UQAC
Université du Québec
à Chicoutimi

Optimisation énergétique d'une installation collaborative humain-robot pour le désassemblage de batteries de véhicule électrique

Par Bessem Abdallah

Mémoire présenté à l'Université du Québec à Chicoutimi en vue de l'obtention du grade de Maîtrise ès sciences appliquées (M. Sc. A.) en ingénierie

Jury :

Oussama Jebbar, fonction, affiliation, Membre externe ou rapporteur

Sara Séguin, professeure, UQAC, Membre interne

Martin Otis, ing. Ph.D., professeur, UQAC, Directeur de recherche, Membre interne

Québec, Canada

© Bessem Abdallah, 2025

RÉSUMÉ

La transition vers l'industrie 5.0 privilégie la durabilité environnementale à travers le désassemblage, le recyclage et le reconditionnement des produits en fin de vie. L'intégration de la robotique dans ces processus circulaires vise à accroître l'efficacité opérationnelle et les performances globales des systèmes de production. Toutefois, la planification optimale des tâches robotiques et la gestion efficace de la consommation énergétique demeurent des défis majeurs pour maximiser la productivité tout en respectant les contraintes de durabilité.

Dans ce contexte, ce projet de recherche propose un nouveau concept d'optimisation énergétique du robot industriel, intégrant de manière innovante la collaboration avec l'opérateur humain pour l'exécution des tâches de désassemblage. Ce concept est appliqué spécifiquement au désassemblage des batteries de véhicules électriques, un domaine critique pour l'économie circulaire, afin d'évaluer son efficacité pratique et sa viabilité industrielle.

L'approche méthodologique adoptée repose sur une optimisation multiobjective : d'une part, elle cherche à réduire la durée totale des séquences de désassemblage par une planification efficace des tâches ; d'autre part, elle vise à minimiser la consommation énergétique en tenant compte de la dynamique du robot, de la vitesse et des caractéristiques des charges manipulées durant toutes les tâches de désassemblage. Les résultats expérimentaux, obtenus en comparant trois approches distinctes (génétique à vitesse constante, génétique à vitesse variable et TSP-KP), démontrent que l'approche génétique à vitesse variable réduit considérablement le temps de cycle global, le temps d'inactivité du robot et la consommation énergétique totale, tout en adaptant dynamiquement la vitesse du robot en mode autonome selon la charge déplacée.

Par ailleurs, la sécurité humaine est intégrée de manière centrale au modèle développé grâce à l'adaptation en temps réel de la vitesse collaborative du robot en fonction de l'état de fatigue évalué de l'opérateur. L'analyse approfondie de l'impact de la fatigue a confirmé que l'expertise et l'expérience de l'opérateur influencent directement la performance globale du système, et que l'adaptation de la vitesse collaborative garantit efficacement la sécurité humaine. Les résultats ont également démontré qu'un seul opérateur peut gérer efficacement jusqu'à trois stations de désassemblage collaboratif simultanément.

Mots clés : collaboration humain-robot, optimisation, énergie, dynamique, planification, approche génétique, fatigue

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ ii
TABLE DES MATIÈRES iii
LISTE DES TABLEAUX v
LISTE DES FIGURES vi
LISTE DES ABRÉVIATIONS vii
REMERCIEMENTS viii
INTRODUCTION 1
CHAPITRE 1 4
MISE EN CONTEXTE 4
1.1 PRÉSENTATION DU CONTEXTE 4
1.2 PROBLEMATIQUE 6
1.3 OBJECTIFS 6
CHAPITRE 2 8
REVUE DE LA LITTERATURE 8
2.1 APPROCHE DE PLANIFICATION DES SÉQUENCES DE DÉSASSEMBLAGE 8
2.2 APPROCHE DE L'OPTIMISATION DE L'ÉNERGIE 10
2.3 COMPARAISON ENTRE LES APPROCHES 12
2.4 CONTRIBUTION SCIENTIFIQUE 13
CHAPITRE 3 16
HYPOTHÈSES ET METHODOLOGIE 16
3.1 HYPOTHÈSES 16
3.2 METHODOLOGIE 18
3.2.1 PRESENTATION GÉNÉRALE DE LA MÉTHODOLOGIE 19
3.2.2 DIFFÉRENTS APPROCHES DE RÉSOLUTION 20
3.3 ETUDE DE DEASSEMBLAGE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011 23
3.3.1 GRAPHE DE DÉSASSEMBLAGE 23
3.3.2 ÉTAPES DE DÉSASSEMBLAGE 24
3.3.3 MODÈLE MATHEMATIQUE 26
3.4 CONCLUSION 37
CHAPITRE 4 39
RÉSULTATS ET DISCUSSION 39
4.1 MODELE DYNAMIQUE DE L'ÉNERGIE PAR UNITÉ DU TEMPS 40
4.2 MODELE DYNAMIQUE DE L'ÉNERGIE 42
4.2.1 INFLUENCE DE LA VARIATION DE LA VITESSE ($v2$) SUR LE TEMPS 42
4.2.2 INFLUENCE DE LA VARIATION DE LA VITESSE ($v2$) SUR L'ÉNERGIE 43
4.2.3 COMPROMIS OPTIMAL ENTRE LE TEMPS ET L'ÉNERGIE 45
4.2.4 ÉTUDE DE L'IMPACT DE LA MASSE SUR L'ÉNERGIE DE DÉSASSEMBLAGE 45
4.2.5 IMPACT DES VARIATIONS DE VITESSE 48
4.2.6 CONFIGURATION DES VITESSES 51
4.2.7 DISCUSSION 52
4.3 RÉSULTATS DE COMPARAISON DES APPROCHES D'OPTIMISATION 52
4.3.1 ÉVOLUTION DU TEMPS DE VEILLE DU ROBOT (TsiR) 56
4.3.2 ÉVOLUTION DU TEMPS DE PRODUCTION TOTAL (Tpro) 57
4.3.3 ÉVOLUTION DE L'ÉNERGIE TOTALE CONSOMMÉE (Etot) 58
4.3.4 DISCUSSION 59
4.4 ÉTUDE DE LA FATIGUE DE L'HUMAIN SELON LE CAS 1 ET LE CAS 2 60
4.4.1 ÉVOLUTION DU TEMPS DE PRODUCTION (Tpro) 62
4.4.2 ÉVOLUTION DE L'ÉNERGIE TOTALE (Etot) 63
4.4.3 DISCUSSION 64
4.5 CALCUL DU NOMBRE DE STATIONS GÉRÉES PAR UN HUMAIN 64
4.5.1 CALCUL DES MOYENNES ET DES ÉCARTS TYPES 64
4.5.2 DISPERSION DES CAS D'ÉTUDE 65

4.5.3 DISCUSSION 68
CHAPITRE 5 69
CONCLUSION 69
LISTE DE RÉFÉRENCES 71

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 1 : LISTE DES ABREVIATIONS VII
TABLEAU 2 : LISTE DES METRIQUES UTILISEES VII
TABLEAU 3 : TABLE DE DISCUSSIONS DES TRAVAUX DE RECHERCHE 13
TABLEAU 4 : ÉTAPES DE DESASSEMBLAGE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011 [27] 25
TABLEAU 5 : DUREE DES TACHES DE DESASSEMBLAGE [27] 26
TABLEAU 6 : TABLE COMPARATIVE DES RESULTATS 53
TABLEAU 7 : TABLE DE METRIQUES SELON L'ETAT DE FATIGUE DE L'HUMAIN (CAS 1) 61
TABLEAU 8 : TABLE DE METRIQUES SELON L'ETAT DE FATIGUE DE L'HUMAIN (CAS 2) 61
TABLEAU 9 : TABLE DES VALEURS DES METRIQUES TPRO ET TIR 65
TABLEAU 10 : TABLE STATISTIQUE DE STATIONS GEREES PAR UN SEUL OPERATEUR 67

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1 : LES FACTEURS PRINCIPAUX QUI INFLUENCENT LA CONSOMMATION D'ENERGIE DU ROBOT. 17
FIGURE 2 : SCHEMA GENERAL DE LA METHODOLOGIE DE RECHERCHE 20
FIGURE 3 : GRAPHE DE DESASSEMBLAGE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011 [27] 24
FIGURE 4 : CONSOMMATION DE L'ENERGIE DE DESASSEMBLAGE DU ROBOT (ed) SELON LA VITESSE ET LA CHARGE 41
FIGURE 5 : INFLUENCE DE LA VARIATION DE ($v2$) SUR LE TEMPS D'EXECUTION DES TACHES 43
FIGURE 6 : INFLUENCE DE LA VARIATION DE ($v2$) SUR L'ENERGIE CONSOMMEE 44
FIGURE 7 : ERREURS ABSOLUE ET RELATIVE DE L'ENERGIE DE DESASSEMBLAGE (AVEC / SANS MASSE) 46
FIGURE 8 : ÉNERGIE DE DESASSEMBLAGE ET ERREUR RELATIVE PAR TACHE 48
FIGURE 9 : INFLUENCE DE LA VARIATION DE ($v1$) SUR L'ENERGIE DE DESASSEMBLAGE ($v2 = 400\ mm/s$) 49
FIGURE 10 : INFLUENCE DE LA VARIATION DE ($v2$) SUR L'ENERGIE DE DESASSEMBLAGE ($v1 = 250\ mm/s$) 50
FIGURE 11 : ÉVOLUTION DU TEMPS DE VEILLE DU ROBOT (TSIR) 57
FIGURE 12 : ÉVOLUTION DU TEMPS DE PRODUCTION (TPRO) 58
FIGURE 13 : ÉVOLUTION DE L'ENERGIE TOTALE CONSOMMEE PAR LE ROBOT (ETOT) 59
FIGURE 14 : ÉVOLUTION DU TEMPS DE PRODUCTION (TPRO) SELON L'ETAT DE FATIGUE DE L'HUMAIN 62
FIGURE 15 : ÉVOLUTION DE L'ENERGIE TOTALE (ETOT) SELON L'ETAT DE FATIGUE DE L'HUMAIN 63
FIGURE 16 : DISPERSION DES CAS D'ETUDE SELON LA VALEUR MOYENNE DE TIR ET TPRO (L'ECART TYPE = σ) 65
FIGURE 17 : DISPERSION DES CAS D'ETUDE SELON LA VALEUR MOYENNE DE TIR ET TPRO (L'ECART TYPE = 2σ) 66
FIGURE 18 : DISPERSION DES CAS D'ETUDE SELON LA VALEUR MOYENNE DE TIR ET TPRO (L'ECART TYPE = 3σ) 66

LISTE DES ABRÉVIATIONS

TABLEAU 1 : Liste des abréviations

Acronyme	Définition en anglais	Définition en français
TSP	*Traveling Salesman Problem*	Problème du voyageur de commerce
KP	*Knapsack Problem*	Problème de sac à dos
BMS	*Battery Management System*	Système de gestion de la batterie

TABLEAU 2 : Liste des métriques utilisées

Variable	Description
Tdp	Temps de disponibilité prévu de l'humain
Tip	Temps d'intervention prévu de l'humain
Tdr	Temps de disponibilité réel de l'humain
Tir	Temps d'intervention réelle de l'humain
TsiR	Temps d'inactivité du robot
Tpro	Temps total de production
Etot	Énergie totale consommée par le robot

REMERCIEMENTS

J’offre cette page à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à me soutenir académiquement, moralement ou financièrement, et qui m’ont permis de mener à bien ce travail de recherche malgré les défis et les difficultés rencontrés.

Ce projet a été réalisé au sein du Laboratoire d’Automatique et de Robotique Interactive (LAR.i) de l’Université du Québec à Chicoutimi (UQAC), sous la direction de Monsieur Martin Otis, professeur au département des sciences appliquées. Je lui adresse mes sincères remerciements pour son excellent encadrement, sa disponibilité et ses précieux conseils, qui m’ont offert les meilleures conditions pour la réalisation de mon projet de maîtrise. Je suis également très reconnaissant envers mes collègues du laboratoire pour les discussions académiques, les retours constructifs et le partage d’expériences qui ont enrichi mon apprentissage tout au long de ce parcours.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à ma famille, en particulier à mes parents, ainsi qu’à mon épouse Nada et à ma fille Kinza, pour leur soutien moral et financier, ainsi que pour leurs encouragements constants, qui m’ont donné la force de persévérer et de surmonter les difficultés rencontrées à chaque étape de ce projet.

Je remercie enfin mes amis, en Tunisie et au Canada, dont les conseils précieux m’ont guidé dans le lancement de ce projet et m’ont aidé à relever ce défi avec succès.

INTRODUCTION

Dans un avenir proche, les véhicules électriques pourraient représenter une solution durable au problème de la pollution due au gaz à effet de serre, laquelle est identifiée comme l'une des principales causes du changement climatique. Ce phénomène constitue une menace considérable pour la survie de l'humanité. Le secteur du transport est l'une des sources d'émissions de gaz à effet de serre qui croît le plus rapidement. Pour réduire les émissions de carbone, divers gouvernements encouragent vigoureusement l'utilisation des véhicules électriques [1]. Selon le rapport 2022 de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE), les ventes mondiales de véhicules électriques ont atteint un nouveau record de 6,6 millions d'unités en 2021. La Chine a été le principal moteur de cette croissance, représentant la moitié de l'augmentation, tandis que l'Europe a également montré une forte croissance et que les États-Unis ont connu une croissance modérée [2]. Dans les décennies prochaines, les ventes mondiales de véhicules électriques devraient atteindre 23 millions d'unités d'ici 2030, ce qui pourrait entraîner la mise au rebut de 5,75 millions de tonnes de batteries d'ici 2040. Par conséquent, ces évolutions augmenteront la quantité de batteries de véhicules mises au rebut, lesquelles contiennent des métaux lourds. Si elles ne sont pas recyclées, ces batteries peuvent polluer l'air, le sol et l'eau [3]. Par exemple, la batterie lithium-ion, qui est le modèle le plus utilisé dans les véhicules électriques, présente une bonne densité énergétique, une longue durée de vie et un rendement élevé. Cependant, ce type de batterie contient des électrolytes inflammables, des substances toxiques, des composés organiques volatils et des additifs électrolytiques cancérigènes [4]. Ainsi, pour prévenir les pollutions potentielles de l'environnement, il est nécessaire de normaliser le recyclage à grande échelle des batteries usagées des véhicules électriques [5]. De plus, le recyclage économique et durable des batteries au lithium-ion est un enjeu crucial. Plus de 50 % de la valeur globale d'un véhicule électrique provient de ses batteries. Ces dernières contiennent des pièces de valeur ainsi que des métaux coûteux et rares tels que le lithium, le cobalt, le manganèse et le nickel. Ainsi, elles ont été largement considérées comme des "mines urbaines" [6].

Selon le contexte cité précédemment, Le désassemblage des batteries en fin de vie représente une étape incontournable du processus de recyclage, permettant une récupération efficiente des matériaux précieux et une réduction notable de l'impact environnemental des déchets électroniques [7]. Des études antérieures ont suggéré que le désassemblage des produits en fin de vie était réalisé exclusivement par des travailleurs humains, une méthode qui est aujourd'hui considérée comme obsolète [8]. Ainsi, les recherches actuelles se concentrent sur le développement de techniques de désassemblage automatisé, exploitant des séquences de postes de travail entièrement robotisés [9]. En effet, les opérateurs humains ne peuvent être entièrement substitués par des robots, étant donné que certaines parties des produits exigent l'intelligence et l'expertise propres à l'humain pour le désassemblage [10]. Par conséquent, une ligne de désassemblage collaborative humain-robot peut exploiter pleinement l'intelligence humaine et la vitesse des robots tout en garantissant la sécurité des travailleurs humains lors de leurs interactions avec les robots [11].

Ce travail de recherche représente un nouveau défi dans la définition d'un concept innovant de planification des séquences de désassemblage collaboratif humain-robot des produits en fin de vie, en utilisant un algorithme génétique évolutionnaire, à la fois efficace et performant. Cette étude est multiobjective, visant à réduire simultanément le temps du cycle total de séquences de désassemblage et à optimiser la consommation énergétique du robot tout en considérant la sécurité humaine qui représente un enjeu potentiel. De plus, le présent travail de recherche prend en considération la vitesse et la masse déplacée en considérant la dynamique complexe du robot afin de simuler des conditions de fonctionnement proches de la réalité. L'objectif est d'optimiser la consommation énergétique du robot tout en réduisant la durée totale du cycle des tâches de désassemblage dans un contexte de collaboration humain-robot.

La structure du présent travail de recherche est articulée comme suit :

- Le premier chapitre établit le cadre contextuel de cette étude en exposant la problématique spécifique et en définissant clairement les objectifs de recherche. Cette section vise à situer le projet dans son contexte théorique et pratique, en identifiant les lacunes et les enjeux pertinents.

- Le deuxième chapitre propose une revue de la littérature qui examine de manière critique les recherches antérieures pertinentes au domaine d'étude. Cette synthèse permet d'identifier les avancées actuelles, les lacunes dans les connaissances et de positionner la contribution scientifique spécifique de ce travail au sein du corpus académique existant.
- Le troisième chapitre est consacré à la formulation des hypothèses de recherche et à la présentation de la méthodologie. Ce chapitre détaille les trois hypothèses posées, le cadre méthodologique adopté, ainsi que les outils et techniques utilisés pour atteindre les objectifs de recherche. L'objectif est de fournir une description rigoureuse et systématique de l'approche méthodologique choisie, incluant la présentation de la station de désassemblage de la batterie Nissan Leaf 2011 et le développement du modèle mathématique.
- Le quatrième chapitre expose les résultats obtenus et leur discussion. Il présente successivement l'analyse du modèle dynamique de l'énergie, la comparaison des différentes approches d'optimisation, l'étude de la fatigue humaine en mode collaboratif, ainsi que le calcul du nombre de stations pouvant être gérées par un opérateur. Chaque section intègre une analyse approfondie des données et une interprétation des résultats au regard des hypothèses formulées.
- Le cinquième chapitre constitue la conclusion générale du mémoire. Il synthétise les principaux résultats, confirme ou infirme les hypothèses de recherche, souligne la contribution scientifique et propose des perspectives pour les travaux futurs.

CHAPITRE 1

MISE EN CONTEXTE

Dans le cadre d'une industrie mondiale caractérisée par une consommation exponentielle de l'énergie et une production intensive de dispositifs technologiques, la gestion durable des déchets représente un défi majeur [12]. Dans ce contexte, le désassemblage des produits en fin de vie dispose une importance capitale pour la gestion efficace des déchets et leur recyclage, en particulier dans le domaine des batteries de véhicules électrique [13]. Cette démarche s'inscrit dans une perspective d'économie circulaire et de durabilité environnementale, visant à préserver un écosystème sain [14]. Pour accroître l'efficacité et la rentabilité de ce processus, il est impératif de tirer parti des avancées technologiques [15]. Ainsi, cette étude explore les enjeux fondamentaux associés au désassemblage des produits en fin de vie, en mettant en évidence les objectifs essentiels de cette recherche.

1.1 PRÉSENTATION DU CONTEXTE

Le désassemblage des produits en fin de vie notamment les batteries de véhicules électriques se définit comme un processus visant à désassembler les produits afin de séparer et de récupérer les matériaux et composants pour leur réutilisation, leur recyclage ou leur élimination conforme aux normes environnementales [16]. Ce procédé a une importance capitale pour plusieurs motifs. En premier lieu, il facilite l'extraction des matériaux stratégiques contenus dans les produits, notamment les métaux précieux comme l'or, l'argent et le cuivre, ainsi que les polymères et les verres spécifiques [17]. Cette démarche permet une récupération efficace de ces ressources, réduisant ainsi la nécessité de recourir à des matières premières vierges, tout en contribuant à la préservation des ressources naturelles [14]. En second lieu, cette pratique contribue de manière considérable à la réduction de l'empreinte écologique [13]. Le recyclage des matériaux récupérés permet de minimiser la quantité de déchets destinés aux sites d'enfouissement et les émissions de gaz à effet de serre associées à la production de nouveaux matériaux [5]. Par conséquent, le désassemblage favorise la préservation des

écosystèmes et la diminution de la pollution environnementale [18]. En troisième lieu, il permet une gestion adéquate des substances nocives présentes dans certains produits, telles que le plomb et le mercure. L'identification et le traitement approprié de ces substances lors du désassemblage sont essentiels pour prévenir leur dispersion dans l'environnement et leurs effets néfastes sur la santé humaine et les écosystèmes [19].

Afin d'accroître l'efficacité du processus de désassemblage des batteries de véhicules, des études ont exploré le désassemblage manuel. Toutefois, cette méthode présente des inconvénients significatifs, en créant des étapes goulots et en allongeant les temps de cycle. Par conséquent, les recherches récentes se focalisent principalement sur le développement de techniques de désassemblage automatisé. Ces approches exploitent des séquences de postes de travail entièrement robotisés [9]. Cependant, une substitution totale des opérateurs humains par des robots reste difficile à réaliser en raison de la nécessité de compétences et d'une expertise spécifiquement humaine, telles que le désassemblage des composants flexibles de la batterie. Par conséquent, une approche de ligne de désassemblage collaborative humain-robot émerge comme une solution prometteuse. Cette configuration permet de tirer parti de l'intelligence humaine tout en exploitant la rapidité et la précision des robots et en garantissant la sécurité des travailleurs humains lors de leurs interactions avec les robots [11].

Dans ce cadre, l'approche de recherche adoptée vise à optimiser la collaboration entre les capacités humaines et robotiques par le biais d'une planification améliorée des séquences de désassemblage. Cette méthodologie cherche à intégrer les facultés d'adaptation, de jugement et de perception propres aux opérateurs humains avec les avantages en termes de vitesse et de rentabilité que présentent les robots. De plus, ce projet s'attache également à optimiser l'énergie consommée par les robots en tenant compte de la vitesse et de la masse déplacée. Encore plus, la sécurisation des individus émerge comme une préoccupation majeure afin de garantir une collaboration efficiente entre les intervenants humains et les systèmes robotiques lors de l'exécution des différentes tâches de désassemblage des

batteries de véhicules électriques, notamment à travers l'adaptation de la vitesse collaborative du robot en fonction de l'état de fatigue de l'humain.

1.2 PROBLEMATIQUE

Pour assurer une gestion durable des batteries de véhicules électriques, il est essentiel d'optimiser l'efficacité du processus de désassemblage, dans le but d'améliorer simultanément la performance opérationnelle et la rentabilité économique. Dans cette optique, le présent travail de recherche s'intéresse aux défis techniques liés à l'optimisation énergétique du désassemblage des batteries usagées, dans une perspective de durabilité et d'efficacité accrue du processus de recyclage. Cette étude s'inscrit dans un contexte émergent, marqué par la nécessité de développer un modèle dynamique de la consommation d'énergie et de l'intégrer au sein d'un algorithme génétique permettant une planification optimale des séquences de désassemblage. En adoptant une approche d'optimisation multiobjectif, le principal enjeu de ce projet de maîtrise consiste à réduire simultanément le temps de cycle total du processus et la consommation énergétique du robot, tout en tenant compte du temps de disponibilité de l'opérateur humain et en assurant une collaboration fluide et sécuritaire entre l'humain et le robot. Cette approche prend en compte la dynamique du robot, les masses manipulées, ainsi que les contraintes de sécurité liées à la présence humaine, qui constituent des facteurs déterminants pour garantir un environnement de travail à la fois efficace, sûr et durable.

1.3 OBJECTIFS

Ce projet de recherche vise à développer un modèle dynamique de la consommation énergétique dans le cadre d'un processus de désassemblage collaboratif humain-robot, en vue de réduire le temps de cycle global tout en minimisant l'énergie réellement consommée par le robot. Pour ce faire, il est indispensable de prendre en considération la dynamique du robot, la masse déplacée lors des opérations, ainsi que les exigences liées à la sécurité de l'opérateur humain. Afin d'atteindre cet objectif principal, plusieurs objectifs spécifiques sont définis. Premièrement, il s'agit de réduire la consommation énergétique du robot en mode

autonome en ajustant les paramètres de vitesse en fonction de la masse manipulée au cours des différentes tâches de désassemblage. Deuxièmement, la minimisation du temps de cycle est recherchée à travers l'adaptation de la vitesse du robot et l'optimisation de l'ordonnancement des tâches, en intégrant les contraintes de précédence et les caractéristiques dynamiques du système robotisé. Troisièmement, la sécurité de l'humain constitue une contrainte prioritaire durant les phases de collaboration. Elle est prise en compte par une régulation adaptative de la vitesse du robot en fonction de l'état de fatigue de l'opérateur, de manière à assurer un environnement de travail à la fois sûr et ergonomique. Ce projet propose ainsi une approche d'optimisation conjointe intégrant les dimensions énergétique, temporelle et sécuritaire, dans une perspective de performance globale des systèmes de désassemblage collaboratifs.

En adoptant cette approche, le présent travail de recherche vise à optimiser simultanément le temps et l'énergie dans le cadre d'un désassemblage collaboratif humain-robot, améliorant ainsi l'efficacité opérationnelle tout en réduisant l'empreinte énergétique du processus robotique. En conclusion, ce chapitre a présenté le cadre du projet en mettant en évidence les défis associés au désassemblage des batteries de véhicules électriques, en identifiant la problématique centrale et en formulant les objectifs de recherche. Toutefois, la mise en œuvre efficace de cette approche collaborative nécessite une compréhension approfondie de l'état actuel des connaissances dans ce domaine. Dans cette perspective, le chapitre suivant, consacré à une revue de la littérature, examinera en détail les travaux existants, les avancées technologiques et les stratégies pertinentes afin de développement d'une méthodologie adaptée aux spécificités de ce projet de recherche.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTERATURE

Le désassemblage des produits en fin de vie représente un nouvel enjeu social, économique et environnemental. La conception des nouvelles technologies dédiées au désassemblage représente un enjeu stratégique en recherche afin de compléter le cycle de vie des produits. La complexité de certains produits à désassembler requiert souvent la flexibilité et l'expertise humaine. En effet, le processus de désassemblage, notamment celui des batteries de véhicules électriques, nécessite un travail de type collaboratif humain-robot pour résoudre les problèmes complexes dans le but de rendre l'opération de désassemblage plus performante en combinant l'efficacité et la précision des robots avec la flexibilité et l'intelligence humaine. Par conséquent, cette revue de la littérature envisage les différents enjeux qui soutiennent ce champ de recherche et présente les plus récents travaux de recherche élaborés en lien avec le désassemblage collaboratif humain-robot. Dans ce cadre, la première partie examine les différentes méthodologies employées pour la planification des séquences de désassemblage. La deuxième partie explore les différentes stratégies utilisées pour optimiser la consommation de l'énergie du robot durant le processus de désassemblage. Ainsi, la troisième partie présente une comparaison des approches issues des travaux de recherche antérieurs avec l'approche novatrice proposée dans cette étude. Enfin, la quatrième partie précise des avenues de recherche potentielles dont une contribution scientifique est proposée

2.1 APPROCHE DE PLANIFICATION DES SÉQUENCES DE DÉSASSEMBLAGE

Une multitude de travaux a abordé le problème de la planification des séquences de désassemblage qui est une étape cruciale. Ces études sont réalisées pour présenter une solution aux problèmes d'optimisation du procédé de désassemblage afin de réduire les impacts environnementaux de l'accumulation des déchets ou afin de récupérer les matières à valeur ajoutée et économique [11]. Dans ce contexte, la revue de la littérature permet d'identifier le désassemblage manuel [8], le désassemblage collaboratif humain-robot [20] et

le désassemblage entièrement robotisé ou autonome [21]. D'ailleurs, deux techniques de désassemblage sont principalement utilisées : le désassemblage destructif [22] et le désassemblage non destructif [23], dont le dernier cas requiert une profondeur de désassemblage complète [24] ou partielle [25].

Le choix entre le désassemblage manuel et robotisé dépend largement des besoins spécifiques de l'opération, des types de produits à démonter, des ressources disponibles et des priorités en matière de coûts et de sécurité [8]. Le désassemblage manuel offre une flexibilité et une adaptabilité pour les produits complexes ou variés au détriment du temps, tandis que le désassemblage robotisé excelle en termes d'efficacité, de précision, et de sécurité pour accomplir les tâches répétitives au détriment de la flexibilité. Les deux méthodes ont leur place dans l'industrie, souvent en complément l'une de l'autre pour optimiser les processus de désassemblage en particulier pour optimiser le temps de désassemblage versus la flexibilité lors d'une complexité ou lors d'une grande variété de produits [21].

Pour combiner les avantages de chaque type de désassemblage, plusieurs travaux de recherche ont procédé avec le désassemblage collaboratif humain-robot. Ainsi, ce type de désassemblage combine les avantages accordés des humains et des robots pour créer un processus de désassemblage plus efficace, flexible, mais dont la sécurité devient un enjeu [1]. Cette approche utilise des robots pour les tâches répétitives et précises, tout en laissant aux humains les tâches nécessitant une prise de décision et une adaptation rapide. De cette manière, la combinaison de l'intelligence artificielle du robot avec la perception et l'adaptabilité propres aux humaines est susceptible de conduire à des solutions à la fois plus efficaces et plus flexibles [26].

Divers algorithmes ont été développés pour optimiser le processus de désassemblage, chacun offrant des avantages et des inconvénients spécifiques. Parmi les méthodes de recherche opérationnelle, l'algorithme génétique a démontré une grande efficacité pour résoudre le problème d'ordonnancement des séquences de désassemblage tout en diminuant le temps de cycle total du processus [35]. De plus, cet algorithme est utilisé pour la planification des séquences de désassemblage en raison de sa capacité à gérer des problèmes complexes.

Ce dernier permet de trouver des solutions quasi-optimales à un temps réduit [28]. La méthode métaheuristique, telle que l'algorithme génétique amélioré, est caractérisée par une vitesse de convergence rapide et une efficacité de la recherche [9]. L'approche TSP-KP optimise également l'ordonnancement des séquences de désassemblage pour réduire le temps de cycle. Cette méthode décompose le problème en sous-problèmes indépendants combinant deux modèles classiques : le problème du voyageur de commerce (TSP) pour minimiser le temps de déplacement du robot, et le problème du sac à dos 0/1 (KP) pour sélectionner les tâches sous contraintes. Cette approche maximise la valeur des tâches retenues tout en respectant les contraintes temporelles et de coordination imposées par la collaboration avec l'opérateur humain [27]. L'algorithme de colonie d'abeilles artificielles est efficace pour réduire le temps de désassemblage et la consommation d'énergie, en particulier dans les environnements du désassemblage parallèle robotisé qui nécessitent le changement d'outils. Cet algorithme permet d'obtenir des schémas de désassemblage de haute qualité qui équilibrent le temps de désassemblage et la consommation d'énergie, comme démontré dans une étude sur le désassemblage des téléviseurs LCD [21]. En outre, les récentes études de recherche ont démontré que l'algorithme de colonie d'abeilles artificielles est plus performant dans la résolution des problèmes de l'équilibrage des lignes de désassemblage pour optimiser l'énergie consommée par le robot [9, 29].

2.2 APPROCHE DE L'OPTIMISATION DE L'ÉNERGIE

Dans la littérature, de nombreux travaux ont traité le problème de l'optimisation de l'énergie consommée par le robot dans divers domaines industriels, notamment le moulage [30], le soudage collaboratif humain-robot [31] et le désassemblage des produits en fin de vie [21]. Dans ce qui suit, cette partie se concentre à détailler le sujet de l'optimisation énergétique uniquement dans le désassemblage des produits en fin de vie. Généralement, le principe de base est de traduire la fonction objective de minimisation de l'énergie en un modèle mathématique qui est introduit dans un algorithme capable de générer des schémas de désassemblage optimisés. Ainsi, le but final est d'optimiser le temps de cycle total du processus de désassemblage. De plus, en admettant que le temps d'exécution des tâches, le

temps de changements d'outil et le temps de changements de direction sont des paramètres fixes qui ne s'optimisent pas, le problème porte donc sur l'optimisation du temps d'inactivité du robot et sur la réduction de la cadence de changements d'outil et de changements de direction. Par exemple, Wu et al. [32] ont résolu le problème d'équilibrage de la ligne de désassemblage des batteries de véhicules électriques Tesla dans le cadre d'un désassemblage collaboratif humain-robot bilatéral qui permet à plusieurs robots et humains de travailler en collaboration dans les deux côtés de la chaîne de désassemblage. L'utilisation d'un algorithme de recherche d'écureuils discrets multiobjectif permet d'optimiser la consommation d'énergie du robot ainsi que le coût du désassemblage. Cette étude est basée sur la réduction du temps d'inactivité des postes de travail. En outre, des études ont contribué à la réduction du temps de cycle des tâches du robot en élaborant une planification des séquences du désassemblage optimisé. Notamment, Wang et al. [21] ont traité la planification des séquences du désassemblage parallèle robotisé du téléviseur LCD pour réduire le temps de cycle total du désassemblage et la consommation d'énergie via un algorithme discret des colonies d'abeilles artificielles multiobjectif. Ainsi, l'étude a permis de réduire l'énergie consommée par le robot via l'optimisation de l'ordonnancement des séquences en diminuant le temps d'inactivité des robots et la cadence de changements d'outil. Finalement, Guo et al. [11] ont étudié l'équilibrage des lignes de désassemblage d'une structure locale de robot, en intégrant la collaboration humain-robot et des temps de tâches stochastiques, dans le but de minimiser le coût et la consommation énergétique. Pour ce faire, ils ont utilisé un algorithme de saut de grenouille mélangé multiobjectif, amélioré par Pareto. L'optimisation de l'énergie consommée par le robot est obtenue grâce à la réduction de la fréquence des changements de direction ainsi qu'à la diminution de son temps d'inactivité.

Concernant l'impact économique ou environnemental, Lu et al. [31] ont traité la planification des tâches collaboratives humain-robot dans un atelier de soudage afin d'optimiser la consommation énergétique des robots et des machines pour réduire les émissions de carbone. Tian et al. [33] ont, pour leur part, optimisé les trajectoires robotiques en anticipant les mouvements humains. L'évitement des collisions entre le bras du robot et

l’humain est pris en compte pour assurer une collaboration sûre et fluide. La trajectoire est planifiée afin de minimiser l’énergie tout en respectant les intentions et mouvements de l’opérateur dans le processus de désassemblage des produits en fin de vie.

Plusieurs facteurs influencent la consommation de l’énergie du robot comme la vitesse, la hauteur et la masse de l’effecteur du robot, notamment la masse de la charge soulevée. Autant d’augmentations de ces paramètres provoquent plus de consommation énergétique du robot. La hauteur et la vitesse traduisent l’énergie potentielle et cinétique qui représente l’énergie mécanique du robot. Cette dernière est convertie en une énergie électrique consommée. Par conséquent, une trajectoire optimisée des mouvements du robot peut réduire considérablement l’énergie consommée [34].

2.3 COMPARAISON ENTRE LES APPROCHES

La planification des séquences de désassemblage constitue une étape déterminante pour définir l'ordre optimal des opérations à effectuer sur les produits en fin de vie, en tenant compte de divers critères tels que le coût, le temps, la consommation d'énergie, la sécurité et l'efficacité globale. Dans cette perspective, plusieurs approches ont été proposées dans la littérature. Le tableau 3 présente un aperçu comparatif de l'approche proposée dans cette étude par rapport aux travaux existants.

Cette comparaison systématique s'articule autour de plusieurs dimensions. Sur le plan des facteurs considérés, l'analyse révèle que l'approche développée dans ce travail se distingue par la prise en compte simultanée de six facteurs opérationnels (collaboration humain-robot, nombre de stations ou robots, changement d'outil, temps de veille, temps d'exécution et variation de vitesse), alors que les travaux de Wu et al. [32], Wang et al. [21, 30], Guo et al. [11] et Lu et al. [31] n'intègrent pas tous ces facteurs simultanément, excluant notamment le facteur vitesse. Concernant les critères d'optimisation, toutes les approches incluent l'énergie et le temps, tandis que Guo et al. [11] ajoutent également le critère de coût. Du point de vue méthodologique, l'ensemble des travaux comparés s'appuient sur des algorithmes évolutionnaires, utilisant respectivement l'algorithme génétique (approche proposée), l'algorithme de recherche d'écureuil discret, l'algorithme de colonie d'abeilles

artificielle, l'algorithme de saut de grenouille mélangé et l'algorithme mémétique basé sur Pareto. Cette analyse comparative met en évidence la portée plus complète de l'approche proposée en termes de facteurs opérationnels intégrés dans le modèle d'optimisation.

TABLEAU 3 : Table de discussions des travaux de recherche

Travail de recherche	Facteurs							Critères	Approche résolutive Type du modèle
	Collaboration Humain-robot	Nombre stations/ robot	Changement de direction	Changement d'outil	Temps de veille	Temps d'exécution	Vitesse		
Approche proposée	✓	1		✓	✓	✓	✓	Energie Temps	Algorithme génétique Evolutionnaire
Wu et al. [32]	✓	X				✓		Energie Temps	Algorithme de recherche d'écureuil discret Evolutionnaire
Wang et al. [21]		X		✓		✓		Energie Temps	Algorithme de colonie d'abeille artificielle Evolutionnaire
Wang et al. [30]		X				✓		Energie Temps	Algorithme de colonie d'abeille artificielle Evolutionnaire
Guo et al. [11]	✓	1	✓		✓	✓		Energie Temps Coût	Algorithme de saut de grenouille mélangé Evolutionnaire
Lu et al. [31]	✓	X			✓	✓		Energie Temps	Algorithme mémétique basé sur Pareto Evolutionnaire

X : Plusieurs stations
1 : Une seule station

2.4 CONTRIBUTION SCIENTIFIQUE

Ce travail de recherche propose une approche de planification des séquences de désassemblage collaboratif humain-robot, axée principalement sur l'optimisation énergétique. Elle prend en compte la dynamique du robot et la masse déplacée afin de se rapprocher des conditions réelles, en considérant l'énergie cinétique et l'énergie gravitationnelle des mouvements du robot. L'objectif est de réduire le temps de cycle total et la consommation énergétique du robot, tout en garantissant la sécurité de l'opérateur grâce à l'adaptation de la vitesse collaborative du robot en fonction de l'état de fatigue de l'humain.

Il n'existe pas de travaux de recherche ayant traité la consommation énergétique du robot en tenant compte simultanément de la vitesse et de la masse déplacée. L'approche proposée vise ainsi à optimiser l'énergie en se rapprochant des conditions réelles de fonctionnement du robot, tout en considérant sa dynamique. Cette étude s'appuie sur deux types de modélisation énergétique : un modèle dynamique, intégrant la masse déplacée et la variation de la vitesse, et un modèle statique, basé sur une vitesse fixe. Les deux modèles sont intégrés dans l'algorithme, puis comparés à l'approche TSP-KP (*Traveling Salesman Problem - Knapsack Problem*) [27] déjà établie. Parallèlement, le facteur humain est pris en compte dans l'analyse, en évaluant à la fois la capacité d'un opérateur à gérer plusieurs stations et l'impact de la fatigue sur la vitesse collaborative du robot, afin de garantir sa sécurité.

La présente étude de recherche met en œuvre un algorithme génétique évolutionnaire, à la fois efficace et performant, validé en fonction des contraintes opérationnelles du désassemblage. L'approche proposée est de nature multiobjectif : elle permet de planifier un ordonnancement optimisé des tâches de désassemblage, de minimiser le temps de cycle total du processus, de réduire l'énergie consommée par le robot et d'assurer la sécurité de l'humain. De plus, la disponibilité temporelle de l'opérateur constitue un facteur critique, puisqu'il est nécessaire de déterminer le nombre optimal de stations de désassemblage qu'un seul opérateur peut gérer efficacement. Ainsi, cette étude se distingue des travaux existants par l'optimisation conjointe du temps et de l'énergie, en tenant compte de la dynamique du robot et de la sécurité humaine lors du processus de désassemblage.

Dans le contexte mentionné précédemment, plusieurs recherches se sont intéressées au désassemblage collaboratif humain-robot en mettant l'accent sur la maximisation des profits. En revanche, l'approche proposée dans cette étude est orientée vers les enjeux environnementaux. Plus précisément, l'optimisation énergétique du robot y est abordée en intégrant la dynamique et la masse déplacée, afin de se rapprocher des conditions réelles de fonctionnement. De plus, l'approche tient compte du temps de disponibilité de l'opérateur

humain, tout en incluant la variable liée à son expertise, afin de déterminer le nombre optimal de stations de désassemblage qu'un seul opérateur peut superviser efficacement.

La littérature existante montre que de nombreux travaux se sont intéressés à l'optimisation de l'énergie totale consommée par le robot à travers la planification des tâches de désassemblage collaboratif humain-robot. D'autres recherches ont porté sur l'optimisation des coûts en maximisant les profits, que ce soit dans un cadre collaboratif ou dans un désassemblage entièrement robotisé. En définitive, cette revue de littérature a permis de clarifier et de positionner la contribution scientifique du présent travail, qui se distingue par son orientation vers l'optimisation conjointe de l'énergie et du temps, tout en intégrant la dynamique du robot et le facteur humain. La prochaine partie sera consacrée à la formulation des hypothèses et à la présentation de la méthodologie adoptée, afin de proposer une solution efficace et rigoureuse aux enjeux identifiés, et d'aboutir à des résultats pertinents et concluants.

CHAPITRE 3

HYPOTHÈSES ET METHODOLOGIE

Le chapitre précédent a systématiquement examiné une variété de méthodes et de défis associés au désassemblage des batteries de véhicules électriques à travers une revue de littérature détaillée. En s'appuyant sur ces éléments, le troisième chapitre marque une étape fondamentale dans la recherche en formulant des hypothèses spécifiques et en définissant une méthodologie rigoureuse et adaptée. Ce chapitre est structuré en deux sections principales. La première section est dédiée à la formulation des hypothèses de recherche, basées sur l'identification minutieuse des lacunes et des questions soulevées dans les études antérieures. Ces hypothèses visent à combler les manques identifiés et à explorer de nouvelles perspectives dans le domaine du désassemblage des batteries des véhicules électriques. La seconde section détaille de manière approfondie la méthodologie choisie pour tester ces hypothèses afin de résoudre la problématique de ce travail de recherche. L'accent est mis sur l'utilisation de méthodes efficaces, l'application de modèles théoriques pertinents et l'intégration de techniques innovantes pour garantir la robustesse et la fiabilité des résultats de la recherche.

3.1 HYPOTHÈSES

La consommation énergétique du robot est influencée par plusieurs variables déterminantes, représentées dans le diagramme de la figure 1. Ces variables sont essentielles pour évaluer et optimiser l’énergie dans différents contextes d’application, notamment dans le domaine du désassemblage des batteries de véhicules électriques. Cette optimisation est également représentée à travers une fonction objective, prenant en compte la dynamique du robot en intégrant la vitesse et la masse déplacée. L’intégration de cette optimisation permet non seulement de réduire la consommation énergétique du robot, mais également d’améliorer la durabilité et la fiabilité opérationnelle du processus de désassemblage collaboratif humain-robot. Toutefois, cette étude ne prend pas en compte le type d’effecteur final du robot, la

complexité de la trajectoire, ni la force exercée par le robot lors de l'exécution des tâches de désassemblage.

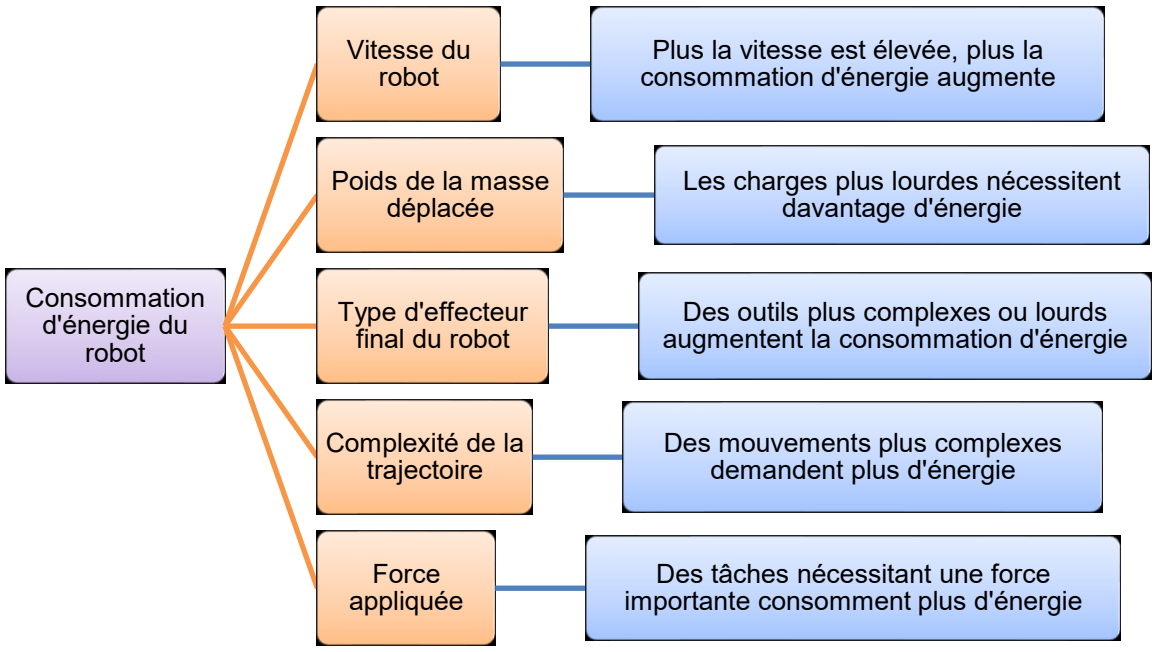

Figure 1 : Les facteurs principaux qui influencent la consommation d'énergie du robot.

Dans le domaine de désassemblage des batteries de véhicules électriques, l'optimisation du temps de cycle et de la consommation énergétique constitue un enjeu central dans le désassemblage des batteries de véhicules électriques, en particulier dans les environnements collaboratifs où des robots industriels et des opérateurs humains travaillent conjointement. L'efficacité de ces processus dépend non seulement de la performance des robots, mais également de la prise en compte de la sécurité humaines. Ce travail repose sur trois hypothèses principales qui guident la méthodologie et l'approche proposée.

La première hypothèse postule qu'il est possible d'établir un modèle précis de l'énergie consommée par le robot, intégrant sa dynamique ainsi que les composantes d'énergie cinétique et d'énergie potentielle gravitationnelle. Ce modèle permet de quantifier l'effet de paramètres critiques tels que la vitesse, la masse déplacée et la hauteur de désassemblage

lors des mouvements, tout en garantissant la sécurité de l'opérateur humain dans un environnement collaboratif.

La deuxième hypothèse propose que l'intégration de ce modèle dynamique dans un algorithme génétique évolutionnaire permette d'optimiser simultanément le temps de cycle et la consommation énergétique du robot. Cette approche multiobjectif vise à améliorer la performance globale du processus de désassemblage en identifiant une configuration de vitesse optimale à intégrer dans le modèle dynamique de l'énergie, afin de minimiser les coûts énergétiques tout en maintenant une cadence de production élevée.

Enfin, la troisième hypothèse considère que la performance humaine constitue un facteur déterminant pour l'efficacité du désassemblage collaboratif. Il est ainsi possible d'optimiser le nombre de stations de désassemblage qu'un seul opérateur peut superviser en modélisant sa disponibilité, son temps d'intervention et son niveau d'expertise. Cette hypothèse implique également d'adapter la vitesse collaborative du robot en fonction de l'état de fatigue de l'opérateur afin de garantir sa sécurité. Dans l'ensemble, ces hypothèses définissent un cadre méthodologique permettant de concilier performance énergétique, efficacité opérationnelle et sécurité humaine, constituant ainsi la contribution scientifique principale de ce travail.

En conclusion, l'exploration de ces trois hypothèses offre des perspectives prometteuses pour l'amélioration des performances du robot. L'utilisation d'un modèle dynamique de l'énergie, intégré dans un algorithme génétique évolutionnaire, constitue une approche novatrice pour résoudre des problèmes complexes d'optimisation. De plus, l'intégration simultanée de la minimisation du temps de cycle et de l'optimisation de la consommation énergétique représente une stratégie clé pour atteindre des niveaux élevés d'efficacité et de durabilité dans les opérations robotiques, dans le cadre du désassemblage collaboratif humain-robot.

3.2 METHODOLOGIE

Ce travail de recherche s'articule sur le développement d'un modèle dynamique de l'énergie qui vise à réduire le temps de cycle et l'énergie totale consommée par le robot dans le contexte d'un

désassemblage collaboratif humain-robot. En tenant compte de la vitesse et de la masse déplacée, ce modèle dynamique de l'énergie est intégré dans l'algorithme génétique afin de construire l'approche génétique à vitesse variable. La sécurité de l'opérateur est également assurée par une régulation adaptative de la vitesse collaborative du robot selon l'état de fatigue de l'humain. Ainsi, l'approche proposée intègre les dimensions énergétique, temporelle et sécuritaire pour améliorer la performance globale du système.

3.2.1 PRESENTATION GÉNÉRALE DE LA MÉTHODOLOGIE

Le schéma présenté à la figure 2 illustre la méthodologie complète visant à optimiser la consommation d'énergie du robot et le temps de cycle dans un contexte de désassemblage collaboratif humain-robot. Cette méthodologie repose sur deux types de modélisation énergétique : un modèle dynamique, tenant compte de la masse déplacée et de la variation de la vitesse, et un modèle statique, plus simple. Le modèle dynamique est intégré dans un algorithme génétique avec une configuration de vitesses adaptée à la masse déplacée (approche génétique à vitesse variable), tandis que le modèle statique utilise une vitesse fixe (approche génétique à vitesse constante). Les deux approches sont comparées à travers vingt cas d'étude, et les résultats obtenus sont évalués par rapport à une méthode de référence, l'approche TSP-KP [27]. Parallèlement, le facteur humain est pris en compte en analysant l'impact de la fatigue sur la vitesse collaborative du robot pour garantir la sécurité de l'opérateur, ainsi qu'en déterminant le nombre de stations pouvant être gérées efficacement par un seul opérateur. Cette démarche permet de proposer une solution d'optimisation plus réaliste et efficace, intégrant à la fois la performance énergétique du robot et les contraintes humaines dans un environnement collaboratif.

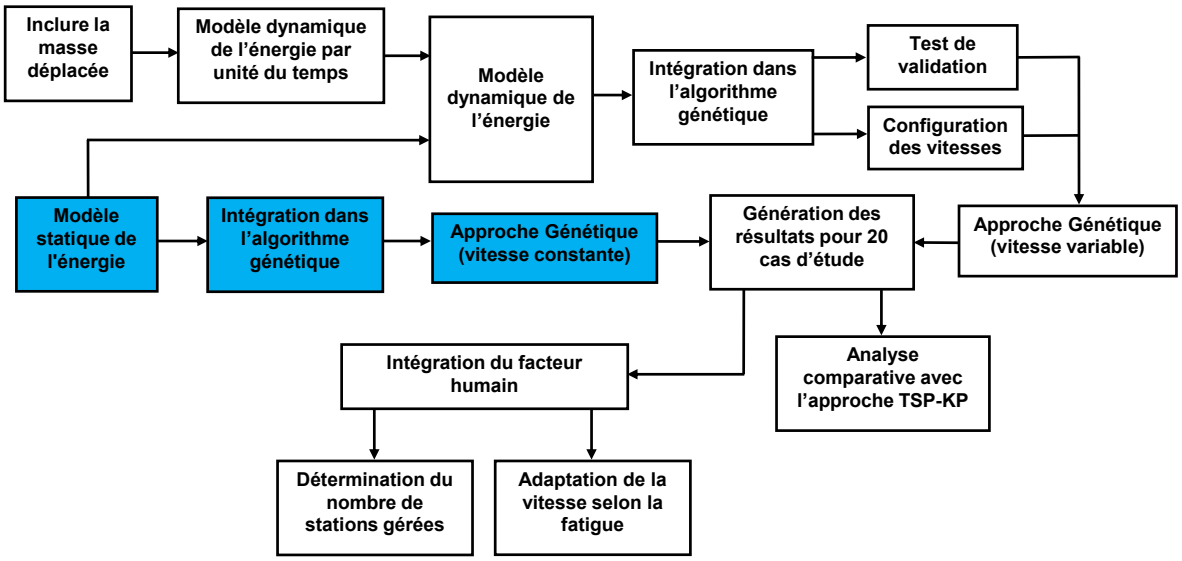

Figure 2 : Schéma général de la méthodologie de recherche

3.2.2 DIFFÉRENTS APPROCHES DE RÉSOLUTION

- **Approches génétique et TSP-KP :**

Dans ce travail de recherche, l'approche génétique est utilisée afin de réduire le temps de cycle en générant le chemin optimal de désassemblage. Cette approche s'appuie sur une double stratégie d'optimisation :

- Un volet prédictif (hors ligne), qui anticipe le comportement de l'opérateur humain et propose une séquence de désassemblage fondée sur les temps de disponibilité et d'intervention prévus ;
- Un volet réactif (en ligne), qui ajuste en temps réel la planification des séquences de désassemblage en fonction des temps de disponibilité et d'intervention réels de l'humain.

Inspiré des mécanismes de l'évolution naturelle, l'algorithme génétique appliqué au désassemblage des batteries de véhicules électriques représente chaque solution candidate sous forme de chromosome, intégrant à la fois la séquence des opérations de désassemblage et les différentes contraintes. Une population initiale de solutions est générée et évaluée à l'aide d'une fonction de fitness prenant en compte plusieurs

critères de performance, tels que le temps d'exécution et le coût global [35].Les solutions les plus performantes sont sélectionnées pour former de nouveaux individus via des opérateurs de croisement et de mutation, permettant à la fois l'exploitation des solutions prometteuses et l'exploration de l'espace de recherche. Ce processus itératif, répété sur plusieurs générations, converge vers une solution optimale ou quasi optimale, garantissant une planification de désassemblage plus efficace et contribuant à la réduction des temps de cycle ainsi qu'à l'amélioration de l'efficacité globale du processus de désassemblage des batteries [36].

L'approche TSP-KP est également utilisée pour réduire le temps de cycle en optimisant l'ordonnancement des séquences de désassemblage, sans prendre en compte les variations de la vitesse du robot ni la masse déplacée. Les résultats de cette approche, déjà établis par l'étude [27], servent de référence pour évaluer la performance de l'approche proposée. Cette méthode repose sur une stratégie de décomposition qui divise le problème de désassemblage en plusieurs sous-problèmes indépendants, chacun étant résolu séparément avant d'être combiné pour construire une planification globale cohérente. Elle s'appuie sur deux modèles classiques d'optimisation : d'une part, le problème du voyageur de commerce (TSP), utilisé pour déterminer l'ordre optimal des tâches nécessitant des déplacements entre différentes opérations, afin de minimiser le temps total de déplacement du robot ; d'autre part, le problème du sac à dos 0/1 (KP), appliqué aux situations où un ensemble de tâches doit être sélectionné sous des contraintes de temps ou de capacité, l'objectif étant de maximiser la valeur des tâches retenues tout en respectant les contraintes temporelles et de coordination imposées par la collaboration avec l'opérateur humain [27].

En comparant les deux approches, l'algorithme génétique adopte une stratégie globale, en optimisant directement l'ensemble des tâches de désassemblage tout en intégrant simultanément les contraintes de précédence et les règles d'exclusivité. À l'inverse, l'approche TSP-KP suit une stratégie par décomposition : le problème est fragmenté en sous-ensembles de tâches (avant, pendant et après la collaboration),

chacun étant résolu séparément au moyen du TSP ou du problème du sac à dos, avant d'être combiné afin de produire une solution globale cohérente [27].

- **Approche génétique (vitesse constante) :**

La première variante de l'approche proposée repose sur l'élaboration d'un modèle statique de l'énergie, intégré à l'algorithme génétique. L'objectif est de minimiser simultanément le temps de cycle et la consommation énergétique du robot, sans tenir compte de la variation de la vitesse de ses mouvements. Ainsi, la vitesse de robot demeure la même dans les deux modes de fonctionnement autonome ou collaborative. Cette méthode conduit à l'approche génétique à vitesse constante. Les performances temporelles et énergétiques de cette approche sont évaluées par comparaison avec celles de l'approche TSP-KP, déjà établie dans [27]. Cette version constitue le point de départ pour le développement de l'approche génétique à vitesse variable.

- **Approche génétique (vitesse variable) :**

La deuxième variante de l'approche repose sur l'intégration d'un modèle énergétique dynamique dans l'algorithme génétique, visant à minimiser simultanément le temps de cycle et la consommation d'énergie du robot. Ce modèle prend en considération la dynamique réelle du système en intégrant la variation des vitesses de déplacement ainsi que la masse déplacée, et distingue explicitement l'énergie cinétique et l'énergie potentielle gravitationnelle associées aux mouvements du robot. Cette approche, dite génétique à vitesse variable, est évaluée en comparaison avec la méthode TSP-KP [27]. En mode autonome, la vitesse du robot est adaptée en fonction de la charge manipulée, tandis qu'en mode collaboratif, elle est modulée selon l'état de fatigue de l'opérateur afin de préserver la sécurité humaine. Une fois le compromis temps-énergie optimisé, la métrique Tpro (temps de production) est exploitée dans une analyse statistique visant à estimer le nombre de stations qu'un opérateur peut gérer efficacement. Cette approche constitue le fondement méthodologique des résultats présentés dans ce travail de recherche.

3.3 ETUDE DE DEASSEMBLAGE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011

Cette étude examine le désassemblage de la batterie d'un véhicule électrique Nissan Leaf 2011 utilisant un robot industriel FANUC R-2000iC/165F. Le robot exécute en mode autonome des tâches telles que le dévissage, le transport et le stockage des composants. Certaines opérations sensibles, comme le retrait les fils et le système de gestion de la batterie BMS (*Battery Management System*), nécessitent toutefois l'intervention de l'humain. Ces interventions surviennent de façon aléatoire et leur durée varie selon des facteurs tels que la fatigue ou l'expertise de l'opérateur. Lorsque l'humain entre dans la zone de travail (nommée cellule de travail collaborative), le robot passe en mode collaboratif et se limite à des actions sécurisées. Une fois que l'opérateur est à l'extérieur de la zone de travail, il reprend les tâches restantes en mode autonome. Ce mode de fonctionnement assure la sécurité, la flexibilité et l'efficacité dans un contexte de désassemblage collaboratif.

3.3.1 GRAPHE DE DÉSASSEMBLAGE

Dans ce travail de recherche, un désassemblage complet et non destructif est réalisé avec collaboration humain-robot. L'objectif est de retirer tous les composants en suivant un processus structuré, de la tâche 1 à la tâche 33. Un graphe ET/OU de désassemblage a été introduit pour représenter les informations liées au processus. Ce graphe, constitué de nœuds interconnectés, illustre les relations de contraintes entre les différentes tâches de désassemblage. En raison des règles de précédence existantes entre certaines tâches, le graphe permet de visualiser et d'organiser ces dépendances. La figure 3 illustre ce graphe en détail.

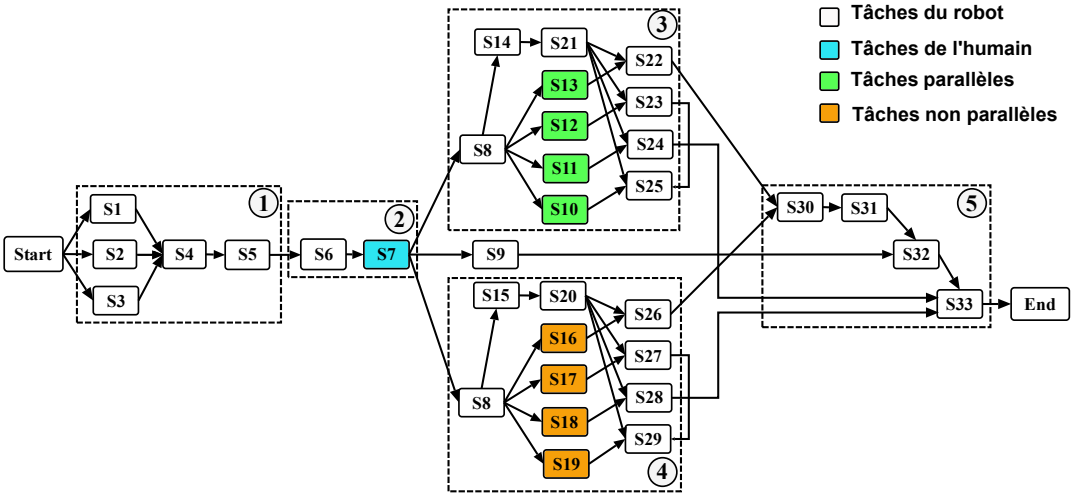

Figure 3 : Graphe de désassemblage de la batterie Nissan Leaf 2011 [27]

3.3.2 ÉTAPES DE DÉSASSEMBLAGE

Sur la base des résultats de l'inspection, une liste détaillée des différentes étapes nécessaires au retrait des pièces a été élaborée. Cette liste comprend une description des tâches, la méthode employée pour retirer les composants, ainsi que les outils ou procédures spécifiques requis. Les différentes tâches sont présentées dans le tableau 4. Chaque tâche nécessite un outil spécifique. La première étape du processus de désassemblage consiste à retirer la coque supérieure du boîtier, réalisée au travers des tâches 1, 2 et 3. Par la suite, les tâches sont exécutées successivement jusqu'à la tâche 33, correspondant au retrait du couvercle inférieur de batterie.

TABLEAU 4 : Étapes de désassemblage de la batterie Nissan Leaf 2011 [27]

Tâche	Description
1	Retirer la vis de type 1
2	Retirer la vis de type 2
3	Retirer la vis de type 3
4	Retirer la plaque intermédiaire
5	Déplacer le couvercle supérieur
6	Dévisser le BMS
7	Déconnecter le BMS
8	Retirer les fils
9	Retirer le support du bloc arrière
10	Retirer le support du bloc 4 du compartiment droit
11	Retirer le support du bloc 3 du compartiment droit
12	Retirer le support du bloc 2 du compartiment droit
13	Retirer le support de bloc du compartiment droit 1
14	Retirer la vis de jonction électrique du bloc latéral droit
15	Retirer la vis de jonction électrique du bloc latéral gauche
16	Retirer le support du bloc compartiment 1 gauche
17	Retirer le support du bloc compartiment 2 gauche
18	Retirer le support du bloc 3 du compartiment gauche
19	Retirer le support du bloc 4 du compartiment gauche
20	Déplacer la jonction électrique du module de gauche
21	Déplacer la jonction électrique du module de droite
22	Retirez les cellules du compartiment 1 dans le bloc de droite
23	Retirez les cellules du compartiment 2 dans le bloc de droite
24	Retirez les cellules du compartiment 3 dans le bloc de droite
25	Retirer les cellules du compartiment 4 dans le bloc de droite
26	Retirer les cellules du compartiment 1 dans le bloc de gauche
27	Retirer les cellules du compartiment 2 dans le bloc de gauche
28	Retirer les cellules du compartiment 3 dans le bloc de gauche
29	Retirer le compartiment 4 du module latéral gauche
30	Retirer la vis de jonction électrique du module arrière
31	Déplacer la jonction électrique du module arrière
32	Retirer les cellules du bloc arrière
33	Déplacer le couvercle inférieur de batterie

Le tableau 5 présente une synthèse des durées (coût) associées aux différentes tâches impliquées dans le désassemblage de la batterie Nissan Leaf 2011. Cette représentation permet de visualiser le temps nécessaire pour chaque opération, offrant une vue d'ensemble utile pour l'analyse et l'optimisation du processus. Ces durées constituent un élément clé pour évaluer l'efficacité des méthodes de désassemblage et pour identifier les éventuelles tâches critiques pouvant être améliorées.

TABLEAU 5 : Durée des tâches de désassemblage [27]

Liaison	Coût	Liaison	Coût	Liaison	Coût
Début - S1	5.62	S1– S2	5.645	Début - S2	0.925
S1 - S2	0.948	Début - S3	0.5	S1 - S3	0.502
S9	2.352	S10	1	S14	8.378
S20 - S14	8.537	S20	0.71	S14 - S20	0.868
S23	0.318	S24	0.362	S25	0.367
S26	0.237	S29	0.49	S30	16.033
S33	0.325	S3 - S1	5.61	S3 - S2	0.925
S2 - S3	0.51	S11	0.997	S12	1.025
S15	9.883	S21 - S15	10.042	S21	0.717
S14 - S21	0.875	S27	0.238	S28	0.49
S31	0.352	S32	3.862	S1 - S4	0.505
S5	0.66	S6	1.6	S8	0.158
S13	1.048	S16	1	S17	0.98
S18	0.992	S19	0.997	S22	0.325

3.3.3 MODÈLE MATHEMATIQUE

Dans le cadre du processus de désassemblage, on considère n composants, chacun étant associé à une tâche spécifique. Ces tâches sont affectées soit à un opérateur humain, soit à un robot. Chaque tâche i est caractérisée par un temps de traitement et un type d'outil requis. Un ensemble d'outils est mobilisé au cours du processus, et le temps de changement d'outil dépend de celui utilisé lors de la tâche précédente. Pour faciliter la modélisation mathématique, le graphe de désassemblage est transformé en une matrice de contraintes de précédence, notée P. Chaque élément P_{ij} de cette matrice prend la valeur 1 si la tâche i doit précéder la tâche j, et 0 sinon. Cette représentation matricielle, décrite par l'équation (1), permet d'intégrer les dépendances entre les tâches.

$$\mathrm{P} = \begin{pmatrix} \mathrm{p}_{11} & \mathrm{p}_{12} & \cdots & \mathrm{p}_{1\mathrm{n}} \\ \mathrm{p}_{21} & \mathrm{p}_{22} & & \mathrm{p}_{2\mathrm{n}} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathrm{p}_{\mathrm{n}1} & \mathrm{p}_{\mathrm{n}2} & \cdots & \mathrm{p}_{\mathrm{nn}} \end{pmatrix} \quad (1)$$

Les tâches posant des problèmes de sécurité pour l'humain sont représentées par la matrice E, dont chaque élément e_{ij} est un paramètre binaire. La valeur e_{ij} est égale à 1 lorsque les tâches i et j ne peuvent pas être exécutées simultanément, et à 0 lorsqu'il n'existe aucune relation d'exclusion entre elles. Cette matrice, donnée par l'équation (2), traduit les relations d'exclusion entre les tâches affectées au travailleur humain et celles assignées au robot.

$$\mathrm{E} = \begin{pmatrix} \mathrm{e}_{11} & \mathrm{e}_{12} & \cdots & \mathrm{e}_{1n} \\ \mathrm{e}_{21} & \mathrm{e}_{22} & & \mathrm{e}_{2n} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ \mathrm{e}_{n1} & \mathrm{e}_{n2} & \cdots & \mathrm{e}_{nn} \end{pmatrix} \tag{2}$$

Pour faciliter la construction du modèle mathématique, les hypothèses simplificatrices suivantes sont posées dans cette étude :

• Chaque travailleur a son propre ensemble de tâches, l'attribution des tâches a été effectuée manuellement pour des raisons de sécurité de l'humain.

• Chaque travailleur possède ses propres outils et chaque tâche nécessite un outil spécifique.

• Les tâches dangereuses sont connues et doivent être exécutées en l'absence de l'humain. Ainsi, les autres tâches pourraient être effectuées en présence de l'humain, la relation entre ces tâches est mentionnée comme relation d'exclusion mutuelle dans la matrice E.

• Les temps de désassemblage des tâches humaines et des tâches robots sont connus.

• Les temps nécessaires au remplacement d'outils sont connus.

• Le temps de remplacement d'outil dépend de l'outil utilisé dans la tâche précédente.

• Pour les tâches humaines, le temps de remplacement d'outil est inclus dans le temps d'exécution des tâches.

• Afin de représenter le début et la fin du processus de désassemblage, deux tâches supplémentaires sont créées : la tâche 0 pour démarrer et la tâche $n+1$ pour conclure.

- **Liste des notations :**

La notation suivante présente l'ensemble des variables utilisées dans le modèle mathématique, accompagnées de leur description :

Indices	
i, j	Indice de la tâche de désassemblage, $i, j = 1 \ldots, n$
w	Indice du type de travailleur, $w \in W$
Ensembles	
W	Ensemble de travailleurs, $W = \{\text{Humain}, \text{Robot}\}$
I_w	Ensemble de tâches qui seront effectuées par le travailleur w
$I = U_w I_w$	Ensemble de toutes les tâches de désassemblage qui seront effectuées par l'ensemble de travailleurs W
T	Ensemble d'outils
$P(i)$	Ensemble des tâches prédécesseurs de la tâche i
$E(i)$	Ensemble des tâches exclusives de la tâche i
Paramètres	
n	Nombre total de tâches de désassemblage
d_i	Temps d'exécution de la tâche i (en unité de temps)
tt_i	Type d'outil de la tâche i
tr_{ttittj}	Temps nécessaire pour passer de l'outil de la tâche i à l'outil de la tâche j $\forall\, i, j \in I_w$ (en unité de temps)
E_d	Énergie consommée par le robot lors de désassemblage (en kw.min)
E_s	Énergie consommée par le robot en veille (en kw.min)
E_o	Énergie consommée par le robot lors de remplacement d'outil (en kw.min)

e_d	Énergie de désassemblage par unité de temps consommée par le robot (en kw)
e_{dc}	Énergie de désassemblage par unité de temps consommée par le robot en mode collaboratif (en kw)
e_{da}	Energie de désassemblage par unité de temps consommée par le robot en mode autonome (en kw)
e_s	Énergie de veille par unité de temps consommée par le robot (en kw)
e_o	Énergie de remplacement d'outil par unité de temps consommée par le robot (en kw)
M	Coefficient très grand utilisé comme substitut pour l'infini
C_{max}	Temps total de désassemblage ou temps de cycle (en unité de temps)
m	Masse du robot en excluant la masse de la base (en kg)
v	Vitesse linéaire de l'effecteur de robot (en m/s)
h	Hauteur moyenne de désassemblage (en m)
$N_{station}$	Nombre de stations gérées par un seul humain
σ_{Tpro}	Écart type du temps de production (en unité de temps)
σ_{Tir}	Écart type du temps d'intervention réelle de l'humain (en unité de temps)
μ_{Tpro}	Valeur moyenne du temps de production (en unité de temps)
μ_{Tir}	Valeur moyenne du temps d'intervention réelle de l'humain (en unité de temps)
N	Nombre de cas d'étude
Variables de décision	
x_{ij}	Variable binaire égale 1 si la tâche i est exécutée juste avant la tâche j. Sinon, la variable de décision est égale à zéro
y_{ij}	Variable binaire égale 1 si la tâche i se termine avant le début de la tâche j. Sinon, la variable de décision est égale à zéro.
t_i^s	Temps de début de la tâche i (en unité de temps)
t_i^f	Temps de fin de la tâche i (en unité de temps)

- **Modèle du temps de cycle :**

Lors du calcul du temps de cycle, il est nécessaire de prendre en compte l'heure de fin de la dernière tâche et le temps total de remplacement d'outils qui est calculé uniquement lorsque deux tâches successives nécessitent deux types d'outils différents. Le temps de cycle (en unité de temps), défini par l'équation (3), correspond à la durée totale du processus de désassemblage. Ce dernier est égal au temps de fin de la dernière tâche exécutée, notée $n+1$.

$$C_{max} = t_{n+1}^{f} \tag{3}$$

- **Modèle statique de l'énergie :**

La consommation d'énergie statique du robot se compose de trois éléments : la consommation liée au désassemblage, la consommation en mode veille et celle associée aux changements d'outils. La consommation d'énergie de désassemblage (en kw.min) dépend du temps d'exécution des tâches et de la puissance du robot. Elle est exprimée par l'équation (4) :

$$E_d = e_d * \sum_{i \in I_w} d_i \ , \quad \forall i \in I_w \ ; \ w = Robot. \tag{4}$$

L'énergie consommée par le robot pour le remplacement d'outils dépend de trois facteurs : le temps total nécessaire pour remplacer l'outil, la puissance nécessaire pour le remplacement d'outil et l'ordre dans lequel les tâches sont exécutées. Ainsi, la consommation d'énergie associée au remplacement des outils (en kw.min) est définie par l'équation (5) :

$$E_o = e_o * \sum_{i \in I_w} \sum_{j \in I_w} x_{ij} * tr_{ttittj} \ , \quad \forall i, j \in I_w \ ; \ w = Robot. \tag{5}$$

Le fonctionnement du robot comprend à la fois son état opérationnel, son état de changement d'outil et son état de veille. Dans un processus de désassemblage, la consommation d'énergie en veille (en kw.min) dépend du temps de cycle, du temps de changement d'outil, du temps d'exécution des tâches et de la puissance nécessaire pour maintenir le robot en veille. Elle est donnée par l'équation (6) :

$$E_s = e_s * \left(t_{n+1}^{f} - \sum_{i \in I_w} \sum_{j \in I_w} x_{ij} * tr_{ttittj} - \sum_{i \in I_w} d_i \right) \tag{6}$$

$$\forall i, j \in I_w \ ; \ w = Robot.$$

Dans une modélisation énergétique statique, les paramètres de l'énergie par unité de temps notés (e_d), (e_o) et (e_s) sont considérés comme des constantes indépendantes des états dynamiques du robot. Une telle simplification ne permet pas de capturer les variations liées aux efforts mécaniques réels du système. Dans une approche dynamique, la composante e_d, représentant l'énergie d'exécution des tâches du robot, doit être fonction de grandeurs mécaniques telles que l'énergie cinétique et l'énergie potentielle gravitationnelle afin de refléter les effets de la vitesse, de la masse déplacée. Cette dépendance permet une évaluation plus réaliste et précise de la consommation énergétique.

- **Modèle dynamique de l'énergie :**

En théorie, la dynamique du robot peut être formulée à partir de l'équation d'Euler–Lagrange [37]. Cette approche permet de modéliser le mouvement du robot à l'aide d'un modèle dynamique de base, en tenant compte de la gravité, des forces centrifuges et de Coriolis, ainsi que des frottements présents dans le système. L'équation d'Euler–Lagrange s'exprime alors sous la forme (7) :

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F_f = \tau \tag{7}$$

avec,

q : Le vecteur des positions articulaires, représentant l'angle ou la position de chaque articulation du robot dans son espace de configuration.

$\dot{q}$: Le vecteur des vitesses articulaires, représentant la vitesse de rotation de chaque articulation à chaque instant.

$\ddot{q}$: Le vecteur des accélérations articulaires, représentant l'accélération des articulations.

$M(q)$: La matrice d'inertie, qui décrit la distribution de la masse du robot et son influence sur les mouvements des articulations. Elle dépend des positions (q) des articulations.

$C(q, \dot{q})$: Matrice des termes centrifuges et de Coriolis. Elle capture les effets de la vitesse de rotation et les forces centrifuges et de Coriolis qui apparaissent dans les systèmes multiarticulés.

$G(q)$: Vecteur des efforts gravitationnels. Il modélise l'influence de la gravité, ce qui peut affecter le mouvement du robot selon sa configuration.

F_f : Forces de frottement qui tient compte des pertes d'énergie dues au frottement.

τ : Couple moteur appliqué sur chaque articulation. Il représente l'effort de commande nécessaire pour suivre une trajectoire ou réaliser un mouvement spécifique, en prenant en compte toutes les influences dynamiques du système.

Ce travail de recherche s'appuie sur un modèle dynamique de l'énergie, qui évalue l'énergie totale utilisée par le robot en tenant compte de ses caractéristiques dynamiques. Le modèle incorpore les effets liés à la gravité, à la vitesse de déplacement, ainsi qu'à la masse totale déplacée. Dans le cadre du processus de désassemblage, deux modes opératoires sont ainsi distingués :

- Mode autonome : le robot exécute les séquences de désassemblage pendant que l'humain se trouve en dehors de l'espace de travail.
- Mode collaboratif : le robot et l'humain réalisent conjointement les tâches de désassemblage dans un même espace de travail.

Afin de minimiser le temps de cycle et l'énergie, deux vitesses sont associées au robot en fonction du mode de fonctionnement. En mode collaboratif, une vitesse réduite (v_1) est utilisée afin de garantir la sécurité de l'humain lorsqu'il travaille dans le même espace que le robot. En revanche, en mode autonome, une vitesse plus élevée (v_2) est adoptée afin de réduire le temps d'exécution des tâches, optimisant ainsi l'efficacité du processus de désassemblage, d'où les termes de l'équation (8) (en kw):

$$e_d = \begin{cases} e_{dc}, & si\ le\ mode\ est\ collaboratif\ (v_1), \\ e_{da}, & si\ le\ mode\ est\ atonome\ (v_2). \end{cases} \quad (8)$$

La consommation d'énergie réelle du robot dépend de la vitesse, de la masse et de la hauteur de son effecteur, de la charge transportée, ainsi que des accélérations et décélérations nécessaires aux déplacements entre les tâches. Autrement dit, l'énergie électrique consommée reflète l'énergie mécanique des mouvements du robot, représentée par la somme de l'énergie cinétique et de l'énergie potentielle gravitationnelle. Ainsi, l'énergie de désassemblage consommée par unité de temps (en kw) peut être modélisée par une fonction dépendant de la vitesse, où a, b et c sont des coefficients à déterminer utilisant le logiciel RoboDK. La friction, bien que présente et variant en fonction de la vitesse, est considérée comme négligeable dans cette modélisation. Cette approximation constitue une hypothèse simplificatrice. L'équation associée correspond à la formule (9) :

$$e_d(v) = a * v^b + c = \frac{1}{2} mv^2 + mgh \quad (9)$$

avec,

a : ce coefficient intègre la masse (m) du robot ainsi que celle de la charge déplacée lors du désassemblage. La multiplication du terme « a » par le carré de la vitesse correspond à l'énergie cinétique des mouvements du robot.

b : ce terme décrit l'influence de la vitesse sur la consommation d'énergie.

c : ce terme représente la consommation d'énergie liée à l'énergie potentielle

gravitationnelle qu'il dépend de la hauteur (h) et de la masse (m) du robot ainsi que la masse de la charge déplacée.

On suppose que la hauteur (h) à laquelle le robot travaille est constante car il effectue ses mouvements dans un plan horizontal fixe, sans variations considérables de l'altitude. Ainsi, l'impact de la variation de la hauteur sur la consommation d'énergie est négligeable, la hauteur est représentée par la valeur moyenne de la hauteur de désassemblage du robot. En revanche, la masse peut avoir un impact considérable, notamment lorsque le robot manipule le couvercle de la batterie, qui est assez lourd. Dans les autres cas, elle demeure pratiquement constante tout au long du processus.

À partir de l'équation (8), la consommation d'énergie du robot par unité de temps (en kw), en mode autonome et en mode collaboratif, s'exprime par l'équation (10) :

$$e_{dc} = a * v_1^b + c \quad et \quad e_{da} = a * v_2^b + c \quad ; \quad v_2 \geq v_1. \tag{10}$$

La vitesse (v_1) en mode collaboratif et (v_2) en mode autonome sont supposées constantes tout au long du processus de désassemblage. Cette hypothèse signifie que le robot maintient une vitesse stable lorsqu'il exécute ses mouvements dans chaque mode, sans variation considérable due aux accélérations ou décélérations. En mode autonome, la vitesse (v_2) est optimisée pour maximiser l'efficacité du robot, minimisant ainsi le temps de cycle tout en respectant la contrainte énergétique. En mode collaboratif, la vitesse (v_1) est souvent réduite par rapport à (v_2), afin d'assurer la sécurité de l'opérateur humain et de respecter les normes de collaboration humain-robot. La contrainte ($v_2 \geq v_1$) reflète cette différence de vitesse entre les deux modes, où le mode autonome privilégie la rapidité du robot, tandis que le mode collaboratif impose des limitations pour garantir la sécurité de l'humain.

- **Modèle d'optimisation multiobjectif pour la séquence de désassemblage :**

Les objectifs et les contraintes du modèle peuvent être énoncés comme suit :

$$f_1 = min\ C_{max} \tag{11}$$

$$f_2 = E_{tot} = min\ (E_d + E_s + E_o) \tag{12}$$

$$\sum_{j \in I_w} x_{ij} = 1\ ,\quad \forall i \in I_w \tag{13}$$

$$\sum_{i \in I_w} x_{ij} = 1\ ,\quad \forall j \in I_w \tag{14}$$

$$\sum_{i \in I_w} x_{in+1} = 1 \tag{15}$$

$$\sum_{j \in I_w} x_{0j} = 1 \tag{16}$$

$$t_i^f \leq t_j^s\ ,\quad \forall i \in P(j) \tag{17}$$

$$t_i^f \geq t_i^s + d_i + \sum_j x_{ij} * tr_{ttittj}\ ,\quad \forall i \in I_w \tag{18}$$

$$\begin{aligned} x_{ij} * t_i^f &\geq x_{ij} * t_j^s\ ,\ \forall i,j \in I_w \\ t_i^f - M * \left(1 - x_{ij}\right) &\leq t_j^s\ ,\ \forall i,j \in I_w \end{aligned} \tag{19}$$

$$t_i^f \leq t_j^s + M * y_{ij}\ ,\quad \forall i \in E(j) \tag{20}$$

$$t_j^f \leq t_i^s + M * (1 - y_{ij})\ ,\quad \forall i \in E(j) \tag{21}$$

$$t_i^f \leq C_{max}\ ,\quad \forall i \in I \tag{22}$$

$$x_{ij}, y_{ij} \in \{0,1\}\ ,\quad \forall i,j \in I_w \tag{23}$$

$$t_i^f \geq 0\ ,\quad \forall i \in I \tag{24}$$

$$t_i^s \geq 0\ ,\quad \forall i \in I \tag{25}$$

Dans les deux fonctions objectives, l'équation (11) (en unité de temps) vise à minimiser le temps total de désassemblage et l'objectif de l'équation (12) (en kw.min) est de minimiser la consommation d'énergie totale du robot. Les contraintes (13) et (14) assurent un unique prédécesseur et un unique successeur, pour chaque tâche i, elle garantit que chaque tâche a un prédécesseur et un successeur, sauf pour les tâches 0 et $n+1$, car la tâche 0 a un successeur unique et la tâche $n+1$ a un prédécesseur unique, qui sont présentées avec les contraintes (15) et (16). La contrainte (17) (en unité de temps) est celle de la précédence, l'heure de fin du prédécesseur doit être inférieure à l'heure de début du successeur lorsqu'il existe une relation de précédence entre les deux tâches. La contrainte (18) (en unité de temps) est celle de non-préemption, indiquant que la tâche i ne peut se terminer qu'après avoir achevé la durée complète requise pour son accomplissement et pour le changement d'outil, si nécessaire. Ceci explique que le travailleur w ne peut pas effectuer deux tâches ou plus simultanément. La contrainte (19) (en unité de temps) concerne l'exécution d'une seule tâche pour chaque travailleur, les tâches exécutées avec le même travailleur doivent être exécutées les unes après les autres. Les contraintes (20) et (21) (en unité de temps) présentent la contrainte de non-exclusion, les heures de début et les heures de fin des tâches mutuellement exclusives ne peuvent pas se chevaucher, ce qui signifie que les tâches ayant une relation d'exclusion ne peuvent pas être exécutées au même instant. Pour deux tâches i et j ayant une relation d'exclusion, l'heure de début de la tâche i (ou la tâche j) doit commencer avant le début ou après la fin de la tâche j (ou tâche i). La méthode du grand M est utilisée avec la variable de décision binaire y_{ij}pour activer ou désactiver les contraintes (20) et (21) où le terme M est une constante positive, généralement plus grande que n'importe quel coefficient du problème. Le grand M est multiplié par y_{ij}, cela introduit des termes qui rendent la contrainte soit active (quand $y_{ij}=0$) soit inactive (quand $y_{ij}=1$). La contrainte (22) (en unité de temps) indique que le temps de fin de la tâche la plus tardive ne peut pas être supérieur au temps de cycle.

La contrainte (23) inclut les variables de décision 0-1 dans le modèle et les contraintes (24) et (25) (en unité de temps) indiquent les variables de décision positives.

L'équation (19) est une contrainte quadratique, les contraintes quadratiques en optimisation sont des expressions mathématiques qui incluent des termes quadratiques liés aux variables de décision. Ces contraintes augmentent souvent la complexité du calcul d'un problème d'optimisation par rapport aux problèmes avec des contraintes purement linéaires. La linéarisation d'un problème quadratique consiste à approximer la contrainte quadratique par une expression linéaire, de manière à rendre le problème résoluble. La méthode du grand M est utilisée pour transformer l'équation (19) d'une contrainte quadratique en une contrainte linéaire.

3.4 CONCLUSION

La croissance prévue des volumes de batteries de véhicules électriques usagées rend impérative le développement de méthodes de désassemblage écologiques [38]. Compte tenu de la complexité de ce processus, accentuée par la présence de composants élastiques, des approches adaptatives s'avèrent nécessaires. Dans ce cadre, la collaboration humain-robot, en intégrant l'expertise humaine et la précision robotique, constitue une stratégie efficace pour améliorer à la fois l'efficacité et la durabilité du processus de désassemblage.

L'optimisation de l'énergie consommée par le robot et le temps de cycle du processus de désassemblage des batteries est cruciale pour accroître non seulement la rentabilité des opérations de recyclage et de reconditionnement, mais aussi pour satisfaire aux exigences environnementales qui deviennent de plus en plus strictes [39]. Ainsi, ce travail de recherche propose un cadre novateur pour une planification optimale des tâches humaines et robotiques en utilisant un algorithme génétique évolutionnaire capable de réduire le temps de cycle total du processus afin de minimiser l'énergie consommée par le robot tout en tenant compte de la dynamique du robot, du temps de disponibilité de l'opérateur humain et de sa sécurité. En conclusion, cette recherche met en lumière des avenues prometteuses pour l'évolution du secteur de désassemblage des batteries usagées des véhicules électriques, en proposant des

solutions à la fois économiquement performantes et respectueuses de l'environnement. Le chapitre suivant présente les résultats expérimentaux obtenus et en propose une analyse critique, ouvrant la voie à une discussion approfondie sur la pertinence et les limites de l’approche développée.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS ET DISCUSSION

Le domaine du recyclage des batteries de véhicules électriques connaît un développement rapide, porté par la nécessité de répondre aux enjeux environnementaux liés à l'augmentation des batteries usagées et aux exigences croissantes en matière de durabilité. Le désassemblage de ces batteries, étape essentielle du processus de recyclage, se distingue par sa complexité, en raison de la diversité des composants et des contraintes imposées par la sécurité et l'efficacité énergétique. Dans ce contexte, l'optimisation de ce processus devient un défi majeur, d'autant plus que l'intervention humaine seule présente des limites en termes de précision et de rapidité. Face à cette problématique, la collaboration entre l'opérateur humain et le robot émerge comme une solution prometteuse, permettant de combiner l'agilité et l'intuition humaine à la précision et la force du robot. Cependant, pour que cette collaboration soit réellement bénéfique, il est crucial d'optimiser non seulement les performances du robot en matière de consommation énergétique et de temps de cycle, mais aussi de prendre en compte de la sécurité de l'humain dans cette chaîne de production. Ainsi, ce chapitre se propose d'examiner les résultats obtenus afin de minimiser l'énergie consommée et le temps de cycle dans le cadre d'une planification optimale des tâches humain-robot pour le désassemblage des batteries de véhicules électriques. Les performances du modèle proposé sont analysées en mettant l'accent sur la gestion de la consommation d'énergie et la réduction du temps de cycle. Cette analyse se divisera en trois parties : la première présentera les résultats des simulations numériques sur l'impact de la vitesse et de la charge sur la consommation d'énergie, la deuxième explorera les compromis entre ces facteurs afin d'identifier un équilibre optimal entre le temps de cycle et l'énergie consommée, enfin, la troisième partie proposera une étude comparative entre une approche basée sur la dynamique du robot et une autre qui ne prend pas en compte la variation de sa vitesse.

4.1 MODELE DYNAMIQUE DE L'ÉNERGIE PAR UNITÉ DU TEMPS

Tous les résultats présentés dans ce travail de recherche ont été obtenus à l'aide de programmes développés sur la plateforme Python. Les scripts correspondants, au format (.py), sont disponibles dans la référence [40] Afin de construire le modèle dynamique de l'énergie par unité de temps, les approximations suivantes sont considérées :

- La masse de la base du robot est supposée équivalente à 75 % de la masse totale.
- (e_d) est l'énergie de désassemblage consommée par le robot par unité de temps, supposée correspondre à l'énergie dépensée en une seconde.

La modélisation dynamique de l'énergie par unité de temps s'appuie sur l'équation (8), qui intègre l'énergie cinétique et l'énergie gravitationnelle associées aux mouvements du robot, en tenant compte de la vitesse de déplacement et de la masse transportée. La figure 4 présente les résultats obtenus à partir de ce modèle, permettant la quantification de la consommation d'énergie de désassemblage par unité de temps (e_d) en fonction de la vitesse. Ce modèle considère comme paramètres principaux la vitesse de déplacement du robot ainsi que la charge transportée lors des opérations de désassemblage, offrant ainsi un cadre précis pour l'analyse énergétique du processus robotisé.

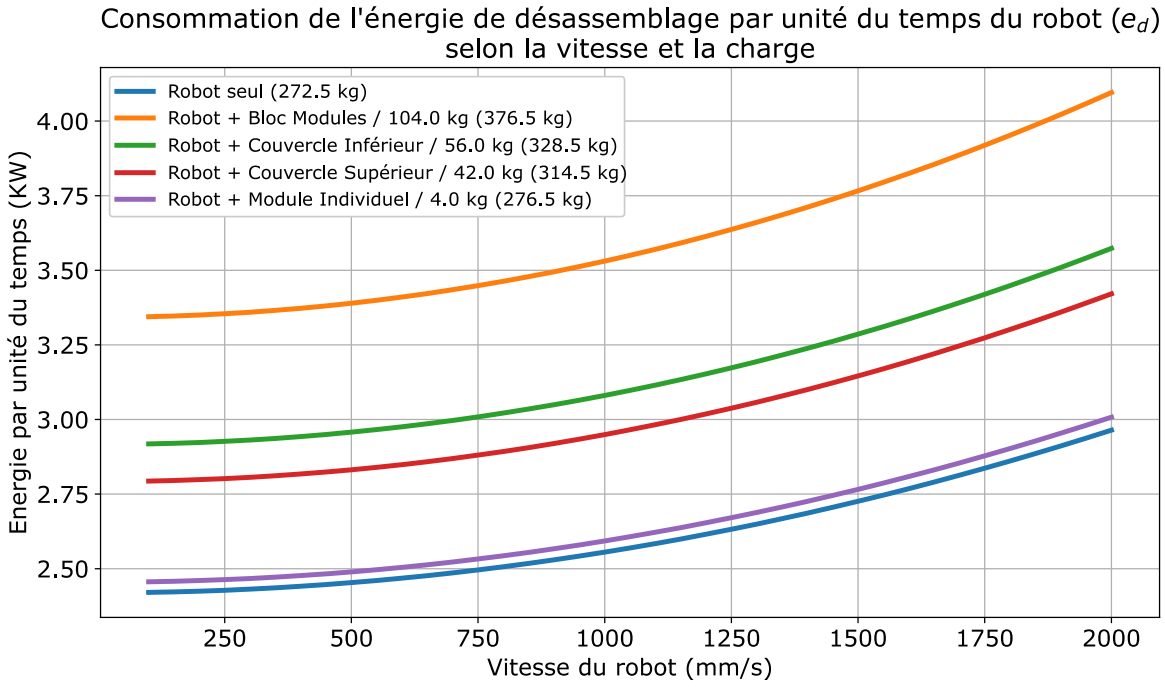

Figure 4 : Consommation de l'énergie de désassemblage du robot (e_d) selon la vitesse et la charge

L'analyse des courbes de la figure 4 montre l'influence considérable de la vitesse et de la charge sur la consommation d'énergie du robot. Cette dernière suit une croissance quadratique par rapport à la vitesse, principalement en raison du terme cinétique, qui devient prédominant à mesure que la vitesse augmente. En ce qui concerne la charge déplacée, l'ajout de composants lourds, tels qu'un bloc de modules de 104 kg, entraîne une augmentation notable de la consommation énergétique, en raison du travail gravitationnel nécessaire pour déplacer ces charges. Les simulations du modèle dynamique montrent que, dans la plage de vitesses de 250 mm/s à 1000 mm/s, un compromis optimal entre la consommation d'énergie et le temps de cycle peut être atteint. À des vitesses faibles (200 mm/s - 250 mm/s), la consommation énergétique reste faible, mais cela entraîne une augmentation du temps de cycle. En revanche, à des vitesses plus élevées (500 mm/s - 1000 mm/s), la réduction du temps de cycle est considérable, mais la consommation d'énergie augmente. Les résultats des simulations suggèrent qu'une vitesse optimale se situe entre 250 mm/s et 500 mm/s, où le

robot minimise l'énergie consommée tout en maintenant une cadence efficace pour les tâches de désassemblage.

4.2 MODELE DYNAMIQUE DE L'ÉNERGIE

L'approche génétique prédictive (hors ligne) permet d'anticiper le comportement de l'opérateur humain en proposant une séquence de désassemblage basée sur les temps de disponibilité et d'intervention estimés. Dans ce cadre, l'ensemble des résultats présentés a été réalisé en considérant l'approche prédictive de l'algorithme génétique, avec les paramètres suivants :

- Temps de disponibilité prévu de l'humain : Tdp = 10 (unité de temps)
- Temps d'intervention prévu de l'humain : Tip = 2 (unité de temps)

4.2.1 INFLUENCE DE LA VARIATION DE LA VITESSE (v_2) SUR LE TEMPS

D'après la figure 5, l'analyse de l'influence de la variation de la vitesse (v_2) en mode autonome sur le temps d'exécution des tâches du robot montre une réduction considérable de ce temps à mesure que (v_2) augmente, pour les deux valeurs de (v_1) en mode collaboratif (250 mm/s et 200 mm/s). Toutefois, l'impact est plus marqué pour (v_1) égale à 250 mm/s, où la réduction est plus rapide. En comparaison, pour (v_1) égale à 200 mm/s, bien que la tendance soit similaire, la réduction du temps d'exécution est légèrement moins importante.

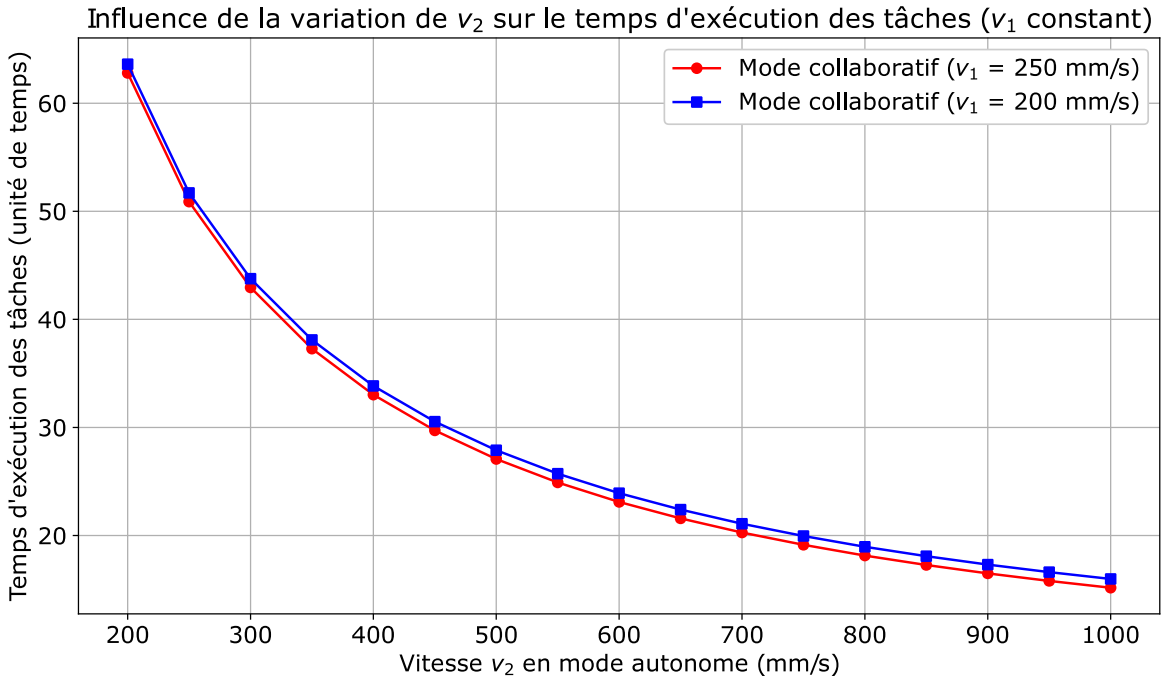

Figure 5 : Influence de la variation de (v_2) sur le temps d'exécution des tâches

Bien que la vitesse maximale physique du robot soit de 500 mm/s, une vitesse (v_2) de 400 mm/s est utilisée comme la vitesse la plus élevée dans ces scénarios. Ainsi, une vitesse (v_2) optimale de 400 mm/s permet de réduire le temps d'exécution des tâches tout en restant dans les limites opérationnelles du robot.

4.2.2 INFLUENCE DE LA VARIATION DE LA VITESSE (v_2) SUR L'ÉNERGIE

L'analyse présentée à la figure 6 montre que l'augmentation de la vitesse (v_2) en mode autonome réduit significativement l'énergie consommée par le robot, principalement grâce à la diminution du temps d'exécution des tâches. Cette diminution est particulièrement marquée jusqu'à environ 500 mm/s, puis tend à se stabiliser, révélant une zone de saturation. Bien que la vitesse maximale physique du robot soit de 500 mm/s, une vitesse de 400 mm/s apparaît comme un choix optimal, permettant d'atteindre une bonne efficacité énergétique tout en respectant les limites de fonctionnement du système.

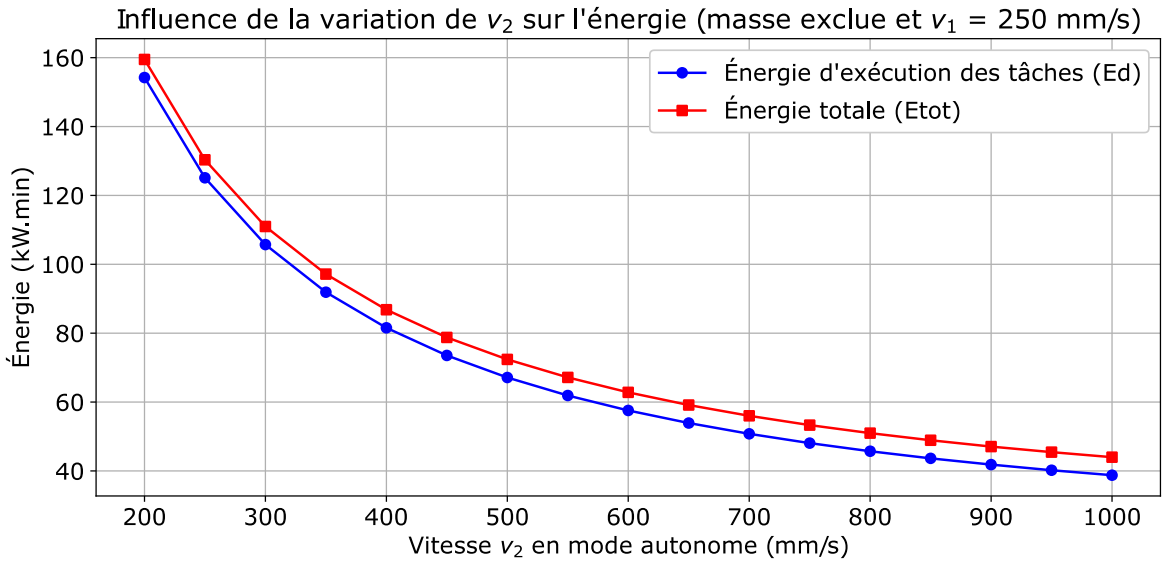

Figure 6 : Influence de la variation de (v_2) sur l'énergie consommée

Dans le cadre de l'approche génétique à vitesse constante, le robot opère à une vitesse uniforme en modes collaboratif et autonome, fixée à 200 mm/s, ce qui entraîne une consommation énergétique totale de 160 kW·min. Cette valeur est extraite graphiquement de la courbe rouge de la figure 6, pour une vitesse (v_2) égale à 200 mm/s. En revanche, l'approche génétique à vitesse variable, qui permet d'augmenter la vitesse en mode autonome (v_2), conduit à une réduction considérable de cette consommation, avec une énergie totale pouvant descendre jusqu'à 87 kW·min pour (v_1) égale à 200 mm/s et (v_2) égale à 400 mm/s. Cette différence souligne l'intérêt d'une adaptation dynamique de la vitesse (v_2) afin d'optimiser l'efficacité énergétique du processus de désassemblage.

4.2.3 COMPROMIS OPTIMAL ENTRE LE TEMPS ET L'ÉNERGIE

L'analyse conjointe du temps d'exécution des tâches et de la consommation d'énergie du robot en fonction de la variation de la vitesse (v_2) en mode autonome met en évidence que (v_2) égale à 400 mm/s constituent un compromis optimal. En effet, cette vitesse permet une réduction considérable du temps d'exécution des tâches, ainsi du temps de cycle, notamment pour (v_1) égale à 250 mm/s (vitesse en mode collaboratif), tout en assurant une diminution marquée de l'énergie totale consommée jusqu'à atteindre une zone de saturation énergétique. Bien que le robot soit physiquement capable d'atteindre 500 mm/s, fixer (v_2) à 400 mm/s permet de minimiser l'effet des phases d'accélération et de décélération du robot. Par conséquent, cette vitesse optimise simultanément les performances temporelles et énergétiques, tout en respectant les limites opérationnelles du système.

4.2.4 ÉTUDE DE L'IMPACT DE LA MASSE SUR L'ÉNERGIE DE DÉSASSEMBLAGE

Pour comparer l'énergie de désassemblage consommée par le robot avec et sans prise en compte de la masse déplacée, deux types d'erreurs peuvent être calculés : l'erreur absolue (e_a) et l'erreur relative (e_r), permettant respectivement d'évaluer l'écart énergétique.

- **Erreurs absolue et relative :**

L'erreur absolue, notée (e_a), permet de quantifier la variation de l'énergie de désassemblage consommée par tâche lorsque la masse déplacée est prise en compte. Les deux termes $E_{d\ (avec\ masse\ )}$ et $E_{d\ (sans\ masse)}$ représentent respectivement l'énergie de désassemblage consommée par le robot pour une tâche donnée avec et sans prise en compte de la masse. L'erreur absolue est définie par l'équation (25) :

$$e_a = \left|E_{d\ (avec\ masse)} - E_{d\ (sans\ masse)}\right| \tag{25}$$

Le graphique de la figure 7 montre les écarts absolus d'énergie de désassemblage consommée par le robot pour chaque tâche lorsque la masse déplacée est prise en compte. Les tâches 5 et 33, correspondant au déplacement des couvercles,

présentent les erreurs absolues les plus élevées (jusqu'à 0,37 kW·min pour la tâche 5). Ces écarts indiquent que l'ajout de la masse a un effet considérable sur l'énergie de désassemblage. Les tâches 22 à 29, également associées au déplacement de modules, montrent des erreurs absolues plus modestes, mais non négligeables (autour de 0,03 à 0,05 kW·min). Cela confirme que les modules, plus lourds que les composants légers, influencent davantage la consommation énergétique du robot. En revanche, les autres tâches, représentant principalement le déplacement de composants légers et de vis, affichent des erreurs nulles. Cela suggère que, pour ces tâches, l'impact de la masse déplacée sur l'énergie reste négligeable.

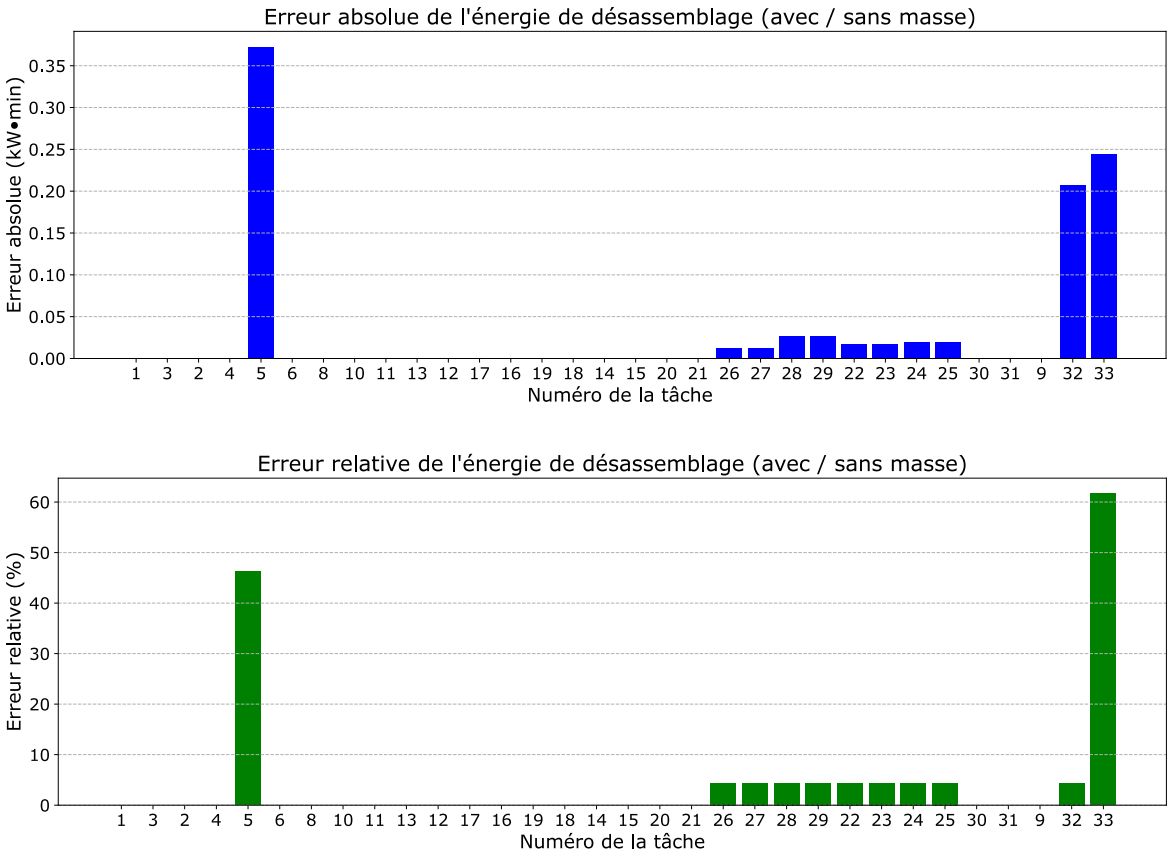

Figure 7 : Erreurs absolue et relative de l'énergie de désassemblage (avec / sans masse)

L'erreur relative (e_r), exprimée en pourcentage, évalue l'importance de la variation d'énergie par rapport à la consommation initiale sans masse. Elle est définie par l'équation (26) :

$$e_r \text{ (en \%)} = \frac{\left|E_{d\ (avec\ masse)} - E_{d\ (sans\ masse)}\right|}{E_{d\ (sans\ masse)}} * 100 \quad (26)$$

Comme illustré par la figure 7, le graphique met en évidence des variations considérables de l'erreur relative selon le type de tâche. Les tâches 5 et 33, correspondant au déplacement des couvercles, présentent les erreurs relatives les plus élevées (environ 45 % et 60 %, respectivement). Ce résultat s'explique par leur faible consommation énergétique initiale, rendant l'effet de la masse déplacée proportionnellement plus important. Les tâches 22 à 29 ainsi que la tâche 32, liées au déplacement des modules, affichent des erreurs relatives modérées, de l'ordre de 5 à 7 %. Ces valeurs indiquent que la prise en compte de la masse reste pertinente, bien que moins critique que pour les tâches précédentes. En revanche, la majorité des autres tâches, impliquant le déplacement de composants légers et de vis, présentent des erreurs relatives nulles ou négligeables, traduisant une faible influence de la masse déplacée sur la consommation énergétique.

- **Influence de la masse sur l'énergie de désassemblage :**

Afin de visualiser l'impact de la masse sur l'énergie de désassemblage consommée par le robot, la courbe de l'erreur relative a été ajoutée aux deux courbes représentant l'énergie de désassemblage avec et sans prise en compte de la masse déplacée. Le graphique de la figure 8 illustre ainsi clairement l'effet de l'intégration de la masse sur l'énergie consommée. On observe que, bien que l'écart soit négligeable pour la majorité des tâches, certaines présentent des variations considérables. C'est notamment le cas des tâches 5 et 33, correspondant au déplacement de couvercles, pour lesquelles l'énergie nécessaire augmente nettement lorsque la masse est considérée. La tâche 33 est particulièrement critique, avec une erreur relative dépassant 60 %, mettant en évidence le risque de sous-estimation énergétique si la masse n'est

pas intégrée dans le calcul. Ces résultats soulignent l'importance d'inclure systématiquement la masse déplacée dans l'évaluation énergétique des opérations de désassemblage, en particulier pour les éléments lourds tels que les couvercles et les modules de batterie.

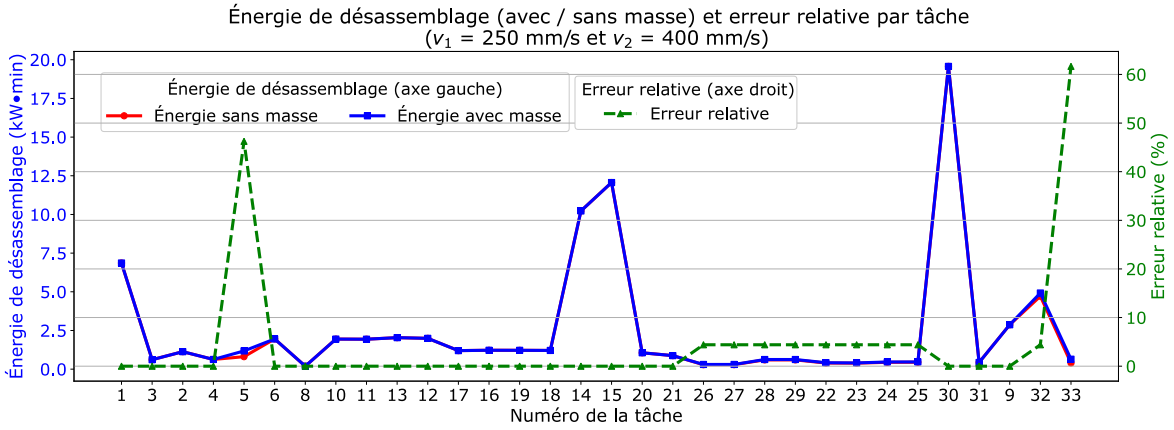

Figure 8 : Énergie de désassemblage et erreur relative par tâche

4.2.5 IMPACT DES VARIATIONS DE VITESSE

Le modèle dynamique de l'énergie développé dans ce travail repose sur une formulation qui tient compte de deux paramètres physiques (masse, vitesse) ainsi que de la nature des tâches (collaboratives ou autonomes). Pour évaluer son bon fonctionnement, deux séries de tests expérimentaux ont été réalisées, en faisant varier les vitesses du robot dans les deux modes d'opération : collaboratif (v_1) et autonome (v_2). L'objectif de ces tests est de vérifier si le modèle reflète correctement l'impact des variations de vitesse sur la consommation énergétique cumulée du robot pour chaque tâche du processus de désassemblage. Chaque courbe présentée dans les deux figures 9 et 10 correspond au chemin optimal de désassemblage généré par l'algorithme génétique, ce qui garantit que l'analyse énergétique s'appuie sur des séquences optimisées du point de vue du temps et de la structure des opérations.

Dans un premier temps, la figure 9 explore l'effet de la variation de la vitesse en mode collaboratif (v_1) sur la consommation d'énergie, en maintenant constante la

vitesse autonome à une valeur (v_2) égale à 400 mm/s. Deux cas sont comparés : (v_1) égale à 250 mm/s (scénario rapide) et (v_1) égale à150 mm/s (scénario lent). On constate que la baisse de la vitesse (v_1) entraîne une augmentation du temps et de l'énergie pour les tâches réalisées dans le contexte collaboratif, telles que les tâches 10, 11, 12 et 13. Cette hausse de l'énergie est particulièrement marquée dans le cas lent, où certaines tâches voient leur consommation presque doubler. La courbe de l'énergie cumulée de chaque tâche présente également une inclinaison plus accentuée, démontrant l'influence directe de la vitesse collaborative sur l'efficacité énergétique globale du système.

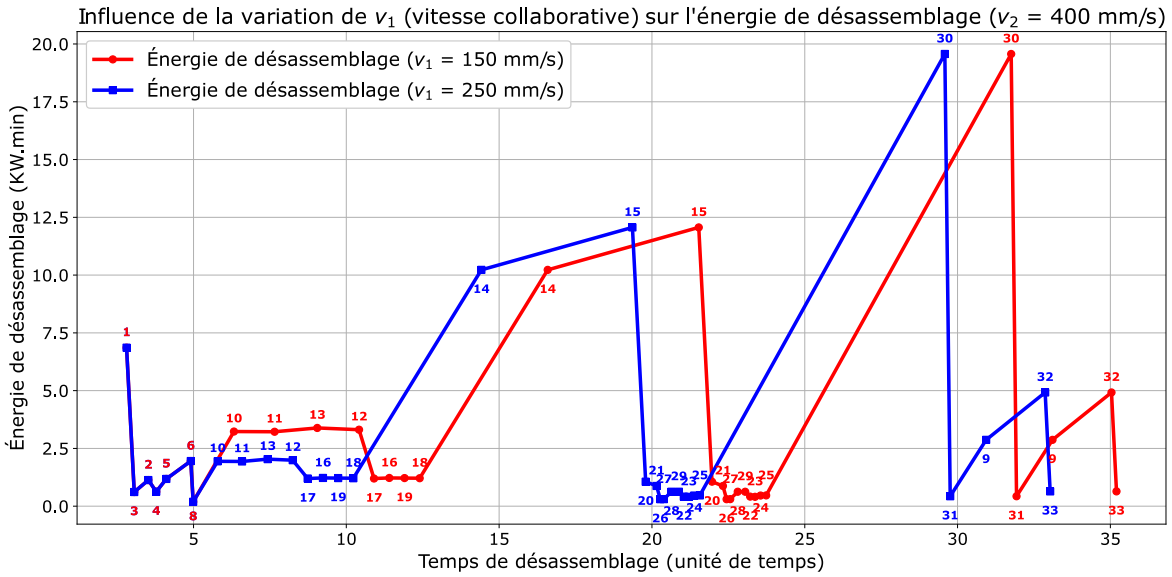

Figure 9 : Influence de la variation de $(\boldsymbol{v_1})$ sur l'énergie de désassemblage $(\boldsymbol{v_2 = 400\, mm/s})$

Dans un second temps, la figure 10 présente l'effet de la variation de la vitesse en mode autonome (v_2) sur l'énergie de désassemblage, avec une vitesse collaborative (v_1) fixée à 250 mm/s. Deux scénarios sont comparés : l'un avec (v_2) égale à 400 mm/s (référence) et l'autre avec (v_2) égale à 350 mm/s (ralentie). Les résultats montrent que le ralentissement de (v_2) allonge le temps d'exécution des tâches affectées par ce mode (principalement les tâches de transport ou de manipulation autonome), ce qui entraîne

une augmentation considérable de l'énergie consommée, notamment pour les tâches 1, 2, 4, 5, 6, 14, 15 et 30. Le graphe met en évidence une élévation plus rapide de l'énergie de chaque tâche pour le scénario lent, ce qui traduit une dégradation de l'efficacité énergétique. L'énergie suit une courbe ascendante plus marquée, soulignant la relation directe entre la réduction de la vitesse (v_2) et la hausse de la consommation.

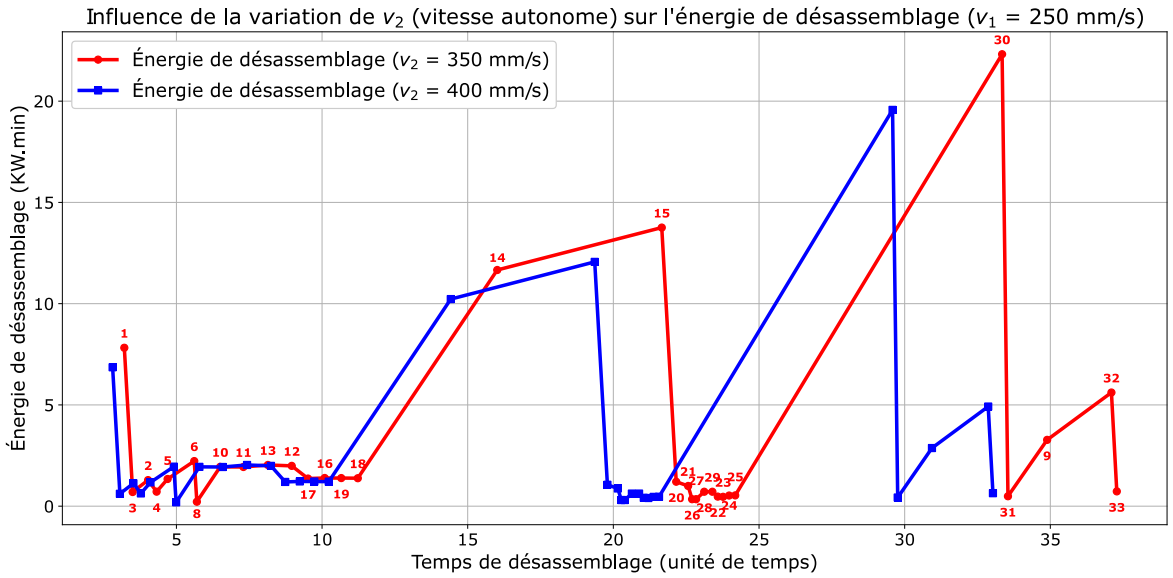

Figure 10 : Influence de la variation de (v_2) sur l'énergie de désassemblage ($v_1 = 250\ mm/s$)

Ces résultats confirment que le modèle est capable de simuler finement l'impact des variations de vitesse sur la consommation d'énergie à l'échelle de chaque tâche, en respectant les dynamiques temporelles du désassemblage. Le modèle est donc opérationnel pour une utilisation dans des contextes d'optimisation adaptative, où les vitesses (v_1) et (v_2) peuvent être modulées en fonction des contraintes énergétiques ou des états cognitifs et physiques de l'opérateur humain.

4.2.6 CONFIGURATION DES VITESSES

Le modèle dynamique de l'énergie a été paramétré en fonction des exigences de sécurité, de précision, d'efficacité opérationnelle et de minimisation de la consommation énergétique.

- **Mode collaboratif ($v_1 = 250\ mm/s$) :**

La vitesse est limitée à 250 mm/s pour se conformer aux normes de sécurité en robotique collaborative (ISO/TS 15066), garantissant un déplacement sûr en présence de l'opérateur humain. Cette faible vitesse réduit également les accélérations et, par conséquent, la consommation énergétique associée aux mouvements fréquents en collaboration étroite [41].

- **Mode autonome ($v_2 = 250, 350\ ou\ 400\ mm/s$) :**
  - Vitesse basse ($v_{2_low} = 250\ mm/s$) :

Utilisée pour la manipulation des couvercles supérieur et inférieur de la batterie. Ces pièces étant généralement volumineuses ou délicates, une vitesse modérée assure la stabilité, limite les risques d'endommagement et réduit les efforts mécaniques excessifs, contribuant ainsi à une meilleure efficacité énergétique.

  - Vitesse moyenne ($v_{2_medium} = 350\ mm/s$) :

Adoptée pour le désassemblage des modules de batterie, nécessitant précision et rendement. Cette vitesse intermédiaire permet d'atteindre un compromis entre rapidité d'exécution et consommation énergétique maîtrisée, en évitant des accélérations et freinages trop fréquents qui seraient coûteux en énergie.

  - Vitesse élevée ($v_{2_high} = 400\ mm/s$) :

Réservée aux opérations rapides sur des vis et des composants légers, où l'augmentation de la vitesse est énergétiquement justifiée par la faible inertie à déplacer. L'optimisation du temps de cycle global compense l'augmentation ponctuelle de la consommation par la réduction de la durée des opérations.

L'adaptation des vitesses de déplacement en fonction du type d'opération permet d'optimiser simultanément la sécurité, la précision, le temps de cycle et la consommation

énergétique du processus de désassemblage. En ajustant la vitesse aux exigences spécifiques de chaque tâche, il est possible de minimiser les pics de couple et d'accélération inutiles, réduisant ainsi le temps de cycle et l'énergie consommée par le robot sans compromettre la sécurité de l'interaction humain-robot. Cette configuration de vitesses est intégrée dans le modèle dynamique de l'énergie, lequel est incorporé à l'algorithme génétique afin de définir l'approche génétique à vitesse variable.

4.2.7 DISCUSSION

Le modèle dynamique de l'énergie a permis de démontrer l'influence de la variation des vitesses et de la masse déplacée sur la performance énergétique et temporelle du robot. En effet, les résultats montrent que l'augmentation de la vitesse autonome (v_2) jusqu'à 400 mm/s réduit significativement le temps d'exécution des tâches et la consommation d'énergie De plus, cette valeur constitue un compromis optimal puisqu'elle améliore les performances tout en respectant les limites opérationnelles. Par ailleurs, l'étude souligne l'importance d'intégrer la masse déplacée dans le calcul, notamment pour les tâches associées aux couvercles et aux modules, car son omission conduit à une sous-estimation de la consommation énergétique. En outre, les tests expérimentaux valident la capacité du modèle à reproduire fidèlement l'impact des vitesses sur l'énergie cumulée à l'échelle de chaque tâche. Ainsi, l'adaptation dynamique des vitesses selon la nature des opérations apparaît comme une stratégie efficace pour optimiser simultanément le temps de cycle et l'efficacité énergétique. En conséquence, l'approche génétique à vitesse variable s'avère particulièrement pertinente puisqu'elle exploite la flexibilité du modèle dynamique afin d'améliorer la performance globale du processus de désassemblage collaboratif.

4.3 RÉSULTATS DE COMPARAISON DES APPROCHES D'OPTIMISATION

Dans cette section, une analyse comparative approfondie est menée sur les performances de trois approches d'optimisation appliquées à un robot collaboratif de type FANUC R-2000iC/165F. Les méthodes évaluées sont : l'approche génétique avec une vitesse

constante, l'approche génétique avec une vitesse variable, et l'approche de référence basée sur la résolution conjointe du problème du voyageur de commerce et du sac à dos (TSP-KP). Pour l'approche génétique à vitesse constante, le robot opère à une vitesse uniforme en modes collaboratif et autonome, fixée à 200 mm/s, tandis que l'approche génétique à vitesse variable utilise la configuration de vitesses détaillée précédemment. L'évaluation repose sur trois indicateurs clés de performance : l'énergie totale consommée par le robot (Etot) (en kw.min), le temps de production (Tpro) (en unité de temps) représentant le temps de cycle, et le temps de veille du robot (TsiR) (en unité de temps), qui reflète les périodes d'inactivité. Pour garantir la robustesse des résultats, vingt cas d'étude ont été simulés, couvrant une diversité de situations de production. Le tableau 6 présente les scénarios de désassemblage de vingt batteries de véhicules électriques, d'où vingt cas d'étude. Ces scénarios permettent une comparaison objective et fiable des différentes approches en tenant compte des conditions variées d'intervention de l'humain, qu'elles soient prévues ou réelles, dans l'espace de travail collaboratif partagé avec le robot.

Les simulations numériques ont été réalisées dans l'environnement Python sur un ordinateur du laboratoire doté d'un processeur Intel Core i5-6500 cadencé à 3,20 GHz, d'une carte graphique Intel HD Graphics 530 (128 MB) et de 8 Go de mémoire vive [40]. Le temps moyen de réponse obtenu pour l'approche génétique à vitesse variable, qui constituait la base de ce travail de recherche, est de 6,347 secondes, traduisant une efficience de calcul satisfaisante ainsi qu'une stabilité de convergence de l'algorithme sur la plateforme matérielle considérée. Lors de l'intégration de l'approche au sein du robot industriel FANUC R-2000iC/165F, une réduction notable du temps de réponse sera observée, en raison de la capacité du contrôleur intégré du robot à effectuer des traitements en temps réel, garantissant ainsi une réactivité opérationnelle accrue du système durant les phases de désassemblage.

TABLEAU 6 : Table comparative des résultats

Cas d'étude	Approche	Avant collaboration	Pendant collaboration	Après collaboration	Etot	TsiR	Tpro
Cas 1 : Tdp=12 Tip=3	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S18-S12-S17-S19-S16	S11	S10-S13-Enf	161.433	0.003	63.619

Tdr=14.813 Tir=1	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S18-S12-S17-S19-S16	S13	S11-S10-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10	S12	S13-Enf	161.432	0	63.449
Cas 2 : Tdp=18 Tip=7 Tdr=10.81 Tir=6	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17	S10-S11-S12-S13	S18-S19-S16-Enf	162.397	1.93	65.546
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17	S11-S12-S13-S10	S18-S19-S16-Enf	92.002	1.93	36.546
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10-S12-S13	S16-S19-Enf	162.397	1.93	65.379
Cas 3 : Tdp=10 Tip=3 Tdr=10.81 Tir=2	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17	S10-S11	S18-S19-S16-S12-S13-Enf	161.433	0.003	63.619
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17	S13-S12	S18-S19-S16-S10-S11-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10-S12	S13-S19-S16-Enf	161.432	0	63.449
Cas 4 : Tdp=14 Tip=4 Tdr=11.81 Tir=2	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18	S10-S11	S13-S12-S19-S16-Enf	161.433	0.003	63.619
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18	S11-S10	S13-S12-S19-S16	91.039	0.003	34.619
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19	S11-S10-S12	S13-S16-Enf	161.432	0	63.449
Cas 5 : Tdp=15 Tip=6 Tdr=13.81 Tir=2	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18-S19-S16	S11-S12	S10-S13-Enf	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18-S19-S16	S13-S11	S12-S10- Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19-S16-S11	S10-S12	S13-Enf	161.432	0	63.449
Cas 6 : Tdp=18 Tip=8 Tdr=11.81 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18	S10	S12-S11-S13-S19-S16	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18	S11	S10-S12-S13-S19-S16	91.039	0.003	34.619
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19	S11-S10	S12-S13-Enf	161.432	0	63.449
Cas 7 : Tdp=12 Tip=5 Tdr=10.81 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S19	S13	S17-S18-S10-S12-S11-S16-Enf	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S19	S10	S17-S18-S12-Q11-S13-S16-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10	S12-S13-S19-S16-Enf	161.432	0	63.449
Cas 8 : Tdp=14 Tip=9 Tdr=15.81 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18-S19-S16-S10-S11	S13	S12-Enf	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10	S12	S13-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12	S13	Enf	161.432	0	63.449
Cas 9 : Tdp=16 Tip=8	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18	S7-S12-S10-S13-S11	S19-S16-Enf	162.397	1.93	65.546

Tdr=11.81 Tir=6	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18	S13-S10-S12-S11	S19-S16-Enf	92.002	1.93	36.546
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19	S11-S10-S12-S13	S16-Enf	162.397	1.93	65.379
Cas 10 : Tdp=14 Tip=8 Tdr=11.81 Tir=6	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18	S13-S11-S10-S12	S19-S16-Enf	162.397	1.93	65.546
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18	S10-S11-S12-S13	S19-S16-Enf	92.002	1.93	36.546
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19	S11-S10-S12-S13	S16-Enf	162.397	1.93	65.379
Cas 11 : Tdp=17 Tip=5 Tdr=10.81 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17	S13	S11-S12-S10-S18-S19-S16-Enf	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17	S13	S12-S10-S11-S18-S19-S16-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10	S12-S13-S19-S16-Enf	161.432	0	63.449
Cas 12 : Tdp=14 Tip=7 Tdr=19.91 Tir=2	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18-S19-S16-S13-S12-S10-S11	N/A	Enf	164.323	5.782	69.398
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18-S19-S16-S12-S13-S11-S10	N/A	Enf	93.928	5.782	40.398
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12-S13	N/A	Enf	162.462	2.061	67.510
Cas 13 : Tdp=10 Tip=5 Tdr=10.81 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17	S13	S18-S19-S16-S11-S12-S10-Enf	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17	S11	S18-S19-S16-S10-S13-S12-Enf	91.039	0.003	34.619
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10	S12-S13-S19-S16-Enf	161.432	0	63.449
Cas 14 : Tdp=16 Tip=8 Tdr=10.81 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17	S11	S12-S13-S10-S18-S19-S16-Enf	161.433	0.003	63.619
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17	S10	S12-S11-S13-S18-S19-S16-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10	S12-S13-S19-S16-Enf	161.432	0	63.449
Cas 15 : Tdp=14 Tip=7 Tdr=11.81 Tir=5	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18	S12-S11-S10-S13	S19-S16-Enf	161.897	0.93	64.546
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18	S10-S12-S13-S11	S19-S16-Enf	91.502	0.93	35.546
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19	S11-S10-S12-S13	S16-Enf	161.897	0.93	64.379
Cas 16 : Tdp=11 Tip=5 Tdr=10.81 Tir=2	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S16	S10-S12	S17-S18-S19-S13-S11-Enf	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S16	S10-S12	S17-S18-S19-S11-S13-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10-S12	S13-S16-S19-Enf	161.432	0	63.449
Cas 17 : Tdp=12 Tip=8	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S19-S16-S17-S18-S12-S13	S10-S11	N/A	163.483	4.103	67.719

Tdr=15.81 Tir=6.1	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S19-S16-S17-S18-S13-S10	S11-S12	N/A	93.076	4.078	38.694
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12-S13	N/A	Enf	163.958	5.052	68.501
Cas 18 : Tdp=11 Tip=10 Tdr=16.813 Tir=11.1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S16-S17-S18-S19-S13-S12-S11	S10	Enf	166.482	10.1	73.716
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S16-S17-S18-S19-S13-S11-S12	S10	Enf	96.087	10.1	44.716
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12-S13	N/A	Enf	166.982	11.1	74.549
Cas 19 : Tdp=13 Tip=8 Tdr=10.813 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S18	S13	S17-S11-S10-S12-S19-S16-Enf	161.432	0	63.616
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S18	S13	S17-S12-S10-S11-S19-S16-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18	S11-S10	S12-S13-S19-S16-Enf	161.432	0	63.449
Cas 20 : Tdp=20 Tip=9 Tdr=11.813 Tir=1	Génétique (vitesse constante)	Ts1-S17-S18	S11	S12-S10-S13-S19-S16-Enf	161.433	0.003	63.619
	Génétique (vitesse variable)	Ts1-S17-S18	S13	S12-S10-S11-S19-S16-Enf	91.037	0	34.616
	TSP- KP	Ts1-S17-S18-S19	S11-S10	S12-S13-S16-Enf	161.432	0	63.449

4.3.1 ÉVOLUTION DU TEMPS DE VEILLE DU ROBOT (TsiR)

Les valeurs du temps de veille (TsiR) sont extraites du tableau 6 selon les 20 cas d'étude. Elles sont présentées en figure 11 et correspondent aux périodes d'inactivité du robot entre deux tâches consécutives. Il constitue un indicateur clé pour évaluer l'efficacité du processus de désassemblage, notamment pour la minimisation de la consommation énergétique et du temps de cycle total. Les approches génétiques, à vitesse constante et à vitesse variable, offrent des performances très similaires, avec des valeurs moyennes de (TsiR) respectivement de 1,34 et 1,33 unité de temps sur les 20 cas analysés. Ces faibles valeurs traduisent une planification efficace des tâches, bien adaptée à la disponibilité réelle de l'humain dans l'espace de travail collaboratif. L'approche TSP-KP présente un temps de veille moyen légèrement inférieur (1,25 unité de temps), indiquant une planification également efficace mais avec une dynamique différente dans la gestion des périodes d'inactivité. Le cas 12 met en évidence une limite de l'algorithme génétique qui génère un temps de veille élevé (5,782 minutes) dans un contexte où la disponibilité réelle de l'humain est prolongée. Ce désalignement

opérationnel reflète une prise en compte insuffisante de la variabilité humaine dans la planification. En comparaison, l'approche TSP-KP affiche un temps de veille réduit (2,061 minutes), traduisant une meilleure synchronisation avec les contraintes humaines.

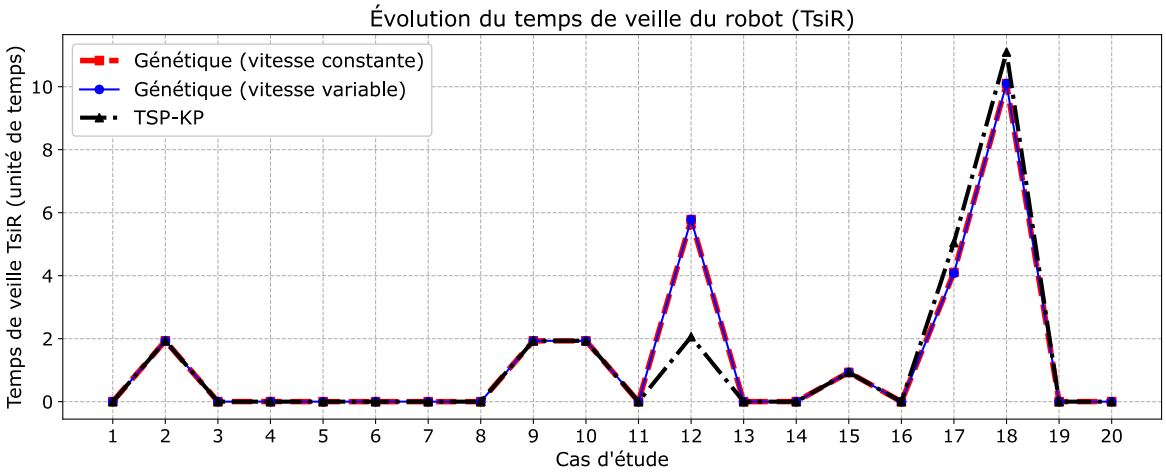

Figure 11 : Évolution du temps de veille du robot (TsiR)

4.3.2 ÉVOLUTION DU TEMPS DE PRODUCTION TOTAL (Tpro)

Concernant le temps de cycle global (Tpro), les données illustrées en figure 12 sont extraites du tableau 6. Elles indiquent que l'approche génétique à vitesse variable améliore considérablement la productivité, avec un temps moyen de 36,36 minutes comparé à 64,74 minutes pour la vitesse constante. Cette amélioration de l'ordre de 44 % traduit une exécution plus rapide et fluide des séquences de tâches grâce à l'adaptation des vitesses de déplacement, sans compromettre la coordination avec l'opérateur humain. Le TSP-KP se positionne dans une performance intermédiaire avec un temps moyen de production de 65,06 minutes, proche de la génétique à vitesse constante. Ceci confirme que l'optimisation combinatoire seule, sans prise en compte des dynamiques de vitesse et des aspects collaboratifs, limite l'amélioration temporelle. Par ailleurs, les pics de temps de production enregistrés dans les cas 12, 17 et 18 sont étroitement liés à une élévation considérable du temps de veille robotique (TsiR). Ces

situations correspondent à des phases prolongées d'inactivité du robot, causées par l'indisponibilité temporaire de l'humain dans l'espace de travail collaboratif.

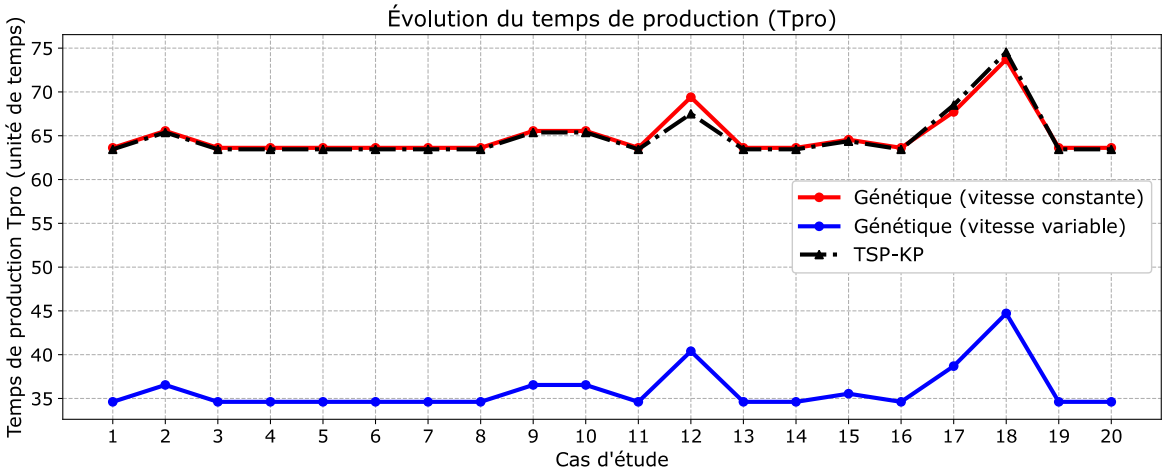

Figure 12 : Évolution du temps de production (Tpro)

4.3.3 ÉVOLUTION DE L'ÉNERGIE TOTALE CONSOMMÉE (Etot)

Les résultats présentés en figure 13 sont extraits du tableau 6. Ils mettent en évidence la supériorité marquée de l'approche génétique à vitesse variable en matière de consommation énergétique. Sur les 20 cas d'étude, cette méthode présente une consommation moyenne de 91,45 kW·min, contre 161,93 kW·min pour l'approche génétique à vitesse constante, soit une réduction d'environ 43,5 %. Cette amélioration substantielle découle de l'adaptation intelligente de la vitesse de déplacement du robot selon la masse déplacée et le mode de fonctionnement (autonome ou collaboratif). Cette stratégie permet de réduire les surconsommations énergétiques liées aux accélérations excessives, de limiter les pics de puissance lors des phases de mouvement à forte inertie et de minimiser l'énergie globale consommée. En comparaison, l'approche TSP-KP affiche une consommation moyenne équivalente à celle de l'approche génétique à vitesse constante (162,05 kW·min), ce qui reflète l'absence d'optimisations énergétiques spécifiques dans cette méthode. En se limitant à un ordonnancement des tâches de

désassemblage classique, sans modulation dynamique de la vitesse de déplacement du robot, le TSP-KP se révèle moins performant en matière de gestion énergétique. Par ailleurs, les pics de consommation d'énergie observés dans les cas 12, 17 et 18 sont directement corrélés à un temps de veille élevé (TsiR). En effet, un temps d'inactivité prolongé du robot entre deux tâches engendre une perte d'efficacité énergétique, notamment dans les scénarios collaboratifs où le robot attend la disponibilité de l'humain. Dans ces cas, l'inefficacité de la coordination humain-robot se traduit par une augmentation considérable de la consommation d'énergie.

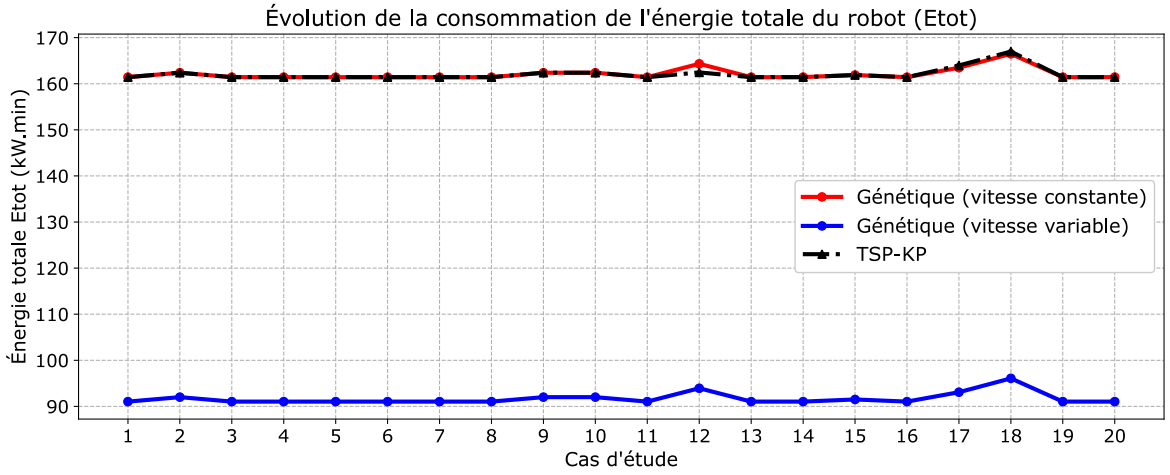

Figure 13 : Évolution de l'énergie totale consommée par le robot (Etot)

4.3.4 DISCUSSION

L'analyse comparative des approches d'optimisation pour le désassemblage des batteries de véhicules électriques montre que l'approche génétique à vitesse variable offre les meilleures performances. En termes de temps de veille du robot (TsiR), elle réduit les périodes d'inactivité, améliorant ainsi la coordination avec l'opérateur humain, avec des performances quasi similaires à celles des autres approches. Concernant le temps de production total (Tpro), l'adaptation dynamique des vitesses permet une exécution plus rapide et fluide des séquences, réduisant le temps de cycle d'environ

44 % par rapport à l'approche génétique à vitesse constante et surpassant l'approche TSP-KP, qui ne prend pas en compte la variabilité des vitesses. Sur le plan de la consommation énergétique (Etot), cette méthode diminue la consommation moyenne de plus de 40 %, grâce à la modulation de la vitesse des déplacements selon la masse transportée en mode autonome, limitant ainsi les surconsommations. En comparaison, l'approche TSP-KP engendre des temps de veille quasi similaires et une consommation énergétique proche de celle de l'approche génétique à vitesse constante. Ces résultats soulignent que l'optimisation globale des séquences, combinée à l'adaptation dynamique des vitesses et à la coordination humain-robot, constitue un facteur clé pour maximiser l'efficacité et réduire la consommation énergétique dans le désassemblage des batteries.

4.4 ÉTUDE DE LA FATIGUE DE L'HUMAIN SELON LE CAS 1 ET LE CAS 2

Selon le modèle de Givi et al [42, 43], la fatigue humaine est classée en trois niveaux : faible, moyenne ou élevée, en fonction du temps nécessaire pour atteindre 99 % de fatigue. Ainsi, une fatigue faible correspond à un seuil atteint après 4 h de travail, une fatigue moyenne après 8 h, et une fatigue élevée après 12 h. Cette classification permet de relier de manière simple l'état de fatigue au temps de travail, facilitant l'adaptation des stratégies collaboratives humain-robot afin de garantir la sécurité de l'humain. On suppose que le robot est capable de détecter l'état de fatigue de l'opérateur et de le classer selon l'un des trois niveaux mentionnés, afin d'ajuster de manière appropriée la vitesse collaborative.

Dans ce contexte, et à partir du tableau 6 présentant les vingt cas d'étude, les cas 1 et 2 sont analysés en adaptant la vitesse collaborative du robot selon l'état de fatigue de l'humain. Le tableau 7 présente le cas d'étude 1 (Tdp = 12, Tip = 3, Tdr = 14,813, Tir = 1), caractérisé par un temps d'intervention humain réduit (Tir = 1). Ce paramètre reflète le niveau d'expertise élevé de l'opérateur, lui permettant d'intervenir rapidement. Ce cas illustre ainsi un scénario d'analyse de la fatigue d'un opérateur expert. En revanche, le tableau 8 décrit le cas d'étude 2 (Tdp = 18, Tip = 7, Tdr = 10,81, Tir = 6), représentant une situation où l'opérateur est

moins expérimenté (Tir plus élevé). Ce cas permet d'évaluer l'impact du niveau d'expertise de l'humain sur le déroulement des opérations collaboratives.

TABLEAU 7 : Table de métriques selon l'état de fatigue de l'humain (cas 1)

Etat mental de l'humain	Vitesse collaborative du robot	Avant collaboration	Pendant collaboration	Après collaboration	Etot	TsiR	Tpro
Bonne	250	Ts1-S18-S12-S17-S19-S16	S11	S13-S10-Enf	89.075	0.003	33.805
Moyenne	200	Ts1-S18-S12-S17-S19-S16	S10	S13-S11-Enf	91.037	0	34.616
Basse	150	Ts1-S18-S12-S17-S19-S16	S13	S11-S10-Enf	94.314	0	35.973
Médiocre	100	Ts1-S18-S12-S17-S19-S16	S10	S11-S13-Enf	100.872	0	38.686

TABLEAU 8 : Table de métriques selon l'état de fatigue de l'humain (cas 2)

Etat mental de l'humain	Vitesse collaborative du robot	Avant collaboration	Pendant collaboration	Après collaboration	E_tot	TsiR	Tpro
Bonne	250	Ts1-S17	S10-S13-S11-S12	S18-S19-S16-Enf	90.038	1.93	35.732
Moyenne	200	Ts1-S17	S12-S13-S11-S10	S18-S19-S16-Enf	92.002	1.93	36.546
Basse	150	Ts1-S17	S11-S13-S12-S10	S18-S19-S16-Enf	95.279	1.93	37.903
Médiocre	100	Ts1-S17	S11-S12-S13-S10	S18-S19-S16-Enf	101.837	1.93	40.616

L'analyse de ces deux cas d'étude montre que la dégradation de l'état mental (fatigue accrue) entraîne une augmentation du temps de production et de l'énergie consommée. Cependant, une expertise élevée de l'opérateur réduit considérablement les effets de la fatigue, conduisant à de meilleures performances énergétiques et temporelles. Ainsi, l'expertise de l'humain apparaît comme un facteur clé pour optimiser l'efficacité des systèmes collaboratifs humain-robot. Par ailleurs, à l'état mental médiocre, l'humain devrait cesser son activité, la fatigue excessive représentant un risque important pour sa sécurité.

4.4.1 ÉVOLUTION DU TEMPS DE PRODUCTION (Tpro)

Pour les deux cas précédents, le graphique de la figure 14 illustre la variation du temps de production en fonction de la vitesse collaborative du robot, laquelle est ajustée dynamiquement en fonction de l'état de fatigue de l'humain, afin d'assurer sa sécurité. Cette adaptation permet de réduire les vitesses lorsque l'humain est en état de fatigue avancée, limitant ainsi les risques liés aux interactions physiques. La figure 14 montre qu'une baisse de la vitesse induit une augmentation du temps de cycle pour les deux cas. Toutefois, le cas 2 (humain plus disponible mais peu expert) présente un temps de production systématiquement plus élevé que le cas 1 (humain moins disponible mais très expert). Ce résultat met en évidence le rôle central de l'expertise de l'humain (Tir) dans la performance du système. Il souligne également l'importance d'un ajustement dynamique de la vitesse collaborative du robot, non seulement pour préserver la sécurité de l'humain, mais aussi pour maintenir un compromis efficace entre performance et sécurité du système collaboratif.

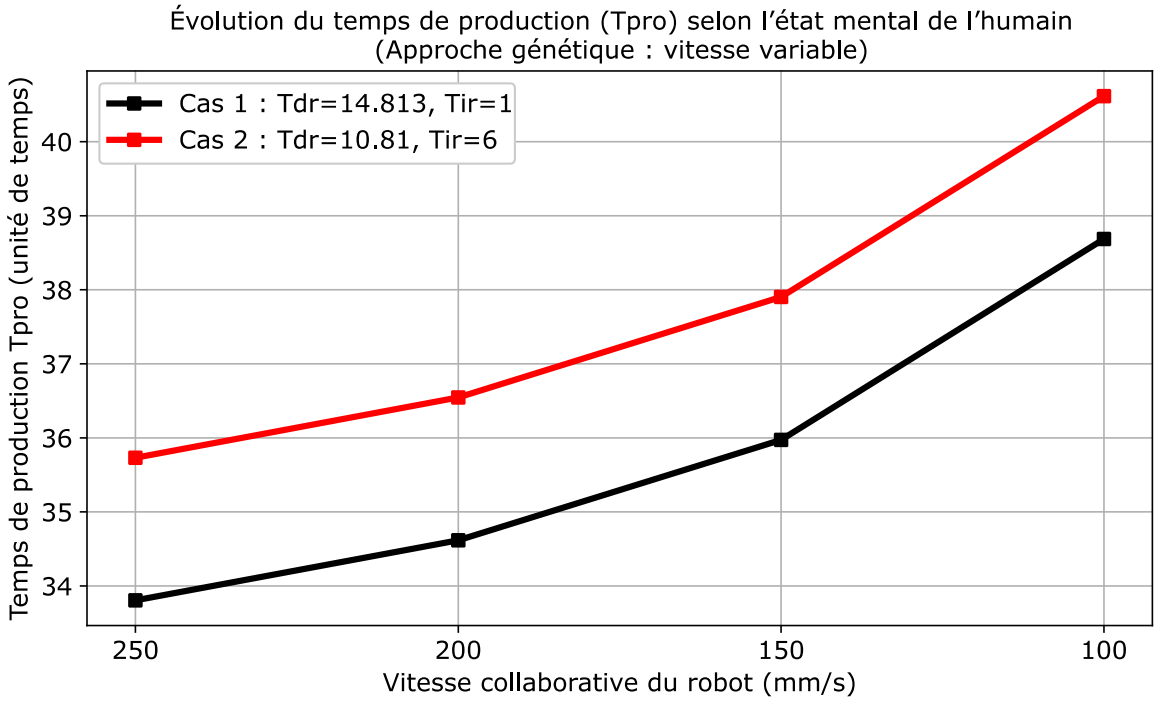

Figure 14 : Évolution du temps de production (Tpro) selon l'état de fatigue de l'humain

4.4.2 ÉVOLUTION DE L'ÉNERGIE TOTALE (Etot)

Le graphique de la figure 15 présente l'évolution de l'énergie totale consommée par le robot en fonction de la vitesse collaborative, laquelle est ajustée dynamiquement en fonction de l'état mental de l'humain, assimilé à son niveau de fatigue. Le premier scénario (cas 1) correspond à un humain moins disponible mais doté d'un haut niveau d'expertise, tandis que le second (cas 2) met en scène un humain plus disponible, mais moins expert. Les résultats montrent que la consommation d'énergie augmente lorsque la vitesse collaborative diminue, en raison d'un temps de fonctionnement plus long du robot. Cette réduction de vitesse permet également de préserver la sécurité de l'humain lorsqu'il est en situation de fatigue. Par ailleurs, l'énergie consommée est systématiquement plus élevée dans le second scénario, indiquant qu'une implication d'un humain moins qualifiée, tend à réduire l'efficience énergétique du système. Ces résultats mettent en évidence l'importance d'un ajustement dynamique de la vitesse collaborative du robot, à la fois pour garantir la sécurité de l'opérateur et pour maintenir une performance énergétique optimale.

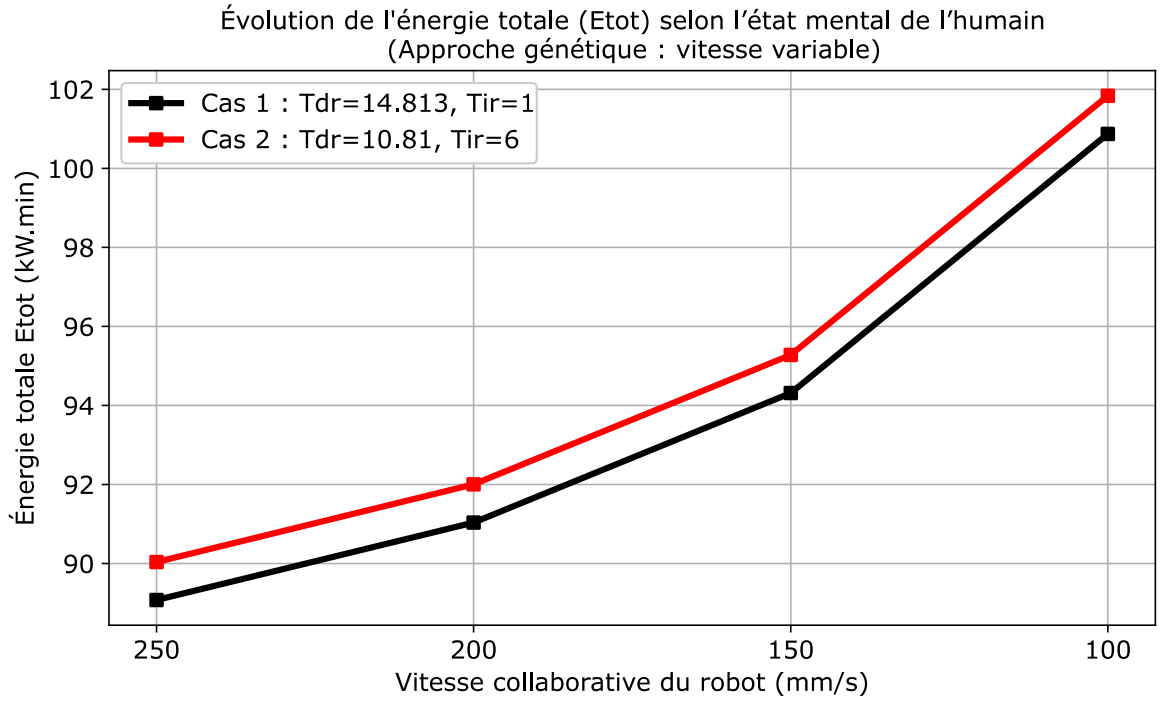

Figure 15 : Évolution de l'énergie totale (Etot) selon l'état de fatigue de l'humain

4.4.3 DISCUSSION

L'analyse de la fatigue humaine met en évidence que la dégradation de l'état mental accroît le temps de cycle et la consommation d'énergie. Cependant, une expertise élevée atténue ces effets, confirmant son rôle déterminant dans la performance du système collaboratif. En effet, le cas 1, associé à un opérateur expert, obtient de meilleurs résultats que le cas 2, malgré une disponibilité plus limitée. Par ailleurs, l'ajustement dynamique de la vitesse collaborative du robot selon le niveau de fatigue garantit à la fois la sécurité et un compromis acceptable entre productivité et efficacité énergétique. Ainsi, la combinaison de l'expertise humaine et de l'adaptation des vitesses s'avère essentielle pour optimiser la collaboration. Enfin, lorsque la fatigue atteint un seuil critique, l'arrêt de l'activité demeure indispensable pour préserver la sécurité de l'opérateur.

4.5 CALCUL DU NOMBRE DE STATIONS GÉRÉES PAR UN HUMAIN

4.5.1 CALCUL DES MOYENNES ET DES ÉCARTS TYPES

L'évaluation de la performance de l'humain dans le processus de désassemblage collaboratif repose sur l'analyse de deux métriques principales : le temps de production total du robot (Tpro) et le temps d'intervention réelle de l'humain (Tir). Pour l'ensemble de 20 cas d'étude ($N = 20$) du tableau 6, les statistiques descriptives ont été calculées à partir des formules (27) et (28) :

La moyenne d'un ensemble de valeurs $x_1, x_2, \dots, x_N$ est définie par l'équation (27):

$$\mu = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i \quad , \qquad \mathrm{N} = 20 \tag{27}$$

L'écart type mesure la variabilité autour de la moyenne, et est donné par l'équation (28) :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{\mathrm{N}-1}\sum_{i=1}^{N}(x_i - \mu)^2} \tag{28}$$

L'application des formules (27) et (28) aux métriques Tpro et Tir donne les résultats du tableau 9.

TABLEAU 9 : Table des valeurs des métriques Tpro et Tir

Métrique	**Moyenne** (μ)	**Ecart type** (σ)
Tpro	35.95	2.6
Tir	2.96	2.78

4.5.2 DISPERSION DES CAS D'ÉTUDE

Les figures 16, 17 et 18 présentent la dispersion des 20 cas d'étude selon les deux métriques principales (Tpro et Tir), avec la mise en évidence des intervalles autour des moyennes correspondant respectivement à ±σ, ±2σ et ±3σ. Ces représentations permettent de visualiser non seulement la répartition des cas par rapport aux valeurs centrales, mais également l'influence du niveau de variabilité pris en compte sur l'estimation de la capacité humaine.

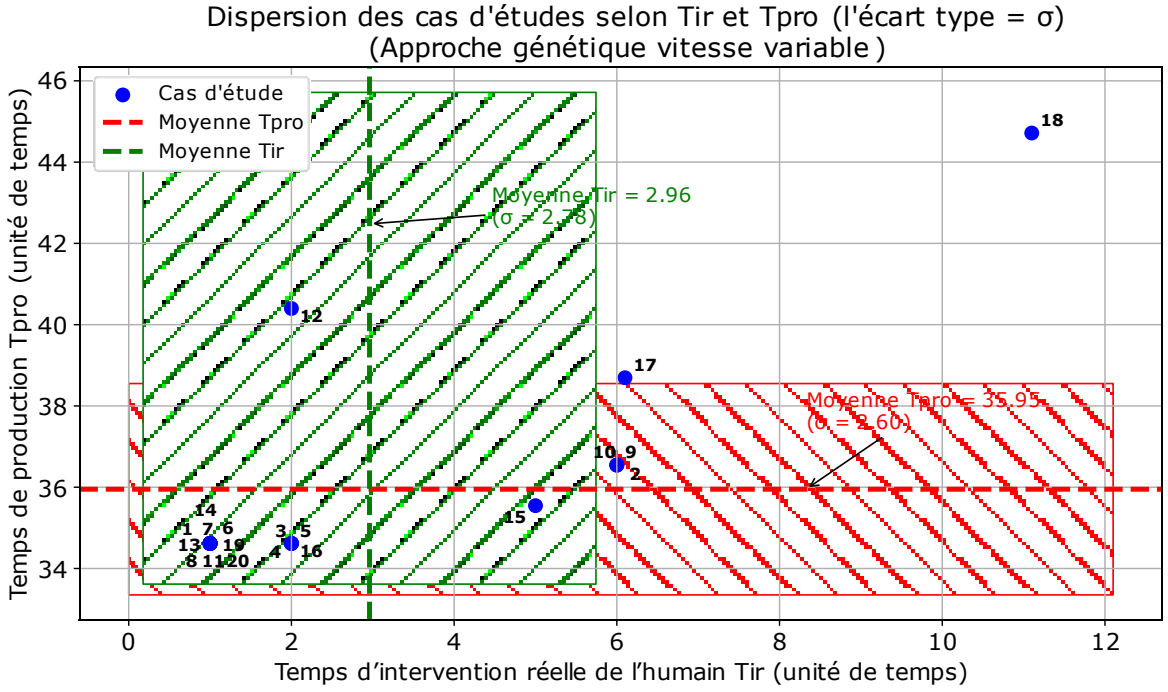

Figure 16 : Dispersion des cas d'étude selon la valeur moyenne de Tir et Tpro (l'écart type = $\boldsymbol{\sigma}$)

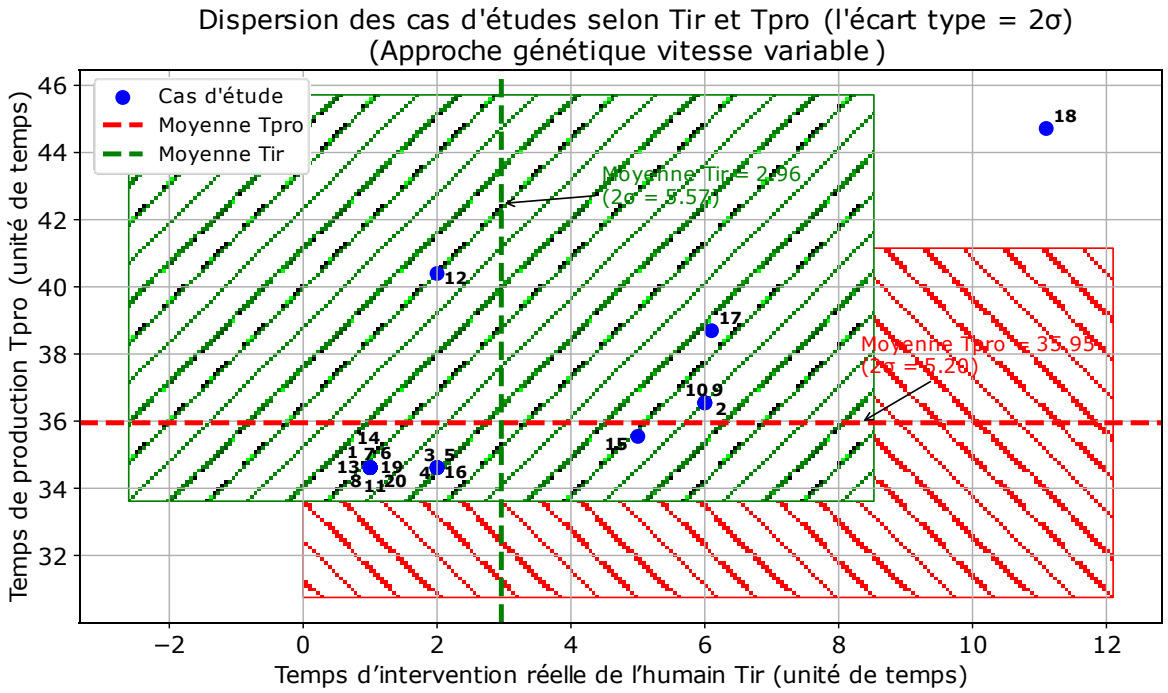

Figure 17 : Dispersion des cas d'étude selon la valeur moyenne de Tir et Tpro (l'écart type = 2σ)

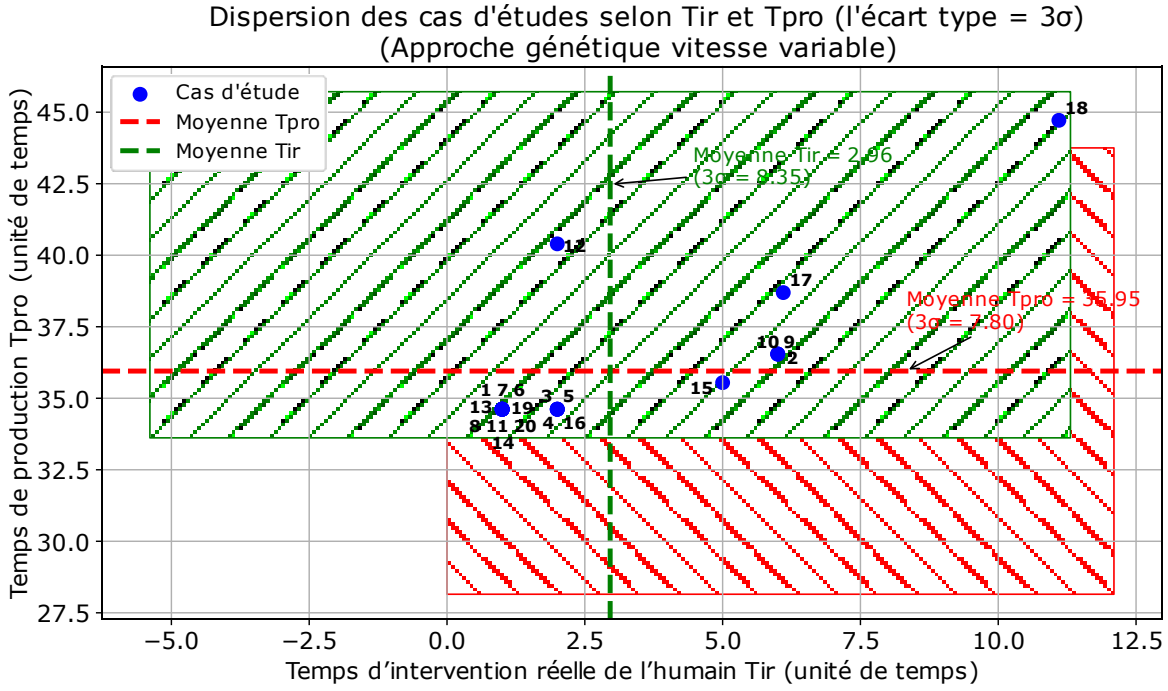

Figure 18 : Dispersion des cas d'étude selon la valeur moyenne de Tir et Tpro (l'écart type = 3σ)

Afin d'estimer la capacité de gestion d'un opérateur humain en termes de nombre de stations simultanées dans un contexte de désassemblage collaboratif, une autre métrique est définie par l'équation (29). Cette formulation prend en compte non seulement les valeurs moyennes, mais également la variabilité associée à chaque métrique, ce qui permet une estimation plus prudente et réaliste du nombre de stations qu'un seul humain peut raisonnablement gérer.

$$N_{station} = \frac{\mu_{Tpro} + k.\sigma_{Tpro}}{\mu_{Tir} + k.\sigma_{Tir}} \quad ; \quad k = 1,2\ ou\ 3 \tag{29}$$

L'application de la formule (29) pour chacun des trois niveaux d'écart type conduit aux valeurs résumées dans le tableau 10. Ce dernier présente, pour chaque scénario d'écart type, le nombre de stations calculé ($N_{station}$), le nombre de stations gérées estimé (arrondi à l'entier inférieur), ainsi que la proportion de cas d'étude inclus dans la zone définie par la moyenne $\pm k\sigma$ (avec $k = 1,2\ ou\ 3$).

TABLEAU 10 : Table statistique de stations gérées par un seul opérateur

Ecart type (σ)	Nombre de stations Calculées ($N_{station}$)	Nombre de stations gérées (estimé)	Nombre de cas inclus	Pourcentage de cas inclus (%)
σ	6.72	6	18	90
2σ	4.83	4	19	95
3σ	3.87	3	20	100

Les résultats montrent que plus l'intervalle considéré est large (passage de σ à 3σ), plus l'estimation du nombre de stations gérables diminue. Cela s'explique par la prise en compte d'une variabilité plus importante dans les temps Tpro et Tir, ce qui reflète une approche plus prudente pour éviter de surestimer la capacité réelle de l'opérateur. Par ailleurs, l'augmentation de l'écart type entraîne mécaniquement l'inclusion d'un plus grand nombre de cas dans l'analyse, jusqu'à atteindre la totalité des

cas d'étude lorsque l'on considère $\pm 3\sigma$. Dans ce contexte, l'estimation de trois stations gérées (cas $\pm 3\sigma$) apparaît comme la plus représentative de la réalité opérationnelle. En effet, elle prend en compte l'ensemble des 20 cas d'étude, y compris ceux présentant des valeurs extrêmes de Tir ou de Tpro. Cette estimation intègre non seulement les situations moyennes, mais également les scénarios atypiques susceptibles de se produire dans un environnement industriel réel, tels que les variations de la disponibilité de l'humain et les différences de niveau d'expertise.

4.5.3 DISCUSSION

L'évaluation de la performance humaine dans le processus de désassemblage collaboratif s'appuie sur le temps de production total (Tpro) et le temps d'intervention réelle (Tir), extraits des vingt cas d'étude et prenant en compte des scénarios variés, tels que l'entrée précoce ou retardée de l'opérateur et sa présence ou absence d'expertise. Les résultats montrent clairement que la variabilité des comportements humains a un impact direct sur la stabilité et l'efficacité globale du processus. De plus, la métrique de capacité en nombre de stations intègre simultanément les valeurs centrales et leur dispersion, permettant d'estimer de manière réaliste la charge qu'un opérateur peut gérer. Les analyses graphiques confirment que la prise en compte des différents niveaux de variabilité modifie sensiblement cette estimation. Par conséquent, il est indispensable de considérer à la fois les valeurs moyennes et la variabilité pour évaluer correctement la performance humaine. Cette approche fournit ainsi une base méthodologique robuste et pertinente pour dimensionner la charge du travail de l'opérateur dans un contexte collaboratif de désassemblage.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

Ce mémoire s'inscrit dans la dynamique de transition vers l'industrie 5.0, où la durabilité environnementale et la collaboration humain-robot prennent une importance croissante. À travers l'étude du désassemblage des batteries de véhicules électriques, ce travail a abordé la problématique complexe d'optimiser simultanément le temps de cycle et la consommation énergétique du robot, tout en intégrant la sécurité et la performance de l'humain dans un cadre collaboratif. L'objectif principal de cette recherche a été de développer un modèle dynamique de consommation énergétique intégré à une planification multiobjective, prenant en compte les contraintes de précédence, les masses manipulées et la sécurité de l'opérateur via une adaptation de la vitesse robotique en fonction de la fatigue humaine.

La méthodologie mise en œuvre a combiné un modèle énergétique physique avec un algorithme génétique d'ordonnancement, comparant trois approches : une optimisation génétique à vitesse constante, une autre à vitesse variable et une méthode TSP-KP classique. Les résultats mettent en évidence une différence entre l'approche génétique à vitesse variable et l'approche TSP-KP, suggérant que l'approche proposée fournit une solution plus pertinente, notamment en réduisant le temps de cycle et en adaptant intelligemment la vitesse du robot en mode autonome pour limiter la consommation énergétique, surtout lors de déplacements avec charges lourdes. L'étude de la fatigue de l'humain, illustrée par deux cas d'opérateurs aux niveaux d'expertise et de disponibilité distincts, a révélé que l'expertise joue un rôle clé dans l'atténuation des effets négatifs de la fatigue sur la performance du système. L'adaptation dynamique de la vitesse collaborative du robot en fonction de l'état mental de l'opérateur permet ainsi de garantir un équilibre entre sécurité, efficacité et consommation énergétique.

Trois hypothèses ont guidé ce travail. La première posait que le modèle de l'énergie consommée permettrait d'intégrer la dynamique du robot. Cette hypothèse a été confirmée par les résultats. Elle a été validée par la démonstration qu'il est possible d'inclure la dynamique du robot

dans le modèle, en prenant en compte à la fois l'énergie cinétique et l'énergie potentielle gravitationnelle, afin de refléter les effets de la vitesse et de la masse déplacée. La deuxième hypothèse postulait que l'ajout du modèle dynamique de l'énergie dans l'algorithme génétique réduirait simultanément le temps de cycle et l'énergie totale consommée. Les résultats obtenus confirment cette hypothèse. L'analyse a démontré que la configuration optimisée des vitesses du modèle dynamique de l'énergie permet de diminuer ces deux indicateurs pour l'ensemble des vingt cas d'étude utilisant l'approche génétique à vitesse variable. Enfin, la troisième hypothèse supposait que l'ajout du facteur humain permettrait d'assurer sa sécurité en incluant la fatigue et d'optimiser le nombre de stations gérées par un opérateur. Cette hypothèse a été confirmée par des simulations dans RoboDK. Les données recueillies ont démontré que l'adaptation dynamique de la vitesse en mode collaboratif, selon l'état de fatigue de l'opérateur, garantit la sécurité. L'analyse statistique des temps de cycle du robot et des temps d'intervention réelle de l'humain, réalisée sur 20 cas d'étude, a permis d'estimer qu'un opérateur peut gérer en pratique jusqu'à trois stations de désassemblage collaboratif, estimation prudente intégrant la variabilité des performances humaines. Cette donnée constitue une base pertinente pour la conception ergonomique et organisationnelle des lignes de production collaboratives.

En conclusion, ce travail apporte une contribution considérable à la conception de systèmes de désassemblage collaboratifs durables et performants, en proposant un modèle intégratif qui prend en compte les dimensions énergétiques, temporelle et humaine. Les résultats obtenus ouvrent la voie à des développements futurs, notamment : l’intégration de mesures physiologiques en temps réel pour une gestion adaptative de la fatigue, l’adaptation de la vitesse du robot en temps réel pour optimiser la sécurité et la performance humaine, la prise en compte de la variabilité des batteries dans la planification, l’extension à des environnements multi-opérateurs et multi-robots, ainsi que le déploiement dans des contextes industriels diversifiés.

LISTE DE RÉFÉRENCES

[1] G. Yuan, X. Liu, C. Zhang, D. T. Pham, and Z. Li, "A new heuristic algorithm based on multi-criteria resilience assessment of human–robot collaboration disassembly for supporting spent lithium-ion battery recycling," *Engineering Applications of Artificial Intelligence,* Article vol. 126, 2023, Art no. 106878.

[2] Agence Internationale de l'Énergie, "Perspectives mondiales des véhicules électriques.". https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2022 (accessed 15 August, 2025).

[3] W. Qu, J. Li, R. Zhang, S. Liu, and J. Bao, "Adaptive planning of human–robot collaborative disassembly for end-of-life lithium-ion batteries based on digital twin," *Journal of Intelligent Manufacturing,* Article vol. 35, no. 5, pp. 2021-2043, 2024.

[4] W. Li, Y. Peng, Y. Zhu, D. T. Pham, A. Y. C. Nee, and S. K. Ong, "End-of-life electric vehicle battery disassembly enabled by intelligent and human-robot collaboration technologies: A review," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing,* Review vol. 89, 2024, Art no. 102758.

[5] J. Gao, G. Wang, J. Xiao, P. Zheng, and E. Pei, "Partially observable deep reinforcement learning for multi-agent strategy optimization of human-robot collaborative disassembly: A case of retired electric vehicle battery," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing,* Article vol. 89, 2024, Art no. 102775.

[6] L. Quattrucci, M. Ceccarelli, M. Santoro, and M. Russo, "Problems and Requirements for the Robotic Disassembly of Lithium-Ion Batteries in the Automotive Industry," in *Mechanisms and Machine Science*, 2024, vol. 164 MMS, pp. 137-145.

[7] G. Yuan, X. Liu, D. T. Pham, G. Tian, J. Wu, and W. Wang, "Sequence optimization for human-oriented human–robot collaborative disassembly of spent lithium-ion battery," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology,* Article vol. 138, no. 7, pp. 3705-3718, 2025.

[8] W. Zhu, X. Fan, and Q. He, "An integrated operation feasibility analysis method for manual assembly and disassembly in restricted space," *International Journal of Advanced Manufacturing Technology,* Article vol. 106, no. 9-10, pp. 3721-3740, 2020.

[9] N. Hartono, F. J. Ramírez, and D. T. Pham, "Optimisation of Product Recovery Options in End-of-Life Product Disassembly by Robots," *Automation,* Article vol. 4, no. 4, pp. 359-377, 2023.

[10] J. Li, W. Qu, H. Zheng, R. Zhang, and S. Liu, "Generation of human-robot collaboration disassembly sequences for end-of-life lithium-ion batteries based on knowledge graph," *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing: AIEDAM,* Article vol. 38, 2024, Art no. e13.

[11] X. Guo *et al.*, "Human–Robot Collaborative Disassembly Line Balancing Problem With Stochastic Operation Time and a Solution via Multi-Objective Shuffled Frog Leaping Algorithm," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering,* Article pp. 1-12, 2023.

[12] I. Kay, S. Farhad, A. Mahajan, R. Esmaeeli, and S. R. Hashemi, "Robotic Disassembly of Electric Vehicles' Battery Modules for Recycling," *Energies,* Article vol. 15, no. 13, 2022, Art no. 4856.

[13] J. Wang, J. Huang, and R. Li, "Knowledge Graph Construction of End-of-Life Electric Vehicle Batteries for Robotic Disassembly," *Applied Sciences (Switzerland),* Article vol. 13, no. 24, 2023, Art no. 13153.

[14] E. Gerlitz, T. Fuchs, F. Kößler, and J. Fleischer, "Flexible Robot Cell for Traction Battery Disassembly – Introduction of a Robotic Cell for the Flexible Disassembly of Li-ion Battery Modules as well as Possibilities for Plant and Process Flexibilization," *ZWF Zeitschrift fuer Wirtschaftlichen Fabrikbetrieb,* Article vol. 118, no. 12, pp. 853-857, 2023.

[15] M. Choux, E. M. Bigorra, and I. Tyapin, "Task planner for robotic disassembly of electric vehicle battery pack," *Metals,* Article vol. 11, no. 3, pp. 1-18, 2021, Art no. 387.

[16] J. Fleischer, E. Gerlitz, S. Rieß, S. Coutandin, and J. Hofmann, "Concepts and Requirements for Flexible Disassembly Systems for Drive Train Components of Electric Vehicles," in *Procedia CIRP*, 2021, vol. 98, pp. 577-582.

[17] J. Hathaway, A. Shaarawy, C. Akdeniz, A. Aflakian, R. Stolkin, and A. Rastegarpanah, "Towards reuse and recycling of lithium-ion batteries: tele-robotics for disassembly of electric vehicle batteries," *Frontiers in Robotics and AI,* Article vol. 10, 2023, Art no. 1179296.

[18] I. Kay, R. Esmaeeli, S. R. Hashemi, A. Mahajan, and S. Farhad, "Recycling Li-ion batteries: Robotic disassembly of electric vehicle battery systems," in *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, Proceedings (IMECE)*, 2019, vol. 6.

[19] T. Hölter, F. H. Dierksen, and K. Dröder, "Experiment-based conceptualization of an automated disassembly process chain for the recycling of lithium-ion battery modules," in *Procedia CIRP*, 2024, vol. 127, pp. 249-254.

[20] J. Jiao, G. Feng, and G. Yuan, "Research on the Human–Robot Collaborative Disassembly Line Balancing of Spent Lithium Batteries with a Human Factor Load," *Batteries,* Article vol. 10, no. 6, 2024, Art no. 196.

[21] K. Wang, L. Gao, X. Li, and P. Li, "Energy-Efficient Robotic Parallel Disassembly Sequence Planning for End-of-Life Products," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering,* Article vol. 19, no. 2, pp. 1277-1285, 2022.

[22] K. Wang *et al.*, "A novel MILP model and an improved genetic algorithm for disassembly line balancing and sequence planning with partial destructive mode," *Computers and Industrial Engineering,* Article vol. 186, 2023, Art no. 109704.

[23] M. Han, L. Yun, and L. Li, "Deep reinforcement learning-based approach for dynamic disassembly scheduling of end-of-life products with stimuli-activated self-disassembly," *Journal of Cleaner Production,* Article vol. 423, 2023, Art no. 138758.

[24] P. Imtanavanich and S. M. Gupta, "Generating a complete disassembly-to-order plan," in *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 2007, vol. 5, PART 1 ed., pp. 24-29.

[25] E. B. Edis, R. Sancar Edis, and M. A. Ilgin, "Mixed integer programming approaches to partial disassembly line balancing and sequencing problem," *Computers and Operations Research,* Article vol. 138, 2022, Art no. 105559.

[26] W. Xu, Q. Tang, J. Liu, Z. Liu, Z. Zhou, and D. T. Pham, "Disassembly sequence planning using discrete Bees algorithm for human-robot collaboration in remanufacturing," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing,* Article vol. 62, 2020, Art no. 101860.

[27] G. V. Tchane Djogdom, R. Meziane, and M. J. D. Otis, "Robust dynamic robot scheduling for collaborating with humans in manufacturing operations," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing,* Article vol. 88, 2024, Art no. 102734.

[28] T. Wu, Z. Zhang, Y. Zeng, and Y. Zhang, "Mixed-integer programming model and hybrid local search genetic algorithm for human–robot collaborative disassembly line balancing problem," *International Journal of Production Research,* Article vol. 62, no. 5, pp. 1758-1782, 2024.

[29] W. Yang, Z. Li, C. Zheng, Z. Zhang, L. Zhang, and Q. Tang, "Multi-Objective Optimization for a Partial Disassembly Line Balancing Problem Considering Profit and Carbon Emission," *Mathematics,* Article vol. 12, no. 8, 2024, Art no. 1218.

[30] J. Wang, H. Tang, and D. Lei, "A feedback-based artificial bee colony algorithm for energy-efficient flexible flow shop scheduling problem with batch processing machines," *Applied Soft Computing,* Article vol. 153, 2024, Art no. 111254.

[31] C. Lu, R. Gao, L. Yin, and B. Zhang, "Human-Robot Collaborative Scheduling in Energy-Efficient Welding Shop," *IEEE Transactions on Industrial Informatics,* Article vol. 20, no. 1, pp. 963-971, 2024.

[32] T. Wu, Z. Zhang, Y. Zhang, and Y. Zeng, "Modelling and optimisation of two-sided disassembly line balancing problem with human–robot interaction constraints," *Expert Systems with Applications,* Article vol. 230, 2023, Art no. 120589.

[33] S. Tian, X. Liang, and M. Zheng, "An Optimization-Based Human Behavior Modeling and Prediction for Human-Robot Collaborative Disassembly," in *Proceedings of the American Control Conference*, 2023, vol. 2023-May, pp. 3356-3361.

[34] Y. Fang, Z. Li, S. Wang, and X. Lu, "Multi-objective multi-fidelity optimisation for position-constrained human-robot collaborative disassembly planning," *International Journal of Production Research,* Article vol. 62, no. 11, pp. 3872-3889, 2024.

[35] G. Wang, H. Wu, and J. Xiao, "A Genetic Algorithm-Based Optimization Approach for Disassembly Tool Selections toward Electric Vehicle Battery Disassembly," in *2023 9th*

International Conference on Mechatronics and Robotics Engineering, ICMRE 2023, 2023, pp. 192-196.

[36] A. Kinast, K. F. Doerner, and S. Rinderle-Ma, "Biased random-key genetic algorithm for cobot assignment in an assembly/disassembly job shop scheduling problem," in *Procedia Computer Science*, 2021, vol. 180, pp. 328-337.

[37] C. Urrea, D. Saa, and J. Kern, "Automated Symbolic Processes for Dynamic Modeling of Redundant Manipulator Robots," *Processes,* Article vol. 12, no. 3, 2024, Art no. 593, doi: 10.3390/pr12030593.

[38] M. Qu *et al.*, "Robotic Disassembly Platform for Disassembly of a Plug-In Hybrid Electric Vehicle Battery: A Case Study," *Automation,* Article vol. 5, no. 2, pp. 50-67, 2024.

[39] Y. Shen *et al.*, "Human–Robot Collaboration on a Disassembly-Line Balancing Problem with an Advanced Multiobjective Discrete Bees Algorithm," *Symmetry,* Article vol. 16, no. 7, 2024, Art no. 794.

[40] B. Abdallah, & Otis, M. J., Source code for battery disassembly optimisation using multi-humains, multi-stations, October 24, 2024. [Online]. Available: https://doi.org/10.17605/OSF.IO/Y8XW2

[41] P. d. c. e. l. (OBP). "Robotique - Exigences de sécurité - Partie 2 : Applications robotisées industrielles et cellules robotisées." https://www.iso.org/obp/ui/fr/#iso:std:iso:10218:-2:ed-2:v1:fr (accessed 10 February, 2025).

[42] M. A. Darwish, "Optimal workday length considering worker fatigue and employer profit," *Computers & Industrial Engineering,* vol. 179, p. 109162, 2023.

[43] Z. S. Givi, M. Y. Jaber, and W. P. Neumann, "Modelling worker reliability with learning and fatigue," *Applied Mathematical Modelling,* vol. 39, no. 17, pp. 5186-5199, 2015.