à l'évolution du niveau de compétence tandis que les récompenses négatives ou constantes sont fixes. Nous traitons les cas particuliers comme suit :

- Si $\alpha \neq \text{NA}$, et qu'elle n'impacte aucune des compétences, on lui attribue une seule récompense de stagnation h_{rs} et non une par compétence.
- Aucune récompense n'est assignée lorsque $\alpha = \text{NA}$.

Soit α une assistance de type robotique ou informative. On a $\alpha = \text{NA}$ quand α a pour valeur NoAssistance.

Section 4.4.1, nous avons vu comment nous scindons la récompense de l'environnement r pour l'attribuer aux Q-tables robotique et informative. Dans le simulateur, nous connaissons l'assistance à l'origine de l'augmentation du niveau de compétence. Nous pouvons donc séparer les récompenses en conséquence entre chaque Q-table.

L'environnement virtuel constitué, nous pouvons rechercher la politique optimale π^* qui, associant à chaque état une action, maximise la fonction de récompense R .

4.5.2 Apprentissage

Les hyperparamètres sont des paramètres fixés avant chaque apprentissage.

Afin de choisir les hyperparamètres, nous avons mis en place une grille de recherche et utilisé un cluster de calcul pour faire converger l'algorithme avec les différents jeux d'hyperparamètres. Nous distinguons trois catégories d'hyperparamètres : ceux de la fonction de récompense, du choix entre exploration et exploitation et enfin de mise à jour des Q-tables.

Récompenses

Après de nombreux entraînements, il est apparu que les performances de l'algorithme Q-Learning sont meilleures pour $h_{rp} \in [90, 100]$, et $h_{rs} = 1$. Sans possibilité de régler la récompense négative, nous avons fixé h_{rn} à 3.

Exploration/Exploitation

Section 4.2.1.

Comme nous l'avons précisé précédemment, le coefficient d'exploration ϵ décroît au fil du temps. Nous avons affecté 0.8 à ϵ au début de l'apprentissage pour être dans une dynamique majoritairement exploratoire. Le coefficient de réduction d dépend du nombre d'itérations de l'algorithme. Pour faire une comparaison à l'état de l'art, nous entraînons le simulateur sur 40000 itérations. Pour que l'algorithme explore de nouvelles possibilités, même à la fin de l'apprentissage, nous souhaitons avoir $\epsilon \in [0.15, 0.2]$ à la dernière itération. Avec $d = 0.9996$, on a bien $e = 0.8 \times 0.9996^{40000} = 0.16$ à la fin de l'entraînement.

Taux d'apprentissage et d'actualisation

La taux d'apprentissage α et le taux d'actualisation γ , définis Section 2.2.1.3.2, permettent d'ajuster la mise à jour des valeurs des Q-tables. Nous privilégions une actualisation lente des anciennes valeurs avec $\alpha \in [0.1, 0.2]$ et modérons l'importance des récompenses futures avec $\gamma \in [0.5, 0.7]$.

La validation des différentes extensions au Q-Learning que nous avons proposées, notamment l'ajout du contexte et la séparation en deux Q-tables, est compliquée à mettre en place sur cas d'applications réels car il faudrait mener 4 expérimentations distinctes. Cela augmenterait considérablement le nombre de volontaires et le temps consacré à la partie expérimentale. Par conséquent, nous confirmons l'intérêt de ces extensions par simulation uniquement, en entraînant l'algorithme avec et sans. Le dernier développement, reposant sur le retour utilisateur, ne peut pas être simulé et sera évalué sur les résultats de l'expérimentation dans le prochain chapitre.

$2^2 = 4$ correspond aux 2 choix (avec/sans) pour chaque extension.

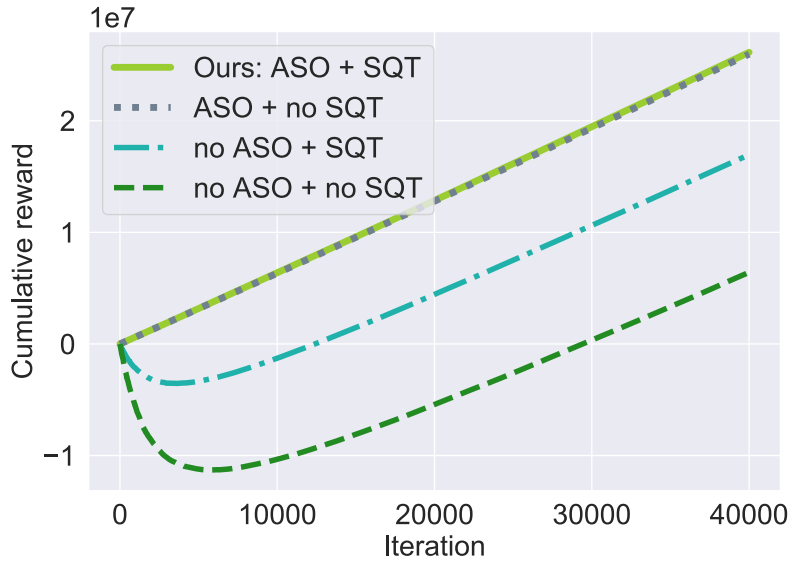


FIGURE 32 – Récompense cumulée recueillie pendant la phase d'apprentissage des différents algorithmes de Q-Learning sur 40 000 itérations. Chaque algorithme a dépassé son coût d'apprentissage (récompense cumulée > 0). Plusieurs hyperparamètres ont été testés pour chaque algorithme afin de trouver la meilleure combinaison.

4.5.3 Validation de l'approche d'assistance en simulation

Notre objectif est de vérifier que notre algorithme, avec les extensions, est plus performant que ceux sans les extensions. Les deux extensions que nous considérons ici, sont :

- L'ontologie ASO, qui apporte des éléments contextuels et réduit la liste des actions à celles pertinentes.
- La séparation du Q-table SQT, qui décroît les combinaisons possibles et donc réduit l'ensemble des actions.

Dans la mesure où l'objectif du Q-Learning est de maximiser la récompense cumulative, notre algorithme (ASO + SQT) et l'approche (ASO + sans SQT) sont les plus performants, Figure 32, en comparaison avec les méthodes (sans ASO + SQT) et (sans ASO + sans SQT).

4.5.3.1 Apport de l'ontologie

Les informations contextuelles fournies par l'ontologie assurent une convergence rapide, sans phase composée de récompenses négatives. En effet, grâce à la liste réduite des actions, toutes les aides non pertinentes sont éliminées. La pente d'apprentissage, Figure 32, est donc positive dès le départ pour les deux méthodes ASO, au contraire des deux autres méthodes. Ainsi, l'ontologie permet à la fois de réduire le temps d'apprentissage et de ne proposer, même

ASO est l'acronyme de Assistance and Skills Ontology, i.e. Ontologie d'assistances et de compétences, et SQT de Split Q-table pour Q-table divisé.

dans une politique exploratoire, que des assistances adaptées au niveau de compétence de l'agent humain.

4.5.3.2 Contribution de la séparation du Q-table

Si l'on considère les courbes de notre algorithme et celles de (ASO + sans SQT), Figure 32, la division en deux Q-tables n'a pas d'impact sur la récompense cumulée. Nous pouvons expliquer ce résultat par le faible nombre d'assistances robotiques dans le cas d'usage Λ . Nous avons 3 niveaux de VaryViscosity, applicables seulement dans 2 des 4 sous-tâches. De plus, nous avons la règle de continuité des assistances, qui contraint d'autant plus le nombre d'assistances robotiques. Nous avons alors $l_r + l_i \approx l_r \times l_i$ pour les approches ASO. Dans les deux autres cas, les assistances robotiques peuvent être sélectionnées même dans les sous-tâches où elles n'ont aucun effet car, en l'absence d'ontologie, la liste des assistances n'est pas réduite en fonction du contexte. Nous avons $l_r + l_i \ll l_r \times l_i$. En conséquence, nous constatons Figure 32 que le temps d'apprentissage est environ 2 fois plus long pour (sans ASO + sans SQT) que pour (sans ASO + SQT). La séparation en deux Q-tables est ainsi avantageuse lorsque $l_r + l_i \neq l_r \times l_i$. Si ce n'est pas le cas, cela n'a pas d'incidence.

Si nous sommes en VaryViscosity3, seules cette assistance et VaryViscosity2 sont possibles.

l_r et l_i correspondent respectivement au nombre d'assistances robotique et informative.

4.6 CONCLUSION

A ce jour, les travaux de la littérature sont basés sur des connaissances à priori sur les réactions de l'homme et ne tiennent pas compte des variabilités inter- et intra-individuelles. En réponse à cet problème, nous avons conçu une approche hybride combinant l'apprentissage par renforcement et l'apprentissage symbolique. Le premier permet une mise à jour en ligne de la stratégie d'assistance. Néanmoins cet algorithme a ses limites : le fait qu'il s'entraîne et se mette à jour en ligne retarde l'expression de la réponse optimale. Pour réduire le temps d'entraînement, nous lui associons une ontologie qui, par raisonnement symbolique sur la connaissance experte, permet de sélectionner les meilleures actions. De plus, la convergence est accélérée par la prise en compte de l'avis de l'opérateur et une étape de pré-entraînement par simulation. Enfin, nous avons étendu l'algorithme de Q-Learning en associant à un état un couple d'assistance multimodale : en sus de modifier le comportement du robot, nous proposons une assistance informative.

Dans ce chapitre, de par sa conception, nous validons la première partie de notre postulat 2 de départ, à savoir fournir une assistance automatisée, en ligne, multimodale et personnalisée au profil de chaque opérateur, comme nous le rappelons Table 21. D'autre part, nous avons démontré par simulation que notre algorithme Q-Learning étendu

	Publication	Élément observé	Assistance automatisée	Personnalisée au profil	Politique mise à jour en ligne	Multimodale
Notre approche	Expertise	✓	✓	✓	✓	✓

Comparaison à l'état de l'art Table 11.

TABLE 21 – Validation des critères définis

converge plus rapidement, ce qui permet de dépasser la limite expliquée ci-dessus.

En ce qui concerne la seconde partie du postulat 2, i.e. favoriser une meilleure qualité de vie au travail, il est nécessaire d'acquérir un retour terrain. Dans la partie suivante, nous abordons les cas expérimentaux, qui nous permettent de valider en conditions réelles nos hypothèses.

5.1	Introduction	106
5.2	Description des cas d'usage Σ et Λ	106
5.2.1	Cas d'application Σ	106
5.2.1.1	Acquisition des données	107
5.2.1.2	Sélection des compétences et des indicateurs associés	107
5.2.1.3	Etude utilisateur	108
5.2.2	Cas d'application Λ	108
5.2.2.1	Acquisition des données	109
5.2.2.2	Sélection des compétences et des KSIs associés	110
5.2.2.3	Choix des assistances	112
5.2.2.4	Etude utilisateur	112
5.3	Validation du profil de compétence	113
5.3.1	Validation du choix des KSIs	113
5.3.1.1	Cas d'étude Σ	114
5.3.1.2	Cas d'étude Λ	115
5.3.2	Validation du niveau des KSIs	119
5.3.2.1	Validation de la méthode d'attribution du score	119
5.3.2.2	Validation du niveau de compétence estimé	122
5.4	Influence de l'assistance sur le profil de l'opérateur	126
5.4.1	Vers un gain significatif de niveau de compétence	127
5.4.1.1	Premiers résultats	127
5.4.1.2	Résultats complémentaires	128
5.4.2	Efficacité de chaque type d'assistance	130
5.4.2.1	Assistance informative	132
5.4.2.2	Assistance robotique	133
5.4.3	Analyse des questionnaires	135
5.4.3.1	Perception de la tâche	135
5.4.3.2	Auto-évaluation	135
5.4.3.3	Assistance	137
5.4.3.4	Etat	140
5.5	Discussion	141
5.5.1	Robot prototype	141
5.5.1.1	Contrôleur	141
5.5.1.2	Matériel inadapté	141
5.5.1.3	Matériel à ajouter	142
5.5.2	Algorithme	142
5.5.2.1	Assistance robotique	142
5.5.2.2	Assistance informative	143

5.5.3	Population	144
5.5.4	Environnement et protocole	145
5.6	Conclusion	145

5.1 INTRODUCTION

Dans les chapitres précédents, nous avons présenté nos contributions, à savoir la définition du profil opérateur et la conception d'un algorithme d'assistance. Ces deux apports ont pour objectif de diminuer la charge mentale des opérateurs en les menant plus rapidement vers l'expertise. En effet, une fois expert, réaliser la tâche demande peu d'attention à un opérateur, ce qui améliore son bien-être au travail. Nous avons montré l'impact de la combinaison de nos deux contributions sur l'évolution du niveau de compétence d'un sujet en simulation.

Dans ce chapitre, nous nous attachons à valider notre algorithme et nos postulats 1 et 2 sur plusieurs expérimentations en conditions réelles. Afin d'établir le profil de compétence, nous décrivons les cas d'usage et explicitons le processus itératif de sélection des compétences et de leurs indicateurs associés. Nous vérifions ensuite statistiquement que les KSIs permettent de discriminer un expert d'un novice, pour les deux types de collaboration. Le niveau d'expertise calculé peut alors être confronté au niveau perçu par les sujets et à sa définition. Une fois ces deux aspects validés, nous examinons l'influence de l'assistance, proposée dans le cadre de notre seconde contribution, sur le niveau d'expertise des volontaires. Pour mener cette étude, nous avons formé deux groupes expérimentaux : le groupe de contrôle qui ne reçoit pas d'aide et le groupe assisté. Nous comparons l'évolution de chacun et approfondissons nos résultats en analysant leurs réponses aux formulaires pré et post-expérimentation. Enfin, nous explicitons les limites des conditions expérimentales.

5.2 DESCRIPTION DES CAS D'USAGE Σ ET Λ

Les cas d'application Σ et Λ ont été brièvement introduits et illustrés dans la partie 1.2.1 du chapitre Introduction. Dans cette section, nous détaillons les protocoles expérimentaux que nous avons suivis et nous décrivons les profils de compétence nécessaires à chacune des tâches des cas d'usage.

5.2.1 Cas d'application Σ

L'objectif de la tâche du cas d'usage Σ , décrite Section 1.2.1.1, est de fixer deux objets, à l'aide d'une visseuse, sur une barre d'acier

*Voir Figure 4.
Les objets sont
lourds, le premier
pèse 4kg et le second
2kg, pour observer
une fatigue
musculaire.*

tenue par un Sybot à 3 axes motorisés. Les objets étant positionnés à l'opposé l'un de l'autre, il est nécessaire de réorienter la barre par l'appui sur un bouton situé sur le robot. À la fin du cycle, l'agent humain dévisse les deux objets pour pouvoir recommencer. Seules les données de la phase de vissage sont enregistrées.

5.2.1.1 *Acquisition des données*

Comme nous l'avons présenté Section 3.3.2, les opérateurs sont observés de façon non intrusive au travers des données du robot, acquises en ligne durant l'exécution de la tâche. Pour compléter ces informations, relatives au profil de tâche, nous invitons les volontaires à répondre à un questionnaire.

Questionnaire

Avant et après l'expérimentation, chaque participant remplit un formulaire, dont les questions portent sur leur profil général ainsi que sur leur perception de leur profil de tâche. Un formulaire de consentement, précisant que les données enregistrées sont traitées de manière anonyme et utilisées uniquement à des fins de recherche, est associé aux questionnaires, en Annexe C.

Robot

Les variations des couples articulaires, de la position articulaire de l'axe 1 et du signal de sortie du bouton de réorientation au cours d'un cycle donné sont représentées Figure 33. La première sous-tâche correspond au placement de la roue sur la barre, suivie de sa fixation par une vis. Ensuite, l'opérateur presse le bouton de réorientation de la barre, ce qui cause un mouvement sur l'axe 1 du Sybot. Enfin, le sujet fixe le deuxième objet à l'aide de deux vis.

Afin d'obtenir le niveau d'expertise de l'agent humain, nous estimons le niveau des indicateurs de compétence à partir des signaux bruts du robot, puis nous en déduisons des informations haut niveau sur son profil de compétence, dont la composition est détaillée par la suite.

5.2.1.2 *Sélection des compétences et des indicateurs associés*

Comme le robot tient un objet devant l'opérateur, aucun *mouvement* n'est perceptible du point de vue robotique. D'autre part, la tâche étant simple, nous écartons la compétence de *maîtrise des étapes de la tâche*. Seules les compétences de *rapidité* et de *contrôle de l'effort* sont en conséquence pertinentes pour cette tâche. Parmi la liste des KSIs Table 13, nous excluons dans un premier temps uniquement ceux se reportant au mouvement, en particulier les vitesses maximale et

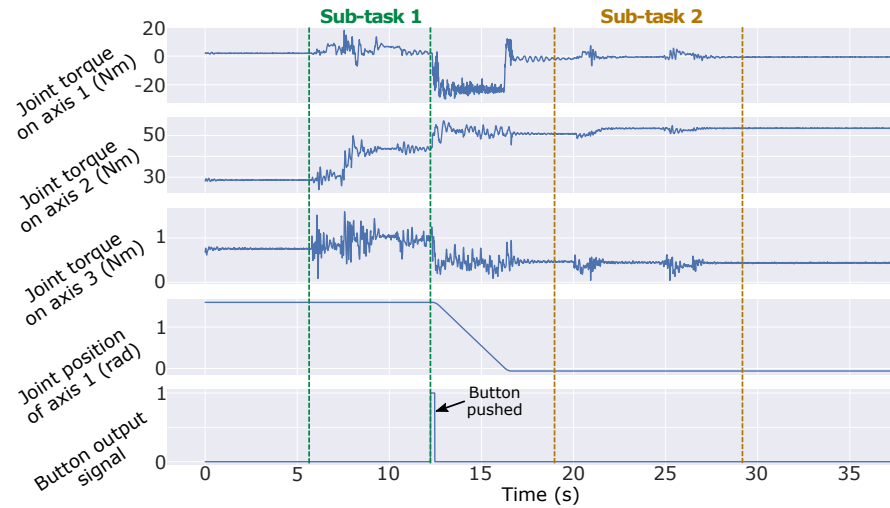


FIGURE 33 – Variations des données du robot au cours d'un cycle de la tâche associée au cas d'usage Σ

moyenne. L'intérêt des autres indicateurs sera apprécié par notre évaluation expérimentale, s'appuyant sur les statistiques des volontaires ayant participé à l'étude.

5.2.1.3 Etude utilisateur

La tâche a été répétée 20 fois (durée de 30 minutes environ) par 6 volontaires, 3 hommes et 3 femmes, âgés de 15 à 25 ans. Une explication leur était fournie en amont par une démonstration pratique d'un expert. Nous avons considéré que lors des 6 premières répétitions de la tâche les participants étaient novices et que durant les 6 dernières ils étaient d'un niveau intermédiaire. D'autre part, un 7ème participant (homme, 23 ans) a exécuté la tâche environ 400 fois, sur plusieurs jours. Il est ainsi devenu expert de la tâche. Nous avons utilisé ses cycles comme référence, en écartant les cycles où il était musculairement fatigué.

Dans le cas d'usage Σ , l'agent humain a un contact physique indirect avec le robot et ce dernier maintient une position fixe durant les manipulations de l'opérateur. Afin de valider notre approche sur une tâche plus complexe de co-manipulation humain-robot, nous avons conçu le cas d'expérimentation Λ .

5.2.2 Cas d'application Λ

La tâche de pick & place, associée au cas d'usage Λ , consiste à déplacer une caisse de 25 kg d'une pile à l'autre à l'aide du robot collaboratif LDC qui porte la charge. Elle est divisée en 4 sous-tâches : la phase d'approche, de prise, de déplacement et de dépose de la caisse.

L'expert est ici un utilisateur confirmé, ayant répété maintes fois la tâche.

Nous remercions Clément Dugué pour avoir mis en place l'expérience.

Décrite Section 1.2.1.2.

Dans ce scénario plus complexe¹, où l'agent humain doit maîtriser les étapes de la tâche en plus du robot, nous introduisons notre seconde contribution : l'assistance personnalisée à son profil de compétence. Afin de valider l'effet positif de l'aide sur son niveau de compétence, nous séparons les opérateurs en deux groupes, le groupe de contrôle qui ne reçoit pas d'assistance et le groupe assisté. L'acquisition des données robotiques est similaire pour les deux groupes, au contraire du bilan de l'expérimentation recueilli par un questionnaire.

5.2.2.1 Acquisition des données

De même que pour le cas d'usage précédent, la collecte d'informations sur l'agent humain est double ; dynamiquement par les différents signaux circulant dans le robot et hors ligne à l'aide de formulaires.

Robot

Pour cette expérience, nous enregistrons :

- les positions et couples articulaires du robot,
- l'état du robot, notamment s'il est en échec ou opérationnel,
- l'état de l'effecteur, i.e. si les pinces sont ouvertes ou fermées,
- l'état des boutons du robot et en particulier des boutons pause et homme-morts,
- les événements de l'IHM.

A l'exception des couples et des événements de l'IHM, les variations de ces différents signaux au cours des 4 sous-tâches sont exposées Figure 34. Durant la phase d'approche de la caisse Figure 34a, le robot est opérationnel, l'effecteur ouvert et les homme-morts enfoncés pour activer le mode d'augmentation d'effort. L'action de l'agent humain pour amener le robot à destination engendre un mouvement sur (x,y,z) . Néanmoins, le sujet a relâché les homme-morts pendant le mouvement, ce qui a déclenché l'état d'échec du robot par sécurité. Une fois le robot de nouveau fonctionnel, l'opérateur finit son mouvement. Pour ne pas abîmer le robot ou les caisses, l'effecteur est amené manuellement dans la caisse, Figure 34b. Les pinces sont alors fermées. La caisse peut être déplacée sur la seconde pile, en repassant en mode augmentation d'effort Figure 34c. Cette dernière est alors posée manuellement sur le tas Figure 34d. Une fois la caisse en position, l'agent humain lance le processus automatique d'ouverture des pinces, accessible depuis le menu pause de l'IHM. Il peut enfin sortir l'effecteur de la caisse manuellement Figure 34a et de nouveau amener le robot au dessus de la prochaine caisse à déplacer.

Le menu pause s'affiche après un appui sur le bouton pause Figure 34d.

1. Une vidéo est disponible : <https://youtu.be/sDPosdgW9Jo>

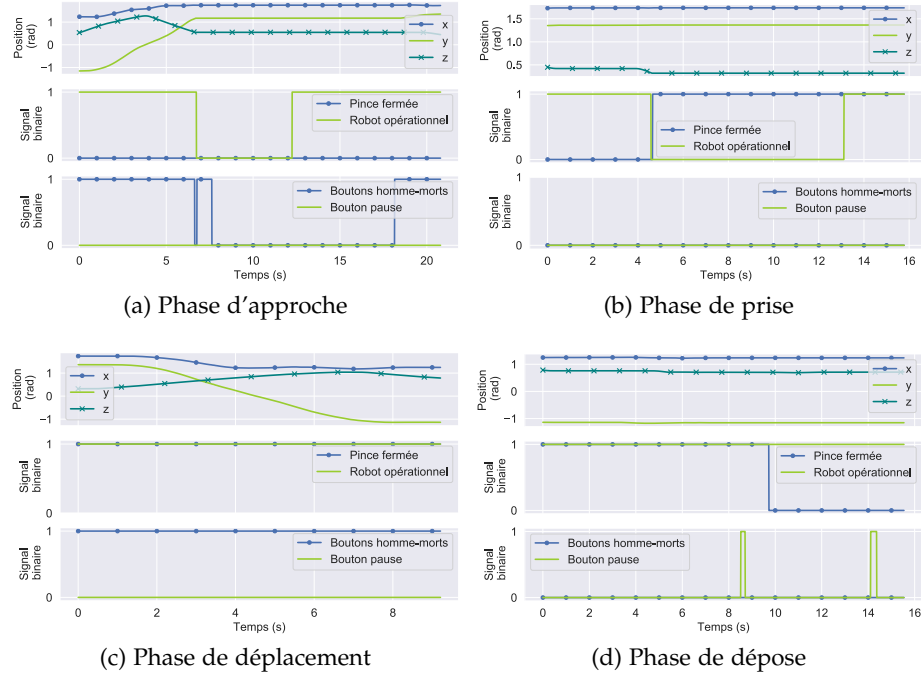


FIGURE 34 – Exemple de données enregistrées sur le robot pendant la tâche Λ de *pick & place*

Questionnaire

Les Figures 55, 56 et 57 sont en Annexe A.

Les volontaires remplissent deux questionnaires, avant et après la session. Le formulaire, Figure 55, est commun aux deux groupes et est complété avant l'expérimentation. Le second questionnaire est quant à lui décliné en deux versions, l'une pour le groupe de contrôle Figure 56, l'autre pour le groupe assisté selon son profil de compétence Figure 57. Les informations collectées sont variées, allant du profil général, avec l'âge, la fatigue, au profil de tâche tel que perçu par le sujet.

Nous détaillons dans la section suivante les indicateurs et compétences que nous retenons pour dresser le profil de compétence.

5.2.2.2 Sélection des compétences et des KSIs associés

Dans ce cas d'usage, l'agent humain et le robot collaborent pour déplacer une caisse. Comme les efforts peuvent être observés au travers des mouvements du robot et pas seulement des efforts, nous nous concentrons sur le *contrôle des mouvements*. La *maîtrise du robot* et la *rapidité* sont également des compétences essentielles à la bonne réalisation de la tâche. Nous écartons la *maîtrise des étapes de la tâche*, car même si la complexité de la tâche Λ est plus élevée que pour les deux autres cas d'application Υ et Σ , l'ordre des sous-tâches ne

peut être interverti. Les opérateurs peuvent répéter certaines étapes, cependant cela est souvent dû à une défaillance de l'effecteur du robot car il est encore à l'état de prototype. Cependant, cela n'impacte pas la généralité de l'approche. En effet, les assistances tiennent simplement compte des spécificités du robot, en plus des fonctionnalités courantes.

Rapidité

Parmi les indicateurs Table 13, nous excluons les indicateurs de temps de départ et de vitesse maximale. En effet, la tâche Λ n'impose pas de contrainte spécifique sur le temps de début de chaque sous-tâche. D'autre part, la vitesse maximale est dépendante des positions de départ et d'arrivée et une valeur élevée ou faible n'est pas à elle seule un indicateur de compétence. La vitesse moyenne des phases de prise et de dépose est, en plus d'être dépendante du niveau de confiance de l'utilisateur, liée à la proximité de l'effecteur avec le tas de caisse. Ce ne sont ainsi des indicateurs pertinents que pour les deux autres sous-tâches.

Contrôle du mouvement

Durant les phases de prise et de dépose, l'opérateur positionne l'effecteur du robot dans la caisse à prendre ou sur le tas de caisse de dépose. Ainsi, il modifie principalement l'orientation de l'effecteur. Les indicateurs de longueur du chemin parcouru sont écartés. Les enregistrements de l'accélération articulaire étant particulièrement bruités, nous ne pouvons pas évaluer de façon satisfaisante la fluidité du mouvement.

Maîtrise du robot

Les robots collaboratifs sont sûrs par leur conception mécanique : ils se mettent en échec lorsqu'ils détectent un risque, principalement pour la sécurité de l'opérateur. Souvent, les mises en défaut du robot proviennent d'un mauvais geste de l'opérateur. Ainsi, nous comptabilisons le nombre de déclenchement d'état d'échec au cours de la sous-tâche. Nous surveillons également le nombre d'appui (et donc de relâchement) sur les boutons homme-morts durant les phases d'approche et de déplacement d'une caisse. Les appuis sont également comptabilisés pendant les deux autres sous-tâches. En effet, les novices peuvent être tentés de se servir des poignées noires, au lieu de suivre le protocole et de passer en mode manuel avec la poignée bleue, voir Figure 5b.

Par exemple, une vitesse trop élevée, un mouvement brusque ou des conditions pour l'exécution d'une action non remplies.

Nous établissons la liste des assistances affectant le niveau des compétences pré-citées dans la suite.

5.2.2.3 Choix des assistances

Afin d'améliorer les conditions de travail de l'opérateur et notamment de le guider vers la maîtrise de la tâche, nous proposons au groupe assisté 3 assistances robotiques Table 31 et 20 assistances textuelles Table 33 de l'Annexe B. Les étapes de la tâche sont également disponibles sur clic de l'opérateur sur le symbole "?" de l'IHM. Un exemple pour la phase d'approche est donné Figure 35b. L'IHM classique, Figure 35a contient :

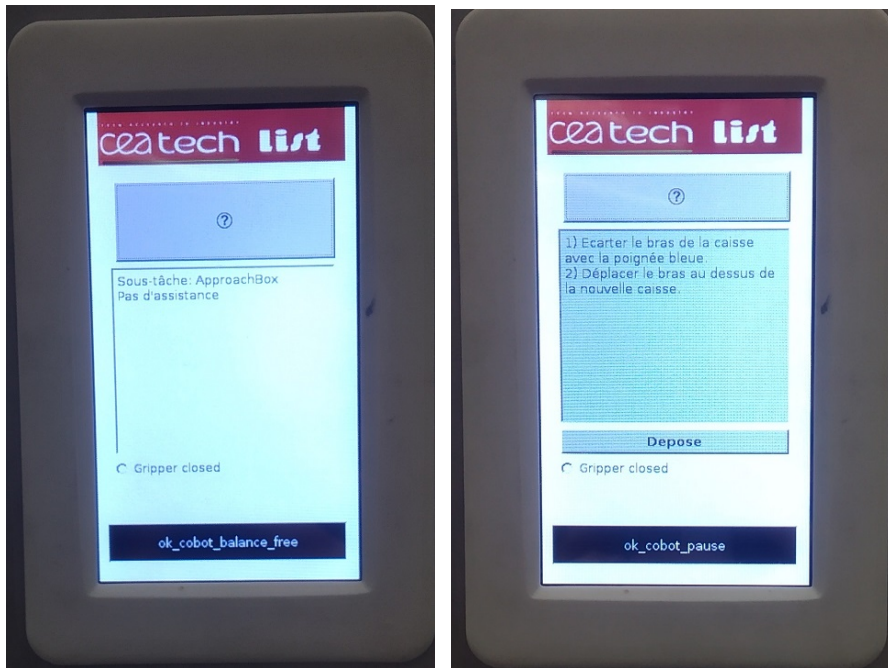
- Le nom de la sous-tâche courante.
- La ou les assistances fournies à l'opérateur ; sur la photo, aucune n'est proposée.
- Le voyant indiquant si les pinces sont fermées (puce grisée) ou ouvertes.
- L'état du robot :
 - *Free* correspond au mode transparent.
 - *Quick*, correspond au mode augmentation d'effort.
 - *Tare*, où le robot soupèse ce que tient ou non l'effecteur.
 - *Pause*, atteint en appuyant sur le bouton pause (sous l'IHM), qui permet d'accéder au bouton d'ouverture des pinces.
 - *Failure*, le mode d'échec. Pour rendre de nouveau opérationnel le robot, il faut appuyer plusieurs fois sur un bouton externe au robot.

5.2.2.4 Etude utilisateur

L'étude utilisateur a été réalisée conformément aux consignes du comité d'éthique. Nous avons recueilli le consentement écrit des participants, dans la notice Annexe D. Elle a été menée en deux étapes et réunit 32 volontaires âgés de 19 à 55 ans (9 femmes et 23 hommes). Ils ont été divisés en deux groupes de 13 et 19 personnes : le premier a reçu une assistance tandis que le second n'a pas été assisté. L'expérience consistait à déplacer à 4 reprises 8 caisses de 25 kg d'une pile à l'autre. Les étapes de la tâche ont été expliquées et montrées aux participants au début de la session. Une fois le premier cycle débuté, aucune information ne leur était donnée, sauf si c'était indispensable pour permettre au participant de continuer l'expérimentation. Les 2 premières répétitions de la tâche, non assistées pour les 2 groupes, ont été acquises pour évaluer le niveau de compétences des utilisateurs et pour vérifier que les sujets appartenaient à la même population. Elles ont été suivies de 30 répétitions avec assistance pour le groupe assisté et sans aide pour le groupe de contrôle. Afin de s'assurer de l'attention continue des sujets, les caisses devaient être triées par couleur.

Le groupe de contrôle contient des volontaires qui ont permis de régler l'algorithme et n'ont pas tous répété 4 fois l'expérimentation.

En dehors des conseils délivrés au groupe assisté.



(a) En phase d'approche, sans assistance

(b) Etapes de la phase d'approche

FIGURE 35 – Interface graphique du LDC

Les données collectées lors de ces deux études utilisateurs nous permettent, en premier lieu, de valider notre première contribution et notre postulat 1; à savoir identifier les points d'amélioration de la qualité de vie au travail des opérateurs via la détermination de façon non intrusive de leur profil et en particulier de leur profil de compétence.

5.3 VALIDATION DU PROFIL DE COMPÉTENCE

Afin de vérifier la vraisemblance de notre profil de compétence, nous devons confirmer le choix des indicateurs de compétence en les confrontant aux données collectées, ainsi que comparer le niveau d'expertise estimé avec celui extrait des connaissances à priori de chaque opérateur.

5.3.1 Validation du choix des KSIs

Les indicateurs de compétence ont été définis dans le but de discriminer le comportement d'un expert de celui d'un novice. Ainsi, afin de valider les KSIs, il est nécessaire de collecter les données de différents individus pour mener une analyse statistique. Nous étudions dans la suite la pertinence des indicateurs pour les cas d'usage Σ et Λ .

θ représente la durée, et λ , ν , et μ sont respectivement la longueur du chemin parcouru, et les efforts maximaux et moyens pour chacun des trois axes du robot, désignés par les indices.

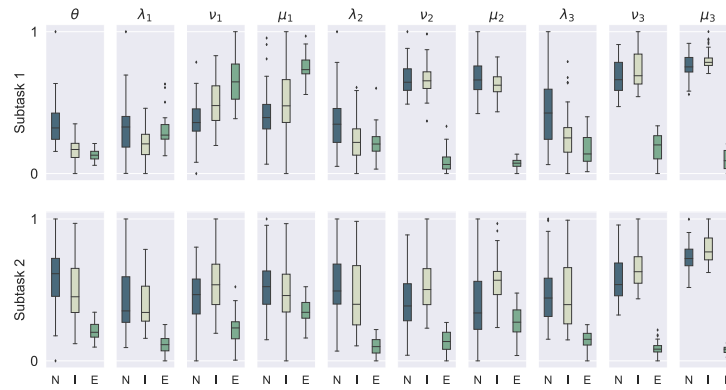


FIGURE 36 – Boîte à moustaches représentant la variabilité et la dispersion des indicateurs de compétence (colonne), par sous-tâche (ligne), pour chaque niveau de compétence (N - Novice, I - Intermédiaire, E - Expert). Chaque boîte contient 36 exemples. Le rectangle délimite la zone inter-quartile, tandis que le segment intérieur correspond à la médiane. Les données restantes sont comprises entre les lignes qui s'étendent des deux côtés de la boîte, hormis quelques valeurs aberrantes représentées par des points.

5.3.1.1 Cas d'étude Σ

Voir Section 2.2.3 de l'état de l'art.
Hypothèse nulle : les données appartiennent à la même population.

Les cycles sont dépendants car les novices et intermédiaires appartiennent au même groupe.

Nous avons vérifié à l'aide du test U de Mann-Whitney, test non paramétrique de différenciation de groupe, que les cycles des novices et de l'expert étaient statistiquement différents pour chaque KSI. L'hypothèse a été rejetée ($p < 0,05$), hormis pour l'effort moyen de l'axe 2 de la deuxième sous-tâche. Par conséquent, la vaste majorité des indicateurs de compétence permettent bien de distinguer un expert d'un novice. Nous confirmons visuellement ce résultat Figure 36.

Au contraire, selon le test des rangs signés de Wilcoxon, test non paramétrique avec dépendance, il n'y a pas de différence statistique significative entre les novices et les intermédiaires pour la plupart des KSIs. Ceci est corroboré Figure 36. Par exemple, les valeurs de l'effort maximal sur l'axe 3 (ν_3) des opérateurs novices (N) et intermédiaires (I) oscillent entre la même plage. La faible vitesse d'apprentissage peut s'expliquer par la fatigue musculaire accumulée par le port de la roue et/ou le manque d'assistance. On remarque en particulier que l'effort exercé par l'expert durant la deuxième sous-tâche est très faible. Les autres participants s'appuyaient davantage sur le robot. C'est un résultat intéressant, car un superviseur humain ne pourrait pas aisément percevoir l'effort appliqué par l'opérateur, et le conseiller en conséquence, au contraire de notre algorithme.

ipHRC/dpHRC signifient collaboration humain-robot avec contact physique indirect/direct respectivement.

Le cas d'étude Σ s'ancre dans un contexte d'ipHRC. Le robot n'est pas en mouvement, ce qui simplifie l'analyse des données, car les variations sont uniquement dues aux changements du comportement

de l'agent humain. En dpHRC, les conditions de réalisation de la tâche changent potentiellement au fil des itérations, par exemple, le point de dépose d'une caisse peut être déplacé. Pour vérifier que notre méthode s'étend à des tâches évolutives, nous traitons le cas d'application Λ .

5.3.1.2 Cas d'étude Λ

Nous avons procédé en deux temps pour choisir les KSIs pertinents.

Première étape

Tout d'abord, afin d'identifier le comportement de référence, ainsi que d'observer la courbe d'apprentissage des agents humains et de l'assistance nécessaire à leur évolution, nous avons mené une première expérimentation. Nous avons demandé à 9 personnes d'y participer, sans assistance. Seules 4 d'entre elles ont pu effectuer les 32 répétitions dans le temps imparti. Par la suite, nous avons augmenté la durée de l'expérimentation pour que tous les volontaires puissent l'achever. Le niveau d'expertise de chacun des participants est calculé à l'aide des indicateurs de compétence donnés Table 22. Nous conservons, dans un premier temps, tous les indicateurs potentiellement pertinents, indépendamment du fait qu'ils soient susceptibles de discriminer le comportement d'un expert et d'un novice. En effet, en l'absence d'un nombre suffisant de données pour affiner le choix des KSIs, il est préférable d'en sélectionner trop que pas assez. Dans ce dernier cas, nous risquons d'exclure des indicateurs déterminants. Au contraire, garder des indicateurs qui ne permettent pas de distinguer un expert d'un novice n'aura que peu d'impact, car la compétence n'est maîtrisée que si tous les indicateurs ont un niveau supérieur au seuil d'expertise. Le seul inconvénient est que ces KSIs augmenteront le niveau d'expertise moyenné sur les compétences. D'autre part, nous avons choisi d'observer la rapidité séparément sur chacun des axes en articulaire, avec les vitesses moyennes α_1 , α_2 , α_3 , et α_4 . Figure 37, nous observons l'évolution du niveau d'expertise des 8 premiers volontaires. Visuellement, les opérateurs montent en compétence au fil des itérations. Néanmoins, nous ne pouvons le confirmer statistiquement, au vu du faible nombre de participants, notamment sur la dernière itération de la tâche à 8 caisses, effectuée seulement par 3 des 8 volontaires.

Seconde étape

Nous avons conduit une seconde expérimentation avec 23 sujets. En réunissant les données des deux expérimentations, nous pouvons mener une analyse statistique significative, dont les résultats sont pré-

Un des participants était déjà expert de la tâche.

Ces indicateurs ont été choisis Section 5.2.2.2.

Les valeurs de l'expert et du novice sont proches pour ces indicateurs, et leur niveau $c \approx 1$.

On exclut l'expert ici, pour ne pas fausser les courbes d'apprentissage.

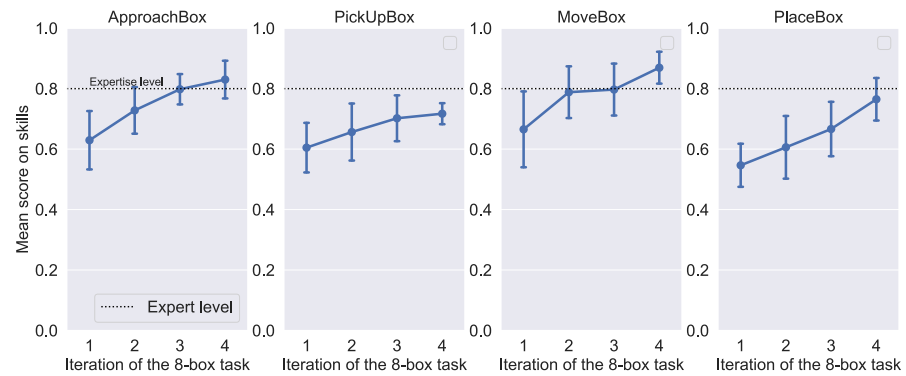


FIGURE 37 – Evolution du niveau d'expertise, par sous-tâche, pour les 8 premiers volontaires non assistés

Aux 3^{ème} et 4^{ème} itérations de la tâche à 8 caisses, respectivement 6 et 3 participants ont continué l'expérimentation.

Sous-tâche	Indicateur										
	Rapidité				Contrôle du mouvement				Maîtrise du robot		
	θ	α_1	α_2	α_3	α_4	$\hat{\lambda}_{xy}$	$\hat{\lambda}_z$	$\hat{\lambda}_0$	$\hat{\lambda}_{xyz}$	ξ	ψ
Approche	x	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	x	✓	✓
Prise	✓							✓		✓	✓
Déplacement	x	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	x	✓	✓
Dépose	✓							✓		✓	✓

TABLE 22 – Indicateurs de compétence utilisés durant les expérimentations

sentés Table 23. Nous avons également représenté Figures 38 et 39 la dispersion des valeurs des KSIs pour l'expert à droite (rouge) et les volontaires réalisant la tâche pour la première fois à gauche (bleu-vert). Nous avons tenu compte de tous les cycles réalisés, que les participants soient assistés ou non, pour chaque tâche de déplacement des 8 caisses. Nous nous sommes plus particulièrement intéressés à la première itération du déplacement des 8 caisses, où nous avons déterminé Table 23 les indicateurs discriminant les novices du comportement de référence, i.e. pour lesquels l'hypothèse nulle est rejetée. Il convient en premier lieu de remarquer Figures 38c et 39 la dispersion en paliers des valeurs sur les KSIs de maîtrise du robot. Ces indicateurs comptabilisent le nombre de défaut ou d'appui sur les boutons des poignées noires. Ils ont donc une valeur discrète. D'autre part, nous pouvons observer sur les Figures 38a, 38b et 38c que l'expert a un comportement stable pour la plupart des indicateurs, au contraire des novices dont le panel de valeurs est très large.

Nous analysons chaque résultat par sous-tâche.

A l'aide du test U de Mann-Whitney.

Le plus souvent égale à 0 (cas idéal) ou 1, non normalisée.

Phases d'approche et de déplacement

Le temps d'exécution de la sous-tâche étant relatif aux positions de départ et d'arrivée, nous avons exclu cet indicateur dans notre pré-sélection. Néanmoins, statistiquement Table 23 et visuellement Figure 38a, nous avons constaté que l'expert est plus rapide que la majorité des novices, peu importe la distance à parcourir. Nous tiendrons compte de cet indicateur dans la suite. Au contraire, nous pouvons remarquer que la vitesse moyenne sur l'axe vertical z , correspondant à la montée ou descente de l'effecteur, n'est pas un indicateur pertinent. Nous l'expliquons par un mode opératoire différent. En effet, nous avons observé que l'expert bougeait le robot à la fois horizontalement et verticalement. La vitesse sur l'axe z dépendait alors de la distance restant à parcourir sur (x,y) . Au contraire, les opérateurs novices manipulaient souvent l'axe vertical après avoir achevé le mouvement horizontal du robot. Ils devaient donc faire au plus vite. D'autre part, les mouvements sur les trois autres articulations du robot sont intrinsèquement liés, et les trois indicateurs de vitesse moyenne qui leur sont associés permettent de discriminer le comportement expert, de celui des novices. Nous les avons alors rassemblés en cartésien, en calculant la vitesse moyenne sur (x,y) . Enfin, on observe sur l'indicateur d'orientation ω que l'expert n'a pas toujours un mouvement irréprochable. Il a tendance à tourner plus que nécessaire le robot à l'arrivée au dessus de la pile A. Cet indicateur est en conséquence écarté de la Table 23.

Equivalent à l'axe 4 en articulaire.

Phases de prise et de dépose

Les indicateurs s'appuyant sur une valeur binaire, à savoir ξ et ψ , ne sont pas discriminants, Table 23. En effet, aucun appui sur les boutons des poignées noires n'est attendu, et la majorité des participants respectait cette contrainte. D'autre part, les mises en échec du robot sur ces sous-tâches sont rares, et causées par le soulèvement du cache en plexi au-dessus de l'effecteur. Cela peut être inévitable dans certains cas où il faut débloquer la pince de l'effecteur. Nous pensons que ces situations étaient à la fois dues à l'inexpérience de l'utilisateur, et à une déformation de plus en plus marquée des caisses. Ainsi, dans la suite, nous ne gardons que les KSIs de durée et d'orientation Table 24, en restant prudents sur les conclusions que l'on peut tirer de leur niveau.

Par une approche descendante, nous avons sélectionné les KSIs pertinents. Puis, nous avons raffiné ce choix visuellement, et statistiquement lorsque le nombre de données collectées était suffisant. La sélection des indicateurs est un processus itératif, amené à se stabiliser avec un échantillon de la population significatif. Dans la section sui-

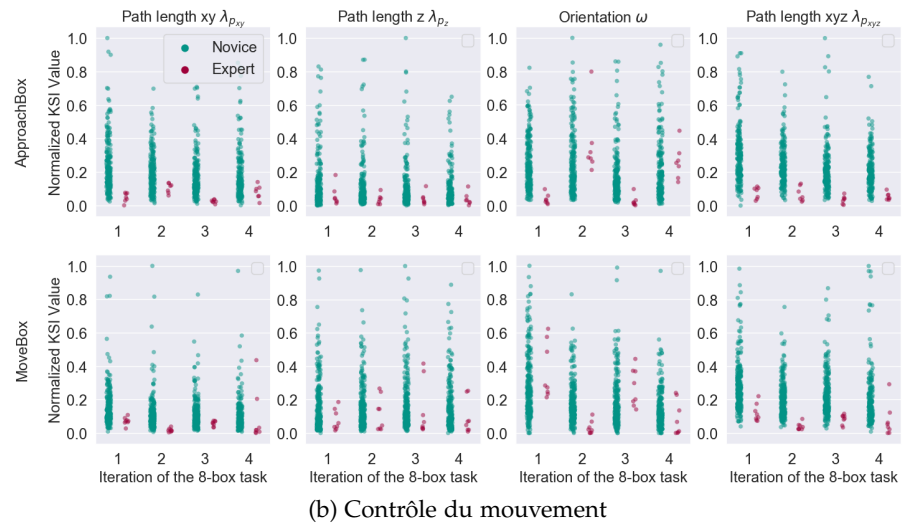
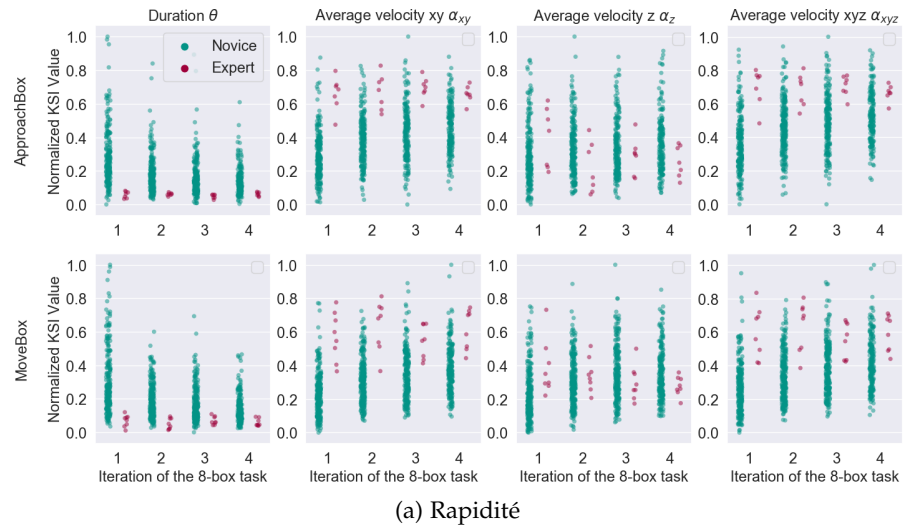


FIGURE 38 – Valeur réelle normalisée des indicateurs de compétence, au fil des 4 répétitions de la tâche à 8 caisses, pour les phases d’approche et de déplacement



FIGURE 39 – Valeur réelle normalisée des indicateurs de compétence, au fil des 4 répétitions de la tâche à 8 caisses, pour les phases de prise et de dépose

	Indicateur									
	Rapidité				Contrôle du mouvement				Maîtrise du robot	
Sous-tâche	θ	α_{xy}	α_z	α_{xyz}	λ_{xy}	λ_z	λ_ω	λ_{xyz}	ξ	ψ
Approche	✓	✓	✗	✓	✓	✓		✓	✓	✓
Prise	✓						✓		✓	✗
Déplacement	✓	✓	✗	✓	✓	✓		✓	✓	✓
Dépose	✓						✓		✗	✗

θ est la durée, α et γ les vitesses moyenne et maximale, λ la longueur du chemin, ξ le nombre d'état d'échec, et ψ le nombre d'appui sur les homme-morts.

TABLE 23 – Indicateurs permettant de discriminer un expert d'un novice, avec le test U de Mann-Whitney. L'hypothèse nulle est rejetée ✓ ($p < 0.05$) ou ne l'est pas ✗

vante, nous estimons le niveau de compétence des opérateurs associé aux KSIs, et le confrontons à la vérité terrain des questionnaires.

5.3.2 Validation du niveau des KSIs

Section 3.7, nous avons vérifié, lors de l'expérimentation du cas d'usage Υ , que le niveau d'expertise des opérateurs concordait avec notre connaissance a priori de chaque participant. Nous vérifions cette même correspondance dans un contexte de dpHRC, pour le cas d'application Λ , après avoir justifié le choix de notre approche.

5.3.2.1 Validation de la méthode d'attribution du score

Dans notre première contribution, nous avons proposé d'utiliser une fonction gaussienne, basée sur une référence du comportement expert, afin d'attribuer un niveau aux KSIs, aux compétences et enfin d'obtenir le niveau d'expertise de l'opérateur. Ce dernier peut éga-

Voir Section 3.6.3.

	Indicateur									
	Rapidité				Contrôle du mouvement				Maîtrise du robot	
Sous-tâche	θ	α_{xy}	α_z	α_{xyz}	λ_{xy}	λ_z	λ_ω	λ_{xyz}	ξ	ψ
Approche	✓	✓	✗	✓	✓	✓		✓	✓	✓
Prise	✗						✓		✗	✗
Déplacement	✓	✓	✗	✓	✓	✓		✓	✓	✓
Dépose	✓						✓		✗	✗

TABLE 24 – Indicateurs de compétence sélectionnés post-expérimentation par analyse statistique

θ représente la durée, et λ , ν , et μ sont respectivement la longueur du chemin parcouru, et les efforts maximaux et moyens pour chacun des trois axes du robot, désignés par les indices.

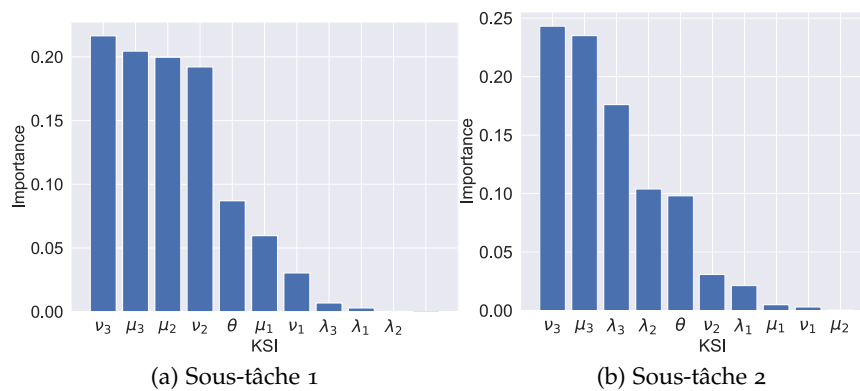


FIGURE 40 – Importance des KSIs pour la classification novice/expert avec Random Forest. Les indices correspondent aux axes du robot.

Nous avons adopté une validation croisée.

lement être acquis en entraînant un classifieur. Lors de notre revue de la littérature Section 2.2.1.1.2, nous avons vu que Random Forest est un classifieur particulièrement intéressant, car il fournit des informations sur les caractéristiques les plus importantes pour la classification. Nous l'avons entraîné avec 1000 estimateurs, sur les données enregistrées lors de l'expérimentation menée sur le cas d'usage Σ . Le set d'entraînement est composé de 80% des données, et celui de test des 20% restants. Les échantillons des deux ensembles ont été classés correctement avec une précision de 100%. C'est un résultat attendu, car la combinaison des différents indicateurs réduit les erreurs possibles. L'analyse statistique suggérait que les cycles intermédiaires ressemblaient davantage aux cycles des novices qu'à ceux des experts. Le classifieur classe également les 36 cycles intermédiaires en cycles novices.

Importance des indicateurs dans le processus de classification

Nous observons Figure 40a que les efforts moyen et maximum des axes 2 et 3, et le temps nécessaire pour réaliser la sous-tâche sont les caractéristiques les plus significatives pour distinguer les opérateurs novices de l'expert, sur la sous-tâche 1. Les indicateurs les plus importants pour la sous-tâche 2, Figure 40b, sont ceux de l'axe 3, la longueur du trajet de l'axe 2, et la durée de la sous-tâche. Cela est cohérent avec les résultats de l'analyse statistique Figure 36. Les KSIs pour lesquels il n'y a pas de recoupement entre les mesures du comportement expert, et du novice, sont les plus pertinents pour le classifieur.

L'utilisation de Random Forest pour déterminer le niveau d'expertise de l'opérateur est efficace. Nous pouvons, en outre, exploiter la probabilité d'appartenir à une classe ou à l'autre pour nuancer ce niveau. Néanmoins, l'information binaire que le classifieur relaie ne permet pas d'identifier ce sur quoi l'utilisateur peut s'améliorer. Nous avons alors recalculé le niveau d'expertise en utilisant notre méthode détaillée Section 3.6.

Niveau d'expertise par gaussienne

Afin d'obtenir un niveau de compétence continu entre 0 et 1, nous avons défini plusieurs modèles d'expertise au moyen de gaussiennes asymétriques, une par indicateur. Nous avons omis les KSIs qui ne sont pas pertinents pour chaque sous-tâche, comme nous l'avons vu précédemment. Les résultats sont présentés dans le tableau 25. L'évaluation du niveau de maîtrise par gaussienne permet de caractériser le comportement novice, par rapport au comportement de référence. Par exemple, pour les indicateurs d'effort, nous repérons si l'opérateur appuie trop fort ou, au contraire, pas assez. Cela correspond, Table 25, aux cycles novices par valeur supérieure ou inférieure respectivement. On remarque que les opérateurs novices ont un comportement d'expert sur certaines caractéristiques, par exemple, sur le KSI de durée θ , 22% des agents humains sont experts, et 78% sont plus lents que les valeurs de référence. Cela souligne l'importance de ne pas entraîner un classifieur par KSI, comme dans (ENAYATI, FERRIGNO et DE MOMI, 2018), car un nombre important de labels aurait été incorrect. En outre, en raison de facteurs externes, tels que le comportement non répétable de l'être humain, la fatigue accumulée pendant la tâche, ou la lassitude, on peut constater que certains opérateurs qualifiés sont classés comme novices sur quelques indicateurs.

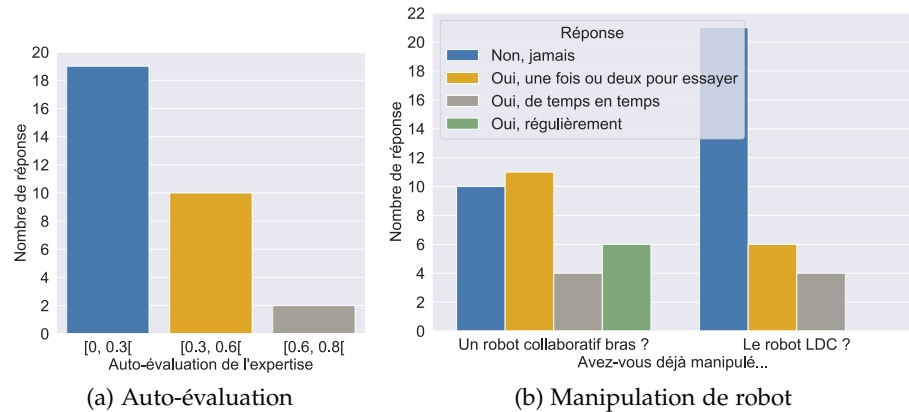
Ainsi, notre approche permet d'apprécier le niveau d'expertise de l'opérateur, sans présumer du niveau des volontaires servant de référence. D'autre part, si l'utilisateur n'est pas expert, nous pouvons

Nous avons également introduit un coefficient z de confiance dans les données de l'expert, Section 3.6.3, pour tenir compte de toute imperfection.

TABLE 25 – Classification des cycles novices et experts pour chaque sous-tâche, par indicateur.

	KSI	θ	μ_1	λ_2	ν_2	μ_2	λ_3	ν_3	μ_3
Sub-task 1	Novice cycle (%)	0/22/78	80/17/3	-	0/0/100	0/0/100	-	0/3/97	0/0/100
	Skilled cycle (%)	0/100/0	0/97/3	-	0/97/3	0/100/0	-	0/100/0	0/100/0
Sub-task 2	Novice cycle (%)	3/14/83	-	0/22/78	-	-	0/6/94	0/0/100	0/0/100
	Skilled cycle (%)	0/100/0	-	0/100/0	-	-	0/100/0	0/92/8	3/97/0

Legend: Novice by inferior value/Skilled/Novice by superior value - Maximum pourcentage



Auto-évaluation de l'expertise : sur une échelle de 0 à 1 (0 signifiant novice et 1 signifiant expert de la tâche), où vous situeriez-vous ?

FIGURE 41 – Réponse au questionnaire 55 sur différents critères

en expliquer les raisons, compétence par compétence. En plus d'être utile pour proposer une assistance adaptée, ces informations peuvent être mises en lien avec les réponses aux questionnaires pour éprouver leur exactitude. C'est ce que nous présentons dans la section suivante, pour le cas d'usage Λ , dont le contexte de dpHRC complique l'estimation du niveau.

5.3.2.2 Validation du niveau de compétence estimé

Afin de vérifier la concordance des profils de compétence avec le niveau réel des opérateurs, nous avons retenu deux approches, dont l'usage dépend du contexte. Nous les appliquons au cas d'usage Λ .

Questionnaire

Dans un premier temps, nous proposons de nous appuyer sur les réponses au premier questionnaire 55. Par définition, l'auto-évaluation de l'expertise et la manipulation préalable d'un bras robotique sont liées au niveau d'expertise. Néanmoins, les réponses collectées sont réparties inégalement Figure 41. Les intervalles [0.6 – 0.8[et [0.8 – 1] sont peu, ou pas représentés pour l'auto-évaluation de l'expertise Figure 41a, et les réponses "Non, jamais", et "Oui, une fois ou deux

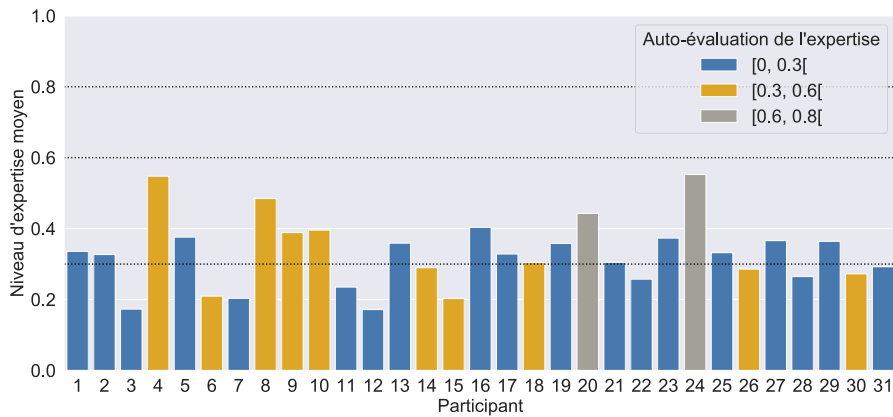


FIGURE 42 – Niveau d'expertise au début de l'expérimentation, en fonction de l'auto-évaluation de l'expertise par les participants

pour essayer" sont majoritaires pour la manipulation de robot Figure 41b. Ainsi, toutes les catégories n'étant pas représentées, il est difficile d'établir des corrélations. D'autre part, l'auto-évaluation de l'opérateur est subjective, et les volontaires ne connaissaient pas les critères de calcul. En conséquence, Figure 42, seuls 39 % des niveaux calculés correspondent à ceux estimés par les participants. De plus, on remarque Figure 43 que l'auto-évaluation de l'expertise est modérément corrélée avec le fait d'avoir déjà manipulé un bras robotique, et notamment le robot LDC lui-même. Les volontaires s'appuyaient en partie sur ces points pour donner une estimation de leur niveau. Néanmoins, le robot LDC étant un prototype, son comportement est différent de celui des autres robots collaboratifs. Les opérateurs surestimaient leur capacité d'adaptation. En moyenne, ils pensaient maîtriser la tâche en 4.2 cycles, or aucun volontaire n'est expert à la fin des 32 cycles. Figure 44, on observe le niveau d'expertise des opérateurs en fonction de leur utilisation en amont d'un robot bras. Ceux manipulant régulièrement un robot bras ont un niveau sensiblement plus élevé que la moyenne. Cependant, il n'y a pas de différence notable entre les 3 autres groupes. Nous l'expliquons, compétence par compétence, par :

- Rapidité : Chaque participant allait à son rythme. Il n'est pas exclu qu'il n'atteignait pas le maximum de sa capacité.
- Contrôle du mouvement : Nous avons remarqué que l'opérateur, même habitué à manipuler des robots, ne faisait pas nécessairement l'effort d'optimiser sa trajectoire.
- Maîtrise du robot : La sensibilité du robot est élevée, et le robot se met facilement en état d'échec. Il faut comprendre comment les éviter.

Nous ne pouvons en conséquence pas exploiter les réponses au premier questionnaire pour valider précisément la valeur du niveau

Voir Section 2.2.3.2 pour la corrélation.

Les réponses à cette question sont plus uniformément réparties Figure 41b que celle de l'usage du robot LDC.

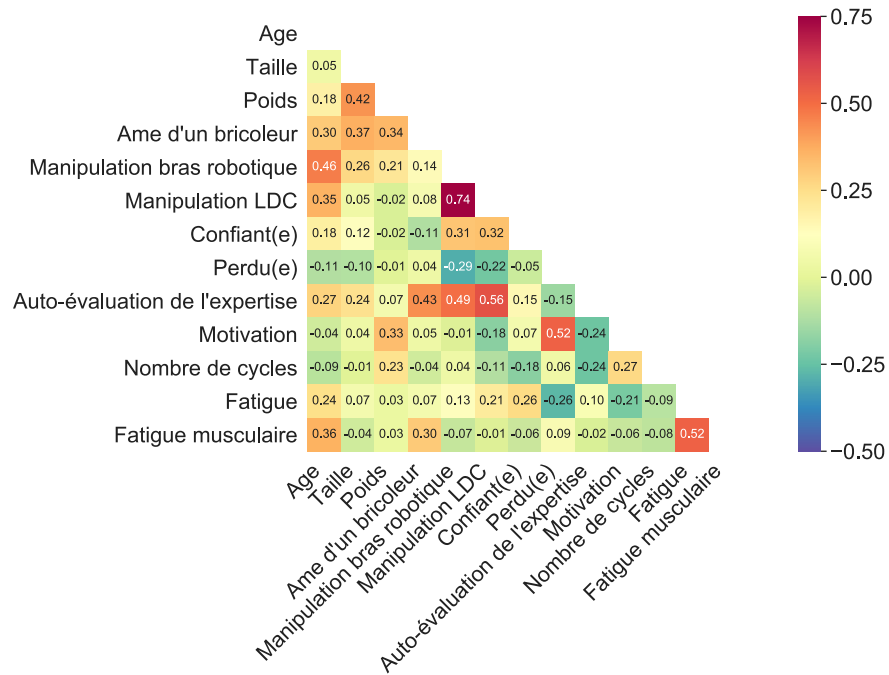


FIGURE 43 – Corrélation entre les différentes réponses aux questionnaires

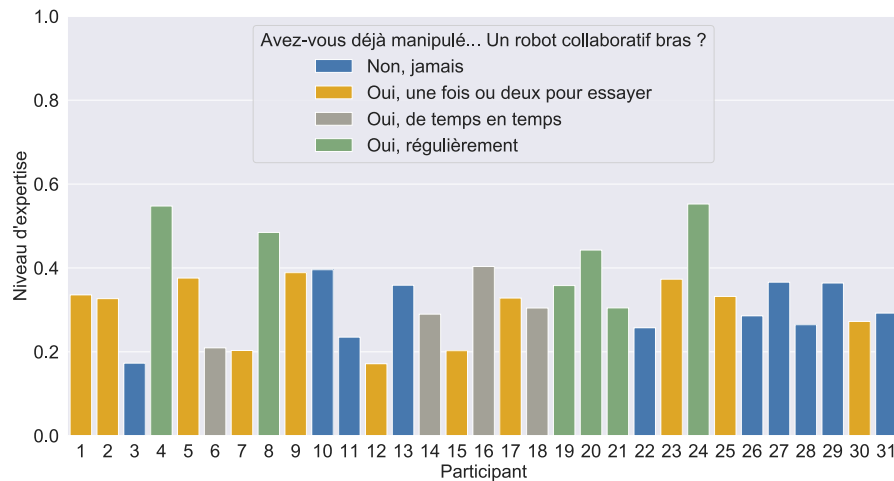


FIGURE 44 – Niveau d’expertise au début de l’expérimentation, en fonction de l’utilisation préalable d’un robot collaboratif bras

Les 8 premiers participants avaient moins de temps pour réaliser l’expérimentation.

d’expertise calculée. Cependant, Figure 45a, il convient de remarquer que sur les 8 premiers volontaires, seuls ceux dont le niveau à la fin de la seconde tâche à 8 caisses dépassent 0.5 sont allés jusqu’au bout de l’expérimentation. Dès lors, le niveau d’expertise s’accorde avec la performance des sujets.

Définition

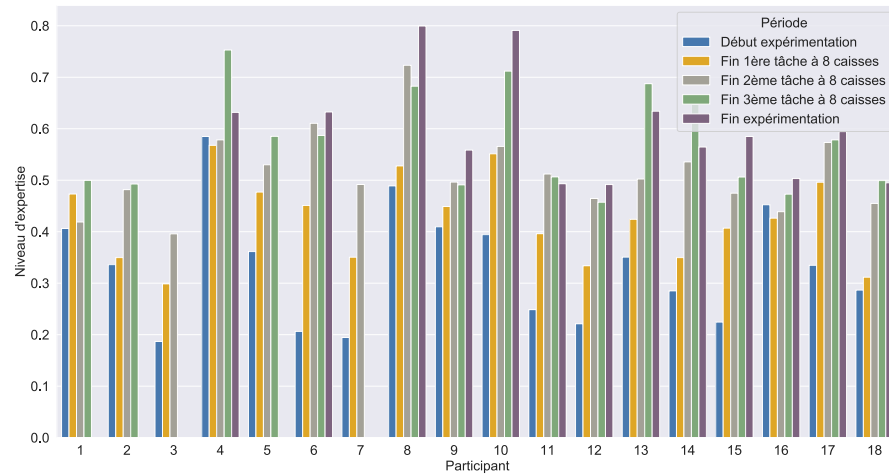
Nous présentons ensuite une seconde méthode pour valider notre calcul de niveau d'expertise. Nous nous appuyons sur la théorie de l'apprentissage moteur, et en particulier sur le traitement de l'information. Selon Shiffrin et Schneider (SHIFFRIN et SCHNEIDER, 1977), il existe deux types de processus cognitifs :

- le traitement contrôlé, lent mais conscient, qui nécessite un effort cognitif important, et peut difficilement être exécuté en parallèle d'autres actions, et son contraire,
- le traitement automatique, processus rapide, qui demande une concentration faible, et peut être aisément parallélisé.

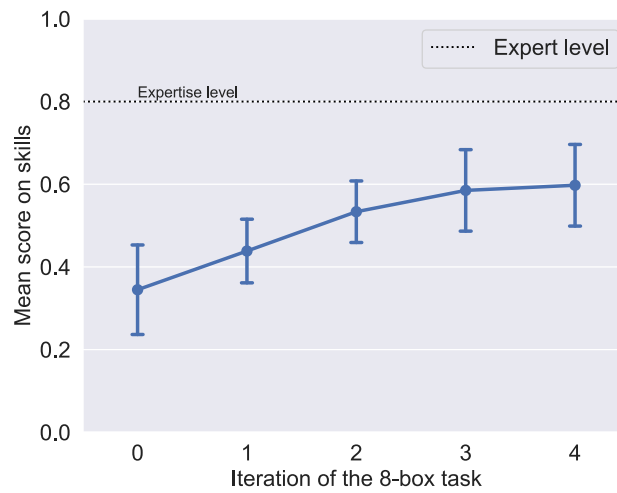
Le traitement contrôlé est à la base de l'apprentissage. Le sujet apprend à se focaliser sur les caractéristiques pertinentes. Dans le cas où les stimulus et réponse d'une tâche donnée sont majoritairement invariants, l'automatisation se développe au fil des répétitions. Ainsi, selon cette théorie, une fois apprise, la tâche mobilise peu l'attention de l'opérateur expert. Notre tâche collaborative satisfait le critère de stabilité des stimulus et réponse. Cette définition s'applique bien à notre cas d'étude. L'apprentissage, du processus contrôlé au traitement automatique, se transcrit par un gain de compétence, en particulier de rapidité, mais aussi pour le cas d'application Λ , de mouvements plus mesurés, et moins d'échecs robot. Figure 45a, nous constatons que chaque participant progresse entre le début de l'expérimentation (barre bleue à gauche) et la fin (barre la plus à droite). Ainsi, notre niveau d'expertise reflète l'apprentissage au fil des répétitions. Nous le confirmons Figure 45b, où il existe une différence statistique entre les premières répétitions de la tâche (0) et les dernières (4). Cependant, la valeur du niveau associée à cette montée en compétence ne peut être vérifiée par cette méthode, car elle est liée aux différents critères choisis par l'observateur.

*Test de Wilcoxon
($p < 0.05$).*

D'un point de vue statistique, le faible nombre de participants à l'expérimentation Λ ne permet de valider que partiellement la valeur du niveau d'expertise. Cependant, cette dernière progresse nettement au fil des itérations, ce qui est cohérent avec la définition de l'apprentissage. Le profil de compétence dressé répond ainsi aux attentes fixées Chapitre 3 et l'objectif de notre première contribution est atteint. Nous pouvons alors en déduire les axes de progression par compétence de l'opérateur, ce qui confirme notre postulat 1 de départ. Dans la section suivante, nous exploitons le profil de compétence pour assister l'opérateur et nous étudions l'impact de cette mesure.



(a) Détaillée, certains participants n’ont pas achevé les 4 répétitions de la tâche à 8 caisses



(b) Générale, avec seulement les 13 participants ayant effectué les 4 répétitions de la tâche à 8 caisses

FIGURE 45 – Progression des participants au fil des répétitions de la tâche

5.4 INFLUENCE DE L’ASSISTANCE SUR LE PROFIL DE L’OPÉRATEUR

En vue d’améliorer les conditions de travail des opérateurs, et notamment de diminuer leur charge mentale en les conduisant plus rapidement vers l’expertise, nous leur proposons une aide personnalisée à leur profil. Dans cette section, nous vérifions que l’assistance a un effet positif sur le niveau d’expertise des opérateurs, en exploitant les données du cas d’usage Λ , afin de valider ou rejeter notre hypothèse 2.

Critère	Assistance	
	Sans	Avec
Âge	32.45	30.82
Taille (cm)	177	176
Poids (kg)	67.27	71.82
Âme d'un bricoleur	3.73	3.82
Manipulation d'un bras robot	2.09	2.09
Manipulation du LDC	1.45	1.36
Confiant(e) vis-à-vis du robot	3.91	4.09
Perdu(e) vis-à-vis de la tâche	2.91	3.36
Auto-évaluation de l'expertise	1.54	1.54
Motivation	4.18	4.54
Nombre de cycle pour maîtriser la tâche	4.82	3.82
Fatigue	3.45	2.91
Fatigue musculaire	2.00	2.09

TABLE 26 – Valeurs moyennes pour chaque groupe

5.4.1 Vers un gain significatif de niveau de compétence

Lors de la seconde expérimentation sur le cas d'application Λ , nous avons assisté 13 des 23 participants, à l'aide de notre algorithme décrit Section 4.2. Nous avons exclu les données de 2 des 13 volontaires assistés, car ils s'arrêtaient pour discuter longuement de l'assistance, et du comportement du robot en général. Pour que les deux groupes aient le même cardinal, nous avons utilisé les données d'un des sujet de la première expérimentation. La Table 26 indique la moyenne des réponses aux différentes questions du questionnaire 55. Comme nous le constatons, les deux groupes sont sensiblement équilibrés. On remarque une différence plus conséquente sur le nombre de cycle estimé par chaque agent humain pour maîtriser la tâche. Nous pouvons supposer que le groupe assisté était plus confiant, sachant qu'il allait être aidé.

5.4.1.1 Premiers résultats

Afin de valider l'efficacité de l'assistance, nous avons comparé l'évolution du niveau d'expertise entre les deux groupes. Les données de chaque groupe ne suivent pas une distribution gaussienne. Nous avons donc appliqué le test U de Mann-Whitney, et constaté que, s'il ne semblait pas y avoir de différence statistique entre les deux groupes au départ, l'hypothèse nulle est rejetée ($p < 0.05$) pour la 4^{ème} itération de la tâche à 8 caisses pour les phases d'approche et de dépose de la caisse. Ainsi, les résultats visuels Figure 46a sont confirmés, et le groupe assisté monte plus vite en compétence que

Les données des 9 sujets de la première expérimentation nous ont permis d'étudier le comportement des opérateurs au cours de la tâche.

Nous avons attribué des chiffres à chaque réponse de l'échelle de Likert.

Le niveau d'expertise est calculé à l'aide des KSIs donnés Table 22, Section 5.3.1.2.

Testé sur les 2 premières données sans assistance pour les deux groupes.

le groupe de contrôle. On dénote également une montée en compétence pour tous les groupes, excepté pour la sous-tâche de prise de la caisse. Le sol du laboratoire où a eu lieu l'expérimentation étant légèrement incliné, les pinces de l'effecteur se fermaient plus difficilement sur un des tas de caisses. Nous avons donc laissé plus de temps aux opérateurs pour prendre les caisses du côté associé. Cela semblait être efficace pour les 9 premiers volontaires, comme la progression Figure 37 le montre. Néanmoins, l'usure et la déformation des caisses au fil des répétitions ont rendu capricieux le mécanisme de fermeture des pinces. La compensation selon le tas n'est ainsi plus utile. D'autre part, si nous observons séparément le niveau de chaque indicateur, nous avons constaté qu'il y avait une différence significative ($p < 0.05$) au début de l'expérimentation entre les populations des deux groupes pour le KSI de longueur de la trajectoire λ_{xy} . Les deux populations étant équilibrées, nous ne pouvons formuler que des conjectures sur ce résultat. Il est possible que le groupe assisté ait un niveau plus élevé sur les deux premières itérations sans assistance, car les participants savaient qu'ils allaient être assistés. Ils étaient plus en confiance. Une autre hypothèse est que ce soit le fruit du hasard, et qu'augmenter le nombre de sujets rétablirait les statistiques.

Voir Table 26.

En conséquence, nous avons recalculé le niveau d'expertise des volontaires post-expérimentation, après avoir raffiné le choix des KSIs.

5.4.1.2 Résultats complémentaires

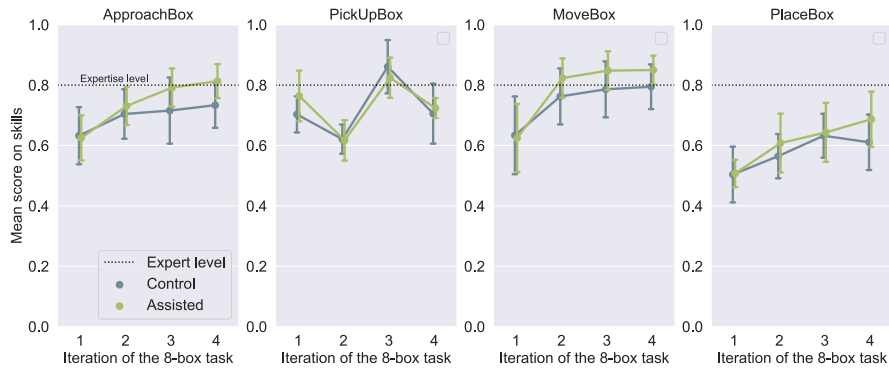
Par analyse statistique des données collectées lors des deux expérimentations, nous avons listé Table 24 les indicateurs de compétence discriminant un expert d'un novice pour le cas d'usage Λ . Nous devons également tenir compte des différences intergroupes. En effet, nous avons constaté précédemment que les données des deux premières répétitions non assistées du groupe assisté étaient statistiquement différentes de celles du groupe de contrôle pour le KSI λ_{xy} , et aussi pour l'indicateur de durée θ de la sous-tâche de prise de caisse. Nous avons exclu ces deux indicateurs Table 27. D'autre part, nous avons remarqué que les opérateurs assistés relâchaient souvent les homme-morts pour écouter les conseils. Nous avons donc écarté à son tour le KSI ψ .

Nous pouvons observer Figure 46b que, de même que précédemment, chaque groupe progresse au fil des itérations, et devient de plus en plus expérimenté. La distribution des données n'étant pas normale pour chaque itération, nous avons à nouveau appliqué le test U de Mann Whitney. Sur les phases d'approche et de dépose de la caisse, l'hypothèse nulle est rejetée pour la 4ème itération de la tâche à 8 caisses ($p < 0.05$). Ainsi, on retrouve le même résultat que précédemment, à savoir que le groupe assisté a statistiquement un meilleur

Section 5.3.1.2.

Test U de Mann
Whitney.

Nous ne faisons ici
plus de distinction
entre les tas de
caisses.



(a) Niveaux utilisés durant l'expérimentation, avec les KSIs Table 22



(b) Niveaux basés sur les KSIs Table 27

FIGURE 46 – Evolution du niveau d'expertise, par sous-tâche, pour les groupes de contrôle et avec assistance (11 personnes par groupe)

niveau à la fin de l'expérimentation que le groupe de contrôle. Pour que les données des deux populations remplissent les critères de normalité et d'homoscédasticité, nous avons moyenné les résultats sur les sous-tâches d'approche et de déplacement, Figure 47. Nous avons alors utilisé le test statistique d'ANOVA mixte à mesures répétées, test paramétrique de différenciation de groupe. Il confirme l'évolution du niveau d'expertise pour chaque groupe au fil du temps. De plus, nous pouvons noter une différence significative entre les deux groupes. Le groupe assisté atteint un niveau d'expertise plus élevé, comme l'atteste le rejet de l'hypothèse nulle pour l'effet entre sujets ($p < 0.05$) du test ANOVA.

Enfin, la figure 48 détaille les niveaux pour chaque indicateur et sous-tâche. Pour la compétence *rapidité*, la première (et la seconde dans le cas de la sous-tâche d'approche) itération de la tâche à 8 cases est légèrement plus réussie pour le groupe de contrôle, probablement en raison du temps passé à écouter le guidage textuel, et de la réduction de la vitesse maximale du robot. Comme les conseils ont rapidement été tous consommés, les deux groupes se sont rejoints. Enfin, on peut remarquer que tous les participants assistés maîtrisent à la fin

Voir Section 2.2.3.

Effet intra-sujet
 $p < 0.05$.

Voir l'indicateur de la proportion d'échec robot.

	Indicateur									
	Rapidité				Contrôle du mouvement				Maîtrise du robot	
Sous-tâche	θ	α_{xy}	α_z	α_{xyz}	λ_{xy}	λ_z	λ_{ω}	λ_{xyz}	ξ	ψ
Approche	✓	✓	✗	✓	✗	✓		✓	✓	✗
Prise	✓						✓		✗	✗
Déplacement	✓	✓	✗	✓	✗	✓		✓	✓	✗
Dépose	✓						✓		✗	✗

TABLE 27 – Indicateurs de compétence sélectionnés post-expérimentation, et réévalués pour ne pas avantager l’un des deux groupes

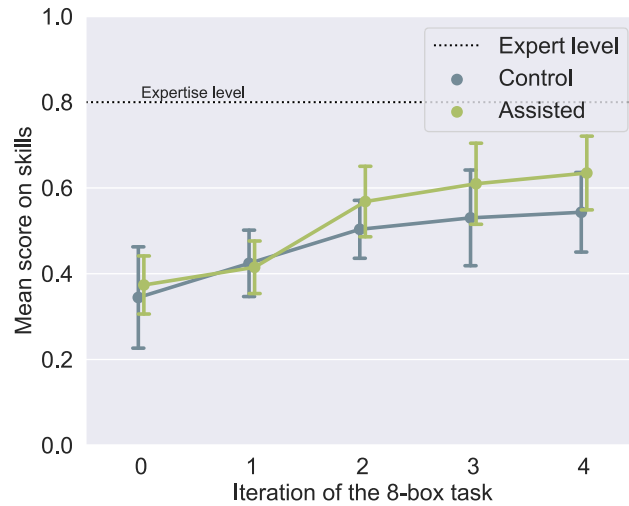


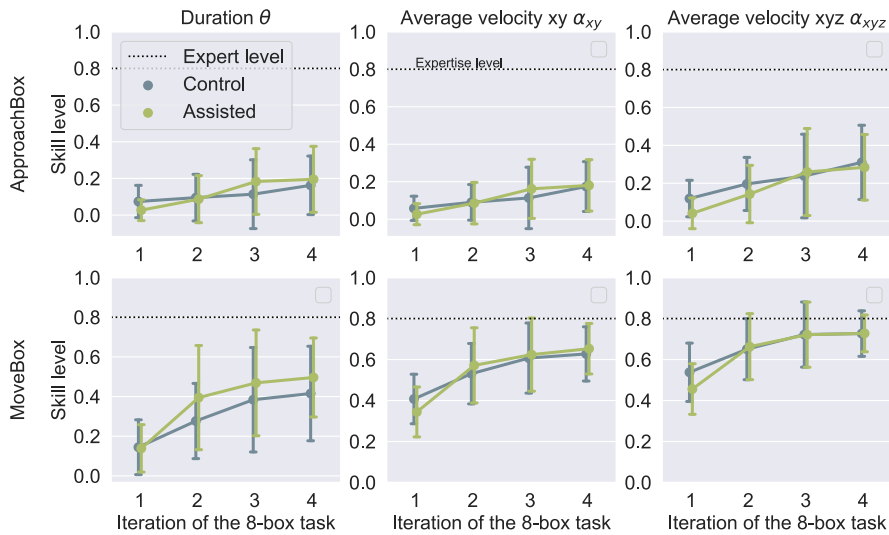
FIGURE 47 – Niveau d’expertise moyenné sur les sous-tâches d’approche et de déplacement avec les 2 premières itérations sans assistance (itération 0)

de l’expérimentation le robot, ce qui n’est pas le cas pour le groupe de contrôle.

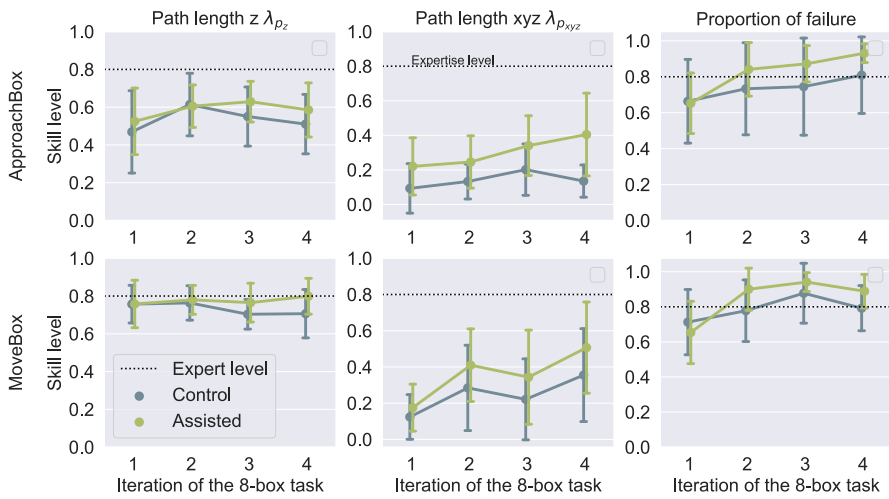
L’aide personnalisée au profil influence positivement le niveau d’expertise des opérateurs, et contribue à diminuer plus rapidement leur charge mentale. Cette assistance étant double, informative, et robotique, nous nous intéressons dans la suite à leur impact propre.

5.4.2 Efficacité de chaque type d’assistance

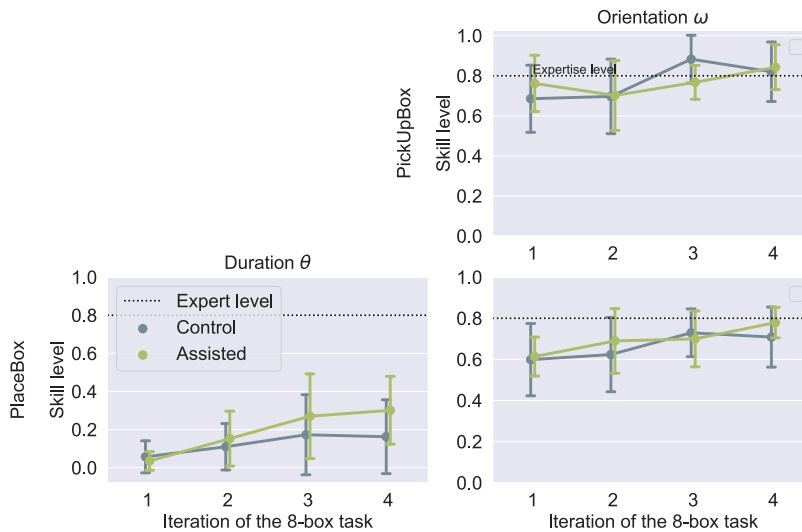
Afin d’évaluer formellement l’effet de chaque assistance, il aurait fallu deux groupes supplémentaires, chacun soumis à un des deux types d’aide. Par manque de moyen, et de temps, nous n’avons pas



(a) Sous-tâches d'approche et de déplacement 1/2



(b) Sous-tâches d'approche et de déplacement 2/2



(c) Sous-tâches de prise et de dépose

FIGURE 48 – Niveau des indicateurs de compétence, par groupe

Les conseils sont explicités Table 33, Annexe B.

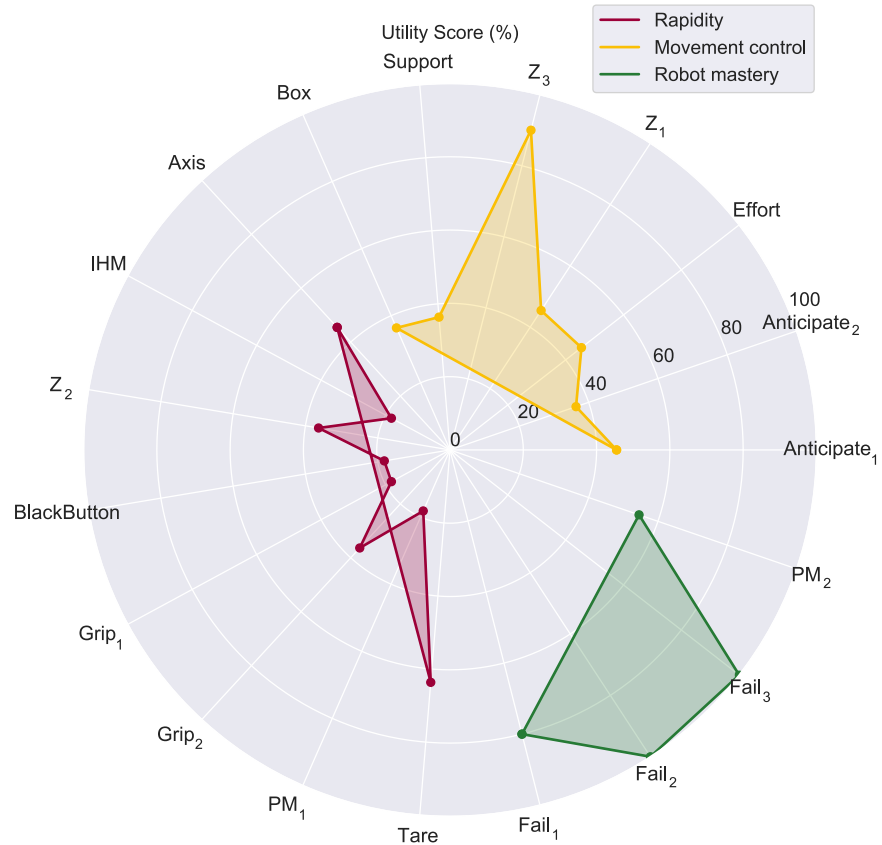


FIGURE 49 – Utilité des assistances textuelles, Table 33 en Annexe B

Compétence	Nombre de conseils	Score d'utilité moyen (%)
Rapidité	8	32
Contrôle du mouvement	7	48
Maîtrise du robot	4	84

TABLE 28 – Score d'utilité des conseils

pu réaliser cette étude. En conséquence, nous vérifierons dans cette section l'efficacité des assistances en nous appuyant sur le ressenti des volontaires.

5.4.2.1 Assistance informative

Sur la base des retours opérateurs recueillis au cours de l'expérience, nous avons calculé le taux d'utilité de l'assistance informative. Le score d'utilité est évalué sur la première occurrence d'un conseil, comme suit :

$$\text{Taux d'utilité} = \frac{\text{Nombre de retours positifs}}{\text{Nombre total de retours reçus}} * 100 \quad (17)$$

Voir Section 4.4.2 pour la liste des 4 types de retours possibles.

Nous considérons que pour $f_i \in \{2, 3\}$, les retours sont positifs. Les

résultats sont visibles Figure 49, et moyennés par compétence Table 28. Selon la compétence, certains types d'assistance sont plus pertinents que d'autres. Dans ce cas, la *rapidité* et le *contrôle des mouvements* s'acquièrent principalement par la pratique, et les conseils sont inefficaces, sauf pour Z_3 qui a reçu un score d'utilité de 88%. Au contraire, on constate que 84% des conseils touchant à la *maîtrise du robot* sont valorisés. Outre le fait que certaines habiletés s'assimilent par l'entraînement, nous pensons qu'un retour visuel sur la performance, ainsi qu'une horloge, aiderait davantage les opérateurs à se projeter. En effet, les recommandations qui semblent évidentes, telles que $Anticipate_{1/2}$, *Axis*, et *Box*, Table 29, sont ignorées. Les volontaires manquaient souvent de recul sur ce qu'ils faisaient pour se remettre en question.

Nom	Description
$Anticipate_1$	Anticipez vos déplacements pour une meilleure trajectoire et un gain de temps.
$Anticipate_2$	Placez-vous exactement au dessus du point de prise/dépose pour limiter vos mouvements sans les poignées noires.
<i>Axis</i>	N'hésitez pas à bouger à la fois dans les directions horizontales et verticale pour gagner du temps.
<i>Box</i>	Vérifiez l'ajustement de l'empilage. Si les deux caisses ne sont pas en contact, la pince peut ne pas s'ouvrir.

TABLE 29 – Liste des conseils, extraite de la Table 33 en Annexe B

Toutes les indications de l'assistance informative n'ont pas été utiles aux participants, cependant plusieurs ont rempli leur rôle, et les ont aidés à s'améliorer. Ainsi, ce type d'assistance est bénéfique pour l'utilisateur. Le second type d'aide que nous proposons dans ce manuscrit, à savoir l'assistance motrice ou robotique, est plus difficile à évaluer. En effet, les retours sont moins variés, car le volontaire peut ne pas distinguer le niveau de l'assistance, ou ne pas être en mesure d'apprécier sa pertinence.

5.4.2.2 Assistance robotique

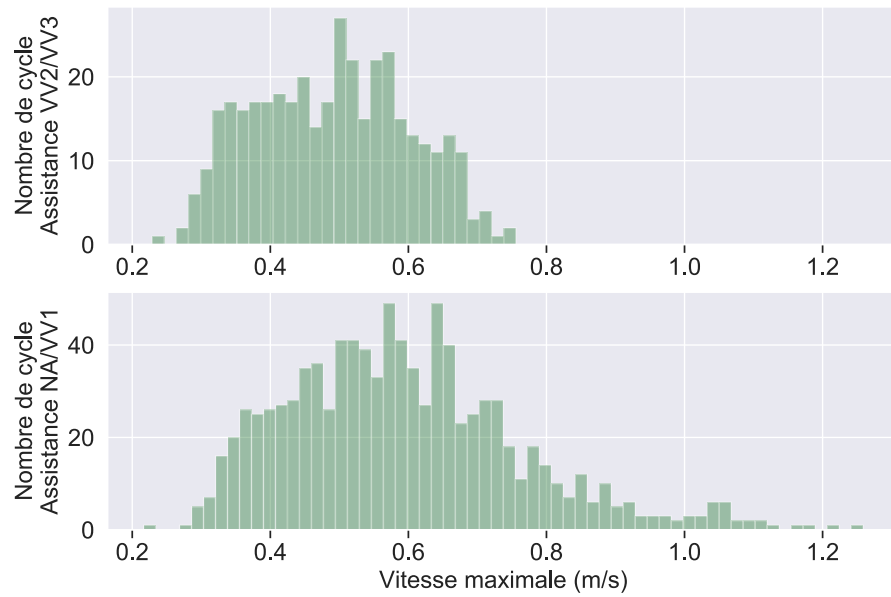
A nouveau, nous avons calculé le taux d'utilité de l'assistance robotique. L'aide motrice n'a pas gêné les sujets puisqu'elle n'a été rejetée que dans 6% des itérations où elle était à son niveau le plus fort, et moins de 0.6% des fois pour les autres.

Afin de confirmer ce ressenti, nous avons affiché, Figures 50a et 50b, les histogrammes de la vitesse maximale atteinte au cours d'une sous-tâche, sur les axes XY et Z respectivement. Nous avons séparé les cycles assistés par $VaryViscosity_2$ et $VaryViscosity_3$, de ceux

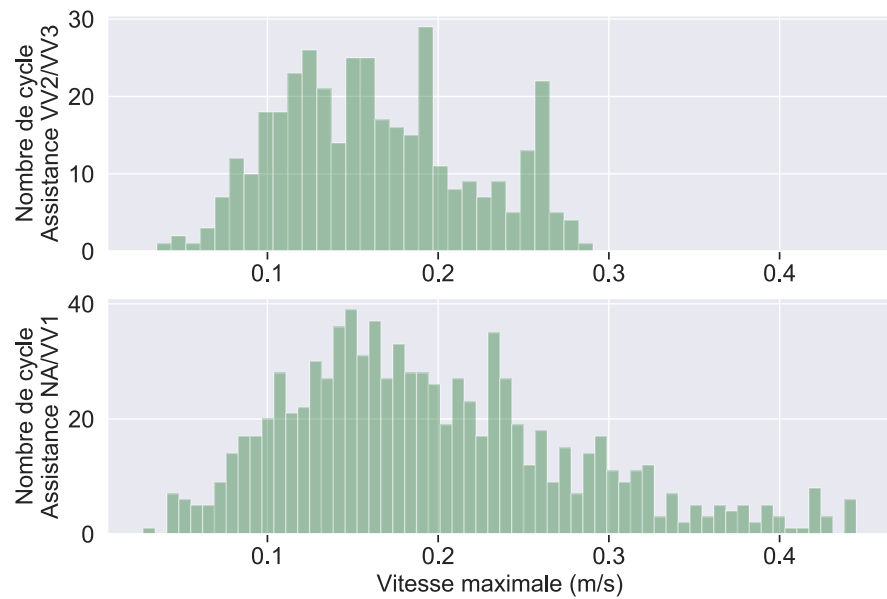
L'utilisateur peut seulement indiquer si l'aide robotique le gêne, ou non (par défaut).

Les assistances robotiques sont données Table 31 en Annexe B.

NA : Pas
d'assistance,
VV1/VV2/VV3 :
VaryViscosity de
niveau 1/2/3
respectivement.



(a) Axes XY



(b) Axe Z

FIGURE 50 – Histogrammes comptabilisant le nombre de cycle atteignant une certaine vitesse maximale, en fonction de l'assistance fournie

sans assistance, ou avec une assistance plus légère, VaryViscosity₁. Nous pouvons remarquer en premier lieu que dans les deux cas, les vitesses maximales les plus élevées sont atteintes avec une très faible assistance, ce qui est cohérent. Lorsque l'assistance est forte, l'aug-

mentation d'effort diminue, et en conséquence, la vitesse maximale atteignable diminue également. D'autre part, les capacités du robot ne semblent pas être exploitées à leur maximum, étant donné que la vitesse la plus haute atteinte dans chaque cas ne l'est que dans une minorité des cycles. Cependant, durant les sous-tâches sous une forte assistance, les agents humains semblent mieux exploiter les capacités du robot, la pente de l'histogramme étant bien moins douce. Ainsi, les opérateurs ne semblent pas être gênés par l'assistance, et au contraire, elle semble correspondre à leur besoin. Ce résultat, combiné aux bonnes performances déjà observées sur le *contrôle des mouvements* pour le groupe assisté Figure 48b, confirme que l'assistance robotique a également été utile pour cette expérience.

Le ressenti des opérateurs sur l'assistance ne se limite pas aux retours en ligne. Nous pouvons également exploiter les réponses aux formulaires de fin d'expérimentation, Figures 56 et 57 pour le groupe de contrôle et le groupe assisté respectivement.

Voir Annexe A.

5.4.3 Analyse des questionnaires

Les questionnaires abordent 4 thématiques. Nous confrontons les résultats intergroupes, en traitant séparément chaque section.

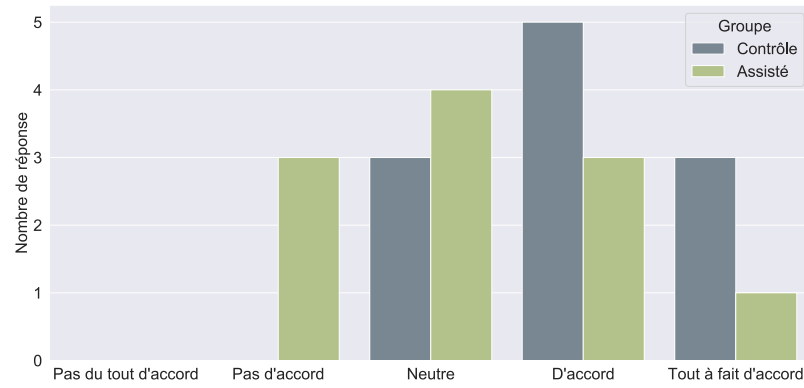
5.4.3.1 Perception de la tâche

Nous avons commencé par demander aux opérateurs leur ressenti sur la tâche, Figures 56a pour le groupe de contrôle et 57a de l'Annexe A pour le second groupe. Tous les participants étaient confiants, sans distinction de classe. En revanche, une tendance se dessine Figure 51. Le groupe assisté est globalement moins surpris par le comportement du robot Figure 51a, et est plus positif sur sa progression et le caractère intuitif de la tâche Figures 51b et 51c. Nous pensons que les assistances motrices ont permis de faciliter la manipulation du robot aux débutants, et plus généralement, qu'avoir une aide a probablement eu un impact positif sur la perception des volontaires.

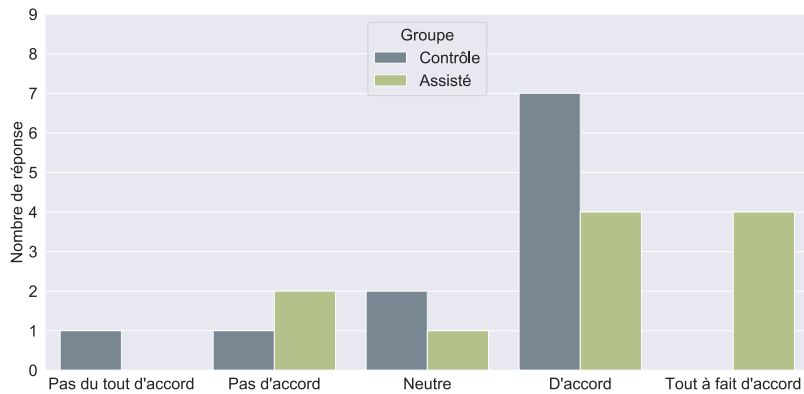
Cette observation se vérifie-t-elle sur l'auto-évaluation du niveau d'expertise ?

5.4.3.2 Auto-évaluation

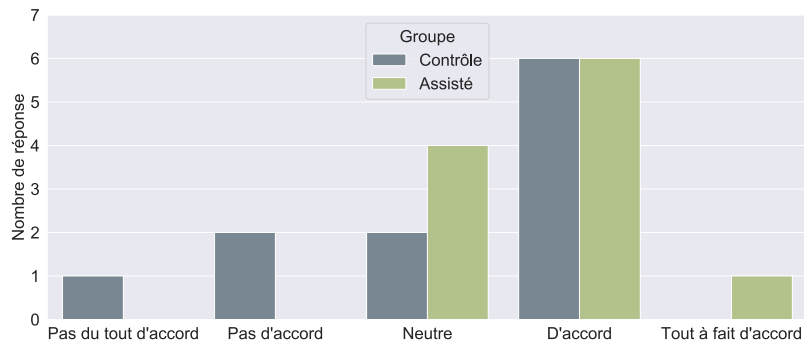
Les points relatifs à l'auto-évaluation des opérateurs se retrouvent au début et à la fin des formulaires en Annexe A, Figures 56a/56c pour le groupe de contrôle et 57a/57c, pour le groupe assisté. Ce dernier a une propension à sélectionner plus souvent le niveau expert [0.8, 1], mais également le niveau débutant [0, 0.3]. En effet, les volontaires assistés pouvaient exploiter les informations qui leur étaient



(a) Le comportement du robot m'a surpris(e)



(b) J'ai senti que j'avais rapidement progressé

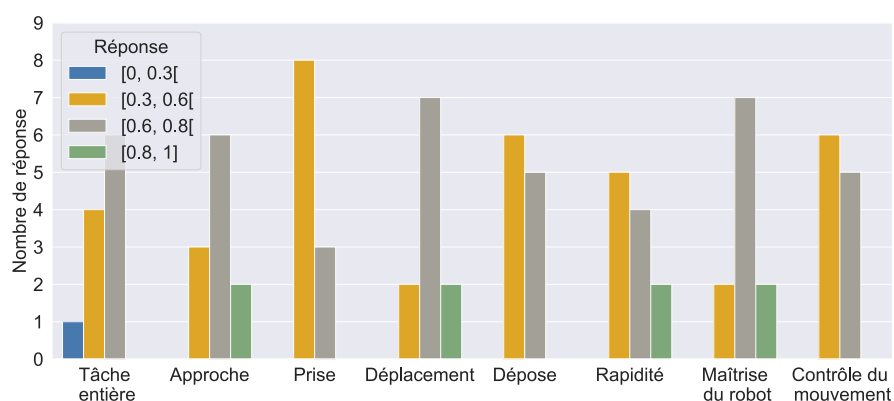


(c) J'ai trouvé la tâche intuitive

FIGURE 51 – Extrait des réponses des questionnaires 56 et 57, par groupe

données pour compléter leur perception de leur niveau. Cela les mettait vraisemblablement plus en confiance pour choisir les niveaux extrêmes. Néanmoins, en moyenne, aucun groupe ne s'estime plus expert que l'autre, même si nous avons remarqué une différence sur le niveau calculé dans la Section 5.4.1.

Nous nous intéressons ensuite aux ressentis de chaque groupe vis-à-vis de l'assistance, ou de son absence.



(a) Groupe de contrôle, questionnaire 56

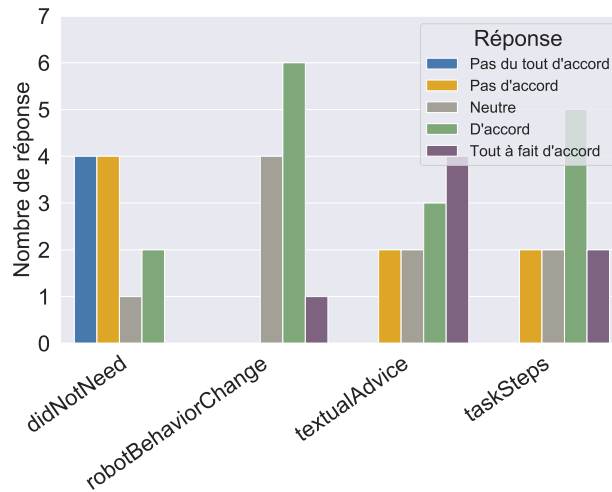


(b) Groupe assisté, questionnaire 57

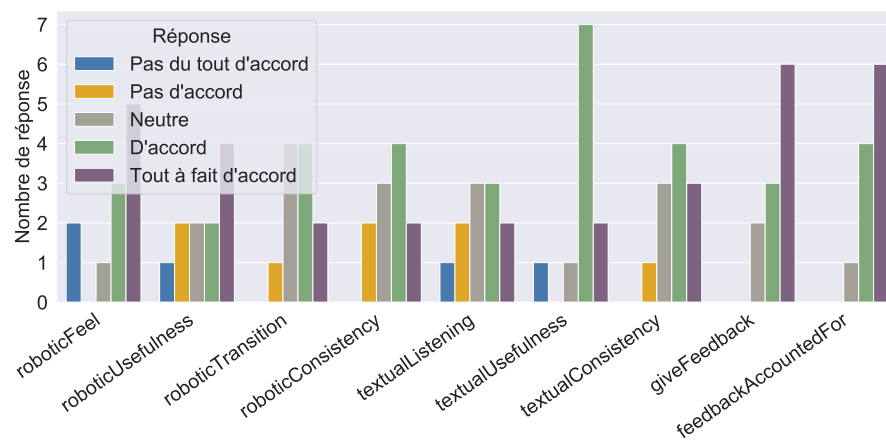
FIGURE 52 – Auto-évaluation des volontaires, par groupe

5.4.3.3 Assistance

Les questions des deux groupes sont différentes. Nous avons sondé le groupe de contrôle sur l'aide qu'il aurait souhaitée recevoir Figure 56b, et le groupe assisté sur celle que nous lui avons fournie Figure 57b de l'Annexe A. Nous présentons les réponses collectées Figure 53. Tout d'abord, si nous considérons le groupe de contrôle Figure 53a, nous remarquons que seules deux personnes n'ont pas ressenti le besoin d'avoir une assistance. Sans point de comparaison, il n'est pas toujours évident de trouver ce qui aurait pu être amélioré avec une aide. Exceptés ceux qui ont choisi de ne pas répondre, les volontaires auraient souhaité une assistance motrice, et en majorité, également une assistance informative, que ce soit des conseils, ou un rappel des étapes de la tâche. En tenant compte de ces retours, et de nos observations, nous avons proposé les assistances robotique et informative détaillées Section 5.2.2.3 au second groupe.



(a) Groupe de contrôle, questionnaire 56



(b) Groupe assisté, questionnaire 57

FIGURE 53 – Avis des participants sur les assistances, par groupe. La signification des noms de l'abscisse est donnée Table 30

Assistance robotique

L'assistance robotique, traitée sur les 4 premiers points Figure 53b, a été ressentie par la majorité des volontaires, mais seul un d'entre eux a ressenti une gêne. Cela corrobore notre précédente observation sur les vitesses maximales non atteintes. Néanmoins 3 personnes n'ont pas trouvé cette assistance utile. On peut se demander si elles ont vraiment compris en quoi consistait l'assistance, et si oui, si elles ont assez de recul pour savoir comment elles se seraient comportées sans. En outre, une d'entre elles n'a pas ressenti l'assistance. Elle ne pouvait donc pas juger de son utilité. D'autre part, le niveau de l'assistance était en accord avec leur comportement, sauf pour ceux qui n'ont pas trouvé l'assistance utile, ou ont été freiné dans leurs mouvements. Globalement, l'assistance robotique a été appréciée.

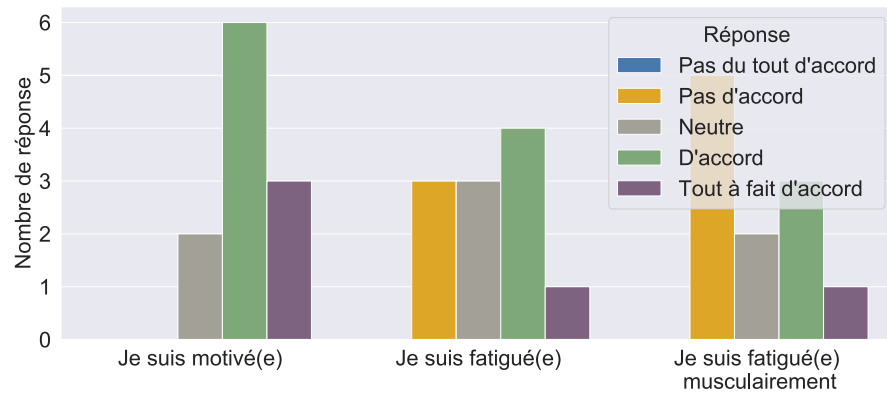
Nom	Question
didNotNeed	Je n'ai pas ressenti le besoin d'avoir une assistance.
robotBehaviorChange	Une adaptation du comportement du robot selon mon niveau de maîtrise serait un plus.
textualAdvice	Des conseils textuels seraient bienvenus.
taskSteps	Des indications textuelles sur les étapes de la tâche m'auraient aidé(e)s.
roboticFeel	J'ai ressenti l'assistance robotique/physique.
roboticUsefulness	J'ai trouvé utile l'assistance robotique/physique.
roboticTransition	J'ai trouvé que les transitions entre les assistances robotiques étaient fluides.
roboticConsistency	J'ai trouvé que l'assistance robotique était cohérente avec mon comportement à l'instant.
textualListening	J'ai écouté tous les conseils affichés sur l'IHM.
textualUsefulness	J'ai trouvé utile l'assistance textuelle.
textualConsistency	J'ai trouvé que les conseils affichés étaient cohérents avec mon comportement à l'instant t.
giveFeedback	Globalement, j'ai apprécié pouvoir donner mon avis sur toutes les assistances.
feedbackAccountedFor	Globalement, j'ai trouvé que mon avis était bien pris en compte.

TABLE 30 – Liste des questions relatives à l'assistance

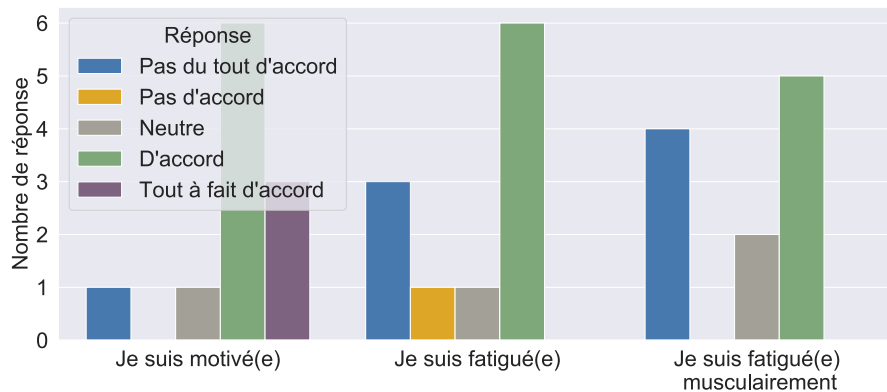
Assistance informative

Un seul participant n'a pas trouvé utile ni opportun les conseils, et quelques uns déclarent ne pas les avoir correctement écoutés Figure 53b. Nous pensons qu'il y a eu une confusion avec le fait que les conseils étaient également affichés sur l'écran, et que ce sont ceux-ci qui n'ont pas été pris en compte. Outre ces retours négatifs, l'assistance informative a été bien reçue.

Enfin, notre choix de donner voix aux opérateurs et de modifier en conséquence en ligne notre algorithme de sélection d'assistance recueille l'adhésion des participants. En plus de permettre un réglage



(a) Groupe de contrôle, questionnaire 56



(b) Groupe assisté, questionnaire 57

FIGURE 54 – Etat des sujets, par groupe

des poids de l'algorithme de RL sur mesure et plus rapide, demander l'avis des opérateurs les implique davantage et leur permet de s'assurer que l'assistance leur convient.

On étudie en dernier lieu l'impact de l'assistance sur l'état du participant.

5.4.3.4 *Etat*

Les réponses aux questions relatives à la motivation et à la fatigue des volontaires Figures 56b et 57c sont exposées Figure 54. Nous comparons deux à deux leurs réponses avant et après l'expérimentation. S'il n'y a pas de changement conséquent pour les deux premiers points, que ce soit intra et inter-groupe, nous constatons que le niveau de fatigue musculaire est plus élevé à la fin de l'expérience. En effet, certains volontaires rapportent quelques maux supplémentaires dus aux répétitions de la tâche, à savoir des douleurs aux poignets, bras, épaules et dos, sans distinction de groupe. Les assistances conduisent les opérateurs plus rapidement vers la maîtrise de la tâche, mais l'aide

motrice rend les mouvements moins fluides. Ainsi, ce résultat est attendu.

L'accroissement de la fatigue musculaire est une des limites de notre étude. Nous développons ces dernières dans la section suivante.

5.5 DISCUSSION

Dans la section précédente, nous avons constaté une amélioration significative du niveau d'expertise des participants, d'autant plus grande pour le groupe assisté. Ces résultats sont limités par différents facteurs que nous présentons ici.

5.5.1 Robot prototype

Le robot LDC est un prototype, réalisé au sein même du laboratoire de robotique LCSR du CEA. En tant que tel, plusieurs éléments sont à retravailler.

5.5.1.1 Contrôleur

Le contrôleur du robot est perfectible. Dans certaines conditions, le robot peut être moins stable ou avoir un comportement inattendu, notamment lorsque l'opération de tarage du poids de la caisse a été compromise par l'utilisateur. D'autre part, le comportement de l'axe Z peut sembler contre-intuitif aux premiers abords. En effet, un effort bref suffit à initier son mouvement alors que les autres axes nécessitent un effort continu.

Les axes X et Y ne peuvent pas être dotés de cette caractéristique pratique par sécurité.

5.5.1.2 Matériel inadapté

Le matériel du robot n'est pas toujours optimisé aux besoins des utilisateurs.

Effecteur

La pince du robot et les mors ne sont pas souples et s'adaptent mal à l'usure et à la déformation des caisses. Ces dernières sont mal dimensionnées par rapport à la charge qu'elles doivent contenir. Cela a engendré de nombreux problèmes et nous avons régulièrement dû intervenir pour aider les participants à fermer les mors, mettant parfois le robot en échec. La phase de dépose n'a au contraire pas posé de difficultés, excepté aux quelques personnes respectant mal les consignes.

La caisse devait être correctement posée sur celle en-dessous.

IHM

*Interface
Homme-Machine.*

Cette dernière, placée au-dessus des poignées noires Figure 5, n'est pas visible du côté de la caisse. Ainsi, durant les phases manuelles, l'utilisateur a besoin de revenir sur ses pas ou de tourner la tête à un angle inconfortable pour vérifier que l'opération de tarage est terminée et que les mors sont convenablement verrouillés. D'autre part, l'écran est petit, ce qui n'attire que très peu le regard et la partie tactile est peu réactive. Une personne débutante doit parfois s'y reprendre à plusieurs reprises pour appuyer sur ses boutons.

5.5.1.3 *Matériel à ajouter*

L'IHM étant peu consultée, il serait intéressant d'ajouter des LEDs, et des signaux sonores pour alerter l'opérateur plus efficacement. Cela a d'ailleurs été soulevé à de multiples reprises par les volontaires. Une seconde poignée bleue, symétrique à la première, permettrait une meilleure prise du robot.

Les imperfections du robot compliquent la tâche, car il est d'autant plus difficile de le maîtriser. Etant donné que chaque participant était confronté aux mêmes obstacles, le comportement atypique du robot n'est pas gênant. Seules les perturbations aléatoires dues à l'effecteur affectent l'analyse de la sous-tâche de prise. Néanmoins, le comportement du robot et la tâche en général ont engendré des réactions inattendues chez les volontaires. Il conviendrait d'en tenir compte dans de travaux futurs.

5.5.2 *Algorithme*

*Visible sur
l'indicateur de durée
Figure 48a.*

Il était attendu que les conseils et l'assistance du robot ralentissent les utilisateurs assistés au début de la session, où leur intensité et leur occurrence étaient plus élevées. Cependant, les personnes qui ont reçu une aide ont rapidement accompli la tâche plus vite que le groupe de contrôle au cours des itérations suivantes. La différence reste mesurée, ce qui s'explique par la présence de l'assistance robotique qui limite leur vitesse.

5.5.2.1 *Assistance robotique*

L'assistance motrice a pour objectif de limiter la rapidité des mouvements de l'opérateur, pour qu'il soit plus en confiance et mette moins souvent le robot en état d'échec le temps qu'il le contrôle mieux. Néanmoins, l'algorithme ne prévoit pas le cas où le niveau de *contrôle du mouvement* d'un utilisateur est faible, non pas par manque d'aise avec l'augmentation d'efforts, mais parce qu'il effectue des mouvements inutiles. Ainsi, l'assistance *VaryViscosity*_{2/3} se déclenche et

le participant est gêné et ne comprend pas son utilité. Nous pensons que cet usage imprévu de l'aide n'est pas déraisonné. En effet, en imposant au volontaire d'aller plus lentement, il pourrait chercher à gagner en rapidité en optimisant ses mouvements. En outre, peu d'utilisateurs ont fait part de leur gêne envers l'assistance pendant l'expérimentation. Il faudrait expliciter plus clairement cette dernière dès le départ, pour qu'ils donnent leur avis plus facilement.

D'autre part, lorsque l'algorithme diminue la puissance de l'assistance, il arrive qu'elle oscille pendant quelques itérations. Ce comportement peut potentiellement déranger les opérateurs pendant la manipulation, même si la vaste majorité d'entre eux ne semble pas l'avoir été. Il faudrait doter l'algorithme d'une mémoire et pénaliser fortement les instabilités ou imposer un choix lorsque deux Q-valeurs sont proches dans la Q-table.

Enfin, en simulation, nous avons considéré que les opérateurs atteignaient toujours le niveau expert grâce aux assistances proposées. En conditions réelles, les aides actuelles ne sont pas suffisantes et le temps d'expérimentation est limité. Il faudrait compléter l'offre d'assistance, avec entre autres des guides virtuels et une limitation de la vitesse à l'approche des tas de caisses. Malgré ces ajouts, nous devons tenir compte du fait que l'opérateur progresse aussi seul, en permettant à l'algorithme de converger même si l'état d'expert n'est pas atteint. Cela concerne également l'assistance informative.

Voir Figure 53b.

5.5.2.2 Assistance informative

L'assistance informative explique les comportements du robot aux utilisateurs et leur fournit des recommandations sur la meilleure conduite à tenir. Malgré l'intérêt porté par les volontaires pour les conseils, nous avons constaté que sans contrainte forte, ils ne prenaient pas le temps de les lire ni de les évaluer. En conséquence, nous avons délivré ces derniers oralement et attendu de recevoir leur avis. Cependant, la fréquence des conseils, à chaque fin de sous-tâche, a été jugée trop importante par un des sujets. Pourtant, en moyenne, 21 % des conseils textuels sont arrivés trop tard ou ont été considérés comme évidents pour la grande majorité des utilisateurs (plus de 80 %). Réduire la fréquence rendrait la plupart de conseils impertinents. Il convient de noter que la personne mentionnée a également déclaré être fatiguée. Il serait alors intéressant de prendre en compte le niveau de fatigue afin d'ajuster la fréquence des conseils.

L'algorithme s'appuie sur des éléments contextuels, à savoir le niveau d'expertise des opérateurs et la sous-tâche courante pour sélectionner les conseils pertinents. Ajouter une expiration sur les conseils permettrait d'éviter de proposer ceux rapidement maîtrisés, notamment ceux concernant le positionnement des mains. De plus, nous pourrions personnaliser les conseils à l'instant présent. En effet, l'assistance est choisie sur le comportement passé de l'opérateur. Au

moment où ce dernier le reçoit, le conseil peut sembler sorti de son contexte. Par exemple, en plus d'informer l'utilisateur qu'il doit anticiper ses déplacements pour une meilleure trajectoire et un gain de temps, nous pourrions l'avertir qu'en général, il a tendance à relever trop haut l'effecteur. Néanmoins, énoncer ce conseil, par écrit ou oralement, prend davantage de temps. Lorsque cela est possible, des vidéos courtes ou schémas permettrait d'accélérer la compréhension de la recommandation.

Après les limites matérielles et logicielles, nous évoquons celles associées à la population.

5.5.3 Population

Tous les sujets n'ont pas progressé au même rythme, ce qui est marqué par un écart-type élevé Figure 47. Cela est probablement dû à leur profil général, notamment leur âge, motivation, dynamisme et connaissance des robots, mais aussi à leur niveau d'attention lors de la phase préliminaire explicative. Par exemple, un sujet aurait souhaité un rappel des étapes de la tâche durant les premières répétitions. Ces informations sont accessibles depuis l'IHM du robot, par appui sur le "?". Il ne s'en est pas rappelé et nous avons par ailleurs constaté qu'un seul participant s'est servi de cette fonctionnalité. Une différence sur les tâches non assistées (itération 0 Figure 47) est également visible (mais pas statistiquement significative) entre le groupe de contrôle et le groupe assisté, malgré le fait que l'âge moyen et les connaissances robotiques entre les deux soient très proches. Nous pensons qu'avec plus de participants, cet écart se réduirait, ce qui nous permettrait de conclure formellement sur l'apport de notre approche.

Voir Figure 35.

Voir Table 26.
En statistique, un échantillon de population d'une vingtaine de participants est considéré comme très modeste.

D'autre part, pour des raisons indépendantes de notre volonté, les volontaires étaient tous issus du CEA LIST et en particulier du service de robotique. Cela enrichit l'étude et nous permet d'observer le comportement de personnes habituées au robot, en complément de celui des néophytes. Néanmoins, des différences importantes de comportement entre cette population et celle des opérateurs en milieu manufacturier sont à prévoir. Celles-ci se rapportent principalement à l'état d'esprit de chaque population. En milieu manufacturier, les utilisateurs accomplissent leur mission et se doivent de respecter des contraintes temporelles et de qualité. Les participants de notre expérimentation n'ont pas été exposés à ce cadre, source de stress.

Les défauts du robot diminuent l'ergonomie de la tâche. Des douleurs aux poignées, bras, pouce et dos nous ont été rapportés par quelques participants. En conséquence, le comportement des individus doit se dégrader au fil des répétitions. Ce n'est pas le seul facteur influençant la performance. En effet, la fatigue générale, la démotivation et l'ennui affectent le niveau d'expertise des sujets. Comme nous

l'avions évoqué Chapitre 3, nous ne pouvons caractériser ces facteurs que chez l'expert, dont un comportement instable ou imparfait est révélateur. Un néophyte en apprentissage a un niveau oscillant, d'où la complexité d'en trouver la cause.

Notre échantillon de population n'a pas été confronté aux mêmes conditions environnementales que les opérateurs des usines. Nous abordons ce point dans le paragraphe suivant.

5.5.4 Environnement et protocole

Lors du choix de notre cas d'étude, nous avons attaché une attention particulière au caractère réaliste de la tâche. Toutefois, le robot LDC n'est pas inclus dans une chaîne de production. Cette dernière aurait permis de mettre davantage les volontaires en conditions réelles, en particulier si le rythme était imposé par la chaîne. Nous avons opté pour l'absence de tout minuteur, pour ne pas stresser inutilement les utilisateurs, néanmoins l'absence de cadence a probablement desservi les résultats expérimentaux.

Par ailleurs, le robot est installé dans le grand hall de manipulation du service de robotique du CEA, ce qui empêchait tout isolement de nos volontaires. Les chaînes de production pouvant être ouvertes et bruyantes, cela n'a pas nécessairement d'impact.

Enfin, compte tenu de nos moyens, nous n'avons pas pu conduire l'expérimentation de chaque sujet sur plusieurs jours. Ce format permet d'observer l'évolution de l'apprentissage après une pause, où l'individu a le temps d'assimiler toutes les informations. De plus, ajouter des répétitions de la tâche aurait permis à chacun d'atteindre le stade d'expert.

5.6 CONCLUSION

Au travers de cette troisième partie, nous avons exploré l'impact de nos contributions sur une population d'individus non issue de l'industrie. Nous avons validé notre méthodologie non intrusive et dynamique de représentation du profil de compétence, sur un premier cas d'usage Σ de pHRC avec contact physique non direct, puis son analogue Λ avec contact physique direct. Le niveau d'expertise confirmé et les points d'amélioration identifiés, nous avons complété notre expérimentation de *pick & place*, basée sur le cas d'usage Λ , par la dispense d'une assistance personnalisée au profil. Nous avons vérifié l'influence positive de l'assistance sur la montée en compétence des opérateurs assistés par rapport au groupe de contrôle. Si dans les conditions actuelles, nous ne pouvons pas conclure sur l'efficacité de chaque type d'assistance, nous avons constaté que l'aide motrice n'a

que rarement gêné les usagers et que plusieurs conseils se sont avérés précieux à la compréhension des mécanismes du robot et de la tâche.

Ainsi, en proposant une assistance automatisée, en ligne, multimodale et personnalisée au profil utilisateur, nous avons démontré que nous participions à l'amélioration des conditions de travail des opérateurs. En effet, en accompagnant leur montée en compétence, nous les aidons à passer d'un processus cognitif de traitement contrôlé, lent et à forte charge mentale, à un traitement automatique, peu exigeant. En sus de valider nos postulats 1 et 2 de départ, nous créons un climat plus propice à l'épanouissement professionnel des opérateurs, l'objectif de ce travail.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

6.1	Conclusion	147
6.2	Perspectives	150
6.2.1	Profil opérateur	150
6.2.2	Assistance	151
6.2.3	Expérimentations	153
6.2.4	Généralisation de notre travail	153

6.1 CONCLUSION

Dans l'industrie manufacturière, les opérateurs réalisent des tâches répétitives (d'assemblage par exemple) à une fréquence élevée, les amenant parfois à porter des charges lourdes. Ce travail a un impact significatif sur leur santé (douleurs, fatigue, maladies, troubles musculo-squelettiques) et augmente le risque d'accident et d'absentéisme. Pour y remédier, les robots collaboratifs, alliant force et stabilité, ont été conçus. Ils assistent de façon sécurisée les opérateurs dans la réalisation de tâches dont le savoir-faire, la flexibilité et la capacité de décision de l'humain sont essentielles à leur bon déroulement. Néanmoins, cela ne se fait pas sans risque pour la santé des opérateurs. En effet, la collaboration humain-robot engendre une réorganisation du travail qui peut se traduire par une augmentation de la cadence, une perte d'autonomie ou encore par une surcharge cognitive.

Face à ce contexte, de premières études ont été engagées et ont donné lieu à la publication de recommandations sous forme de guides et de normes. En complément, des travaux de recherche ont été menés afin de faciliter l'introduction de robots dans l'environnement de travail ou l'espace personnel de l'utilisateur, par la prise en compte de son profil, à savoir les caractéristiques qui affectent son entreprise. D'autres études portent sur l'amélioration de la qualité de vie au travail de l'opérateur, en changeant le comportement du robot selon son niveau de fatigue. Cependant, les méthodes d'élaboration du profil utilisateur font souvent appel à des équipements d'observation spécialement installés dans l'environnement du sujet (caméras, combinaisons, etc.). Ces matériels peuvent induire un stress et dès lors un biais sur les résultats. D'autre part, les variations inter et intra-individuelles ne sont pas prises en compte dans l'assistance fournie.

Au travers de ce travail de recherche, axé sur la variabilité humaine et le caractère peu intrusif, nous avons abordé la problématique de l'amélioration des conditions de travail des opérateurs avec un nouvel angle.

Fort du constat que l'expert développe des automatismes qui réduisent sa charge cognitive et stabilisent son comportement, nous avons proposé une méthodologie d'élaboration du profil de compétence, support d'identification des axes de progression. Cette dernière permet notamment, à partir des signaux bruts du robot, d'extraire des connaissances de plus haut niveau sur les compétences des opérateurs. Elle se décline en 3 étapes :

- La production de données lors d'une tâche collaborative humain-robot. L'effort appliqué et la pression de boutons, les positions et l'état du robot, ainsi que l'instant auquel sont déclenchés ces événements sont autant d'éléments qui nous ont permis d'observer les gestes de l'homme indirectement et ainsi de quantifier son niveau de compétence de façon non intrusive.
- La classification des compétences clés à maîtriser dans un contexte de pHRC, associées à leurs indicateurs.
- L'attribution d'un niveau aux indicateurs puis aux compétences, basé sur une mesure de distance au comportement de référence.

Nous avons montré au travers d'expérimentations en conditions réelles, menées sur 3 cas d'usage et une quarantaine de participants, la cohérence de notre concept de profil de compétences utilisateur non intrusif et dynamique.

Nous avons également expliqué comment généraliser notre méthodologie du profil de compétences à d'autres attributs du profil qui s'y prêtent. Citons la fatigue et la confiance pour lesquels nous pouvons réutiliser certains de nos indicateurs de compétence, enrichis par d'autres plus spécifiques.

Enfin, par conception, notre méthodologie est explicable. Nous pouvons retracer les axes d'amélioration des utilisateurs en listant les compétences non maîtrisées et en recherchant la cause au travers de leurs indicateurs.

Afin de répondre au coeur de notre problème, i.e. l'amélioration de la qualité de vie au travail des opérateurs, nous avons proposé une assistance personnalisée au profil et ainsi aux axes de progrès identifiés. Notre nouvel algorithme a les propriétés suivantes :

- Hybridation de l'apprentissage symbolique (ontologie et raisonnement) et de l'apprentissage par renforcement (Q-Learning). Les compétences utilisateur et les connaissances expertes incluses dans l'ontologie de profil et d'assistance, conçue spécifiquement pour cette application, viennent compléter l'algorithme *Q-Learning* de RL afin de réduire l'espace état-action, de

procurer une aide raisonnée dès le départ et de tenir compte des variations inter et intra-individus.

- Association de deux modalités d'assistance, motrice et informative, pour tenir compte des variations entre individus. Nous avons en conséquence étendu l'algorithme de RL en séparant la Q-table en 2 afin de réduire l'espace état-action.
- Convergence accélérée par un entraînement par simulation.
- Prise en compte du retour humain, ce qui augmente son adhésion et la convergence.

Au travers des expérimentations en conditions réelles sur le cas d'usage Λ , regroupant 22 participants, nous avons constaté que le groupe assisté par notre algorithme est davantage monté en compétence que le groupe de contrôle. En conséquence, la charge mentale des sujets assistés a diminué plus rapidement, ce qui crée un climat plus propice à leur épanouissement professionnel.

D'autre part, nous avons montré en simulation que notre nouvel algorithme d'apprentissage obtient de meilleurs résultats et converge plus rapidement que ceux exempts de l'ontologie ou à une seule Q-table.

Enfin, nous pouvons justifier toutes les décisions de l'algorithme, que ce soit par l'intermédiaire des Q-tables ou de l'ontologie. Cette caractéristique est importante, notamment lorsque l'humain est dans la boucle. En effet, ce dernier sera plus en confiance si le robot est capable de lui expliquer ses actions.

Afin d'apporter des réponses à notre problématique, nous avons levé de nombreux verrous scientifiques :

- Découverte en ligne du profil utilisateur de façon non intrusive à partir de signaux bruts, dont l'interprétation n'était jusqu'à lors que bas niveau, par exemple la valeur de la vitesse.
- Définition mathématique de l'expertise et de son niveau, par une mesure de distance au comportement de référence.
- Fertilisation de l'IA statistique par l'IA symbolique. Ainsi, nous pouvons tenir compte des variations inter et intra-individus en ligne par apprentissage par renforcement, sans démarrage à froid difficile et une longue convergence. En effet, l'ontologie sélectionne les actions pertinentes dans un contexte donné, ce qui réduit l'ensemble des actions de l'algorithme d'apprentissage par renforcement. La convergence du RL est alors accélérée et les actions choisies raisonnées dès le départ.
- Prise en compte par séparation de la Q-table de deux modalités d'actions dans l'algorithme de RL, liées par la récompense de l'environnement et de l'utilisateur.

Ainsi, nous avons participé à l'amélioration de la qualité de vie au travail des opérateurs, vis à vis de la charge cognitive. De nombreux autres aspects peuvent également y contribuer. En explicitant la capacité de généralisation de notre méthodologie du profil de compétence à d'autres attributs du profil et en concevant un algorithme d'assistance valable quelque soit la caractéristique du profil observée en entrée, nous ouvrons la voie à d'autres travaux sur le sujet. Dans la section suivante, nous proposons davantage de pistes d'extension de notre algorithme qui nous semblent intéressantes à développer.

6.2 PERSPECTIVES

Notre réflexion s'articule autour des différentes contributions de notre travail de recherche.

6.2.1 Profil opérateur

Découpage de la tâche

Dans ce travail, le profil de compétence est élaboré sur une sous-tâche donnée. La division d'une tâche en sous-tâche est réalisée par événement déclencheur. Cependant, de nombreux cas particuliers, tels que la répétition d'une action dans une sous-tâche, compliquent la détermination du profil. Nous avons cherché une autre approche de découpage, basée sur le *machine learning*, sans succès. En effet, le décalage sur l'espace temps et en amplitude et la répétition possible d'actions complexifient le problème. Une solution serait d'affiner la granularité de la segmentation, en découpant non pas par sous-tâche, mais par type d'action ; par exemple, si nous sommes sur une phase de mouvement. Cela permettrait par ailleurs de diminuer la redondance du profil de compétence, puisqu'une même action peut être réalisée dans des sous-tâches différentes. Cela augmenterait néanmoins le nombre de profil à caractériser.

Comportement de référence

Acquérir les données d'un expert est difficile. Il faut qu'une personne ait déjà effectué de nombreuses fois la tâche et que son comportement puisse être, dans la majorité des cas, considéré comme une référence. Dans notre travail de recherche, nous avons proposé une méthode d'établissement du comportement de référence par connaissance à priori ou par association d'un niveau de confiance aux données expertes, si elles sont disponibles. Cependant, nous n'avons pas traité le cas où plusieurs sujets sont experts. Nous pourrions simplement envisager de concevoir une fonction de correspondance de la mesure du comportement opérateur en niveau de compétence pour

chaque expert. Le niveau de l'opérateur serait alors calculé à partir de chaque fonction et la valeur maximale serait retenue. Nous pourrions alors voir se dessiner des *clusters* d'expertise, car il peut y avoir plusieurs manières de correctement effectuer une tâche donnée.

La fonction de correspondance du comportement de l'opérateur en niveau de compétence est actuellement modélisée comme une gaussienne. Il serait intéressant d'étudier l'impact du changement de cette fonction sur les performances de l'approche.

Anomalie

Nous nous sommes focalisés sur le profil de compétence, car la stabilité de l'expert enlève un biais pour étudier d'autres éléments du profil, comme la fatigue. Une étude de causalité des anomalies du comportement pourrait être réalisée sur des sujets experts. La limitation du type de données (internes au robot seulement) complexifie le problème.

Extension aux autres éléments du profil

Comme nous l'avons évoqué, nous n'avons qu'effleuré la question des autres attributs. Étendre ce travail à d'autres éléments du profil pourrait être mené conjointement avec l'étude de causalité des anomalies du comportement. En effet, la fatigue, la motivation et d'autres facteurs externes au profil (pauses) sont directement liés à l'observation d'anomalies.

Indicateurs

La liste des indicateurs de compétences que nous proposons dans ce manuscrit peut également être utile pour mesurer d'autres attributs du profil. Il serait pertinent de l'étendre, plutôt que de concevoir une liste par caractéristique.

D'autre part, nous n'avons pas évalué tous les indicateurs que nous avons identifiés. Nous pourrions dresser une fiche descriptive par indicateur, mentionnant non seulement pour quel type de tâche et d'attribut du profil il est exploitable, mais aussi sa sensibilité au bruit et à tout autre élément pertinent.

6.2.2 *Assistance*

Niveau expert

Durant nos expérimentations, aucun opérateur n'a atteint le stade d'expert. Cependant, nous nous sommes interrogés sur la procédure à adopter lorsque cela se produit. Dans un premier temps, nous avons

décidé de laisser l'algorithme d'assistance tourner en tâche de fond. L'exploration pouvant avoir lieu, il n'est pas exclu que l'algorithme propose une nouvelle assistance à l'opérateur. Même expert, il pourrait en profiter. Par ailleurs, si l'expert fatigue, un changement de comportement du robot pour le rendre moins réactif pourrait être souhaitable. Néanmoins, il faudrait sans doute envisager un second mode d'assistance.

En lien avec ce que nous avons mentionné précédemment, le comportement de référence pourrait être mis à jour avec le nouveau comportement expert.

Contexte

Nos échanges avec les participants aux expérimentations ont mis en avant une assistance parfois décorrelée du moment présent. En effet, l'assistance est mise à jour en ligne, mais pas en temps réel car le profil de compétence n'est recalculé qu'à la fin de la sous-tâche. Établir le profil sur une action, comme proposé dans la section précédente, permettrait plus de souplesse. Néanmoins, cela pourrait s'avérer insuffisant. On pourrait envisager deux types d'assistance : une qui traiterai les problèmes bloquants et une autre, de fond, conseillant l'utilisateur sur les meilleures pratiques. L'ontologie pourrait également contenir davantage de contexte temporel, par exemple en renseignant une date de validité des conseils, certains étant vite assimilés.

Assistance informative

De par la conception de notre approche, il est possible d'expliquer en détail le niveau de compétence de l'opérateur et l'assistance qui lui est associée. Ainsi, nous pourrions personnaliser davantage les conseils. Cependant, nous avons choisi de limiter les informations pour ne pas surcharger mentalement l'opérateur et pour le laisser tirer ses propres conclusions. Cette vision s'est avérée inefficace dans certains cas. Une solution serait de réguler le volume de conseils en fonction du questionnaire d'état général (fatigue, motivation) du sujet en début d'expérimentation. Une meilleure utilisation des modalités, citons les signaux lumineux et une IHM attrayante, augmenterait également l'impact de l'assistance informative.

D'autre part, durant la phase d'entraînement, demander un retour utilisateur à chaque sous-tâche est coûteux. Il serait sans doute pertinent de collecter uniquement les retours négatifs.

Assistance robotique

Les tenants et aboutissants de l'assistance motrice ne sont pas toujours bien compris. Faire ressentir aux opérateurs l'assistance, avant l'expérimentation, pourrait les aider à donner un retour plus éclairé.

Clustering du profil général

Nous pourrions imaginer que selon le profil d'un utilisateur, une stratégie d'assistance soit plus efficace qu'une autre. L'échantillon de la population étant trop petit, nous n'avons pas pu regrouper les sujets selon les caractéristiques de leur profil général. Une fois fait, nous pourrions leur associer des profils d'assistance.

Évaluation

Pour mieux caractériser les effets de chaque type d'assistance, il faudrait avoir davantage de groupes expérimentaux. Néanmoins, l'effet d'une assistance sur le niveau d'expertise n'est pas toujours direct. Le retour utilisateur peut ne pas être révélateur de l'intérêt de l'assistance s'il ne le comprend pas lui-même. Nous pourrions isoler chaque assistance et la proposer pendant plusieurs cycles. Néanmoins, cela demanderait un nombre de sujets conséquent.

6.2.3 Expérimentations

Nous avons identifié plusieurs limites liées aux conditions expérimentales. Parmi ces dernières, nous retrouvons la nécessité d'avoir un échantillon plus grand.

Enfin, pour être au plus proche des conditions réelles, il faudrait déployer l'algorithme sur une chaîne de production, où les participants sont des opérateurs de métier.

6.2.4 Généralisation de notre travail

Notre méthodologie d'élaboration du profil utilisateur repose principalement sur des indicateurs et compétences liés au robot. Néanmoins, la rapidité et le temps d'exécution d'une activité ne le sont pas. Ainsi, il serait intéressant de généraliser l'approche à d'autres applications. Citons la santé et en particulier l'aide à la personne. Nous pourrions récupérer toute information de la maison connectée pour concevoir un profil utilisateur (un profil de préférences par exemple) et l'assister au mieux dans ses activités. Pour se faire, l'ontologie et les assistances devront être axées sur les activités de la vie quotidienne. Si le critère de non intrusivité est souhaité, on pourrait envisager d'utiliser les données des surfaces tactiles et boutons.

Nous avons appréhendé la complexité de la relation que noue l'homme avec la machine. Elle nécessite d'être à la fois dans l'écoute et l'assistance et de prendre en compte la singularité de chacun. La réflexion que nous avons menée pour ce travail nous a ainsi fait prendre conscience de la difficulté de caractériser la variabilité humaine. Nous en avons tenu compte ; cependant nous restons conscients que la pratique et des études expérimentales de grande envergure dans une usine sont nécessaires pour mieux la caractériser et être capable de répondre aux incertitudes qu'elle soulève.

ANNEXES

FORMULAIRES

Numéro *

Heure *
Heure : Minute

Informations générales

Age *

Sexe *
 Femme
 Homme

Taille (en m) *

Poids *
 < 55 kg
 >= 55 et < 65 kg
 >= 65 et < 75 kg
 >= 75 et < 85 kg
 >= 85 kg

Main *
 Droitier
 Gaucher
 Ambidextre

Profession *

J'ai l'âme d'un bricoleur *
 Tout à fait d'accord
 D'accord
 Neutre
 Pas d'accord
 Pas du tout d'accord

(a) Formulaire 1, 1/3

FIGURE 55 – Formulaire à remplir avant l'expérimentation (1)

Informations spécifiques à la tâche

Avez-vous déjà manipulé un robot collaboratif bras ? (Cobomanip, Isybot, UR, Kuka, etc.) *

Non, jamais

Oui, une fois ou deux pour essayer

Oui, de temps en temps

Oui, régulièrement

Si oui, le(s)quel(s) et pour quelle(s) tâche(s) ?

Avez-vous déjà manipulé le robot LDC ? *

Non, jamais

Oui, une fois ou deux pour essayer

Oui, de temps en temps

Oui, régulièrement

Avez-vous déjà manipulé d'autres types de robot ? *

Téléopération ?

Base mobile ?

Vis à vis de la tâche ("pick and place" d'une caisse), je suis *

Confiant(e), le robot ne m'impressionne pas *

Perdu(e), il y a beaucoup de choses à retenir *

Sur une échelle de 0 à 1 (0 signifiant novice et 1 signifiant expert de la tâche), où vous situeriez-vous ? *

[0, 0.3[

[0.3, 0.6[

[0.6, 0.8[

[0.8, 1]

En combien de cycles (exécutions de la tâche) pensez-vous maîtriser la tâche (robot compris) ? *

(b) Formulaire 1, 2/3

Etat avant de commencer l'expérimentation

Etat *

J e suis motivé(e) *

J e suis fatigué(e) (fatigue générale, par exemple due au manque de sommeil) *

J e suis fatigué(e) musculairement *

Fatigue musculaire (si réponse d'accord/tout à fait d'accord, précisez où)

(c) Formulaire 1, 3/3

FIGURE 55 – Formulaire à remplir avant l'expérimentation (1)

Numéro *

Heure *

Heure : Minute

Retour utilisateur

Vis à vis de la tâche ("pick and place" d'une caisse) *

J e suis confiant(e), le robot ne m'impressionne pas *

Le comportement du robot m'a surpris(e) *

J'ai senti que j'avais rapidement progressé *

J'ai trouvé la tâche intuitive *

Si le comportement du robot vous a surpris(e), en quoi ?

Auto-évaluation de l'expertise : sur une échelle de 0 à 1 (0 signifiant novice et 1 signifiant expert), où vous situeriez-vous ? *

Sur la tâche entière *

Sur la phase d'approche de la caisse : déplacement assisté du robot avec les poignées *

Sur la phase de prise de la caisse *

Sur la phase d'approche de la zone de dépose (robot chargé) : déplacement assisté du robot avec les poignées *

Sur la phase de dépose de la caisse *

Sur quels points pensez-vous devoir encore vous améliorer ? *

(a) Formulaire 2A, 1/3

FIGURE 56 – Formulaire à remplir après l'expérimentation, version sans assistance (2A)

Assistance *

J e n'ai pas ressenti le besoin d'avoir une assistance *

Une adaptation du comportement du robot selon mon niveau de maîtrise serait un plus *

Des conseils textuels seraient bienvenus *

Des indications textuelles sur les étapes de la tâche m'auraient aidé(e) *

Détails - Toute information supplémentaire est bonne à prendre *

Quel genre d'adaptation du comportement du robot selon votre niveau de maîtrise serait un plus ?
 Quel(s) conseil(s) textuel(s) ou étape(s) vous auraient aidé(e) ?

Avez-vous été perturbé durant la tâche par un événement extérieur ? *

Etat après l'expérimentation

Etat *

J e suis motivé(e) *

J e suis fatigué(e) (fatigue générale, par exemple due au manque de sommeil) *

J e suis fatigué(e) musculairement *

Fatigue musculaire (si réponse d'accord/tout à fait d'accord, précisez où)

(b) Formulaire 2A, 2/3

[/!\ Après avoir répondu aux questions précédentes] Compétences : sur une échelle de 0 à 1 (0 signifiant novice et 1 signifiant maîtrise de la compétence), où vous situeriez-vous ? *

Rapidité *

Maîtrise des fonctionnalités du robot (hors déplacement) *

Maîtrise des mouvements coordonnés avec le robot *

Remarques

(c) Formulaire 2A, 3/3

FIGURE 56 – Formulaire à remplir après l'expérimentation, version sans assistance (2A)

Numéro *

Heure *
 Heure : Minute

Retour utilisateur

Vis à vis de la tâche ("pick and place" d'une caisse) *

J'étais confiant(e), le robot ne m'a pas impressionné *

Le comportement du robot m'a surpris(e) *

J'ai senti que j'avais rapidement progressé *

J'ai trouvé la tâche intuitive *

Si le comportement du robot vous a surpris(e), en quoi ? Précisez combien de fois environ il vous a surpris.

Auto-évaluation de l'expertise : sur une échelle de 0 à 1 (0 signifiant novice et 1 signifiant expert), où vous situeriez-vous ? *

Sur la tâche entière *

Sur la phase d'approche de la caisse : déplacement assisté du robot avec les poignées *

Sur la phase de prise de la caisse *

Sur la phase d'approche de la zone de dépose (robot chargé) : déplacement assisté du robot avec les poignées *

Sur la phase de dépose de la caisse *

Sur quels points pensez-vous devoir encore vous améliorer ? *

(a) Formulaire 2B, 1/3

FIGURE 57 – Formulaire à remplir après l'expérimentation, version avec assistance (2B)

Retour sur les deux types d'assistance (robotique/physique et textuelle) *

J'ai ressenti l'assistance robotique/physique *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé utile l'assistance robotique/physique *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé que les transitions entre les assistances robotiques étaient fluides *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé que l'assistance robotique était cohérente avec mon comportement à l'instant t *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai écouté tous les conseils affichés sur l'IHM *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé utile l'assistance textuelle *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
J'ai trouvé que les conseils affichés étaient cohérents avec mon comportement à l'instant t *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Globalement, j'ai apprécié pouvoir donner mon avis sur toutes les assistances *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Globalement, j'ai trouvé que mon avis était bien pris en compte *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Détails - Toute information supplémentaire est bonne à prendre *

Si vous avez trouvé certains conseils utiles, lesquels en particulier ? D'autres conseils non affichés auraient-ils pu vous aider ?
Si vous n'avez pas trouvé l'assistance robotique utile, pourquoi ? Vous a-t-elle gênée ?
Quelles améliorations pourraient être mises en place selon vous pour vous assister au mieux durant la tâche ?

Avez-vous été perturbé durant la tâche par un événement extérieur ? *

(b) Formulaire 2B, 2/3

Etat après l'expérimentation

Etat *

Je suis motivé(e) *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je suis fatigué(e) (fatigue générale, par exemple due au manque de sommeil) *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je suis fatigué(e) musculairement *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Fatigue musculaire (si réponse d'accord/tout à fait d'accord, précisez où)

[/!\ Après avoir répondu aux questions précédentes] Compétences : sur une échelle de 0 à 1 (0 signifiant novice et 1 signifiant maîtrise de la compétence), où vous situeriez-vous ? *

Rapidité *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Maîtrise des fonctionnalités du robot (hors déplacement) *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Maîtrise des mouvements coordonnés avec le robot *	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Remarques

(c) Formulaire 2B, 3/3

FIGURE 57 – Formulaire à remplir après l'expérimentation, version avec assistance (2B)

LISTING DES ASSISTANCES

B.1 ASSISTANCES ROBOTIQUES

Nom	Description
VaryViscosity ₁	Sensibilité légèrement diminuée
VaryViscosity ₂	Sensibilité diminuée
VaryViscosity ₃	Sensibilité fortement diminuée

TABLE 31 – Liste des assistances robotiques

B.2 ASSISTANCES TEXTUELLES

Nom	Description
ApproachBox	<ol style="list-style-type: none"> 1. Ecarter le bras de la caisse avec la poignée bleue, 2. Déplacer le bras au-dessus de la nouvelle caisse.
PickUpBox	<ol style="list-style-type: none"> 1. Attendre l'affichage de free, 2. Prendre la caisse avec la poignée bleue, 3. Attendre la validation de la fermeture des pinces.
MoveBox	<ol style="list-style-type: none"> 1. Déplacer la caisse avec les poignées noires vers la cible.
PlaceBox	<ol style="list-style-type: none"> 1. Ajuster la caisse avec la poignée bleue et presser le bouton noir, 2. Cliquer sur "Dépose", et presser le bouton noir.

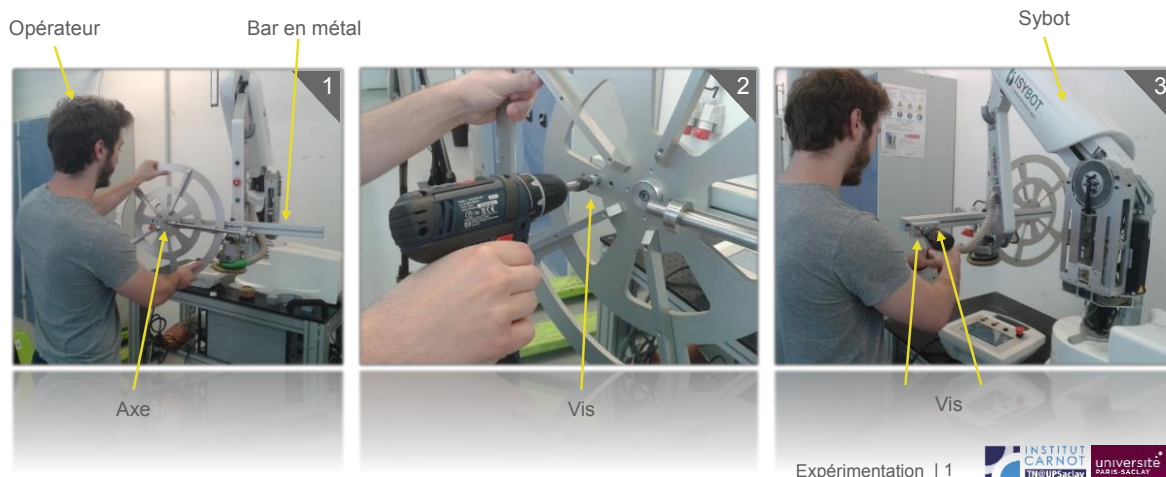
TABLE 32 – Liste des étapes de la tâche

Nom	Description
Anticipate ₁	Anticipez vos déplacements pour une meilleure trajectoire et un gain de temps.
Anticipate ₂	Placez-vous exactement au dessus du point de prise/dépose pour limiter vos mouvements sans les poignées noires.
Axis	N'hésitez pas à bouger à la fois dans les directions horizontales et verticale pour gagner du temps.
BlackButton	Mode libre/pause? Pressez le bouton noir sous l'écran, ou appuyez directement sur les poignées noires.
Box	Vérifiez l'ajustement de l'empilage. Si les deux caisses ne sont pas en contact, la pince peut ne pas s'ouvrir.
Effort	Le robot bouge tout seul? Vérifiez que vous ne serrez pas trop les poignées.
Fail ₁	Défaut? Attendez que le robot soit à l'arrêt avant d'appuyer/relâcher les boutons des poignées noires.
Fail ₂	Défaut? Ne touchez pas le cache en plexi de l'effecteur.
Fail ₃	Défaut? Manipulez sans geste brusque.
Grip ₁	Pour fermer une pince, appuyez vers le bas avec vos pouces entre le plexi et le haut de l'effecteur, puis tirez vers vous avec vos index derrière la pince.
Grip ₂	Pincées fermées mais pas bien verrouillées? Appliquez une pression dessus vers l'extérieur.
IHM	Ecran capricieux? Appuyez bien fort sur les boutons.
PM ₁	Après avoir pris la caisse, il faut la soulever avec les poignées noires, à cause du tarage.
PM ₂	Défauts à répétition? Ajustez bien vos mains sur les poignées noires pour appuyer sur les boutons en continu.
Support	Positionnez une main sur la poignée bleue et une autre sur le bras pour une meilleure maniabilité.
Tare	Tarage trop long (> 5s)? Faites un appui court sur les boutons des poignées noires.
Z ₁	Un effort bref suffit à initier un mouvement vertical. Appliquez un effort contraire pour l'arrêter.
Z ₂	N'hésitez pas à vous placer au plus près du tas de caisses lors des prise/dépose pour gagner du temps.
Z ₃	L'effecteur s'envole? <ol style="list-style-type: none"> 1. Ne le touchez pas pendant le tarage, et tarez de nouveau au besoin, 2. Appliquez un effort léger vers le bas.

PROTOCOLE EXPÉRIMENTALE DE LA TÂCHE Σ , ET QUESTIONNAIRES ASSOCIÉS

SCÉNARIO : TÂCHE DE VISSAGE

- ❖ Approche
 1. Détection de la fatigue par l'utilisation d'électromyogrammes (EMG)
 2. Corrélation de l'état de la fatigue révélé par les EMG et des données courants du robot
- ❖ Tâche de l'opérateur: fixer deux objets à l'aide de vis sur une barre en métal (sous contraintes)
- ❖ Tâche du robot: positionner la barre en métal devant l'opérateur et la réorienter si nécessaire



EXPERIMENTATION :

Données collectées pendant ces expérimentations (durée maximale de 30 minutes) :

- Efforts appliqués sur le robot (ou les objets tenus par le robot)
- Activité électrique des muscles sur lesquels sont appliqués les EMGs
- Vidéo de l'opérateur réalisant la tâche

Il est à noter que tous ces enregistrements sont strictement confidentiels et sont anonymes. Aucune donnée ne sera réutilisée à d'autres fins que dans l'approche décrite ci-dessus. La vidéo sera **uniquement** utilisée pour rechercher la cause de données non nominales dans les gestes de l'opérateur. Elle ne sera pas diffusée.

Vous êtes libre d'arrêter à tout moment, sans avoir à vous justifier.

Par ma signature, je consens aux conditions de cette expérimentation.

Date et signature (et nom)

Numéro :

QUESTIONNAIRE (AVANT LA REALISATION DE LA TACHE)

Informations générales

Age :

Sexe : F / H

Taille :

Poids :

Main : Droitier / Gaucher

Profession :

Maladroit ? : Non Presque pas Un peu Oui

A l'aise en public : Pas du tout Pas vraiment A peu près Oui

Etat avant de réaliser la tâche

Humeur :

Motivation :

Fatigué (de façon générale) ? : Non Presque pas Un peu Oui

Fatigué musculairement (préciser où) ? : Non Presque pas Un peu Oui

Avez-vous pratiqué du sport hier ou aujourd'hui (si oui, quand et quel sport) ?

Informations liées à la tâche

Utilisation d'un tournevis : Jamais Rarement De temps en temps Souvent

Utilisation d'une visseuse : Jamais Rarement De temps en temps Souvent

Confiant vis-à-vis du robot ? : Pas du tout Pas vraiment A peu près Oui

Numéro :

QUESTIONNAIRE (APRES LA REALISATION DE LA TACHE)

Etat après avoir réalisé la tâche

Humeur :

Motivation :

Fatigué ? : Non Presque pas Un peu Oui

Fatigué musculairement (préciser où) ? : Non Presque pas Un peu Oui

Informations liées à la tâche

Confiant vis-à-vis du robot ? : Pas du tout Pas vraiment A peu près Oui

Maîtrise de la tâche ? : Pas du tout Pas vraiment A peu près Oui

Numéro :

D

PROTOCOLE EXPÉRIMENTALE DE LA TÂCHE A

Notice d'information et consentement éclairé

Titre du projet

Evolution du profil de l'opérateur lors de son interaction avec un robot collaboratif

Chercheur titulaire responsable scientifique du projet

Selma Kchir, Ph.D

Researcher/Project Manager

CEA-LIST Institute, SRI/LCSR

CEA Nano-Innov. 8 avenue de la vauve. 91120 - Palaiseau

Tel. +33 (0)1 69 08 07 81

selma.kchir@cea.fr

Responsable de l'expérimentation

Olivier Lebec, ingénieur chercheur au SRI/LCSR

olivier.lebec@cea.fr

Lieu de la recherche

Hall de manipulation, Bâtiment 863, CEA Nano-Innov

But du projet de recherche

Cette expérimentation vise à comparer l'évolution du profil de l'opérateur lors de son interaction avec un robot collaboratif avec et sans assistance.

Ce que l'on attend de vous

L'expérimentation décrite ici s'inscrit dans le cadre des travaux de thèse sur le profil de l'opérateur de Katleen Blanchet. Ces travaux sont supervisés par Selma Kchir, Olivier Lebec, et Patrick Hède au CEA et par Amel Bouzeghoub (directrice de thèse) à Télécom SudParis.

Si vous acceptez de participer à cette étude, vous devrez réaliser une tâche de « pick and place » d'une charge lourde (25 kg) à l'aide du robot LDC (bras manipulateur). L'expérimentation est découpée en 2 étapes :

- Déplacement de 8 caisses de 25 kg entreposées sur une palette en 2 tas (A et B) vers une seconde palette en les séparant en 2 autres tas (C et D) selon la couleur de la caisse (rouge d'un côté, et tout autre couleur de l'autre).
- Retour des caisses à leur position d'origine en intercalant les couleurs.

Les étapes seront réalisées 2 fois, et espacées par une pause de 5 minutes.

Au début de l'expérimentation, la tâche de « pick and place » vous sera montrée et expliquée 1 fois. La responsable de l'expérimentation ne vous donnera aucune autre information sur la tâche pendant tout le reste de l'expérimentation, sauf si elle le juge nécessaire pour mener à bien l'expérimentation. Il vous sera également demandé de remplir un questionnaire en début et fin d'expérimentation. La totalité de l'étude (avec les explications et le temps de remplir les

questionnaires) dure environ 1h. Le responsable de l'étude pourra réduire le nombre d'étapes de l'expérimentation au cours de celle-ci pour respecter le temps total.

Vos droits de vous retirer de la recherche à tout moment

Votre contribution à cette étude est volontaire. Vous êtes libre d'arrêter à tout moment, sans avoir à vous justifier. Votre décision d'accepter/refuser/cesser de participer n'aura aucune répercussion.

Vos droits à la confidentialité et au respect de la vie privée

Données collectées pendant ces expérimentations :

- Efforts appliqués sur le robot,
- Etat du robot et de l'effecteur,
- Appui sur les boutons du robot ou l'IHM,
- Vidéo de l'opérateur réalisant la tâche,
- Questionnaires.

Il est à noter que tous ces enregistrements sont strictement confidentiels. Aucune donnée ne sera utilisée à d'autres fins que celles décrites ici. La vidéo sera uniquement utilisée pour rechercher la cause de données non nominales. Elle ne sera pas diffusée.

Nous masquerons votre identité dans les données à l'aide d'un numéro correspondant à l'ordre de passage des participants. Les enregistrements seront ainsi anonymes et aucun renseignement ne pourra révéler votre identité.

Toutes les données seront conservées sur des serveurs et/ou ordinateurs sécurisés, et seuls les responsables de l'expérimentation y auront accès.

Conformément aux dispositions de la loi Informatique et Libertés, vous pourrez exercer vos droits d'accès et de rectification ou suppression auprès du responsable scientifique du projet.

Bénéfices de l'étude

Les avantages attendus de cette recherche sont d'obtenir une meilleure compréhension des facteurs qui influencent le profil de l'opérateur, notamment son niveau d'expertise. Les résultats pourront contribuer à fournir une assistance personnalisée aux opérateurs amenés à interagir avec des robots collaboratifs dans les usines.

Risques possibles de l'étude

Cette recherche est sujette aux risques de manipulation du robot LDC. Vous devrez porter des chaussures de sécurité ou sur-chaussures pour prévenir toute blessure en cas de chute de charges lourdes. Le robot étant un robot collaboratif, il est intrinsèquement sûr pour l'homme (les vitesses sont réduites pour limiter la force de contact en cas de collision non souhaitée). La sécurité du mode augmentation d'effort du robot est assurée par deux boutons, qui, lorsqu'ils sont relâchés, arrêtent l'assistance. Des boutons d'arrêt d'urgence seront à votre disposition. Un bouton d'arrêt d'urgence sera également placé à côté de la responsable de l'expérimentation pour davantage de sécurité.

Diffusion

Les résultats seront présentés dans des publications scientifiques et un manuscrit de thèse. Ils vous seront communiqués si vous en faites la demande par mail à un des responsables.

Vos droits de poser des questions

Toute question avant ou pendant l'expérimentation peut être adressée directement à la responsable de l'expérimentation.

Pour toute question après l'expérimentation, n'hésitez pas à nous contacter :
katleen.blanchet@cea.fr, selma.kchir@cea.fr, olivier.lebec@cea.fr, patrick.hede@cea.fr,
amel.bouzeghoub@telecom-sudparis.eu.

Consentement à la participation

En signant le formulaire de consentement, vous certifiez que vous avez lu et compris les renseignements ci-dessus, que le chercheur a répondu à vos questions de façon satisfaisante et qu'il vous a avisé que vous étiez libre d'annuler votre consentement ou de vous retirer de cette recherche à tout moment, sans préjudice.

Votre signature, précédée de la mention suivante : « j'ai lu et compris les renseignements ci-dessus et j'accepte de plein gré de participer à cette recherche », et de votre nom, prénom et date.

Date, Nom, Prénom, Signature de l'expérimentateur :

Un exemplaire de ce document vous est remis, un autre exemplaire est conservé par l'expérimentateur.

BIBLIOGRAPHIE

- ADAM, Carole, Wafa JOHAL, Damien PELLIER, Humbert FIORINO et Sylvie PESTY (2016). « Social human-robot interaction : A new cognitive and affective interaction-oriented architecture ». In : *International conference on social robotics*. Springer, p. 253–263.
- ADAN, Ana et Helena ALMIRALL (1991). « Horne & Östberg morningness-eveningness questionnaire : A reduced scale ». In : *Personality and Individual differences* 12.3, p. 241–253.
- AHMAD, Muneeb, Omar MUBIN et Joanne ORLANDO (2017). « A systematic review of adaptivity in human-robot interaction ». In : *Multimodal Technologies and Interaction* 1.3, p. 14.
- AKKALADEVI, Sharath Chandra, Matthias PLASCH, Srinivas MADDUKURI, Christian EITZINGER, Andreas PICHLER et Bernhard RINNER (2018). « Toward an Interactive Reinforcement Based Learning Framework for Human Robot Collaborative Assembly Processes. » In : *FRONTIERS IN ROBOTICS AND AI* 5.
- BAI, Shaojie, J Zico KOLTER et Vladlen KOLTUN (2018). « An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling ». In : *arXiv :1803.01271*.
- BELLMAN, Richard (1957). « A Markovian decision process ». In : *Journal of mathematics and mechanics*, p. 679–684.
- BLAKE, MJF (1967). « Relationship between circadian rhythm of body temperature and introversion–extraversion ». In : *Nature* 215.5103, p. 896–897.
- BLANCHET, Katleen, Olivier LEBEC, Christophe LEROUX et Amel BOUZEGHOUB (2018). « Situation Awareness for Collaborative Robotics in Manufacturing Applications, Feasibility Study ». In : *9th European Congress on embedded real time software and systems*.
- BROQUÈRE, Xavier, Alberto FINZI, Jim MAINPRICE, Silvia ROSSI, Daniel SIDOBRE et Mariacarla STAFFA (2014). « An attentional approach to human–robot interactive manipulation ». In : *International Journal of Social Robotics* 6.4, p. 533–553.
- CENTRAL ARKANSAS, University of (2011). « Chapter 10. Experimental Design : Statistical Analysis of Data ». In :
- CESTA, Amedeo, Andrea ORLANDINI, Giulio BERNARDI et Alessandro UMBRICO (2016). « Towards a planning-based framework for symbiotic human-robot collaboration ». In : *2016 IEEE 21st international conference on emerging technologies and factory automation (ETFA)*. IEEE, p. 1–8.
- CHANDOLA, Varun, Arindam BANERJEE et Vipin KUMAR (2009). « Anomaly detection : A survey ». In : *ACM computing surveys (CSUR)* 41.3, p. 15.

- CHARPENTIER, P et A SGHAIER (2012). « Industrial Robotic : Accident Analysis and Human-Robot Coactivity ». In : *Proceedings of the 7th International Conference on the Safety of Industrial Automated Systems, SIAS*, p. 11–12.
- CHARPENTIER, Philippe et Adel SGHAIER (2013). « L'homme au travail et le robot : une relation à inventer ». In : *Hygiène et sécurité du travail (Paris)* 231, p. 84–88.
- CHEN, Min, Stefanos NIKOLAIDIS, Harold SOH, David HSU et Siddhartha SRINIVASA (2018). « Planning with Trust for Human-Robot Collaboration ». In : *arXiv preprint arXiv :1801.04099*.
- CHINNIAH, Y (2016). « Robot safety : overview of risk assessment and reduction ». In : *Adv. Robot. Autom.* 5.01, p. 1–5.
- CHMARRA, Magdalena K, Stefan KLEIN, Joost CF de WINTER, Frank-Willem JANSEN et Jenny DANKELMAN (2010). « Objective classification of residents based on their psychomotor laparoscopic skills ». In : *Surgical endoscopy* 24.5, p. 1031–1039.
- CIRCADIAN (2020). *Fatigue Risk Management : Using Reason to Determine the Cause of Human Error*. <http://www.circadian.com/blog/item/63-fatigue-risk-management-using-reason-to-determine-the-cause-of-human-error.html>.
- COLGATE, James E et Michael A PESHKIN (1999). *Cobots*. US Patent 5,952,796.
- COTIN, Stephane, Nicholas STYLOPOULOS, Mark OTTENSMEYER, Paul NEUMANN, David RATTNER et Steven DAWSON (2002). « Metrics for laparoscopic skills trainers : the weakest link ! » In : *International conference on medical image computing and computer-assisted intervention*. Springer, p. 35–43.
- DE CAROLIS, Berardina, Marco de GEMMIS, Pasquale LOPS et Giuseppe PALESTRA (2017). « Recognizing users feedback from non-verbal communicative acts in conversational recommender systems ». In : *Pattern Recognition Letters* 99, p. 87–95.
- DELIGNIÈRES, Didier, Caroline TEULIER et Déborah NOURRIT (2009). « Learning of Complex Motor Skills : From the Spontaneous to Expert Coordination ». In : *Bulletin de psychologie* 4, p. 327–334.
- EL MAKRINI, Ilias, Kelly MERCKAERT, Dirk LEFEBER et Bram VANDERBORGHT (2017). « Design of a collaborative architecture for human-robot assembly tasks ». In : *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2017 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, p. 1624–1629.
- EL ZAATARI, Shirine, Mohamed MAREI, Weidong LI et Zahid USMAN (2019). « Cobot programming for collaborative industrial tasks : An overview ». In : *Robotics and Autonomous Systems* 116, p. 162–180.
- ENAYATI, Nima, Giancarlo FERRIGNO et Elena DE MOMI (2018). « Skill-based human-robot cooperation in tele-operated path tracking ». In : *Autonomous Robots*, p. 1–13.

- ENAYATI, Nima, Allison M OKAMURA, Andrea MARIANI, Edoardo PELLEGRINI, Margaret M COAD, Giancarlo FERRIGNO et Elena DE MOMI (2018). « Robotic assistance-as-needed for enhanced visuomotor learning in surgical robotics training : An experimental study ». In : *2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, p. 6631–6636.
- ERDEN, Mustafa S et Jochem A JONKMAN (2012). « Physical human-robot interaction by observing actuator currents ». In : *International Journal of Robotics and Automation* 27.3, p. 233.
- ERDEN, Mustafa Suphi et Aude BILLARD (2014). « End-point impedance measurements at human hand during interactive manual welding with robot ». In : *2014 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)*. IEEE, p. 126–133.
- (2015). « Robotic assistance by impedance compensation for hand movements while manual welding ». In : *IEEE transactions on cybernetics* 46.11, p. 2459–2472.
- ERICKSON, Zackory, Alexander CLEGG, Wenhao YU, Greg TURK, C Karen LIU et Charles C KEMP (2017). « What does the person feel? learning to infer applied forces during robot-assisted dressing ». In : *Robotics and Automation (ICRA), 2017 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 6058–6065.
- FRUGGIERO, F, S RIEMMA, Y OUAZENE, Roberto MACCHIAROLI et V GUGLIELMI (2016). « Incorporating the human factor within manufacturing dynamics ». In : *IFAC-PapersOnLine* 49.12, p. 1691–1696.
- GARG, Vinayak, Anish MUKHERJEE et Bharghava RAJARAM (2017). « Classifying human-robot interaction using handshake data ». In : *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2017 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 3153–3158.
- GATEAU, Thibault, Caroline P Carvalho CHANEL, Mai-Huy LE et Frédéric DEHAIS (2016). « Considering human's non-deterministic behavior and his availability state when designing a collaborative human-robots system ». In : *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2016 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, p. 4391–4397.
- GHADIRZADEH, Ali, Judith BÜTEPAGE, Atsuto MAKI, Danica KRAGIC et Mårten BJÖRKMAN (2016). « A sensorimotor reinforcement learning framework for physical human-robot interaction ». In : *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2016 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, p. 2682–2688.
- GRAAF, Maartje MA de et Somaya Ben ALLOUCH (2013). « The relation between people's attitude and anxiety towards robots in human-robot interaction ». In : *2013 IEEE RO-MAN*. IEEE, p. 632–637.
- GRIFFITH, Shane, Kaushik SUBRAMANIAN, Jonathan SCHOLZ, Charles L ISBELL et Andrea L THOMAZ (2013). « Policy shaping : Integrating human feedback with reinforcement learning ». In : *Advances in neural information processing systems*, p. 2625–2633.

- GROSZ, Barbara J (1996). « Collaborative systems (AAAI-94 presidential address) ». In : *AI magazine* 17.2, p. 67–67.
- GRUBER, Thomas R (1995). « Toward principles for the design of ontologies used for knowledge sharing? » In : *International journal of human-computer studies* 43.5, p. 907–928.
- HADSELL, Raia, Sumit CHOPRA et Yann LECUN (2006). « Dimensionality reduction by learning an invariant mapping ». In : *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), 2006 IEEE Computer Society Conference on*. T. 2. IEEE, p. 1735–1742.
- HAN, Jiawei, Jian PEI et Micheline KAMBER (2011). *Data mining : concepts and techniques*. Elsevier.
- HEUTTE, Jean (2011). « La part du collectif dans la motivation et son impact sur le bien-être comme médiateur de la réussite des étudiants : Complémentarités et contributions entre l'autodétermination, l'auto-efficacité et l'autotélisme. » Thèse de doct.
- HOGAN, Neville et Tamar FLASH (1987). « Moving gracefully : Quantitative theories of motor coordination ». In : *Trends in Neurosciences* 10.4, p. 170–174.
- HORNE, James A et Olov ÖSTBERG (1977). « Individual differences in human circadian rhythms ». In : *Biological psychology* 5.3, p. 179–190.
- HORRIDGE, Matthew, Sebastian BRANDT, Nick DRUMMOND, Simon JUPP, Georgina MOULTON, Robert STEVENS, Holger KNUBLAUCH, Alan RECTOR et Chris WROE (2011). « A Practical Guide To Building OWL Ontologies Using The Protégé-OWL Plugin and CO-ODE Tools Edition 1.3 ». In : *The University of Manchester*.
- INRS (2015). « Utilisation des robots d'assistance physique à l'horizon 2030 en France ». In : *Prospectives en santé et sécurité au travail*.
- JOCELYN, Sabrina (2017). *Robotique collaborative : Evaluation des fonctions de sécurité et retour d'expérience des travailleurs, utilisateurs et intégrateurs au Québec*. Institut de recherche Robert-Sauvé en santé et en sécurité du travail.
- KIM, Kwan Suk et Luis SENTIS (2017). « Human body part multicontact recognition and detection methodology ». In : *Robotics and Automation (ICRA), 2017 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 1908–1915.
- KIM, Wansoo, Jinho LEE, Luka PETERNEL, Nikos TSAGARAKIS et Arash AJOUDANI (2018). « Anticipatory Robot Assistance for the Prevention of Human Static Joint Overloading in Human–Robot Collaboration ». In : *IEEE Robotics and Automation Letters* 3.1, p. 68–75.
- KOBER, Jens, J Andrew BAGNELL et Jan PETERS (2013). « Reinforcement learning in robotics : A survey ». In : *The International Journal of Robotics Research* 32.11, p. 1238–1274.
- KOPPENBORG, Markus, Peter NICKEL, Birgit NABER, Andy LUNGFIEL et Michael HUELKE (2017). « Effects of movement speed and pre-

- dictability in human–robot collaboration ». In : *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries* 27.4, p. 197–209.
- LARA, Oscar D et Miguel A LABRADOR (2012). « A survey on human activity recognition using wearable sensors ». In : *IEEE communications surveys & tutorials* 15.3, p. 1192–1209.
- LI, Guangliang, Randy GOMEZ, Keisuke NAKAMURA et Bo HE (2019). « Human-Centered Reinforcement Learning : A Survey ». In : *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*.
- LOSEY, Dylan P, Craig G McDONALD, Edoardo BATTAGLIA et Marcia K O'MALLEY (2018). « A review of intent detection, arbitration, and communication aspects of shared control for physical human–robot interaction ». In : *Applied Mechanics Reviews* 70.1.
- LU, Zhongqi, Sinno Jialin PAN, Yong LI, Jie JIANG et Qiang YANG (2016). « Collaborative Evolution for User Profiling in Recommender Systems. » In : *IJCAI*, p. 3804–3810.
- MANI, Zied et Inès CHOUK (2017). « Drivers of consumers' resistance to smart products ». In : *Journal of Marketing Management* 33.1-2, p. 76–97.
- MARIN, Antonio Gonzales, Mohammad S SHOURIJEH, Pavel E GALIBAROV, Michael DAMSGAARD, Lars FRITZSCH et Freek STULP (2018). « Optimizing contextual ergonomics models in human-robot interaction ». In : *2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*. IEEE, p. 1–9.
- MARTINEZ, Clara Marina, Mira HEUCKE, Fei-Yue WANG, Bo GAO et Dongpu CAO (2018). « Driving style recognition for intelligent vehicle control and advanced driver assistance : A survey ». In : *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 19.3, p. 666–676.
- MILLIKEN, Lauren et Geoffrey A HOLLINGER (2017). « Modeling user expertise for choosing levels of shared autonomy ». In : *Robotics and Automation (ICRA), 2017 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 2285–2291.
- MUBASHIR, Muhammad, Ling SHAO et Luke SEED (2013). « A survey on fall detection : Principles and approaches ». In : *Neurocomputing* 100, p. 144–152.
- MUNZER, Thibaut, Marc TOUSSAINT et Manuel LOPES (2017). « Preference learning on the execution of collaborative human-robot tasks ». In : *Robotics and Automation (ICRA), 2017 IEEE International Conference on*. IEEE, p. 879–885.
- NARAYANAN, Vishnu K, Anne SPALANZANI et Marie BABEL (2016). « A semi-autonomous framework for human-aware and user intention driven wheelchair mobility assistance ». In : *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2016 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, p. 4700–4707.
- NIKOLAIDIS, Stefanos, David HSU et Siddhartha SRINIVASA (2017). « Human-robot mutual adaptation in collaborative tasks : Models and expe-

- riments ». In : *The International Journal of Robotics Research* 36.5-7, p. 618–634.
- NIKOLAIDIS, Stefanos, Ramya RAMAKRISHNAN, Keren GU et Julie SHAH (2015). « Efficient model learning from joint-action demonstrations for human-robot collaborative tasks ». In : *Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*. ACM, p. 189–196.
- NORMADHI, Nur Baiti Afini, Liyana SHUIB, Hairul Nizam Md NASIR, Andrew BIMBA, Norisma IDRIS et Vimala BALAKRISHNAN (2019). « Identification of personal traits in adaptive learning environment : Systematic literature review ». In : *Computers & Education* 130, p. 168–190.
- PAQUETTE, Gilbert (2007). « An ontology and a software framework for competency modeling and management ». In : *Journal of Educational Technology & Society* 10.3, p. 1–21.
- PARLIAMENT, European (2017). *European Parliament resolution of 16 February 2017 with recommendations to the Commission on Civil Law Rules on Robotics*. <http://www.europarl.europa.eu/sides/getDoc.do?pubRef=-//EP//TEXT+TA+P8-TA-2017-0051+0+DOC+XML+V0//EN>.
- PETERNEL, L., N. TSAGARAKIS, D. CALDWELL et A. AJOUDANI (2016). « Adaptation of robot physical behaviour to human fatigue in human-robot co-manipulation ». In : *2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, p. 489–494. DOI : [10.1109/HUMANOIDS.2016.7803320](https://doi.org/10.1109/HUMANOIDS.2016.7803320).
- PETERNEL, L., W. KIM, J. BABIČ et A. AJOUDANI (2017). « Towards ergonomic control of human-robot co-manipulation and handover ». In : *2017 IEEE-RAS 17th International Conference on Humanoid Robotics (Humanoids)*, p. 55–60. DOI : [10.1109/HUMANOIDS.2017.8239537](https://doi.org/10.1109/HUMANOIDS.2017.8239537).
- PIMENTEL, Marco AF, David A CLIFTON, Lei CLIFTON et Lionel TARRASSENKO (2014). « A review of novelty detection ». In : *Signal Processing* 99, p. 215–249.
- QUISPE, Ana C Huamán, Eric MARTINSON et Kentaro OGUCHI (2017). « Learning user preferences for robot-human handovers ». In : *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2017 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, p. 834–839.
- R. R, Mahesa, MN VINODKUMAR et V NEETHU (2017). « Modeling the influence of individual and employment factors on musculoskeletal disorders in fabrication industry ». In : *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries* 27.2, p. 116–125.
- RAUSCHNABEL, Philipp A, Jun HE et Young K RO (2018). « Antecedents to the adoption of augmented reality smart glasses : A closer look at privacy risks ». In : *Journal of Business Research* 92, p. 374–384.
- REASON, James (2016). *Managing the risks of organizational accidents*. Routledge.

- REUCHLIN, M (1978). « Processus vicariants et différences individuelles ». In : *Journal de Psychologie Normale et Pathologique*.
- ROSSI, Silvia, Giovanni ERCOLANO et Mariacarla STAFFA (2017). « Towards an adaptive user monitoring based on personality and activity recognition ». In : *Proceedings of the Companion of the 2017 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*. ACM, p. 269–270.
- ROSSI, Silvia, François FERLAND et Adriana TAPUS (2017). « User profiling and behavioral adaptation for HRI : A survey ». In : *Pattern Recognition Letters* 99. User Profiling and Behavior Adaptation for Human-Robot Interaction, p. 3 –12. ISSN : 0167-8655. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2017.06.002>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167865517301976>.
- RUMMERY, Gavin A et Mahesan NIRANJAN (1994). *On-line Q-learning using connectionist systems*. T. 37. University of Cambridge, Department of Engineering Cambridge, UK.
- SCHALLER, A et G CAETANO (2017). « Nouvelles technologies - nouveaux risques ». In : *Symposium de l'Institut national de médecine agricole (INMA)*.
- SHAFTI, Ali, Ahmad ATAKA, B Urbistondo LAZPITA, Ali SHIVA, Helge A WURDEMANN et Kaspar ALTHOEFER (2019). « Real-time robot-assisted ergonomics ». In : *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, p. 1975–1981.
- SHIFFRIN, Richard M et Walter SCHNEIDER (1977). « Controlled and automatic human information processing : II. Perceptual learning, automatic attending and a general theory. » In : *Psychological review* 84.2, p. 127.
- STEIJN, Wouter, Eric LUIJF et Dolf van der BEEK (2016). *Emergent risk to workplace safety as a result of the use of robots in the work place*. Utrecht : TNO.
- SUTTON, Richard S et Andrew G BARTO (2018). *Reinforcement learning : An introduction*. MIT press.
- TENORTH, Moritz et Michael BEETZ (2013). « KnowRob : A knowledge processing infrastructure for cognition-enabled robots ». In : *The International Journal of Robotics Research* 32.5, p. 566–590.
- TEULIER, Caroline et Didier DELIGNIERES (2007). « The nature of the transition between novice and skilled coordination during learning to swing ». In : *Human Movement Science* 26.3, p. 376–392.
- THOMAZ, Andrea L et Cynthia BREAZEAL (2008). « Teachable robots : Understanding human teaching behavior to build more effective robot learners ». In : *Artificial Intelligence* 172.6-7, p. 716–737.
- UKIL, Arijit, Soma BANDYOAPDHYAY, Chetanya PURI et Arpan PAL (2016). « IoT healthcare analytics : The importance of anomaly detection ». In : *2016 IEEE 30th International Conference on Advanced Information Networking and Applications (AINA)*. IEEE, p. 994–997.

- WANG, Licheng, Zhengnan YANG, Xihui GU et Jianfeng LI (2020). « Linkages Between Tropical Cyclones and Extreme Precipitation over China and the Role of ENSO ». In : *International Journal of Disaster Risk Science* 11.4, p. 538–553.
- WATKINS, Christopher JCH et Peter DAYAN (1992). « Q-learning ». In : *Machine learning* 8.3-4, p. 279–292.
- ZHANG, Darui, Bin XU et Jasmine WOOD (2016). « Predict failures in production lines : A two-stage approach with clustering and supervised learning ». In : *2016 IEEE international conference on big data (big data)*. IEEE, p. 2070–2074.
- ZHANG, Ruohan, Faraz TORABI, Lin GUAN, Dana H BALLARD et Peter STONE (2019). « Leveraging human guidance for deep reinforcement learning tasks ». In : *arXiv preprint arXiv :1909.09906*.
- ZHANG, Xiaoyu, Jiusheng CHEN et Quan GAN (2017). « Anomaly Detection for Aviation Safety Based on an Improved KPCA Algorithm ». In : *Journal of Electrical and Computer Engineering* 2017.

Titre : Au coeur de l'interaction humain-robot collaboratif : Comment concevoir une assistance personnalisée au profil utilisateur ?

Mots clés : Collaboration humain-robot, Profil utilisateur, Assistance, Expertise, Ontologie, Apprentissage par renforcement

Résumé : La transformation des usines de production s'accélère, dirigée par les progrès de la robotique collaborative et de la science des données. L'organisation du travail évolue en conséquence, ce qui impacte directement les conditions de travail des opérateurs. Diminution d'autonomie, surcharge d'informations, cadence accrue, les opérateurs doivent modifier leurs habitudes et apprendre à collaborer avec le robot.

Dans ce contexte, l'objectif de ce travail de recherche est d'améliorer la qualité de vie au travail des opérateurs, lors de la réalisation d'une tâche collaborative avec contact physique, par une assistance personnalisée au profil utilisateur. Dans la littérature, les assistances s'appuient sur des dispositifs d'observation externes, sources de stress, et proposent exclusivement des ajustements du comportement du robot, basés sur des connaissances à priori. Ainsi, ces assistances ne s'adaptent pas dynamiquement aux variations du comportement de l'homme.

Afin de pallier ces verrous scientifiques, cette étude

présente deux contributions. En premier lieu, nous proposons une méthodologie d'extraction d'informations haut niveau sur le profil utilisateur à partir des signaux bruts du robot, appliquée à l'expertise. Dans un second temps, nous soumettons une approche hybride d'assistance au profil, qui combine l'apprentissage par renforcement centré sur l'humain et l'approche symbolique (ontologie et raisonnement logique), pour guider les opérateurs vers une montée en compétence. Cette synergie garantit une adaptation en ligne aux besoins des utilisateurs tout en réduisant le processus d'apprentissage. Puis, nous enrichissons l'assistance motrice (robotique) par une assistance informative.

Nous avons démontré, par une simulation et des expérimentations en conditions réelles sur trois cas d'usage robotique, la cohérence de notre profil ainsi que l'effet positif de l'assistance sur l'acquisition des compétences. Nous créons ainsi un climat plus propice à l'épanouissement professionnel en diminuant la charge mentale.

Title : At the core of human-collaborative robot interaction: How to devise a user profile-based assistance?

Keywords : Human-robot collaboration, User profiling, Assistance, Skills, Ontology, Reinforcement Learning

Abstract : The transformation of production plants is accelerating, driven by advances in collaborative robotics and data science. As a result, the organisation of work is changing, directly affecting the working conditions of operators. Loss of autonomy, information overload, increased pace, operators have to change their habits and learn to collaborate with the robot.

In this context, the aim of this research work is to improve the operators quality of life at work, while performing a physical collaborative task, by means of user profile-based assistance. In the literature, the assistance mainly relies on external observation devices, causes of stress, and proposes exclusively a priori-based adjustments of the robot's behaviour. Thus, these assistance do not dynamically adapt to human behaviour variations.

In order to overcome these challenges, this study pre-

sents two contributions. Firstly, we propose a methodology for extracting high-level information on the user profile from the robot raw signals, which is applied to expertise. We then introduce a hybrid approach to profile-based assistance which combines human-centered reinforcement learning and symbolic logic (ontology and reasoning) to guide operators towards skill improvement. This synergy guarantees online adaptation to user needs while reducing the learning process. Then, we extend the robotic assistance with informative assistance.

We have demonstrated, through simulation and experiments in real conditions on three robotic usecases, the consistency of our profile as well as the positive effect of the assistance on the skills acquisition. We thereby create a more favourable environment for professional satisfaction by reducing the mental workload.