





**OPTIMISATION DU DÉSASSEMBLAGE EN COLLABORATION HUMAIN-ROBOT  
À L'AIDE DES ALGORITHMES GÉNÉTIQUES : APPLICATION AU  
RECONDITIONNEMENT DES BATTERIES DE VÉHICULES ÉLECTRIQUES**

**PAR SALMA NABLI**

**SOUS LA DIRECTION DE M. MARTIN J.-D. OTIS, Ph. D, Ing.**

**MÉMOIRE PRÉSENTÉ À L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À CHICOUTIMI EN VUE  
DE L'OBTENTION DU GRADE DE MAÎTRE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES (M. SC.  
A.) EN INGÉNIERIE**

**QUÉBEC, CANADA**

**© SALMA NABLI, 2024**

## RÉSUMÉ

Afin de parvenir à une économie circulaire complète pour les batteries usagées des véhicules électriques, il est essentiel de mettre en œuvre une étape de désassemblage pour en récupérer tous les composants. Dans ce contexte, les systèmes de collaboration humain-robot se révèlent des solutions essentielles pour optimiser les performances de production dans les industries de la remise à neuf, en fusionnant les capacités humaines et robotiques. Lors d'un mode interactif, l'humain interagit avec un robot dans les tâches partagées dont son comportement peut varier pour une même tâche. En outre, les interventions humaines présentent des variations temporelles imprévisibles. Par conséquent, une stratégie d'ordonnancement est nécessaire pour planifier de manière optimale les tâches humaines et robotiques, afin qu'elles soient suffisamment robustes pour gérer la variabilité liée aux fluctuations temporelles de l'intervention humaine, résultant de l'imprévisibilité de son comportement. La principale contribution de ce projet est la proposition d'une approche d'optimisation globale utilisant un algorithme génétique pour minimiser le temps total de désassemblage des batteries de véhicules électriques. Cette approche repose sur deux niveaux d'adaptation. Le premier, hors ligne, anticipe le comportement humain et propose une séquence de désassemblage basée sur les temps de disponibilité prévus pour son intervention. Le second, en ligne, ajuste la planification en fonction de l'intervention réelle de l'humain, tout en tenant compte des écarts par rapport aux prévisions initiales. Les résultats de cette approche d'optimisation globale seront comparés à ceux d'une approche non globale, qui divise le problème en plusieurs sous-problèmes résolus séparément avant d'être combinés pour obtenir une solution globale.

**Mots clés : Optimisation, Collaboration humain-robot, Approche globale, Algorithmes génétiques.**

## TABLE DES MATIÈRES

|                                                                                       |      |
|---------------------------------------------------------------------------------------|------|
| <b>RÉSUMÉ</b>                                                                         | ii   |
| <b>TABLE DES MATIÈRES</b>                                                             | iii  |
| <b>LISTE DES TABLEAUX</b>                                                             | vi   |
| <b>LISTE DES FIGURES</b>                                                              | viii |
| <b>LISTE DES ABRÉVIATIONS</b>                                                         | x    |
| <b>REMERCIEMENTS</b>                                                                  | xi   |
| <b>INTRODUCTION</b>                                                                   | 1    |
| <b>CHAPITRE I – MISE EN CONTEXTE</b>                                                  | 3    |
| 1.1 MISE EN CONTEXTE                                                                  | 3    |
| 1.2 PROBLÉMATIQUE                                                                     | 5    |
| 1.3 OBJECTIFS                                                                         | 7    |
| <b>CHAPITRE II – REVUE DE LITTÉRATURE</b>                                             | 11   |
| 2.1 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE DE LA REVUE DE LA LITTÉRATURE                             | 11   |
| 2.2 TRAVAUX CONNEXES                                                                  | 12   |
| 2.3 COMPARAISON DE L'APPROCHE PROPOSÉE AVEC LES TRAVAUX<br>AVEC LES TRAVAUX EXISTANTS | 15   |
| <b>CHAPITRE III – MÉTHODOLOGIE</b>                                                    | 19   |
| 3.1 HYPOTHÈSES                                                                        | 19   |
| 3.2 DESCRIPTION ET FORMULATION DU PROBLÈME                                            | 21   |
| 3.2.1 STRUCTURE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011                                       | 21   |
| 3.2.2 STRUCTURE DU GRAPHE DE DÉSASSEMBLAGE                                            | 23   |
| 3.3 FORMULATION MATHÉMATIQUE DU PROBLÈME                                              | 26   |
| 3.3.1 PARAMÈTRES LIÉS AU SCÉNARIO DE DÉSASSEMBLAGE                                    | 27   |
| 3.3.2 RELATIONS DES TÂCHES DANS LA SÉQUENCE DE DÉSASSEM-<br>BLAGE                     | 28   |
| 3.3.3 VARIABLES DE DÉCISION                                                           | 30   |
| 3.3.4 MODÈLE DE LA DURÉE TOTALE DU DÉSASSEMBLAGE                                      | 31   |

|                                                                                     |                                                                                                                        |           |
|-------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 3.3.5                                                                               | OBJECTIFS ET CONTRAINTES . . . . .                                                                                     | 31        |
| 3.4                                                                                 | MISE EN ŒUVRE DE L'APPROCHE PRÉDICTIVE . . . . .                                                                       | 34        |
| 3.4.1                                                                               | MISE EN ŒUVRE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE . . . . .                                                                      | 34        |
| 3.4.2                                                                               | DIFFÉRENCES MÉTHODOLOGIQUES ENTRE LES DEUX APPROCHES<br>GÉNÉTIQUE GLOBALE ET TSP-KP NON GLOBALE . . . . .              | 41        |
| 3.4.3                                                                               | PARAMÈTRES ET MÉTRIQUES DE COMPARAISON . . . . .                                                                       | 43        |
| 3.5                                                                                 | MISE EN ŒUVRE DE L'APPROCHE D'OPTIMISATION RÉACTIVE . . .                                                              | 46        |
| 3.5.1                                                                               | PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE L'APPROCHE D'OPTIMI-<br>SATION RÉACTIVE . . . . .                                        | 46        |
| 3.5.2                                                                               | MISE EN ŒUVRE DE L'APPROCHE D'OPTIMISATION RÉACTIVE                                                                    | 47        |
| 3.6                                                                                 | CONCLUSION . . . . .                                                                                                   | 52        |
| <b>CHAPITRE IV – RÉSULTATS ET DISCUSSIONS : APPROCHE PRÉDIC-<br/>TIVE . . . . .</b> |                                                                                                                        | <b>53</b> |
| 4.1                                                                                 | INTRODUCTION . . . . .                                                                                                 | 53        |
| 4.2                                                                                 | ÉVALUATION DE LA ROBUSTESSE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE                                                                  | 53        |
| 4.2.1                                                                               | ÉTUDE DE L'IMPACT DU TEMPS DE DISPONIBILITÉ DE L'HUMAIN                                                                | 54        |
| 4.2.2                                                                               | ÉTUDE DE L'IMPACT DE LA DURÉE DE L'INTERVENTION DE<br>L'HUMAIN . . . . .                                               | 55        |
| 4.3                                                                                 | COMPARAISON DES RÉSULTATS D'OPTIMISATION ENTRE L'APPROCHE<br>GÉNÉTIQUE GLOBALE ET L'APPROCHE TSP-KP NON GLOBALE. . . . | 57        |
| 4.3.1                                                                               | RÉSULTATS DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D'OPTI-<br>MISATION . . . . .                                               | 57        |
| 4.4                                                                                 | ÉTUDE STATISTIQUE COMPARATIVE DES DEUX APPROCHES D'OP-<br>TIMISATION . . . . .                                         | 60        |
| 4.4.1                                                                               | TEST DE NORMALITÉ . . . . .                                                                                            | 60        |
| 4.4.2                                                                               | TEST STATISTIQUE . . . . .                                                                                             | 61        |
| 4.5                                                                                 | VISUALISATION DES DIFFÉRENCES ENTRE LES DEUX APPROCHES<br>D'OPTIMISATION . . . . .                                     | 64        |
| 4.6                                                                                 | ANALYSE DES CAS CRITIQUES DANS LA COMPARAISON DE DEUX<br>APPROCHES D'OPTIMISATION . . . . .                            | 69        |
| 4.6.1                                                                               | CAS D'ÉTUDE 1 : TEMPS DE DISPONIBILITÉ RÉEL PROCHE DE<br>TEMPS PRÉVU . . . . .                                         | 69        |

|                                                                  |                                                                                                                                |            |
|------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 4.6.2                                                            | CAS D'ÉTUDE 2 : TEMPS DE DISPONIBILITÉ RÉEL SUPÉRIEUR<br>AU TEMPS PRÉVU . . . . .                                              | 71         |
| 4.6.3                                                            | CAS D'ÉTUDE 3 : TEMPS DE DISPONIBILITÉ RÉEL INFÉRIEUR<br>AU TEMPS PRÉVU . . . . .                                              | 72         |
| 4.7                                                              | VISUALISATION DES COURBES COMPARATIVES . . . . .                                                                               | 75         |
| 4.8                                                              | DISCUSSION . . . . .                                                                                                           | 79         |
| 4.9                                                              | CONCLUSION . . . . .                                                                                                           | 80         |
| <b>CHAPITRE V – RÉSULTATS ET DISCUSSIONS : APPROCHE RÉACTIVE</b> |                                                                                                                                | <b>81</b>  |
| 5.1                                                              | INTRODUCTION . . . . .                                                                                                         | 81         |
| 5.2                                                              | ÉTUDE COMPARATIVE DES DEUX APPROCHES PRÉDICTIVE ET RÉ-<br>ACTIVE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE . . . . .                           | 81         |
| 5.2.1                                                            | RÉSULTATS DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D'OPTI-<br>MISATION . . . . .                                                       | 82         |
| 5.2.2                                                            | DIFFÉRENCES EN POURCENTAGE ENTRE LES DEUX APPROCHES<br>PRÉDICTIVE ET RÉACTIVE . . . . .                                        | 85         |
| 5.2.3                                                            | VISUALISATION DES COURBES COMPARATIVES DES DEUX AP-<br>PROCHES PRÉDICTIVE ET RÉACTIVE DE L'ALGORITHME GÉNÉ-<br>TIQUE . . . . . | 87         |
| 5.3                                                              | ÉTUDE COMPARATIVE DE DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION . . .                                                                       | 93         |
| 5.3.1                                                            | RÉSULTATS DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D'OPTI-<br>MISATION . . . . .                                                       | 93         |
| 5.3.2                                                            | VISUALISATION DES COURBES COMPARATIVES DE DEUX AP-<br>PROCHES D'OPTIMISATION . . . . .                                         | 96         |
| 5.4                                                              | DISCUSSION . . . . .                                                                                                           | 100        |
| 5.5                                                              | CONCLUSION . . . . .                                                                                                           | 102        |
| <b>CONCLUSION</b> . . . . .                                      |                                                                                                                                | <b>103</b> |
| <b>LISTE DE RÉFÉRENCES</b> . . . . .                             |                                                                                                                                | <b>106</b> |

## LISTE DES TABLEAUX

|              |                                                                                            |    |
|--------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| TABEAU 1 :   | LISTE DES ABRÉVIATIONS. . . . .                                                            | x  |
| TABEAU 2 :   | LISTE DES VARIABLES MATHÉMATIQUES UTILISÉES . . . . .                                      | x  |
| TABEAU 2.1 : | COMPARAISON DE LA LITTÉRATURE EXISTANTE ET DE LA PRÉSENTE ÉTUDE . . . . .                  | 16 |
| TABEAU 3.1 : | INFORMATIONS SUR LES TÂCHES DE DÉSASSEMBLAGE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011 [1] . . . . . | 25 |
| TABEAU 3.2 : | DURÉE DES TÂCHES DE DÉSASSEMBLAGE [1] . . . . .                                            | 26 |
| TABEAU 3.3 : | DESCRIPTION DES INDICES ET PARAMÈTRES DU MODÈLE .                                          | 28 |
| TABEAU 4.1 : | RÉSULTATS DES CAS D'UTILISATION . . . . .                                                  | 58 |
| TABEAU 4.2 : | RÉSULTATS DU TEST DE SHAPIRO-WILK . . . . .                                                | 61 |
| TABEAU 4.3 : | RÉSULTATS DU TEST DE MANN-WHITNEY U . . . . .                                              | 62 |
| TABEAU 4.4 : | RÉSULTATS DU TEST D'ÉQUIVALENCE (TOST) . . . . .                                           | 64 |
| TABEAU 4.5 : | RÉSULTAT DU CAS 3 POUR LA COMPARAISON DES DEUX APPROCHES. . . . .                          | 69 |
| TABEAU 4.6 : | RÉSULTATS DU CAS 13 POUR LA COMPARAISON DES DEUX APPROCHES. . . . .                        | 71 |
| TABEAU 4.7 : | RÉSULTAT DU CAS 18 POUR LA COMPARAISON DES DEUX APPROCHES. . . . .                         | 72 |
| TABEAU 4.8 : | RÉSULTAT DE CAS 2 DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES<br>73                                   |    |
| TABEAU 4.9 : | RÉSULTAT DE CAS 20 DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES . . . . .                              | 74 |
| TABEAU 5.1 : | RÉSULTATS DE L'APPROCHE PRÉDICTIVE ET RÉACTIVE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE . . . . .         | 83 |
| TABEAU 5.2 : | DIFFÉRENCES EN POURCENTAGE ENTRE LES DEUX APPROCHES PRÉDICTIVE ET RÉACTIVE . . . . .       | 86 |

|                                                                                                       |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| TABLEAU 5.3 : RÉSULTATS DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION SUR LE PLAN RÉACTIF . . . . . | 94 |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|

## LISTE DES FIGURES

|              |                                                                                                           |    |
|--------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| FIGURE 1.1 – | USINE DE DÉMONTAGE D’UNE BATTERIE NISSAN LEAF [1]. . .                                                    | 5  |
| FIGURE 1.2 – | ORGANIGRAMME DES ÉTAPES MÉTHODOLOGIQUES DU PRO-<br>JET DE RECHERCHE . . . . .                             | 9  |
| FIGURE 2.1 – | ORGANIGRAMME DES ÉTAPES DE LA MÉTHODE PRISMA. . . .                                                       | 12 |
| FIGURE 3.1 – | SCHÉMA DES PHASES DE DÉMONTAGE DE LA BATTERIE<br>NISSAN LEAF . . . . .                                    | 22 |
| FIGURE 3.2 – | GRAPHE DE DÉSASSEMBLAGE D’UNE BATTERIE NISSAN<br>LEAF 2011 [1] . . . . .                                  | 23 |
| FIGURE 3.3 – | ORGANIGRAMME D’UN ALGORITHME GÉNÉTIQUE [2] . . . . .                                                      | 35 |
| FIGURE 3.4 – | CALCUL DES MÉTRIQUES DE COMPARAISON ENTRE LE PLAN<br>PRÉDICTIF ET L’EXÉCUTION RÉELLE DES TÂCHES . . . . . | 45 |
| FIGURE 4.1 – | IMPACT DU MOMENT DE L’INTERVENTION HUMAINE SUR LE<br>TEMPS TOTAL DE DÉSASSEMBLAGE . . . . .               | 54 |
| FIGURE 4.2 – | IMPACT DU DURÉE DE L’INTERVENTION HUMAINE SUR LE<br>NOMBRE DE TÂCHES RÉALISÉS EN PARALLÈLE . . . . .      | 55 |
| FIGURE 4.3 – | IMPACT DE LA DURÉE DE L’INTERVENTION HUMAINE SUR<br>LE TEMPS TOTAL DE DÉSASSEMBLAGE . . . . .             | 56 |
| FIGURE 4.4 – | DIFFÉRENCE ABSOLUE DU TEMPS DE TRAVAIL EN MODE<br>COLLABORAIF . . . . .                                   | 65 |
| FIGURE 4.5 – | DIFFÉRENCE ABSOLUE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DE L’HU-<br>MAIN $S_{oiH}$ . . . . .                             | 66 |
| FIGURE 4.6 – | DIFFÉRENCE ABSOLUE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DU ROBOT .                                                       | 67 |
| FIGURE 4.7 – | DIFFÉRENCE ABSOLUE DU TEMPS TOTAL DE PRODUCTION . .                                                       | 68 |
| FIGURE 4.8 – | DIAGRAMME DE GANTT DES DEUX APPROCHES D’OPTIMI-<br>SATION POUR LE CAS 3 . . . . .                         | 70 |
| FIGURE 4.9 – | COURBE COMPARATIVE DU TEMPS DE TRAVAIL EN MODE<br>COLLABORATIF . . . . .                                  | 75 |

|                                                                          |     |
|--------------------------------------------------------------------------|-----|
| FIGURE 4.10 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DE L’HUMAN        | 76  |
| FIGURE 4.11 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DU ROBOT          | 77  |
| FIGURE 4.12 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS DE PRODUCTION TOTAL            | 78  |
| FIGURE 5.1 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS DE TRAVAIL EN MODE COLLABORATIF | 88  |
| FIGURE 5.2 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DE L’HUMAN         | 89  |
| FIGURE 5.3 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DU ROBOT           | 90  |
| FIGURE 5.4 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS DE PRODUCTION TOTAL             | 92  |
| FIGURE 5.5 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS DE TRAVAIL EN MODE COLLABORATIF | 97  |
| FIGURE 5.6 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DE L’HUMAN         | 98  |
| FIGURE 5.7 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS D’INACTIVITÉ DU ROBOT           | 99  |
| FIGURE 5.8 – COURBE COMPARATIVE DU TEMPS TOTAL DE PRODUCTION             | 100 |

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

### LISTE DES ABRÉVIATIONS

| Acronyme | Définition en anglais             | Définition en français            |
|----------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| TSP      | <i>Traveling Salesman Problem</i> | Problème du voyageur de commerce  |
| KP       | <i>Knapsack Problem</i>           | Problème de sac à dos             |
| BMS      | <i>Battery Management System</i>  | Système de gestion de la batterie |
| TOST     | <i>Two One-Sided Test</i>         | Test d'équivalence                |

TABLEAU 1 : Liste des abréviations

### LISTE DES VARIABLES MATHÉMATIQUES

| Variable         | Description                                                       |
|------------------|-------------------------------------------------------------------|
| $n$              | Nombre total de tâches de désassemblage                           |
| $i, j$           | Indice de la tâche de désassemblage, $i, j = 1, 2, \dots, n$      |
| $t_i^s$          | Temps de début de la tâche $i$                                    |
| $t_i^f$          | Temps de fin de la tâche $i$                                      |
| $t_{ij}$         | Temps d'exécution de la tâche $j$ commencée après la tâche $i$    |
| 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                           |
| T <sub>exh</sub> | Temps de travail en mode collaboratif après la sortie de l'humain |
| S <sub>oiH</sub> | Temps d'inactivité de l'humain                                    |
| T <sub>siR</sub> | Temps d'inactivité du robot                                       |
| T <sub>pro</sub> | Temps total de production                                         |

TABLEAU 2 : Liste des variables mathématiques utilisées

## REMERCIEMENTS

Je souhaite dédier cette page à exprimer ma profonde gratitude envers toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à ce projet de recherche et m'ont soutenue tout au long de sa réalisation.

Ce travail 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 permis de mener à bien mon projet de maîtrise dans les meilleures conditions. Je suis également très reconnaissante envers mes collègues de laboratoire pour les discussions stimulantes, les retours constructifs et le partage d'expériences qui ont enrichi mon apprentissage tout au long de ce projet.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à ma famille, en particulier à mes parents, Lamine et Samah, pour la confiance qu'ils m'ont accordée et pour leur immense soutien, tant financier que moral. Leur présence m'a donné la force et la persévérance nécessaires pour atteindre mes objectifs. Je souhaite également exprimer ma profonde reconnaissance à mon frère Seif, dont le soutien continu et le dévouement ont été une source de motivation dans la réalisation de mon succès.

En conclusion, je souhaite exprimer ma reconnaissance à mes amis proches, en Tunisie et au Canada, pour leur soutien moral tout au long de cette aventure. Je suis également fière d'avoir su rester résiliente et forte malgré l'éloignement de ma famille.

## INTRODUCTION

Au cours des dernières années, les gouvernements ont accordé de plus en plus d'attention à la crise énergétique et à la protection de l'environnement, incitant de nombreux pays à privilégier l'investissement et la recherche dans le domaine des véhicules électriques, en raison de leur intérêt pour le marché automobile futur [3]. Par conséquent, les ventes mondiales de ces véhicules devraient passer de 1,1 million actuellement à 11 millions en 2025, et à 30 millions en 2030 [4]. Considérant que les batteries de puissance ayant perdu plus de 20% de leur capacité nominale ne sont plus jugées aptes pour un transport optimal [5], cela pourrait entraîner une accumulation importante de batteries usagées dans les prochaines décennies [6]. La mise hors service d'un nombre croissant de batteries usagées pose une menace écologique, faisant de leur démontage et leur recyclage une priorité de recherche [7]. La diversité des modèles et des états de mise hors service de ces batteries ajoute une couche de complexité [7], nécessitant une grande adaptabilité que seuls les opérateurs humains peuvent offrir. Cependant, les tâches de désassemblage, souvent répétitives et monotones, exposent les travailleurs humains au risque de troubles musculo-squelettiques. Cela souligne l'importance de la collaboration avec les robots, qui sont particulièrement efficaces pour gérer des tâches répétitives et dangereuses [8]. Néanmoins, l'introduction de robots dans l'industrie a naturellement soulevé la question de savoir comment utiliser efficacement les deux partenaires (humain et robot) pour optimiser le temps de production tout en prévenant le développement de troubles musculo-squelettiques [1]. Il convient de souligner que l'ordonnancement des tâches de démontage a un impact significatif sur les performances de recyclage des produits usagés ou mis au rebut [9]. Cet effet souligne l'importance d'une coordination précise des interactions humain-robot, notamment dans des scénarios où les humains travaillent aux côtés des robots dans un espace de travail commun. Ce projet de recherche vise à optimiser le processus de désassemblage des batteries électriques grâce à une approche d'optimisation globale intégrant la collaboration humain-robot tout en garantissant un partage fiable et sécuritaire de l'espace de travail commun. Cette approche d'optimisation repose sur un schéma d'adaptation à deux niveaux. Le premier niveau,

hors ligne (approche prédictive), se base sur les temps de disponibilité prévus de l'intervention humaine pour proposer un ordre de séquençage des tâches, visant à minimiser le temps total de production et les périodes d'inactivité de l'humain et du robot. Cependant, le comportement réel de l'humain peut différer des prévisions, rendant nécessaire une adaptation en temps réel pour ajuster la planification face à ces imprévus, en raison de la nature imprévisible du comportement humain. Le second niveau, en ligne (approche réactive), repose sur la détection en temps réel de l'intervention humaine et ajuste la planification de manière dynamique par rapport aux prévisions initiales fournies par l'approche prédictive. Les résultats obtenus à partir de cette approche d'optimisation globale sont comparés à ceux d'une approche non globale, qui divise le problème en plusieurs sous-problèmes résolus indépendamment avant d'être combinés pour générer une solution globale [1]. Contrairement à cette méthode, l'approche utilisée dans ce projet de recherche intègre toutes les tâches et les contraintes en une seule étape d'optimisation. Les deux approches, globale et non globale, ont été simulées dans différents scénarios où le temps prédit diffère du temps réel. De plus, les versions prédictives et réactives de ces deux approches d'optimisation ont été comparées afin de mesurer leur efficacité respective dans l'optimisation du processus de désassemblage face aux incertitudes liées au comportement imprévisible de l'opérateur humain.

Dans le reste de ce document, le contexte de ce projet de recherche sera détaillé dans le chapitre 1, où la problématique sera analysée et les objectifs de la recherche définis. Le chapitre 2 proposera une revue de la littérature, examinant les travaux antérieurs pertinents, qui serviront à définir la contribution scientifique et à formuler les hypothèses qui seront présentées en début du chapitre 3. Ce chapitre décrira ensuite la méthodologie utilisée pour atteindre les objectifs fixés. Le chapitre 4 présentera les résultats obtenus avec l'approche prédictive appliquée aux deux méthodes d'optimisation, tandis que le chapitre 5 discutera de l'approche réactive en temps réel et de ses résultats. Enfin, les conclusions de l'étude et les perspectives de recherches futures seront exposées.

# **CHAPITRE I**

## **MISE EN CONTEXTE**

### **INTRODUCTION**

Les progrès récents dans le domaine de la robotique ont ouvert la voie à une collaboration étroite entre humains et robots dans un espace de travail partagé [10]. L'ordre de réalisation des tâches de désassemblage joue un rôle déterminant dans le reconditionnement, influençant directement l'efficacité opérationnelle [9]. Par conséquent, l'optimisation du processus de désassemblage et l'adoption d'une collaboration humain-robot ouvrent des perspectives prometteuses pour simplifier et améliorer les opérations complexes dans les industries de remise à neuf [11]. Dans ce contexte, ce chapitre explore les enjeux essentiels liés à la collaboration humain-robot dans le démontage des batteries usagées, tout en mettant en lumière les objectifs principaux de ce projet de recherche.

#### **1.1 MISE EN CONTEXTE**

La prolongation du cycle de vie des produits usagés, notamment des batteries de véhicules électriques, est aujourd'hui une priorité majeure dans la lutte contre les déchets électroniques et les préoccupations environnementales croissantes [12]. En effet, ces batteries contiennent des matériaux précieux [9], ainsi que des substances nocives susceptibles de polluer l'environnement [3]. De plus, elles possèdent des cellules délicates potentiellement instables, augmentant les risques d'incidents et compliquant le processus de désassemblage [13]. Il est important de souligner que la diversité des batteries de véhicules électriques ajoute une couche de complexité supplémentaire. Chaque type de batterie peut présenter des caractéristiques et des configurations différentes [7], nécessitant une approche spécifique pour leur démontage et leur recyclage. Par ailleurs, la complexité réside dans la nécessité de prendre en compte plusieurs objectifs simultanément, tels que la récupération de composants

précieux, la réduction des déchets, ainsi que l'amélioration du processus de désassemblage [14]. Cette variété de configurations et de compositions des batteries exige une adaptabilité et une compréhension que seuls les opérateurs humains peuvent apporter efficacement. Leur rôle est crucial pour traiter avec précision les éléments spécifiques de chaque type de batterie, comme les harnais (câbles électriques) et les systèmes de gestion. En effet, leur capacité à s'adapter aux différentes spécifications et à manipuler soigneusement divers composants est essentielle pour répondre efficacement aux exigences uniques de chaque modèle de batterie dans le processus de désassemblage. Néanmoins, les tâches de démontage, souvent répétitives et pénibles, exposent les travailleurs humains à des risques de troubles musculo-squelettiques [15]. Cela souligne l'importance de la collaboration avec les robots, qui sont mieux adaptés pour gérer les tâches monotones, répétitives et potentiellement dangereuses, réduisant ainsi le risque de blessures ou de fatigue excessive pour les opérateurs humains [8]. Cependant, malgré les avancées, il est important de noter que les robots ont encore des limites en ce qui concerne leurs capacités cognitives et leur flexibilité lorsqu'ils sont confrontés à des tâches de démontage complexes dans des situations pratiques [7]. Il est donc essentiel de reconnaître que certaines tâches complexes, telles que le démontage des harnais de câbles ou des pièces hautement flexibles, requièrent toujours l'intervention humaine en raison de la dextérité requise. Dans ce cas, le démontage collaboratif humain-robot peut prendre en compte non seulement la flexibilité des opérateurs humains et l'efficacité des robots, mais aussi la protection de la santé physique et mentale ainsi que le bien-être des opérateurs impliquées dans la fabrication [16]. Dans ce contexte multidimensionnel, l'approche novatrice de ce projet de recherche consiste à maximiser la collaboration entre les capacités humaines et robotiques. En fusionnant les capacités d'adaptabilité, de jugement et de perception humaines [17] avec les capacités de rapidité, de précision et de reproductibilité des robots industriels [8], on vise à optimiser le processus de démontage des produits en fin de vie, en mettant un accent particulier sur les batteries de véhicules électriques.

## 1.2 PROBLÉMATIQUE

Dans ce projet de recherche, l'étude se concentre sur une application spécifique : le désassemblage de la batterie de la Nissan Leaf 2011. L'infrastructure de l'installation est créée dans RoboDK, un logiciel de commande et de simulation de robots. La figure 1.1 donne un aperçu de l'installation dans l'environnement RoboDK, montrant la batterie dans l'espace de travail.

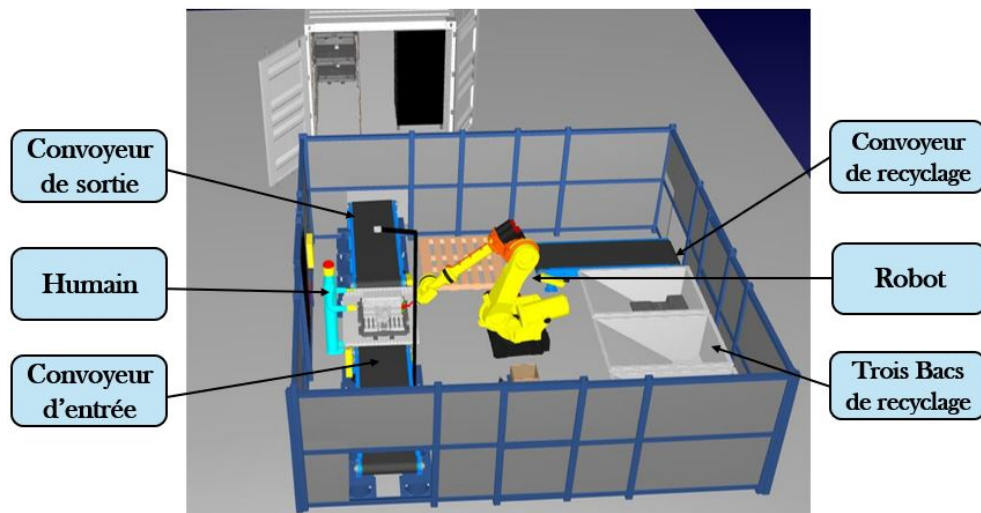


FIGURE 1.1 : Usine de démontage d'une batterie NISSAN Leaf [1]

L'introduction des robots collaboratifs dans l'industrie a naturellement soulevé la question de savoir comment utiliser efficacement les deux partenaires (robot et humain) afin d'optimiser le temps de production [1]. Dans les processus industriels nécessitant une collaboration humain-robot, le désassemblage des produits usagés présente des configurations spécifiques où certaines tâches, incompatibles avec la présence de l'opérateur humain, rendent inaccessible une partie de l'espace de travail. Toutefois, les interventions humaines sont nécessaires pour gérer des opérations plus complexes et sensibles comme le retrait des harnais de connexion, des câbles et des faisceaux. Lors d'un mode interactif, l'humain interagit avec un robot dans les tâches partagées dont son comportement peut varier pour une même tâche.

En outre, les interventions humaines varient de manière aléatoire dans le temps, avec des moments imprévisibles et des durées variables. Ces variations sont influencées par divers facteurs, tels que la fatigue accumulée par l'opérateur humain [18], son expérience de la tâche [19], et la confiance établie avec le robot partenaire [20]. L'un des défis prédominants dans ce contexte réside dans la gestion de la transition entre le travail en mode autonome du robot et l'intégration de l'humain dans le processus de désassemblage en collaboration. Cette complexité peut être accentuée par la variabilité des moments de début et des durées d'exécution des tâches réalisées par l'humain. Dans le cadre de cette étude, le robot commence son travail de manière autonome, mais à un moment donné, l'humain doit intervenir pour effectuer des tâches spécifiques, telles que le retrait des câbles électriques et des modules de gestion de la batterie. Cependant, l'heure précise de l'entrée de l'humain dans l'espace de travail commun demeure incertaine. En cas d'absence de l'humain, il est impératif d'optimiser le temps de désassemblage en permettant au robot de poursuivre d'autres tâches, car l'objectif demeure de trouver la séquence optimale de désassemblage tout en maximisant le temps d'utilisation du robot. Même lors de l'entrée de l'humain, le robot peut continuer à effectuer certaines tâches pour minimiser le temps total de désassemblage. Cependant, il existe des tâches incompatibles avec la présence de l'humain, ce qui signifie que le robot ne peut pas les exécuter en sa présence.

La problématique centrale de ce projet de recherche réside dans les défis majeurs liés à l'optimisation du processus de désassemblage des produits usagés, en particulier des batteries de véhicules électriques. Ces défis proviennent de la nécessité de gérer efficacement la collaboration entre les capacités humaines et robotiques, tout en prenant en compte l'incertitude liée à la disponibilité de l'humain dans l'espace de travail commun ainsi qu'à la durée de sa présence. Pour relever ces défis, deux approches ont été mises en œuvre afin de déterminer l'ordre optimal des séquences de désassemblage en tenant compte de l'imprévisibilité du comportement humain et des moments de son intervention dans l'espace de travail. La première, dite prédictive, basée sur l'utilisation d'un algorithme génétique, anticipe l'intervention humaine

sur la base de temps prévus. La seconde, dite réactive, ajuste en temps réel la planification obtenue avec l'algorithme d'optimisation via une programmation dynamique.

Dans la section suivante, les objectifs de cette recherche seront définis, permettant d'aborder ces défis de manière méthodique et précise.

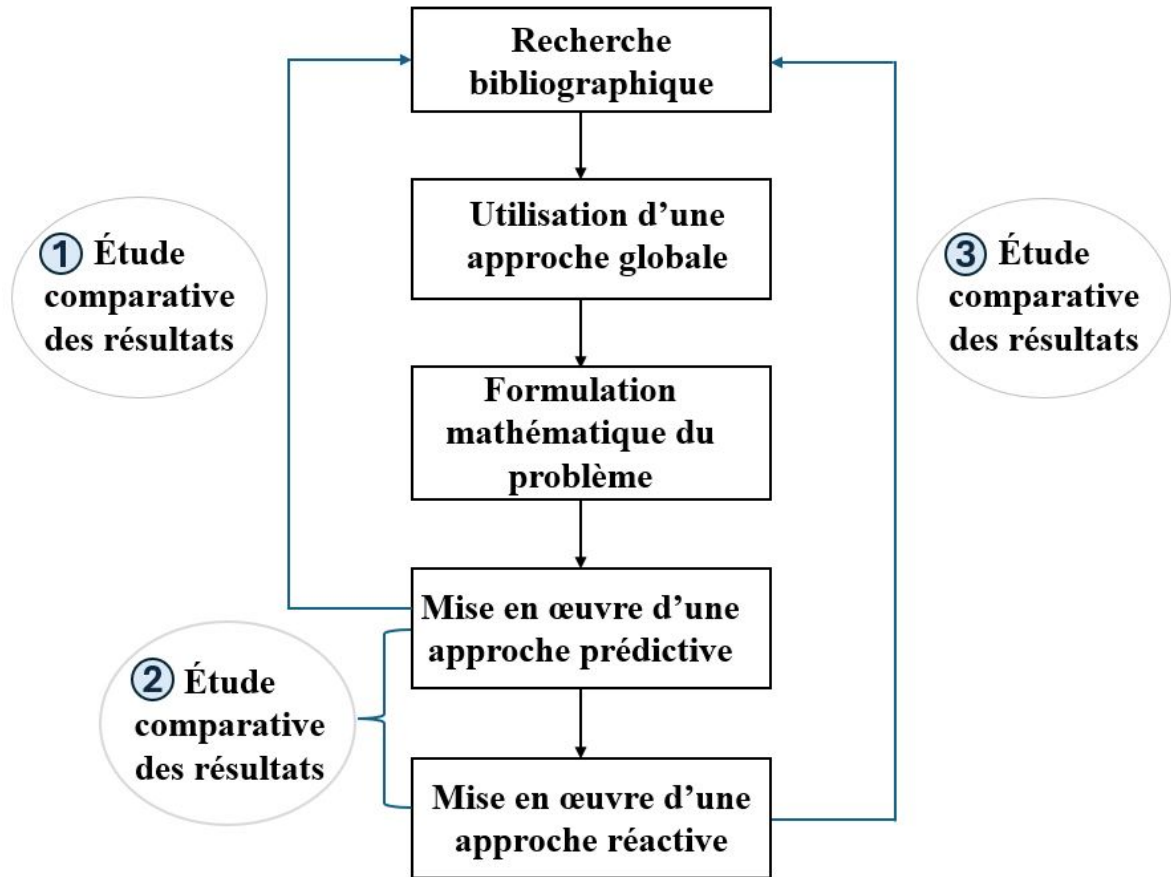
### **1.3 OBJECTIFS**

L'objectif principal de ce projet de recherche est de déterminer la séquence optimale d'ordonnement des tâches de désassemblage des batteries de véhicules électriques. Cela implique de minimiser le temps total de production ainsi que de réduire les temps d'inactivité du robot et de l'opérateur humain, tout en prenant en compte l'incertitude liée à l'heure d'arrivée et à la durée de l'intervention humaine. Tout d'abord, le premier objectif spécifique est de concevoir et de formuler le problème de manière globale, puis de le résoudre à l'aide d'un algorithme d'optimisation approprié. À cet égard, les algorithmes évolutionnaires, tels que les algorithmes génétiques, sont particulièrement appropriés pour traiter des problèmes complexes et dynamiques comme celui-ci [8]. Ensuite, le deuxième objectif est d'évaluer la robustesse de l'algorithme d'optimisation développé. Cela consiste à évaluer sa capacité à maintenir un processus de désassemblage optimal malgré les variations imprévues liées aux moments d'intervention de l'humain et à la variabilité des temps d'exécution de ses tâches. Cette analyse permettra de mesurer l'impact de ces variations sur le temps total de désassemblage. Par ailleurs, le troisième objectif spécifique vise à valider l'approche globale d'optimisation développée dans ce projet de recherche en la comparant à une approche non globale, en se basant initialement sur les temps de disponibilité prévus (approche prédictive). Les deux approches, globale et non globale, seront simulées à l'aide de temps prédictifs. Ensuite, des données réelles seront introduites pour évaluer l'efficacité des deux méthodes lorsqu'elles sont confrontées à des conditions réelles qui diffèrent de celles anticipées. Cette validation permettra de comparer comment chaque approche d'optimisation gère l'écart entre les temps prédits et les temps réels. Enfin, le quatrième objectif consiste à valider l'amélioration des

résultats grâce à une approche réactive qui se base sur l'utilisation des disponibilités réels de l'humain. Dans un premier temps, les performances de l'approche prédictive de l'algorithme génétique global seront comparées à celles de l'approche réactive pour déterminer s'il y a une amélioration. Ensuite, l'approche réactive de l'algorithme génétique global sera comparée à celle de l'approche non globale. L'objectif est d'assurer une optimisation dynamique du processus de désassemblage et d'évaluer dans quelle mesure l'approche réactive des deux méthodes d'optimisation peut améliorer l'efficacité opérationnelle et réduire les temps d'inactivité.

Ces objectifs tracent le chemin que suivra cette recherche dans le domaine de la collaboration entre l'humain et le robot pour l'optimisation des tâches industrielles.

Afin d'assurer une compréhension globale des éléments constitutifs de ce projet de recherche, un organigramme est présenté dans la Figure 1.2. Cette figure illustre les différentes étapes de l'étude, depuis la revue de la littérature jusqu'à l'évaluation des résultats.



**FIGURE 1.2 : Organigramme des étapes méthodologiques du projet de recherche**

Cette structure permet de visualiser le déroulement méthodologique de ce travail de recherche. Elle met en évidence l'importance des comparaisons entre les différentes approches pour valider l'efficacité des solutions proposées.

## CONCLUSION

Ce projet de recherche vise à résoudre le problème d'optimisation de processus de désassemblage, tout en prenant en compte l'incertitude associée à l'intervention humaine. Pour atteindre cet objectif, une modélisation du problème sera réalisée dont un algorithme d'optimisation sera mis en œuvre pour résoudre le modèle. Pour conclure ce chapitre, le cadre du projet a été défini en mettant en lumière les défis liés au désassemblage des batteries usagées,

tout en précisant la problématique centrale et les objectifs de la recherche. Toutefois, la mise en œuvre de l'approche d'optimisation nécessite une compréhension approfondie des avancées actuelles dans ce domaine. C'est dans cette perspective que le prochain chapitre, consacré à une revue de littérature, examinera les recherches antérieures et définira la contribution scientifique. Cette analyse fournira une base théorique solide pour développer une approche d'optimisation globale adaptée aux spécificités de ce projet de recherche.

## **CHAPITRE II**

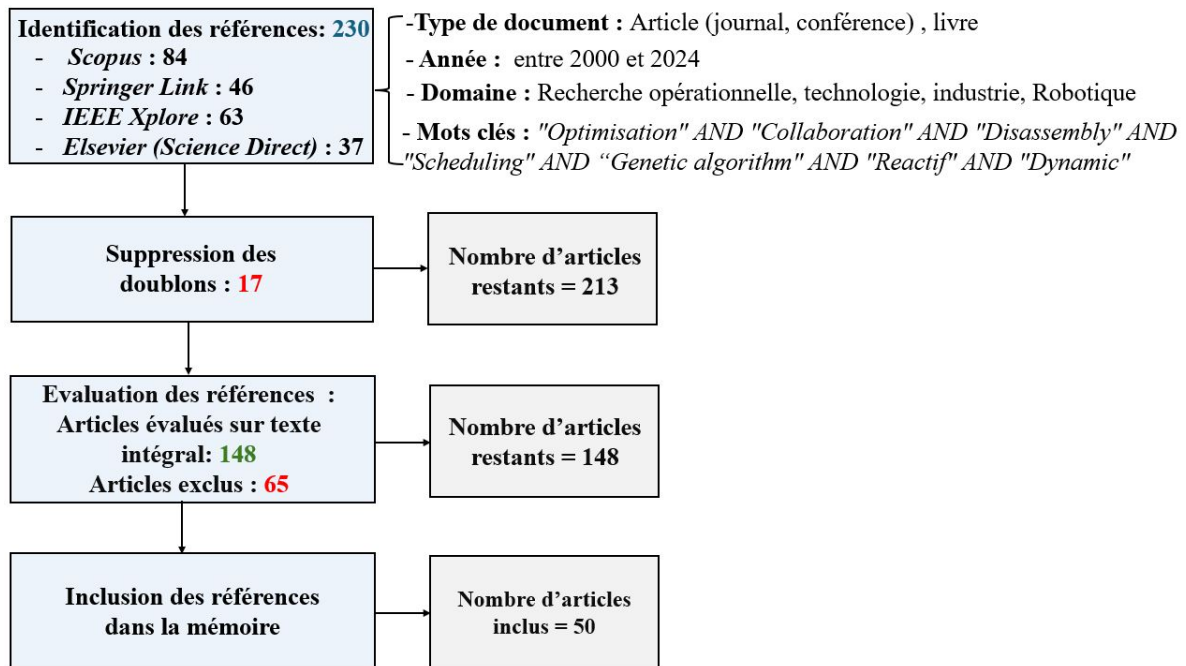
### **REVUE DE LITTÉRATURE**

#### **INTRODUCTION**

La technologie de collaboration humain-robot maximise les avantages des capacités de ces deux opérateurs [21], et offre des solutions prometteuses pour l'industrie de la remise à neuf [11]. Le chapitre précédent a souligné l'importance de cette collaboration dans le contexte du désassemblage des batteries usagées, mettant en lumière la nécessité d'une planification optimale des tâches entre l'humain et le robot. Cette planification doit être suffisamment robuste pour faire face aux variations induites par l'imprévisibilité du comportement humain [22]. À la lumière de ces enjeux, ce chapitre passe en revue et analyse la littérature existante pour comprendre ce qui a été accompli et définir une contribution scientifique axée sur l'optimisation du processus de désassemblage des produits en fin de vie.

#### **2.1 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE DE LA REVUE DE LA LITTÉRATURE**

La planification de la séquence de démontage vise à déterminer une séquence optimale dans le respect de contraintes spécifiques. Pour mieux identifier les avancées récentes dans ce domaine, une revue de la littérature a été réalisée en suivant la méthode *PRISMA*. La Figure 2.1 illustre les différentes étapes de cette méthode, depuis l'identification des références jusqu'à leur inclusion finale dans cette étude.



**FIGURE 2.1 : Organigramme des étapes de la méthode PRISMA**

L'analyse de cette revue a abouti à une sélection finale de 50 articles, qui ont servi de base pour établir une compréhension approfondie des concepts clés liés à l'optimisation, la planification de séquences de démontage en collaboration humain-robot.

La prochaine section présentera les travaux connexes qui ont été utilisés dans ce mémoire, en mettant l'accent sur les méthodes d'optimisation et les approches adoptées pour résoudre des problématiques similaires.

## 2.2 TRAVAUX CONNEXES

Le processus de reconditionnement, soutenu par la technologie de collaboration humain-robot, joue un rôle de plus en plus important, contribuant au développement économique tout en réduisant considérablement la pression sur l'environnement [11]. Par conséquent, cette collaboration est devenue un sujet populaire dans le domaine de l'automatisation industrielle [23]. Cependant, l'introduction de robots dans l'industrie a naturellement soulevé la question de savoir comment utiliser efficacement les deux partenaires (humains et robots) pour

optimiser le temps de production tout en prévenant le développement de troubles musculo-squelettiques [1]. En effet, le séquençage des tâches de démontage a des effets significatifs sur les performances du recyclage des produits usagés ou mis au rebut [9]. Cela a conduit à la nécessité de planifier de manière optimale les tâches humaines et robotiques afin qu'elles soient suffisamment robustes pour gérer la variabilité induite par les erreurs temporelles des opérateurs causées par l'incapacité à prévoir avec précision [22], la nature stochastique du comportement humain [1]. Ce problème est devenu un sujet de recherche majeur au cours des dernières décennies, notamment dans le contexte de l'amélioration des processus de reconditionnement [11]. La résolution du problème de planification de la séquence de désassemblage est généralement divisée en deux étapes. Tout d'abord, un modèle mathématique est développé pour représenter les relations entre les différents composants, ce qui aide à identifier toutes les séquences de désassemblage potentielles respectant les contraintes requises [3]. À l'heure actuelle, les méthodes de modélisation courantes incluent le graphe des relations de contraintes [24], l'arbre de désassemblage [25], le graphe et-ou [26], ainsi que les réseaux de Petri [26]. Ensuite, un algorithme d'optimisation est appliquée au modèle pour déterminer la séquence de désassemblage optimale qui atteint les objectifs d'optimisation spécifiés dans l'espace de solution [3]. Dans la littérature, un nombre considérable d'études se sont focalisées sur l'optimisation des séquences de démontage [27, 28, 29]. Pour mieux comprendre les avancées récentes dans le domaine de l'optimisation de ce processus, une revue de la littérature a été réalisée. Un intérêt particulier a été porté aux travaux portant sur l'optimisation du processus de désassemblage des batteries électriques [1, 8, 13, 3, 4, 5]. Une attention a également été dirigée vers les approches explorant un mode de fonctionnement collaboratif, combinant les capacités humaines et robotiques [11, 7, 14, 30, 22]. Différents algorithmes d'optimisation ont été développées pour identifier la séquence de démontage la plus optimale. En raison de la complexité des problèmes de planification de désassemblage, qui sont classés comme NP-difficiles [31], des approches heuristiques et méta-heuristiques ont été développées pour apporter des solutions rapides aux problèmes de grande taille [8]. Parmi les techniques ex-

plorées figurent l'utilisation d'algorithmes génétiques [7, 3, 11, 13], de colonies d'abeilles [9, 32, 33], de colonies de fourmis [34, 35, 36], de saut de grenouille [37], de de recherche d'écureuil discret [38], de recherche d'aigle chauve [39] et d'algorithme de loup gris discret [29]. Comparé à d'autres algorithmes méta-heuristiques, l'algorithme génétique présente les avantages d'une large gamme d'applications, d'une forte extensibilité et d'une capacité à éviter de tomber dans une solution optimale locale [3].

La question de savoir comment planifier de manière optimale les tâches humaines et robotiques pour maximiser l'efficacité globale du processus dans un espace de travail commun a été abordée de différentes manières dans la littérature. Certains auteurs ont étudié une structure de planification dans laquelle le temps nécessaire à chaque agent pour accomplir ses tâches est considéré comme constant [3, 26, 27]. Cependant, dans une telle approche, l'environnement de production est statique, ce qui en fait ne correspond pas à la réalité [1]. En pratique, les systèmes de planification fonctionnent dans des environnements dynamiques et incertains dans lesquels des interruptions aléatoires empêchent l'exécution d'un planning prévu [40]. D'autres travaux ont adopté une approche utilisant une distribution de probabilité. L'article [41] propose un cadre d'optimisation pour la planification des séquences de démontage dans un contexte d'incertitude en intégrant la collaboration humain-robot. Dans cet article, le temps de démontage est considéré comme un paramètre incertain, modélisé par une distribution bêta [41]. Cependant, quelle que soit l'approche utilisée, une telle structure s'avère inefficace pour capturer la variabilité inhérente aux différents agents, en particulier celle induite par le partenaire humain [1]. En effet, les humains présentent un taux d'échecs imprévus plus élevés que leurs partenaires robotiques dans le travail collaboratif, en raison de leur capacité à commettre des erreurs spatiales, temporelles ou même contextuelles [42]. Afin de gérer correctement la stochasticité inhérente aux installations de production collaboratives, la combinaison de méthodes proactives/prédictives et réactives, basées sur l'estimation des performances futures, doit être davantage exploitée [43]. Par conséquent, une stratégie adaptative réactive est ensuite proposée pour s'ajuster aux disponibilités réelles de l'humain, prenant en compte la variabilité

et l'imprévisibilité de son comportement, et pour maintenir la continuité de la productivité via une re-programmation dynamique [1]. L'article [44] présente une architecture pour une planification dynamique des tâches. La méthode consiste à identifier d'abord le groupe de tâches qui doivent être exécutées en premier en fonction de l'ordre de priorité des tâches. Après avoir obtenu ce groupe de tâches prioritaires, une métrique de qualité (une valeur numérique qui indique quel agent est le plus apte à accomplir la tâche) a été utilisé pour déterminer à quel agent chacune des tâches doit être attribuée. Enfin, la surveillance en temps réel de l'agent humain est utilisée pour détecter les changements de ses performances, afin que les tâches puissent être transférées d'un agent à un autre. Cependant, cette méthode envisage la possibilité de modifier le comportement humain [1]. Par ailleurs, considérer l'humain comme une entité prévisible dont les tâches peuvent être modifiées en cours d'opération restreint ses propriétés adaptatives, initialement perçues comme un atout pour la collaboration humain-robot [45, 46].

### **2.3 COMPARAISON DE L'APPROCHE PROPOSÉE AVEC LES TRAVAUX AVEC LES TRAVAUX EXISTANTS**

Pour mieux situer le travail réalisé dans ce projet par rapport aux approches existantes, le tableau 2.1 synthétise les différentes méthodologies étudiées dans la littérature, en s'appuyant sur des critères spécifiques. Parmi ces critères de comparaison figurent la présence de tâches fixes pour l'humain, dont les dispositions ne peuvent être modifiées, ainsi que l'imprévisibilité des interventions humaines dans l'espace de travail. Les critères comprennent également la caractérisation des durées des tâches humaines, pour déterminer si celles-ci suivent une distribution stationnaire et fixe. L'analyse prend également en compte les contraintes d'exclusion, qui interdisent la présence humaine lors de la réalisation de tâches dangereuses par les robots, ainsi que les contraintes de coopération, permettant à l'humain et au robot de travailler en parallèle dans le même espace de travail. Enfin, cette analyse intègre le développement d'une approche réactive permettant d'ajuster dynamiquement le plan d'ordonnancement à l'aide de

la programmation dynamique, afin de s'adapter aux variations imprévisibles du comportement humain.

**TABLEAU 2.1 : Comparaison de la littérature existante et de la présente étude**

| Approche                   | Tâches fixes | Humain entité non-prévisible | Distribution non fixe du temps | Contraintes |           | Approche   |          | Formulation globale du problème |
|----------------------------|--------------|------------------------------|--------------------------------|-------------|-----------|------------|----------|---------------------------------|
|                            |              |                              |                                | Coopération | Exclusion | Prédictive | Réactive |                                 |
| Ke et al. 2020 [3]         | X            |                              |                                | X           |           | X          |          | X                               |
| Zanchettin et al.2022 [47] |              |                              | X                              | X           |           | X          | X        | X                               |
| T. Wu et al. 2023 [38]     | X            |                              |                                | X           |           | X          | X        | X                               |
| Lee et al.2022 [31]        |              | X                            |                                | X           | X         | X          |          | X                               |
| Guo et al.2023 [37]        |              | X                            | X                              | X           | X         | X          |          | X                               |
| Pupa et al. 2021 [48]      |              |                              | X                              | X           |           | X          | X        | X                               |
| Vanel et al.2024 [1]       | X            | X                            | X                              | X           | X         | X          | X        |                                 |
| <b>Notre approche</b>      | X            | X                            | X                              | X           | X         | X          | X        | X                               |

Dans les configurations où la présence humaine peut influencer le comportement du robot dans un espace de travail partagé, aucune méthode spécifique n'a été développée pour s'adapter à toute variabilité temporelle du partenaire humain basée uniquement sur le ré-ordonnancement des tâches du robot [1]. Uniquement dans cet article [1], les tâches de l'humain sont prédéfinies avec des contraintes temporelles précises d'intervention dans l'espace de travail et pour lesquelles les variations temporelles sont aléatoires. Ce problème a été reformulé comme une combinaison du problème de voyageur de commerce (TSP) et du sac à dos (KP) puis résolu avec une approche non globale qui divise le problème en sous-problèmes indépendants.

Ces sous-problèmes ont été par la suite résolus via une programmation dynamique avant d'être combinés pour obtenir une solution globale. Cependant, résoudre ce problème avec une approche non globale présente le risque de converger vers une solution sous-optimale. Cela pose la question de savoir si une approche globale, qui prend en compte l'ensemble du problème, pourrait améliorer les résultats d'optimisation. Notre contribution principale par rapport à l'étude de [1], qui a résolu le même type de problème, réside dans le développement d'une approche d'optimisation globale qui intègre la variabilité de l'intervention humaine afin d'optimiser le comportement du robot. Cette approche d'optimisation repose sur un schéma d'adaptation à deux niveaux. Le premier niveau, hors ligne (approche prédictive), se base sur les temps de disponibilité prévus de l'intervention humaine pour proposer une séquence optimale de désassemblage qui minimise le temps total de production ainsi que les périodes d'inactivité de l'humain et du robot. Le second niveau, en ligne (approche réactive), repose sur la détection en temps réel de l'intervention humaine et ajuste la planification de manière dynamique en fonction des écarts par rapport aux prévisions initiales fournies par l'approche prédictive.

## CONCLUSION

L'optimisation du processus de désassemblage et l'adoption d'une collaboration humain-robot ouvrent des perspectives prometteuses pour simplifier et améliorer les opérations complexes dans les industries de remise à neuf [11]. La revue de littérature a mis en évidence une diversité de méthodes, avec un intérêt particulier pour les stratégies d'optimisation. Seul l'article [1] a abordé un problème similaire de désassemblage en utilisant une approche non globale, basée sur la décomposition en sous-problèmes. Cependant, cette méthode peut présenter des limites en termes d'efficacité, car elle peut conduire à des solutions sous-optimales. En réponse, ce projet de recherche se distingue par l'adoption d'une approche d'optimisation globale. Le chapitre suivant présentera la méthodologie adaptée aux objectifs visés pour la for-

mulation globale de ce problème et détaillera la mise en œuvre de l’algorithme d’optimisation utilisé.

## **CHAPITRE III**

### **MÉTHODOLOGIE**

#### **INTRODUCTION**

L'introduction des robots collaboratifs dans l'industrie a naturellement soulevé la question de l'utilisation efficace de l'humain et du robot, pour optimiser le temps de production [1]. Cela a conduit à la nécessité de planifier de manière optimale les tâches humaines et robotiques afin qu'elles soient suffisamment robustes pour gérer la variabilité induite par l'imprévisibilité du comportement humain [22]. Ce projet de recherche met l'accent sur l'optimisation des tâches du robot, en tenant compte de l'incapacité à prédire précisément le comportement de l'humain. Sur la base de la revue de littérature présentée dans le chapitre précédent, ce chapitre détaille la méthodologie adoptée pour développer une approche d'optimisation globale. La première étape consiste à formuler les hypothèses de recherche, suivie de la définition du problème de désassemblage et de la proposition d'une modélisation mathématique adaptée aux contraintes identifiées. Ensuite, les étapes de mise en œuvre des approches prédictive et réactive d'optimisation, spécifiquement conçues pour cette recherche, seront présentées.

#### **3.1 HYPOTHÈSES**

Ce projet de recherche repose sur quatre hypothèses fondamentales liées au processus complexe d'ordonnancement dans le désassemblage des batteries de voitures électriques. Afin de mieux cadrer l'environnement du problème étudié, il est important de préciser que le processus de désassemblage se concentre sur une seule batterie entièrement assemblée. La première hypothèse est que l'utilisation d'un algorithme génétique s'avère particulièrement efficace pour gérer les variations imprévues du moment d'intervention humaine et la variabilité du temps de réalisation de sa tâche. Le moment d'arrivée de l'humain et la durée de son intervention sont supposés non stationnaires et ne suivent pas une distribution fixe. Cette

hypothèse repose sur la capacité des algorithmes évolutionnaires à explorer efficacement de vastes espaces de solutions et à gérer des problèmes complexes avec des contraintes variables [8]. Cette hypothèse peut être validée en démontrant, à travers plusieurs simulations, que l'algorithme génétique réduit significativement le temps total de désassemblage dans chaque scénario et minimise les temps d'inactivité de l'humain et du robot, même face à des interventions humaines imprévues et variables.

La deuxième hypothèse propose que l'utilisation d'une approche globale, en comparaison avec une approche non globale qui segmente le problème en plusieurs sous-problèmes indépendants, permettrait de minimiser le temps total de désassemblage tout en optimisant les périodes d'inactivité de l'humain et du robot. En décomposant un problème complexe, chaque sous-solution peut être optimale localement, mais cela ne garantit pas que la solution globale obtenue soit optimale. Les interactions et interdépendances entre les sous-problèmes peuvent entraîner des inefficacités et des solutions sous-optimales. Cela serait particulièrement pertinent dans un contexte multi-convoyeurs et multi-robots, où la synchronisation entre l'humain et le robot joue un rôle crucial pour maximiser l'efficacité et minimiser les périodes d'inactivité inutilisées. Pour valider cette hypothèse, une étude comparative sera réalisée sur les résultats obtenus par chaque approche, et des métriques de performance seront calculées et analysées. Pour valider cette hypothèse, des tests statistiques seront effectués sur les résultats obtenus par chaque approche. Les indicateurs de performance, tels que le temps de désassemblage total et la gestion des temps d'inactivité, seront calculés et comparés.

La troisième hypothèse suggère que l'implémentation d'une approche d'optimisation réactive pourrait améliorer les résultats par rapport à une approche purement prédictive, basée sur les temps de disponibilité prévus de l'humain. L'hypothèse est que la détection en temps réel de la disponibilité effective de l'opérateur permettrait au planificateur de mieux gérer les événements imprévus liés à son comportement et de réduire ainsi les périodes d'inactivité, tant pour lui que pour le robot.

Enfin, la quatrième hypothèse propose que les résultats obtenus par l'approche globale utilisant

un algorithme génétique et ceux de l'approche non globale, basée sur la résolution du problème TSP-KP (Problème du voyageur de commerce et problème du sac à dos), seront équivalents sur le plan réactif grâce à une programmation dynamique, dans la mesure où les deux méthodes ajustent de manière similaire leurs séquences en fonction des temps de disponibilité réels de l'humain, bien qu'elles suivent des stratégies de planification différentes sur le plan prédictif. Ces hypothèses orientent le projet de recherche vers une solution spécifiquement conçue pour répondre aux complexités des environnements industriels, où la minimisation du temps de production et la flexibilité face aux contraintes liées à l'imprévisibilité du comportement humain sont essentielles.

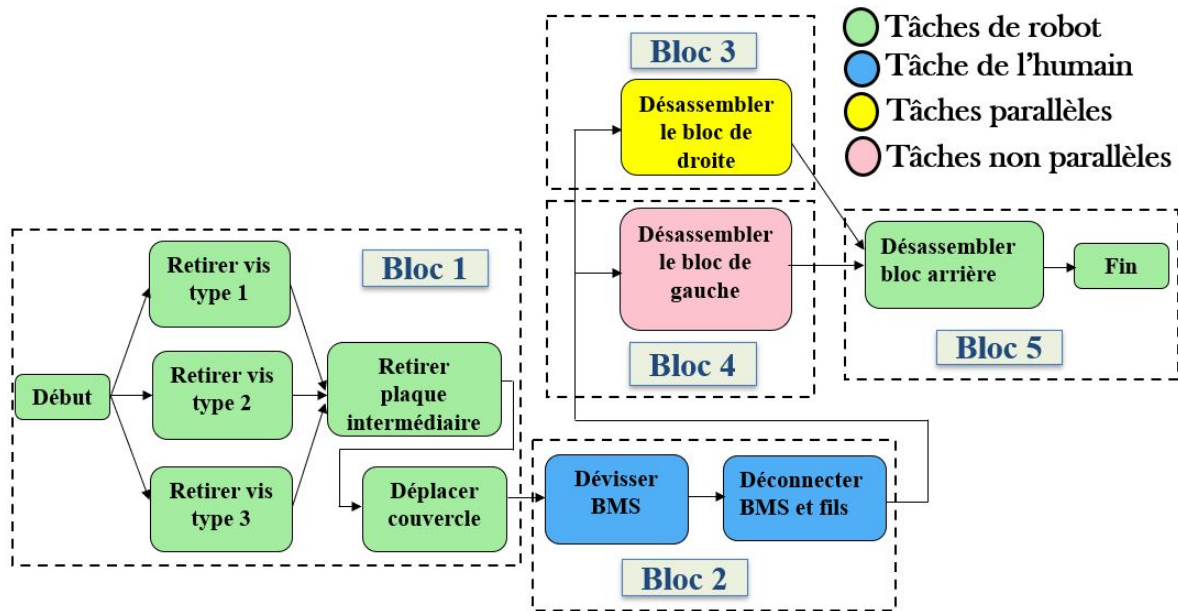
## **3.2 DESCRIPTION ET FORMULATION DU PROBLÈME**

Dans cette section, le problème du désassemblage est décrit en tenant compte des spécificités des batteries de véhicules électriques de type Nissan Leaf 2011. Cette description s'accompagne d'une présentation des étapes nécessaires au processus de désassemblage, afin de mieux comprendre le problème et d'élaborer par la suite une modélisation mathématique appropriée.

### **3.2.1 STRUCTURE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011**

Les batteries de voitures électriques se présentent sous différentes tailles et de formes, avec des designs qui varient considérablement d'un fabricant à l'autre. Cependant, des éléments clés tels que les cellules dans les modules de la batterie et les faisceaux se retrouvent généralement dans toutes les conceptions. Certains modèles possèdent un système de refroidissement actif dont de la tuyauterie supplémentaire circule entre les modules de la batterie. La batterie est composée de quatre blocs distincts, chacun représentant une phase spécifique du processus de démontage. Les blocs 1, 3, 4 et 5 correspondent aux cellules à désassembler,

tandis que le bloc 2 regroupe les fils que l'humain doit retirer. Le modèle structuré des étapes de démontage est illustré dans le schéma du système à désassembler présenté à la figure 3.1.



**FIGURE 3.1 : Schéma des phases de démontage de la batterie Nissan Leaf**

Le modèle du système à désassembler, illustré dans la figure 3.1, montre non seulement les étapes du processus de démontage d'une batterie Nissan Leaf, mais également les interactions entre les tâches réalisées par le robot et celle effectuée par l'humain, différenciées par des couleurs spécifiques. Dans le bloc 1, les tâches initiales (en vert) sont effectuées par le robot pour retirer le couvercle de la batterie. Une fois cette étape achevée, l'humain peut accéder à l'espace de travail pour désassembler les fils et le système de gestion de la batterie (BMS), comme représenté en bleu dans le bloc 2. Le bloc 3 regroupe les étapes nécessaires au retrait des cellules du côté droit de la batterie. Ce bloc inclut des tâches pouvant être réalisées en parallèle, c'est-à-dire en même temps que l'humain travaille à proximité, ce qui permet de minimiser les périodes d'inactivité et d'optimiser le temps total de démontage. En revanche, le bloc 4 concerne les tâches liées au retrait des cellules du côté gauche de la batterie, qui ne peuvent pas être réalisées en présence de l'humain en raison des risques

potentiels, notamment liés aux courants résiduels dans les batteries en fin de vie, susceptibles de provoquer des accidents. Par conséquent, ces tâches non parallèles, représentées en rose, doivent être réalisées soit avant, soit après l'intervention humaine. Une fois les blocs 3 et 4 complétés, le robot poursuit le démontage du bloc arrière de la batterie (les tâches représentées en vert).

### 3.2.2 STRUCTURE DU GRAPHE DE DÉSASSEMBLAGE

Dans ce projet de recherche, un modèle graphique de type ET/OU a été proposé pour organiser le désassemblage de la batterie Nissan Leaf 2011, utilisant des relations logiques pour coordonner les séquences de désassemblage. Le modèle graphique, comme illustré dans la figure 3.2, comporte des nœuds qui représentent les différentes tâches de désassemblage et des arêtes qui définissent les contraintes de précédence entre ces tâches.

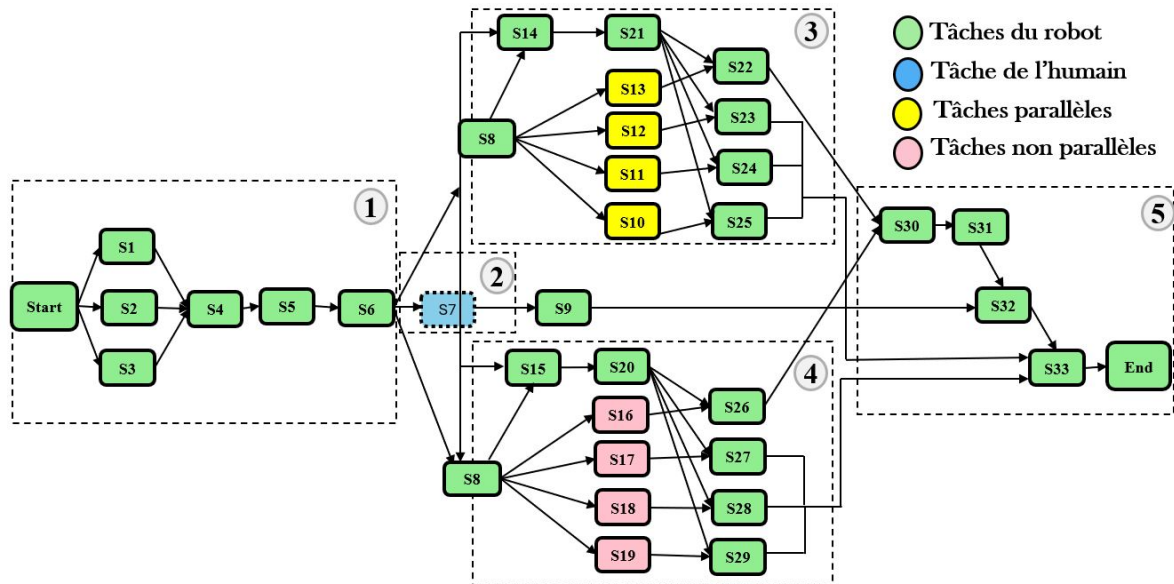


FIGURE 3.2 : Graphe de désassemblage d'une batterie Nissan Leaf 2011 [1]

La figure 3.2 illustre les étapes requises pour le désassemblage de la batterie Nissan Leaf 2011. Les différents blocs sur le graphe représentent des sous-sections spécifiques de la

batterie. Le bloc 1 se concentre sur les premières étapes nécessaires pour retirer le couvercle de la batterie, tandis que le bloc 2 détaille les procédures pour désassembler le système de gestion de la batterie (BMS). Le bloc 3, au-dessus, contient les directives pour extraire les cellules situées latéralement par rapport au robot, des tâches pouvant être réalisées en sa présence. Le bloc 4 couvre le retrait des cellules du côté gauche, des opérations qui doivent être effectuées en l'absence de l'opérateur humain pour garantir sa sécurité. Enfin, le bloc 5 comprend les instructions pour l'extraction des cellules dans le compartiment arrière de la batterie.

Le tableau 3.1 présente la description de chaque tâche ainsi que leurs prédécesseurs nécessaires pour leur réalisation. Ces étapes, numérotées de 1 à 33, correspondent aux actions illustrées dans la figure 3.2.

**TABLEAU 3.1 : Informations sur les tâches de désassemblage de la batterie Nissan Leaf  
2011 [1]**

| Tâche | Description                                                     | Prédécesseurs                    |
|-------|-----------------------------------------------------------------|----------------------------------|
| S1    | Retirer la vis de type 1                                        | S0                               |
| S2    | Retirer la vis de type 2                                        | S0                               |
| S3    | Retirer la vis de type 3                                        | S0                               |
| S4    | Retirer la plaque intermédiaire                                 | S1, S2, S3                       |
| S5    | Déplacer le couvercle                                           | S4                               |
| S6    | Dévisser le système de gestion de la batterie (BMS)             | S5                               |
| S7    | Débrancher le système de gestion de la batterie (BMS)           | S6                               |
| S8    | Changer l'outil de type 1                                       | S6                               |
| S9    | Retirer le support arrière                                      | S6                               |
| S10   | Retirer le support de bloc du compartiment côté droit 4         | S8                               |
| S11   | Retirer le support de bloc du compartiment côté droit 3         | S8                               |
| S12   | Retirer le support de bloc du compartiment côté droit 2         | S8                               |
| S13   | Retirer le support de bloc du compartiment côté droit 1         | S8                               |
| S14   | Retirer la vis de jonction électrique pour le bloc côté droit   | S6                               |
| S15   | Retirer la vis de jonction électrique pour le bloc côté gauche  | S6                               |
| S16   | Retirer le support de bloc du compartiment côté gauche 1        | S8                               |
| S17   | Retirer le support de bloc du compartiment côté gauche 2        | S8                               |
| S18   | Retirer le support de bloc du compartiment côté gauche 3        | S8                               |
| S19   | Retirer le support de bloc du compartiment côté gauche 4        | S8                               |
| S20   | Déplacer la jonction électrique pour le module côté gauche      | S15                              |
| S21   | Déplacer la jonction électrique pour le module côté droit       | S14                              |
| S22   | Retirer les cellules du compartiment 1 dans le bloc côté droit  | S7, S13, S21                     |
| S23   | Retirer les cellules du compartiment 2 dans le bloc côté droit  | S7, S12, S21                     |
| S24   | Retirer les cellules du compartiment 3 dans le bloc côté droit  | S7, S11, S21                     |
| S25   | Retirer les cellules du compartiment 4 dans le bloc côté droit  | S7, S10, S21                     |
| S26   | Retirer les cellules du compartiment 1 dans le bloc côté gauche | S7, S16, S20                     |
| S27   | Retirer les cellules du compartiment 2 dans le bloc côté gauche | S7, S17, S20                     |
| S28   | Retirer les cellules du compartiment 3 dans le bloc côté gauche | S7, S18, S20                     |
| S29   | Retirer le compartiment 4 du module côté gauche                 | S7, S19, S20                     |
| S30   | Retirer la vis de jonction électrique pour le module arrière    | S22, S26                         |
| S31   | Déplacer la jonction électrique pour le module arrière          | S30                              |
| S32   | Retirer les cellules du bloc arrière                            | S9, S31                          |
| S33   | Déplacer le support de batterie                                 | S32,S23,S24<br>S25,S2,S28<br>S29 |

Chaque tâche est caractérisée par un coût, correspondant au temps nécessaire pour l'accomplir, exprimé en minutes. Pour analyser et comparer l'efficacité de deux approches

d'optimisation du processus de désassemblage, ce document se base sur des données expérimentales détaillées issues de l'article [1]. Les données, présentées dans le tableau 3.2, décrivent la durée des différentes tâches lors du désassemblage de la batterie Nissan Leaf 2011.

**TABLEAU 3.2 : Durée des tâches de désassemblage [1]**

| <b>Liaison</b> | <b>Coût</b> | <b>Liaison</b> | <b>Coût</b> | <b>Liaison</b> | <b>Coût</b> |
|----------------|-------------|----------------|-------------|----------------|-------------|
| Début - S1     | 5.62        | S2 - S1        | 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       |

Dans cette formulation, il est supposé que les temps d'exécution des tâches par le robot sont fixes et ne changent pas, même en présence d'un partenaire humain dans l'espace de travail commun. Les temps des tâches sont fournis directement par le logiciel de simulation RoboDK, qui calcule les durées en se basant sur les performances du robot [1].

### 3.3 FORMULATION MATHÉMATIQUE DU PROBLÈME

Avant de détailler l'algorithme d'optimisation développé, il est essentiel de présenter la formulation mathématique du problème. Cette étape définit le cadre et guide l'élaboration de l'approche d'optimisation utilisée.

Afin de faciliter la construction du modèle mathématique du problème de désassemblage, les conditions suivantes ont été établies :

- Chaque opérateur ne peut traiter qu'une seule tâche à la fois ;
- Chaque tâche du processus de désassemblage doit être traitée sans interruption ;
- Les tâches non-parallèles sont connues et doivent être exécutées en l'absence de l'humain, tandis que les tâches parallèles peuvent être réalisées en sa présence ;
- Deux tâches fictives sont créées afin de représenter le début et la fin du processus de désassemblage, la tâche 0 pour le début et la tâche  $n + 1$  pour la fin du processus.

### **3.3.1 PARAMÈTRES LIÉS AU SCÉNARIO DE DÉSASSEMBLAGE**

Ce travail étudie le problème de planification des tâches d'une séquence de désassemblage afin de désassembler les différents composants d'une batterie d'une voiture électrique. Pour ce faire, un modèle mathématique est développé basé sur des caractéristiques de désassemblage avec un objectif d'optimisation de minimisation du temps total de désassemblage. Les notations utilisées pour formuler ce modèle sont détaillées dans le tableau 3.3.

**TABLEAU 3.3 : Description des indices et paramètres du modèle**

| <b>Indices :</b>    |                                                                                                |
|---------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------|
| $i/j$               | Indice de la tâche de désassemblage, $i/j = 1, 2, \dots, n$                                    |
| $w$                 | Indice du type de travailleur, $w \in W$                                                       |
| <b>Ensembles :</b>  |                                                                                                |
| $W$                 | Ensemble de groupes de travailleurs, $W = \{\text{Humain}, \text{Robot}\}$                     |
| $I_w$               | Ensemble des tâches qui seront effectuées par le travailleur $w$                               |
| $I = \bigcup_w I_w$ | Ensemble de toutes les tâches de désassemblage réalisées par l'ensemble des travailleurs $W$ . |
| $P(i)$              | Ensemble des tâches prédécesseurs de la tâche $i$ , $\forall i \in I_W$                        |
| $E(i)$              | Ensemble des tâches exclusives à la présence de l'humain, $\forall i \in I_H$                  |
| $C(i)$              | Ensemble des tâches pouvant être réalisées en présence de l'humain, $\forall i \in I_H$        |
| <b>Paramètres :</b> |                                                                                                |
| $n$                 | Nombre total de tâches de désassemblage                                                        |
| $d_{ij}$            | Temps d'exécution de la tâche $j$ commencée après la tâche $i$                                 |
| $T_{dp}$            | Temps de disponibilité prévu de l'intervention humaine                                         |
| $T_{ip}$            | Temps prévu de l'intervention humaine                                                          |
| $T_{ir}$            | Temps d'inactivité du robot                                                                    |
| $T_{ih}$            | Temps d'inactivité de l'humain                                                                 |
| $T = [t_{ij}]$      | Matrice de temps                                                                               |
| $P = [p_{ij}]$      | Matrice de précédence                                                                          |
| $M$                 | Un coefficient très grand utilisé comme substitut pour l'infini                                |
| $C_{max}$           | Temps total de désassemblage                                                                   |

### 3.3.2 RELATIONS DES TÂCHES DANS LA SÉQUENCE DE DÉSASSEMBLAGE

La séquence de désassemblage est soumise à diverses contraintes relationnelles entre les tâches, telles que la priorité, l'exclusivité et la coopération, qui influencent l'ordonnancement

optimal des opérations.

Ces contraintes sont décrites par les éléments suivants :

- **Matrice de temps**  $T = [t_{ij}]$  : permet de spécifier les valeurs temporelles associées à chaque arc du graphe, indiquant ainsi le temps requis pour passer d'une tâche à une autre. Chaque élément de la matrice  $T = [t_{ij}]$ , situé à l'intersection de la ligne  $i$  et de la colonne  $j$ , indique la durée requise pour passer de la tâche  $i$  à la tâche  $j$ . La matrice de temps  $T$  s'exprime comme suit :

$$T = \begin{pmatrix} t_{11} & t_{12} & \cdots & t_{1n} \\ t_{21} & t_{22} & \cdots & t_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{n1} & t_{n2} & \cdots & t_{nn} \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

- **Matrice de précedence**  $P = [p_{ij}]$  : indique les dépendances entre les différentes tâches de désassemblage. Cette matrice permet de garantir que les règles de précédence sont respectées, évitant ainsi des situations où une tâche dépend d'une autre qui n'a pas encore été réalisée.

Dans cette matrice  $P = [p_{ij}]$ , les éléments de la ligne  $i$  et de la colonne  $j$  indiquent les indices des tâches :

$$p_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{si l'opération } i \text{ peut être effectuée avant l'opération } j \\ & \text{et que l'opération } j \text{ ne peut être effectuée avant l'opération } i \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.2)$$

Ainsi, la matrice de précédence  $P$  s'exprime de la manière suivante :

$$P = \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1n} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \cdots & p_{nn} \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

- **Ensemble d'exclusion  $E$**  : identifie les tâches qui ne peuvent pas être exécutées simultanément avec la tâche  $S7$  effectuée par l'humain en raison de contraintes de sécurité ou de compatibilité. Les tâches  $S16$ ,  $S17$ ,  $S18$  et  $S19$  appartiennent à l'ensemble  $E$ , ce qui signifie qu'elles doivent être effectuées soit avant le début de la tâche  $S7$ , soit après sa fin. Les valeurs sont définies comme suit :

$$E(i) = \{16, 17, 18, 19\}, \forall i \in I_H \quad (3.4)$$

- **Ensemble de coopération  $C$**  : identifie les tâches qui peuvent être exécutées en parallèle avec la tâche  $S7$  effectuée par l'humain. Les tâches  $S10$ ,  $S11$ ,  $S12$  et  $S13$  appartiennent à l'ensemble  $C$ . Les valeurs sont définies comme suit :

$$C(i) = \{10, 11, 12, 13\}, \forall i \in I_H \quad (3.5)$$

En résumé, les matrices et les ensembles décrits ci-dessus permettent de modéliser les relations de priorité, d'exclusivité et de coopération entre les tâches dans la séquence de désassemblage.

### 3.3.3 VARIABLES DE DÉCISION

Afin de modéliser le processus de désassemblage, les variables de décision suivantes ont été défini :

- $x_{ij}$  : variable binaire égale à 1 si la tâche  $i$  est exécutée immédiatement avant la tâche  $j$  et égale à 0 sinon ;
- $y_{ij}$  : variable binaire égale à 1 si la tâche  $i$  se termine avant le début de la tâche  $j$  et égale à 0 sinon ;
- $t_i^s$  : temps de début de la tâche  $i$  ;
- $t_i^f$  : temps de fin de la tâche  $i$ .

### 3.3.4 MODÈLE DE LA DURÉE TOTALE DU DÉSASSEMBLAGE

La détermination de la durée totale du désassemblage, nécessite la prise en compte du temps de fin de la dernière tâche exécutée du processus, désignée par la tâche  $n + 1$  comme le montre l'équation (2) :

$$C_{\max} = t_{n+1}^f \quad (3.6)$$

### 3.3.5 OBJECTIFS ET CONTRAINTES

Les objectifs du modèle mathématique ainsi que les contraintes associées seront présentés dans cette section. Ces équations définissent les critères à optimiser et décrivent les relations à respecter dans le cadre du problème de désassemblage.

$$\text{Min } C_{\max} \quad (3.7)$$

$$Tir = \min \sum_{(i,j) \in I_R} (t_j^s - t_i^f) \cdot x_{ij} \quad (3.8)$$

$$Tih = \min \sum_{i \in I_H} (t_i^s - tdp) \quad (3.9)$$

$$\sum_{j \in I_w} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in I_w \quad (3.10)$$

$$\sum_{i \in I_w} x_{ji} = 1 \quad \forall j \in I_w \quad (3.11)$$

$$\sum_{i \in I_w} x_{i,n+1} = 1 \quad (3.12)$$

$$\sum_{j \in I_w} x_{0,j} = 1 \quad (3.13)$$

$$t_j^f \geq t_j^s + d_{ij} \quad \forall i, j \in I_w \quad (3.14)$$

$$t_i^f - M \cdot (1 - x_{ij}) \leq t_j^s \quad \forall i, j \in I_w \quad (3.15)$$

$$t_i^s = \max(tdp, t_j^f) \quad \forall i \in I_H, j \in I_R \quad (3.16)$$

$$t_i^f \leq t_j^s + M(1 - y_{ij}) \quad \forall i \in E(j) \quad (3.17)$$

$$t_j^f \leq t_i^s + M \cdot y_{ji} \quad \forall i \in E(j) \quad (3.18)$$

$$t_i^f \leq C_{\max} \quad \forall i \in I \quad (3.19)$$

$$x_{ij}, y_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j \in I_w \quad (3.20)$$

$$t_i^f \geq 0 \quad \forall i \in I \quad (3.21)$$

$$t_i^s \geq 0 \quad \forall i \in I_w \quad (3.22)$$

L'équation (3.7) définit l'objectif du modèle d'optimisation pour minimiser le temps total de désassemblage. Cette équation (3.8) exprime le sous-objectif de minimisation du temps d'inactivité du robot  $Tir$ . Elle vise à réduire la somme des écarts entre le temps de début de la tâche  $j$  et le temps de fin de la tâche  $i$ , où  $i$  précède  $j$  et où ces tâches sont attribuées au

robot. Cela optimise l'utilisation du robot dans le processus de désassemblage. Tandis que cette équation (3.9) vise à minimiser le temps d'inactivité de l'humain ( $T_{ih}$ ) en réduisant la somme des écarts entre le temps de début de la tâche  $i$  qui est en cours  $t_i^s$  et le temps prévu de son intervention dans l'espace de travail  $tdp$ , pour chaque tâche  $i$  attribuée à l'humain. Cela permet d'éviter les attentes inutiles de l'humain pendant le processus de désassemblage. Les contraintes (3.10) et (3.11) assurent que chaque tâche ait un unique prédécesseur et un unique successeur, sauf pour la tâche 0 et la tâche  $n+1$ , car la tâche 0 a un successeur unique et la tâche  $n+1$  a un prédécesseur unique, ce qui est présenté par les contraintes (3.12) et (3.13). La contrainte (3.14) est la contrainte de non-préemption, indique que la tâche  $j$  ne peut se terminer qu'après avoir passé la durée complète nécessaire pour l'accomplir. En d'autres termes, la tâche  $j$  doit être exécutée de manière continue du début jusqu'à la fin sans interruption. La contrainte (3.15) garantit que si la tâche  $i$  précède la tâche  $j$  ( $x_{ij} = 1$ ), alors la tâche  $i$  doit se terminer avant que la tâche  $j$  ne commence. Si  $i$  ne précède pas  $j$  ( $x_{ij} = 0$ ), le terme  $M$  rend la contrainte triviale, c'est-à-dire qu'elle n'aura aucun effet sur la planification des tâches. L'équation (3.16) indique que le temps de début d'une tâche  $i$  réalisée par l'humain est égal au maximum entre le temps de disponibilité prévu pour l'intervention humaine  $tdp$  et le temps de fin de la tâche précédente  $j$  si la tâche  $j$ , réalisée par le robot, précède la tâche  $i$  qui sera réalisée par l'humain. Les contraintes (3.17) et (3.18) imposent des conditions d'exclusion mutuelle, où les heures de début et de fin des tâches mutuellement exclusives ne doivent pas se chevaucher. Cela signifie que les tâches ayant une relation d'exclusion ne peuvent pas être exécutées simultanément. Pour deux tâches  $i$  et  $j$  avec une relation d'exclusion, l'heure de début de la tâche  $i$  doit commencer avant le début ou après la fin de la tâche  $j$ . La méthode du grand  $M$  est utilisée avec la variable de décision binaire  $y_{ij}$  pour activer ou désactiver les contraintes. La contrainte (3.17) indique que si la tâche  $i$  se termine avant le début de la tâche  $j$  ( $y_{ij} = 1$ ), alors  $t_i^f$  doit être inférieur ou égal à  $t_j^s$ . Lorsque  $y_{ij} = 0$ , la contrainte est rendue inactive grâce à la présence du grand  $M$ , une constante suffisamment grande pour désactiver la contrainte sans affecter le reste du modèle. En outre, la contrainte (3.18) indique que si la

tâche  $j$  se termine avant le début de la tâche  $i$  ( $y_{ji} = 1$ ), alors  $t_j^f$  doit être inférieur ou égal à  $t_i^s$ . Si  $y_{ji} = 0$ , la contrainte est inactive en raison de la présence du grand  $M$ . Enfin, (3.19) indique que le makespan  $C_{\max}$  doit être au moins égal au temps de fin de la tâche la plus tardive, tandis que (3.20), (3.21) et (3.22) spécifient les propriétés des variables de décision. En effet, (3.20) impose que  $x_{ij}$  et  $y_{ij}$  soient des variables binaires, tandis que (3.21) et (3.22) imposent que le temps de début  $t_i^s$  et le temps de fin  $t_i^f$  de chaque tâche soient toujours positifs.

### 3.4 MISE EN ŒUVRE DE L'APPROCHE PRÉDICTIVE

Cette section présente les différentes étapes nécessaires à la mise en œuvre de l'approche prédictive. Elle débute par une description détaillée des étapes de l'algorithme génétique, suivie d'une analyse des différences méthodologiques entre l'approche globale développée dans le cadre de ce projet et l'approche non globale décrite dans [1].

#### 3.4.1 MISE EN ŒUVRE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE

Étant donné la complexité NP-difficile de ce type de problème d'optimisation [31], un algorithme génétique a été employé, reconnu pour sa capacité à s'adapter et à optimiser les opérations dans des environnements complexes [8]. Cet algorithme est inspiré par la théorie de l'évolution naturelle et utilise une population initiale aléatoire pour explorer et exploiter l'espace des solutions [49]. Leur approche de recherche basée sur la population permet une exploration plus diversifiée de l'espace des solutions. Cette diversité, combinée à des opérateurs génétiques tels que le croisement et la mutation, aide les algorithmes génétiques à éviter une convergence prématurée et augmente la probabilité de trouver l'optimum global [3]. Chaque individu de la population représente une séquence de désassemblage. Chaque élément de cette séquence détermine l'ordre d'exécution des tâches, configuré pour respecter les contraintes de précédence établies dans le graphe de désassemblage de la figure 3.2. Le diagramme de la figure 3.3 représente les différentes étapes d'un algorithme génétique [2],

depuis la génération de la population initiale jusqu'à la sélection de la meilleure solution, en passant par les étapes cruciales de la sélection des parents, du croisement, de la mutation et de l'évaluation par la fonction objective.

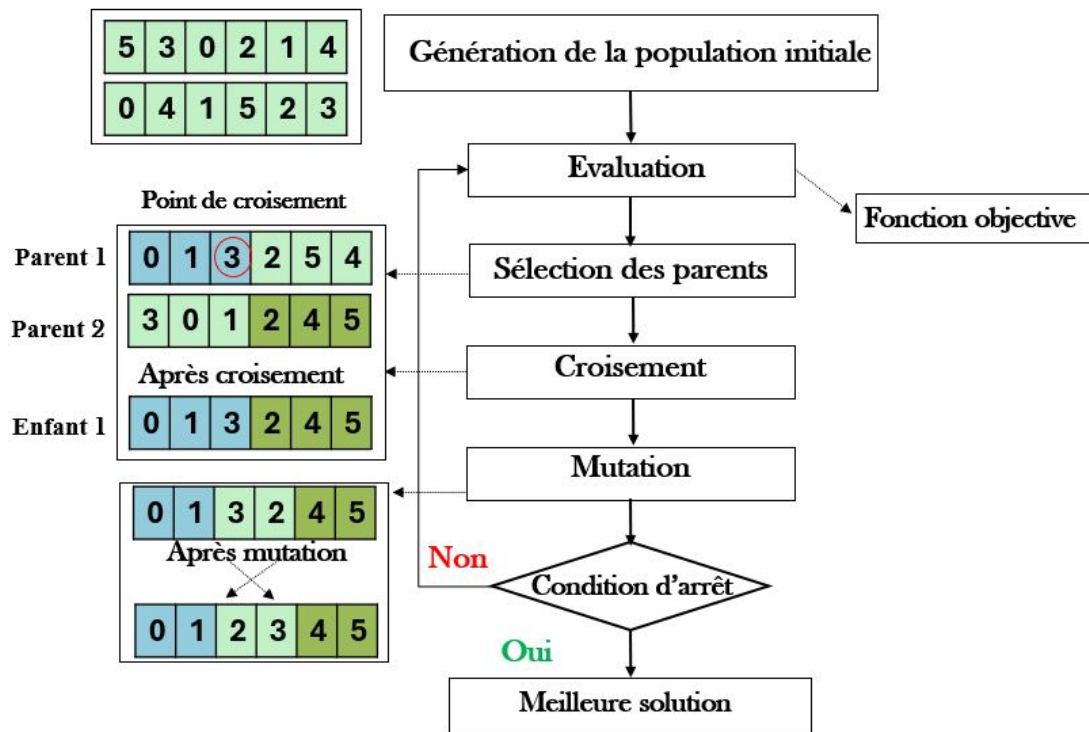


FIGURE 3.3 : Organigramme d'un algorithme génétique [2]

Dans ce problème d'ordonnancement, il est crucial de définir les paramètres appropriés pour l'algorithme génétique, tels que décrits dans les prochains paragraphes.

- **Taille de la population** : correspond au nombre d'individus présents dans chaque génération de la population. Au début, l'algorithme génère un certain nombre de chemins initiaux, qui sont des séquences aléatoires de tâches. Ces chemins constituent la population initiale. Ensuite, à chaque génération, une nouvelle population est créée à partir de la précédente par des opérations comme la sélection, le croisement et la mutation. Avec une petite population, l'algorithme peut ne pas couvrir une diversité suffisante de solutions possibles et risque de se retrouver coincé dans des solutions sous-optimales

(convergence prématurée). En revanche, une population plus grande peut permettre une exploration plus large de l'espace des solutions, mais peut également nécessiter plus de temps de calcul. En général, une population plus grande (10-100 solutions selon la taille du problème) permettra à l'algorithme de mieux explorer les différentes combinaisons possibles. Cela évite que l'algorithme converge trop rapidement vers une solution locale.

- **Nombre de générations** : correspond au nombre d'itérations que l'algorithme effectue pour améliorer progressivement la population de solutions. À chaque génération, les meilleures solutions (chemins) de la population actuelle sont sélectionnées pour reproduire la prochaine génération. Cela se fait via des opérations comme le croisement et la mutation. Au fil des générations, les solutions devraient théoriquement s'améliorer à chaque génération, car les chemins les moins efficaces sont éliminés et les meilleurs sont combinés et modifiés pour trouver de nouvelles solutions.
- **Nombre de tâches** : représente le nombre total de tâches à désassembler dans le processus. Ce paramètre influence directement la complexité du problème et la taille des séquences d'ordonnancement générées par l'algorithme.

Ces paramètres sont ajustables pour trouver le bon équilibre entre l'exploration de l'espace des solutions et les solutions déjà trouvées.

Les paragraphes suivants détailleront les différentes étapes de l'algorithme génétique, expliquant leur importance et leur fonctionnement dans le contexte du problème traité.

### 1. Étape 1 : Génération de la population initiale

Les algorithmes génétiques commencent par la création d'une population initiale de solutions aléatoires, appelées « individus ». Chaque individu, représenté sous la forme d'une séquence ordonnée de tâches de désassemblage, constitue une solution potentielle au problème étudié. Ces séquences doivent impérativement respecter les contraintes de précedence définies par la matrice de précedence (3.3) , introduite lors de la formulation mathématique. Cette matrice joue un rôle crucial en garantissant que les séquences générées respectent l'ordre logique des étapes de désassemblage.

Dans cette mise en œuvre, une méthode spécifique a été développée pour garantir à la fois l'unicité des individus dans la population et le respect des contraintes de précédence. Bien que cette approche s'inspire de la littérature existante, elle a été adaptée aux particularités du graphe de désassemblage des batteries de véhicules électriques (3.2), afin de mieux répondre aux spécificités de ce problème d'optimisation.

Pour améliorer la performance de l'algorithme génétique, des opérations de sélection, de croisement et de mutation sont utilisées. Ces opérations permettent de générer de nouvelles solutions en combinant les séquences existantes, ainsi que d'introduire de petites variations pour explorer de nouvelles solutions.

## **2. Étape 2 : Sélection des parents**

La sélection des parents constitue une étape essentielle dans les algorithmes génétiques, car elle oriente directement la progression vers une solution optimale. Elle consiste à choisir les individus qui participeront à la reproduction, transmettant ainsi leurs caractéristiques aux générations suivantes. Dans le cadre de ce travail, la performance d'une solution est définie comme la capacité à ordonner les tâches dans un chemin de désassemblage tout en respectant les contraintes spécifiques du problème d'optimisation. Pour ce projet, une méthode de sélection aléatoire a été adoptée, offrant une approche simple et adaptée au contexte étudié. Cette méthode est renforcée par la suite, par une étape de tri global après chaque génération, où les individus sont classés selon leur performance (*fitness*) afin de ne conserver que les meilleurs pour la génération suivante. Cette stratégie assure une exploration étendue de l'espace des solutions tout en sélectionnant les individus les plus performants. Bien que des méthodes comme la sélection par tournoi favorisent directement les individus les plus performants, la sélection aléatoire, combinée à un tri global, offre un compromis efficace : elle maintient la diversité génétique indispensable pour éviter une convergence prématurée, tout en garantissant que les meilleures solutions sont transmises aux générations suivantes.

### 3. Étape 3 : Croisement

Après la sélection des parents, l'opération de croisement permet de créer de nouveaux individus en échangeant une partie de leurs caractéristiques génétiques. Un point de croisement aléatoire détermine l'endroit où les caractéristiques génétiques des parents sont échangées. Ensuite, deux nouveaux enfants sont générés en combinant les parties des caractéristiques génétiques des parents : le premier enfant reprend les tâches du premier parent jusqu'au point de croisement, puis intègre celles du deuxième parent pour la suite. Le deuxième enfant suit le schéma inverse, en prenant d'abord les tâches du deuxième parent jusqu'au point de croisement, puis celles du premier parent.

Une fois les enfants générés, une étape de correction est effectuée pour garantir que chaque tâche soit présente une seule fois dans chaque nouvelle séquence. Ce processus assure l'intégrité de chaque séquence et évite les répétitions qui pourraient fausser les résultats du processus de désassemblage.

### 4. Étape 4 : Mutation

La mutation est une opération qui simule les processus de mutation génétique observés dans la nature. Son rôle est d'introduire de la diversité dans la population afin d'explorer différentes combinaisons génétiques, ce qui peut conduire à la découverte de solutions plus prometteuses pour atteindre une solution optimale. Cette étape sélectionne une position aléatoire dans le chemin de l'individu pour échanger deux tâches consécutives, à condition que cet échange respecte les contraintes de précédence définies dans la matrice de précédence (3.3).

- **Remarque :** Si les opérateurs de croisement et de mutation ne sont pas efficaces, l'algorithme risque de ne pas générer suffisamment de nouvelles solutions viables à chaque génération. Par exemple, un croisement mal conçu peut produire des solutions qui ne respectent pas les règles de précédence ou des tâches qui se répètent, tandis qu'une mutation qui n'introduit pas suffisamment de diversité peut limiter la capacité de l'algorithme à explorer des solutions alternatives. Ces étapes de croisement et de

mutation sont ensuite suivies par l'évaluation des solutions via une fonction objective, qui permet de mesurer l'efficacité de chaque solution générée.

## **5. Étape 5 : Évaluation**

L'évaluation des solutions constitue une étape essentielle de l'algorithme génétique, car elle mesure l'efficacité de chaque chemin de désassemblage proposé. La fonction objective joue un rôle central dans ce processus, attribuant un score de performance à chaque séquence de désassemblage en fonction de divers critères, tels que le respect des contraintes et le temps total d'exécution des tâches. Cette évaluation distingue les solutions efficaces des moins performantes. Si la fonction objective n'impose pas des pénalités appropriées aux solutions sous-optimales (comme celles qui ne respectent pas les règles de précédence ou qui génèrent des délais inutiles) et ne récompense pas suffisamment les solutions optimales, l'algorithme risque de se diriger vers des solutions non viables. En favorisant les solutions avec les meilleurs scores pour la sélection dans la génération suivante, cette fonction guide progressivement l'algorithme vers une amélioration continue, permettant ainsi de se rapprocher de la meilleure solution au fil des itérations. Les étapes générales de l'évaluation de la performance des solutions, conçues pour répondre aux exigences de ce problème d'optimisation, sont résumées dans l'algorithme 3.1.

**Entrées :** Chemin, Matrice de temps, Matrice de temps, début de tâche 7,  
durée de la tâche 7

**Sortie :** Temps total de désassemblage

```
1 Initialiser le Temps total de désassemblage à zéro ;
2 pour chaque tâche dans le chemin faire
3     si la tâche est la tâche 7 alors
4         Ajuster les temps de début et de fin pour la tâche 7 ;
5         Appliquer des pénalités si l'humain attend trop longtemps ;
6     fin
7     sinon si la tâche appartient à l'ensemble non parallèle (E) alors
8         Planifier ces tâches pour éviter les interférences avec l'humain ;
9         Appliquer des pénalités en cas d'interférence avec l'humain ;
10    fin
11    sinon si la tâche appartient à l'ensemble parallèle (C) alors
12        Planifier ces tâches en présence de l'humain ;
13    fin
14    sinon
15        Planifier les autres tâches en fonction des temps de fin précédents ;
16    fin
17    Mise à jour du Temps total de désassemblage ;
18 fin
19 Retourner le Temps total de désassemblage
```

**Algorithme 3.1 : Évaluation de la performance (*evaluate\_fitness*)**

Le début de la réalisation de la tâche humaine dépend du temps prévu de sa disponibilité et doit coïncider avec la fin de la tâche en cours d'exécution par le robot. La tâche de l'humain peut également être coordonnée avec des tâches parallèles du robot (identifiées par  $C$  (3.5)) pour optimiser le temps total de désassemblage. Le nombre de tâches parallèles qui peuvent être exécutées en présence de l'humain dépend directement de la durée prévue de disponibilité de l'opérateur humain. De plus, les tâches non parallèles du robot (identifiées par  $E$  (3.4)) ne sont pas autorisées à être réalisées en présence de l'humain afin de garantir sa sécurité dans l'espace de travail commun. Ces tâches sont planifiées de manière à éviter toute interférence avec la tâche humaine.

L'algorithme génétique repose sur un cycle itératif de sélection, de croisement, de mutation et d'évaluation, qui se répète jusqu'à ce qu'une condition d'arrêt spécifique soit satisfaite. Cette condition d'arrêt peut être définie par un nombre prédéterminé d'itérations ou par l'atteinte d'un niveau de performance spécifique, représentant l'efficacité d'une solution par rapport aux critères d'évaluation définis.

### **3.4.2 DIFFÉRENCES MÉTHODOLOGIQUES ENTRE LES DEUX APPROCHES GÉNÉTIQUE GLOBALE ET TSP-KP NON GLOBALE**

L'algorithme génétique développé dans cette étude adopte une approche globale pour l'optimisation du processus de désassemblage. Cette approche d'optimisation considère simultanément l'ensemble des tâches à accomplir, en cherchant à optimiser la séquence de désassemblage de manière globale. Cet algorithme utilise une population initiale de solutions qui évoluent au fil des générations par des opérations de croisement et de mutation. Chaque solution est évaluée à l'aide d'une fonction objective qui prend en compte les contraintes de précedence, le temps total requis pour réaliser toutes les tâches, ainsi que les règles d'exclusivité et de coopération. Les règles d'exclusivité interdisent l'exécution simultanée de certaines tâches par le robot et l'humain en même temps en raison de contraintes de sécurité, tandis que les règles de coopération favorisent l'exécution parallèle de tâches pouvant être réalisées

en même temps sans risque. Cela garantit que les solutions générées respectent toutes les contraintes opérationnelles du processus de désassemblage. En revanche, l'approche TSP-KP non globale décrite dans cet article [1] divise le problème d'optimisation en plusieurs sous-problèmes indépendants, chacun étant optimisé séparément avant d'être combiné pour obtenir une solution globale. Le problème de planification est reformulé comme une combinaison du problème du voyageur de commerce (TSP) et du problème de sac à dos 0/1 (KP) puis résolu via une programmation dynamique [1]. Les tâches à effectuer avant l'intervention humaine (Ts1) sont optimisées dans une première étape. Cette séquence est formulée comme un problème du voyageur de commerce (TSP) sans retour au nœud initial, visant à minimiser le temps total de déplacement entre les tâches. Les tâches (Ts2) font référence à toutes les tâches qui peuvent être ajoutées au calendrier d'exécution du robot avant l'intervention humaine. Ces tâches sont optimisées à l'aide du sac à dos (KP), maximisant la valeur des tâches sélectionnées sous des contraintes de temps. Dans cette étape, les tâches non parallèles sont priorisées. Les tâches (Ts3) se réfèrent à toutes les opérations que le robot doit réaliser en présence de l'opérateur humain. Un problème de sac à dos (KP) est formulé pour optimiser ces actions conjointes, en tenant compte du temps de production et des contraintes de priorité. Cette étape vise à prioriser les tâches parallèles, tout en garantissant le respect de toutes les contraintes de précédence. Alors que (Ts4) fait référence aux tâches qui doivent être effectuées après que le partenaire humain ait quitté l'espace de travail, les tâches parallèles non intégrées dans (Ts3) ainsi que les tâches non parallèles non intégrées dans (Ts2), y compris celles restant du désassemblage du bloc arrière de la batterie, sont reformulées comme un problème du voyageur de commerce (TSP) afin de trouver la séquence optimale. En résumé, cette approche divise le problème de désassemblage en plusieurs sous-problèmes indépendants optimisés séparément avant d'être combinés pour obtenir une solution globale.

### 3.4.3 PARAMÈTRES ET MÉTRIQUES DE COMPARAISON

Après avoir expliqué la différence méthodologique entre les deux approches d'optimisation, les métriques utilisées pour évaluer leur performance sont présentées, ainsi que les paramètres et des ensembles de tâches définis dans cette étude, tels que :

- Ts1 : inclut les tâches qui doivent être effectuées avant que le partenaire humain ne soit autorisé à entrer dans l'espace de travail. L'ensemble de tâches Ts1 est défini comme suit : S1-S3-S2-S4-S5-S6-S8.
- Enf : inclut les tâches qui doivent être effectuées après que le partenaire humain ait quitté l'espace de travail. L'ensemble de tâches Enf est défini comme suit : S14-S15-S20-S21-S26-S27-S28-S29-S22-S23-S24-S25-S30-S31-S9-S32-S33.

L'algorithme génétique développé est simulé dans divers scénarios où le moment d'intervention humaine prévu diffère du moment réel, obligeant l'algorithme à s'adapter à ces variations. L'adaptation de la séquence aux imprévus humains permet de démontrer l'efficacité de l'approche proposée pour gérer la variabilité humaine. Les deux algorithmes d'optimisation prennent en compte deux paramètres clés : le temps prévu de disponibilité de l'humain pour entrer dans l'espace de travail et la durée prévue de son intervention. Cependant, il peut arriver que le comportement réel de l'humain ne corresponde pas aux prévisions, ce qui nécessite d'adapter la planification en réponse à ces imprévus. Dans chaque cas étudié, les temps et les durées de l'intervention réelle de l'humain ont été intégrés dans la simulation, et l'algorithme d'optimisation a été évalué sur la base de données réelles, différentes des prévisions (approche prédictive). Cela permet de mesurer comment l'algorithme, conçu à partir de temps prédictifs, se comporte lorsqu'il est confronté à des conditions réelles différentes. Pour mener une étude comparative entre les deux approches, des paramètres spécifiques ont été définis afin de vérifier la flexibilité et l'adaptabilité de chaque approche :

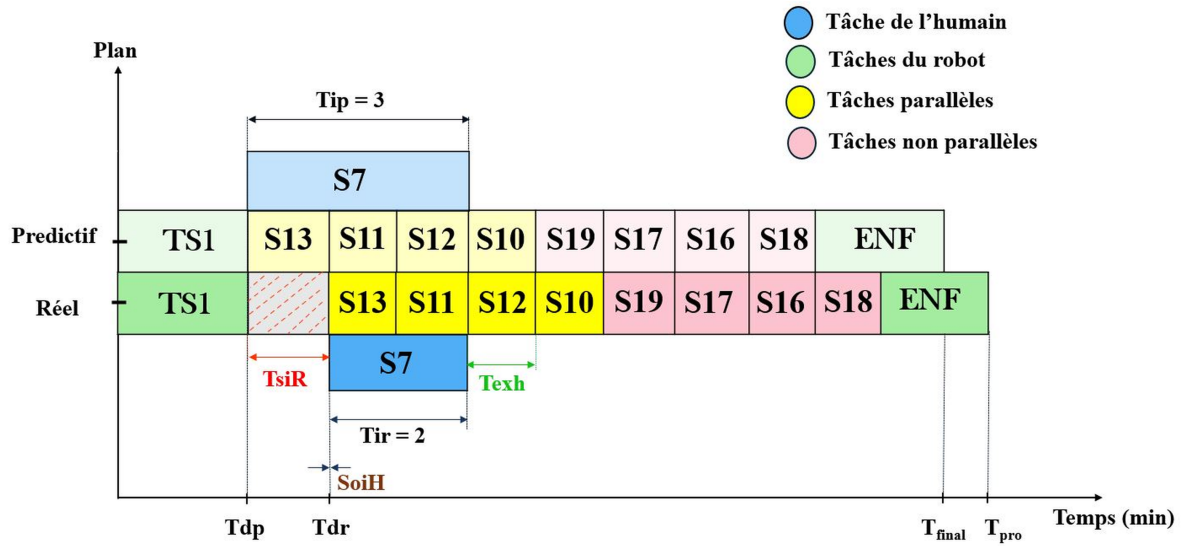
- Tdp : temps de disponibilité humaine prévu nécessaire pour être prêt à travailler ;
- Tip : temps d'intervention prévu de l'humain ;

- $T_{dr}$  : temps de disponibilité humaine réel ;
- $T_{ir}$  : temps d'intervention réel de l'humain.

Pour des fins de comparaison, les métriques présentées ci-dessous ont été calculées :

- $S_{oiH}$  : temps d'inactivité du travailleur humain. Étant donné leur importance significative dans l'industrie, il est essentiel de minimiser ces périodes d'inactivité. ;
- $T_{siR}$  : temps d'inactivité total du robot, faisant référence au temps prolongé pendant lequel le robot est à l'arrêt ;
- $T_{pro}$  : temps de production total ;
- $T_{exh}$  : temps durant lequel le robot continue d'exécuter la tâche en mode collaboratif après le départ de l'humain. Ce temps est mesuré à partir du moment où l'humain quitte l'espace de travail jusqu'à la fin de la tâche..

Le diagramme de la Figure 3.4 propose une analyse visuelle des métriques utilisées pour comparer les deux stratégies d'optimisation. Ces métriques permettent d'évaluer les écarts entre le plan prédictif et l'exécution réelle, en prenant en compte la disponibilité effective de l'opérateur humain ainsi que la durée de ses interventions.



**FIGURE 3.4 : Calcul des m  triques de comparaison entre le plan pr  dictif et l  x  cution r  elle des t  ches**

Dans cet exemple, il s  agit d  une intervention tardive de l  op  rateur humain par rapport au plan pr  vu. De plus, l  op  rateur a pass   moins de temps dans l  espace de travail que ce qui   tait pr  vu. En cons  quence, le robot a d   tre attendre l  arriv  e de l  humain pour pouvoir d  marrer certaines t  ches planifi  es, entra  nant ainsi un d  calage dans le d  roulement des op  rations. Le temps d  inactivit   de l  humain ( $S_{oiH}$ ) est nul, car l  op  rateur humain   tait imm  diatement disponible sans p  riode d  attente. Toutefois, le retard caus   par l  intervention humaine a engendr   un arr  t du robot ( $T_{siR}$ ), emp  chant ainsi le d  marrage simultan   des t  ches S13, S11 et S12 tel qu  initialement pr  vu. Le robot a donc d   tre attendre l  arriv  e de l  humain pour pouvoir commencer ces t  ches. La m  trique  $T_{exh}$  repr  sente le temps pendant lequel le robot a continu      travailler en mode collaboratif apr  s le d  part de l  op  rateur humain de l  espace de travail. Dans ce sc  nario, les t  ches S13 et S11 ont   t   r  alis  es en pr  sence de l  humain, tandis que la t  che S12, initialement planifi  e pour   tre r  alis  e en mode collaboratif, a   t   effectu  e en l  absence de l  humain. Sa dur  e correspond alors    la valeur de la m  trique  $T_{exh}$ . Enfin, le retard de l  humain a conduit    une extension du temps total de production  $T_{pro}$ , d  passant  $T_{final}$ , qui repr  sente la dur  e de production initialement

prévue dans selon le calendrier prédictif.

Ces mêmes métriques de comparaison seront également utilisées pour évaluer les performances des deux approches d'optimisation dans le cadre réactif, dont le principe sera présenté dans la section suivante.

### **3.5 MISE EN ŒUVRE DE L'APPROCHE D'OPTIMISATION RÉACTIVE**

Cette section détaille les étapes nécessaires à la mise en œuvre de l'approche d'optimisation réactive, qui ajuste en temps réel la planification des tâches robotiques en fonction des disponibilités effectives de l'opérateur humain. Elle débute par une explication du principe de fonctionnement de cette approche, suivie d'une présentation détaillée des étapes requises pour son implémentation.

#### **3.5.1 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT DE L'APPROCHE D'OPTIMISATION RÉACTIVE**

Dans cette étude, on se concentre spécifiquement sur l'ordonnancement des tâches du robot dans un espace de travail partagé, en prenant en compte l'imprévisibilité et la variabilité du comportement humain. Le défi majeur est de s'adapter à cette variabilité tout en optimisant le temps total de production et en minimisant les périodes d'inactivité de l'opérateur humain et du robot. Contrairement à l'approche d'optimisation prédictive détaillée dans le chapitre précédent, l'approche réactive ajuste en temps réel la planification des tâches du robot en fonction des temps de disponibilité réels de l'humain dans l'espace de travail partagé. En effet, cette approche repose sur la détection en temps réel des disponibilités réelles de l'humain, qui peuvent interrompre ou modifier le plan initial fourni par l'approche prédictive, afin d'optimiser le temps total de désassemblage et de réduire les temps d'inactivité du robot et de l'humain. L'algorithme d'optimisation est simulé dans différents scénarios où le temps prédit par l'humain est défini comme étant erroné, et il doit donc tenir compte de cette variation. Cette

approche de planification est conçue pour permettre au planificateur de gérer les événements inattendus liés au comportement humain en utilisant une programmation dynamique, afin de traiter les écarts entre les temps de disponibilité prévus de l'humain et les temps réels.

Il convient de souligner que l'approche réactive de l'algorithme génétique repose sur le chemin de désassemblage proposé par l'approche prédictive. En effet, dans un premier temps, à chaque cycle de travail, une prédiction de la disponibilité ou de la durée de la tâche humaine est réalisée, puis un plan optimal est fourni par l'algorithme génétique. Ensuite, en temps réel, sur la base du temps de disponibilité humain observé, le plan est modifié via une programmation dynamique. Cette approche est particulièrement applicable aux tâches robotiques où l'humain est considéré comme un agent non prévisible dont le comportement ne peut être entièrement anticipé [1]. Dans la section suivante, la logique suivie pour mettre en œuvre l'approche réactive est expliquée, en détaillant les étapes appliquées à la séquence donnée par l'approche prédictive afin d'obtenir la séquence adéquate en fonction des disponibilités humaines réelles.

### **3.5.2 MISE EN OEUVRE DE L'APPROCHE D'OPTIMISATION RÉACTIVE**

L'approche génétique globale développée dans ce projet est simulée dans différents scénarios où le temps prédit par l'humain est défini comme étant erroné, et le système doit donc tenir compte de cette variation. Cette approche se concentre sur l'incertitude de deux paramètres clés : le temps réel de disponibilité de l'humain et la durée réelle de son intervention dans l'espace de travail. Lors de la mise en œuvre de l'approche réactive, il peut survenir des scénarios où le comportement humain réel diffère de celui qui a été prédit. Le planificateur doit donc être capable de s'adapter à ces situations. Cette approche se déroule en trois phases de mise à jour du planificateur du robot.

#### **1. Phase avant la détection de l'humain :**

La détection en temps réel de l'entrée de l'humain est réalisée, en utilisant une fonction booléenne nommée « detect\_human\_presence ». Cette fonction est utilisée afin de vérifier si l'humain est déjà arrivé dans l'espace de travail. Lorsque cette fonction retourne 1,

cela indique que l'humain est présent, donc la tâche 7 doit commencer. Les étapes de cette fonction peuvent être résumées dans l'algorithme 3.2.

**Entrées :** Temps actuel, Temps réel d'arrivée de l'humain

**Sortie :** Détection de la présence de l'humain (1 si l'humain est arrivé, 0 sinon)

```
1 si Temps actuel  $\geq$  Temps réel d'arrivée de l'humain alors  
2   |   retourner 1 (L'humain est arrivé dans l'espace de travail ) ;  
3 fin  
4 sinon  
5   |   retourner 0 (L'humain n'est pas encore là) ;  
6 fin
```

### Algorithme 3.2 : Détection de la présence humaine

Dans un premier temps, avant la détection de l'arrivée de l'humain, si toutes les tâches planifiées pour être réalisées avant son entrée ont déjà été exécutées, cela signifie que le temps de disponibilité humaine a été sous-estimé. Dans ce cas, à chaque pas de temps, le planificateur attribue au robot la tâche ayant la durée la plus faible parmi celles disponibles, en privilégiant celles initialement prévues après l'intervention humaine selon l'approche prédictive. Si l'humain n'est toujours pas arrivé, le planificateur passe ensuite aux tâches prévues pour être réalisées durant la collaboration en attendant l'arrivée de l'humain. À l'inverse, si le temps de disponibilité humaine a été surestimé, le planificateur doit interrompre les tâches planifiées avant l'arrivée de l'humain pour minimiser son temps d'attente. Parmi ses tâches non exécutées, celles qui peuvent être réalisées en parallèle seront reprogrammées soit durant la collaboration si l'humain dispose de plus de temps que prévu, soit après son départ. Les tâches non parallèles, quant à elles, seront toujours reportées après le départ de l'humain pour être exécutées

en mode autonome en absence de l'humain.

La tâche 7 est ajoutée au chemin une fois que la présence de l'humain est détectée.

## 2. Phase avant la détection de la sortie de l'humain :

Après avoir détecté en temps réel le temps de sortie de l'humain, correspondant au temps de fin de la réalisation de la tâche 7, une deuxième fonction booléenne nommée « detect\_human\_exit ». Cette fonction est utilisée pour détecter le temps de sortie de l'humain de l'espace de travail. Lorsque cette fonction retourne 1, cela indique que la tâche 7 est terminée et que l'humain a quitté l'espace de travail. Les étapes de cette fonction sont résumées dans l'algorithme 3.3.

**Entrées :** Temps actuel, Temps réel de début de la tâche humaine, Durée réelle

**Sortie :** Détection du départ de l'humain

1 Temps de fin = Temps réel de début de la tâche humaine + Durée réelle ;

2 **si** *Temps actuel*  $\geq$  *Temps de fin* **alors**

3     **retourner** 1 (L'humain a quitté l'espace de travail) ;

4 **fin**

5 **sinon**

6     **retourner** 0 (L'humain est encore dans l'espace de travail) ;

7 **fin**

### Algorithme 3.3 : Détection du départ de l'humain

La deuxième phase de mise à jour intervient lorsque le rythme de l'humain est plus lent ou plus rapide que prévu. Dans ce cas, le planificateur devrait soit suspendre l'exécution des tâches qui étaient initialement prévues en présence de l'humain, soit les reporter pour les réaliser en mode autonome après son départ. Si l'humain, en exécutant sa tâche en temps réel, prend plus de temps que prévu, d'autres tâches, issues des phases

précédentes, peuvent être exécutées en parallèle afin d'optimiser le temps d'inactivité du robot et le temps total de production. Les tâches parallèles non exécutées avant l'arrivée de l'humain sont alors privilégiées. Si l'humain est encore présent dans l'espace de travail après ces tâches, celles de la phase après son départ peuvent également être réalisées pour optimiser le temps total du processus de désassemblage.

### **3. Phase après la détection de la sortie de l'humain :**

La dernière phase de mise à jour se produit une fois que l'humain ait quitté l'espace de travail partagé. À ce moment-là, le planificateur doit réorganiser les tâches restantes en réintégrant celles qui n'ont pas pu être exécutées précédemment. L'algorithme 3.4 présente un aperçu du processus de reprogrammation proposé des trois phases discutées.

**Entrées :** Tâches prévues : *tasks\_before, tasks\_during, tasks\_after*  
**Sortie :** Séquence réajustée des tâches en temps réel

- 1 **Phase 1 : Exécution des tâches avant l'arrivée de l'humain (TS1)**
- 2 **pour** *chaque tâche dans TS1* **faire**
- 3     Exécuter la tâche ;
- 4 **fin**
- 5 **Phase 2 : Exécution des tâches planifiées avant l'arrivée de l'humain**
- 6 **pour** *chaque tâche dans tasks\_before* **faire**
- 7     **si** *l'humain n'est pas encore arrivé* (*detect\_human\_presence == 0*) **alors**
- 8         Exécuter la tâche ;
- 9     **sinon**
- 10         Reporter les tâches restantes pour les phases suivantes ;
- 11     **fin**
- 12 **fin**
- 13 **Phase 3 : Exécution des tâches planifiées après l'intervention humaine**
- 14 **pour** *chaque tâche dans tasks\_after* **faire**
- 15     **si** *l'humain n'est pas encore arrivé* (*detect\_human\_presence == 0*) **alors**
- 16         Exécuter la tâche ;
- 17     **sinon**
- 18         Reporter les tâches restantes pour les phases suivantes ;
- 19     **fin**
- 20 **fin**
- 21 **Phase 4 : Exécution de la tâche humaine (tâche 7)**
- 22 **si** *l'humain est présent* (*detect\_human\_presence == 1*) **alors**
- 23     Exécuter la tâche 7 ;
- 24 **fin**
- 25 **Phase 5 : Exécution des tâches parallèles avec la tâche humaine**
- 26 **pour** *tâche dans tasks\_during ou tâche parallèle dans tasks\_before ou tasks\_after* **faire**
- 27     **si** *l'humain est encore présent* (*detect\_human\_exit == 0*) **alors**
- 28         Exécuter la tâche en parallèle avec la tâche humaine ;
- 29     **sinon**
- 30         Reporter la tâche après la tâche 7 ;
- 31     **fin**
- 32 **fin**
- 33 **Phase 6 : Exécution des tâches restantes après la sortie de l'humain**
- 34 **pour** *chaque tâche restante dans tasks\_after et tasks\_during reportées* **faire**
- 35     Exécuter la tâche ;
- 36 **fin**
- 37 **retourner** la séquence réajustée des tâches ;

**Algorithme 3.4 : Réajustement de la séquence en temps réel de l'intervention humaine**

### 3.6 CONCLUSION

La démarche suivie dans ce chapitre commence par la formulation des hypothèses de ce projet, suivie de la définition du problème d'optimisation du processus de désassemblage et de sa modélisation mathématique. Ce chapitre fournit également une description complète des solutions proposées, incluant les étapes détaillées de la mise en œuvre des approches prédictive et réactive de l'algorithme génétique développé. Après avoir présenté la méthodologie adoptée pour atteindre les objectifs fixés, les deux chapitres suivants seront consacrés à la validation de ces hypothèses. Le prochain chapitre évaluera la robustesse de l'algorithme génétique et comparera l'efficacité des deux approches : l'approche globale développée dans ce travail et l'approche TSP-KP non globale présentée dans l'article [1]. Tandis que le quatrième chapitre sera dédié à la validation des deux dernières hypothèses. Dans un premier temps, une comparaison entre l'approche prédictive et l'approche réactive de l'algorithme génétique développé sera réalisée pour valider la troisième hypothèse. Par la suite, les résultats des deux approches, génétique globale et TSP-KP, seront comparés dans un contexte réactif afin de valider la quatrième hypothèse.

## **CHAPITRE IV**

### **RÉSULTATS ET DISCUSSIONS : APPROCHE PRÉDICTIVE**

#### **4.1 INTRODUCTION**

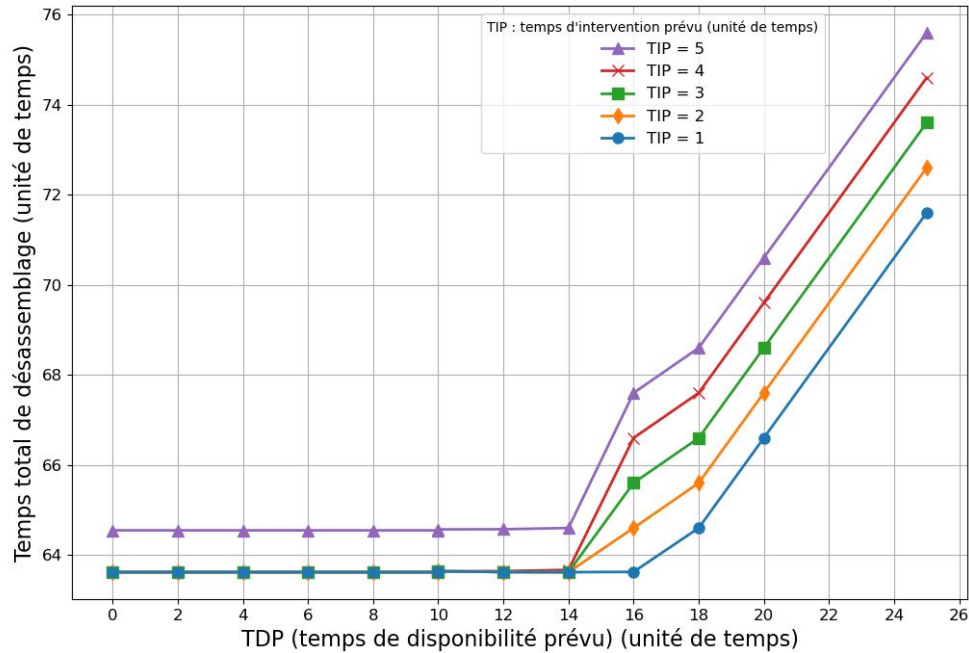
Après avoir détaillé la méthodologie adoptée pour atteindre les objectifs fixés, ce chapitre présente une analyse des résultats obtenus afin de valider les deux premières hypothèses de cette recherche. L'analyse débute par l'évaluation de la robustesse de l'algorithme génétique global face aux variations imprévues de l'intervention humaine, ce qui permet de valider la première hypothèse. Par la suite, une comparaison est effectuée entre l'efficacité de l'approche globale d'optimisation et celle de l'approche TSP-KP non globale, toutes deux examinées sur le plan prédictif, afin de valider la deuxième hypothèse. Cette comparaison vise à déterminer la performance de chaque méthode dans le contexte de l'optimisation des séquences de désassemblage et à mesurer comment chaque algorithme d'optimisation, conçu sur la base des temps prédictifs, se comporte lorsqu'il est confronté à des conditions réelles variées.

#### **4.2 ÉVALUATION DE LA ROBUSTESSE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE**

L'analyse commence par l'évaluation de la robustesse de l'algorithme génétique face aux variations imprévues de l'intervention humaine, pour valider la première hypothèse. L'algorithme développé intègre deux caractéristiques principales pour optimiser les séquences d'interventions humaines : le temps de disponibilité prévu de l'humain (Tdp) et la durée de son intervention (Tip).

### 4.2.1 ÉTUDE DE L'IMPACT DU TEMPS DE DISPONIBILITÉ DE L'HUMAIN

Pour évaluer la robustesse de l'algorithme génétique, la figure 4.1 présente les résultats du temps total de désassemblage en fonction de divers scénarios de temps de disponibilité de l'humain (Tdp), associés à différentes durées d'intervention (Tip).



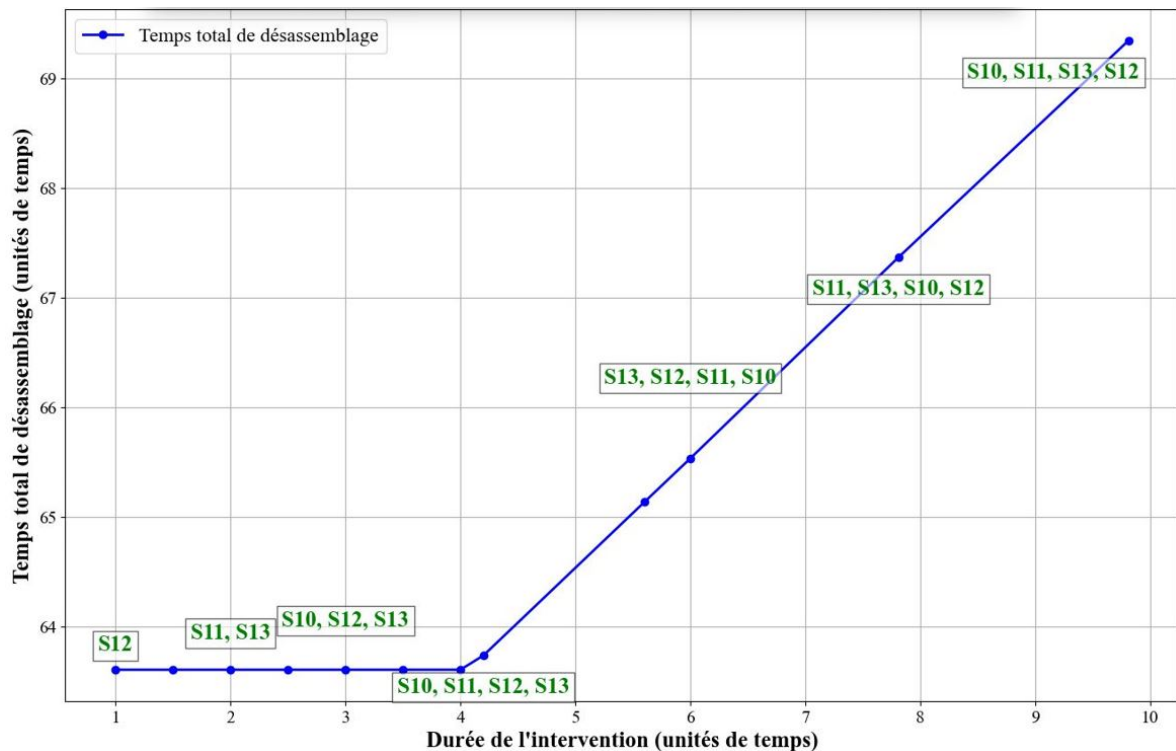
**FIGURE 4.1 : Impact du moment de l'intervention humaine sur le temps total de désassemblage**

Cette figure montre que pour toute intervention humaine avant l'instant  $t = 14$  unités de temps, et pour une durée d'intervention comprise entre 1 et 4 unités de temps, l'algorithme génétique génère des séquences de désassemblage avec un temps total stable. Cela s'explique par le fait que, dans cet intervalle, l'humain et le robot ont la possibilité de travailler en parallèle, ce qui fait qu'une intervention humaine dans ce laps de temps n'a aucun impact sur le temps total de désassemblage. En effet, la somme des temps des tâches parallèles est égale à 4 unités de temps, ce qui correspond à la durée limite de l'intervention humaine pour ne pas influencer le temps total de désassemblage. Cependant, si la durée de l'intervention humaine dépasse 4 unités de temps, cela entraîne une augmentation du temps total. Ceci est

dû au fait que toutes les tâches parallèles réalisables pendant l'intervention humaine ont déjà été complétées. Le robot, n'ayant plus de tâches à effectuer en parallèle, est alors contraint d'attendre la fin de l'intervention humaine, ce qui entraîne des périodes d'inactivité. Cette inactivité prolongée du robot provoque une augmentation du temps total du désassemblage.

#### 4.2.2 ÉTUDE DE L'IMPACT DE LA DURÉE DE L'INTERVENTION DE L'HUMAIN

La figure 4.2 présente les résultats obtenus pour diverses durées d'intervention avec même temps de disponibilité de l'humain ( $T_{dp}=10$  unités de temps).

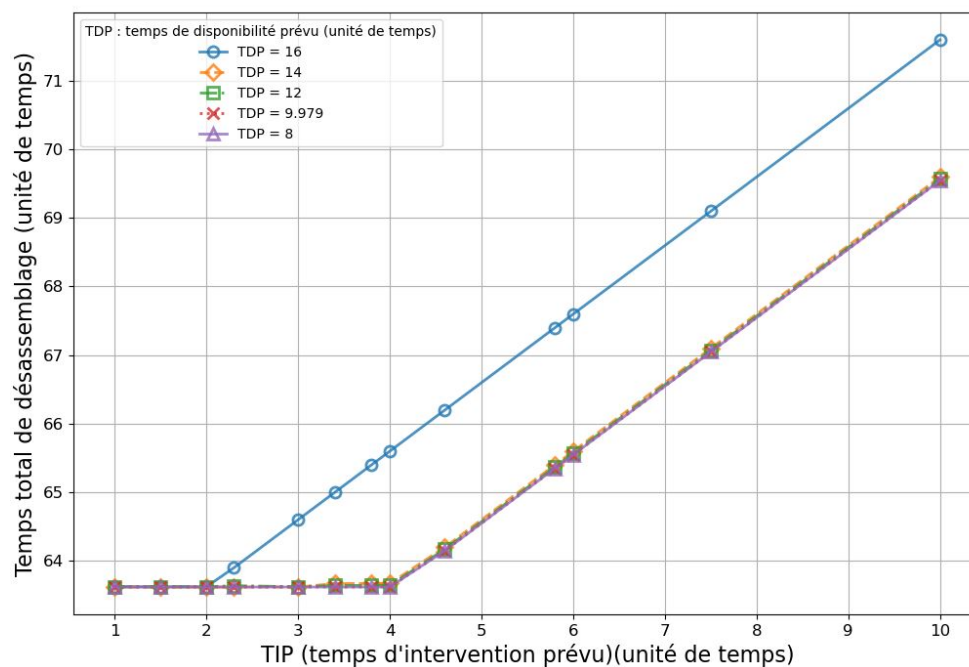


**FIGURE 4.2 : Impact de la durée de l'intervention humaine sur le nombre de tâches réalisées en parallèle**

La figure 4.2 montre l'évolution du temps total de désassemblage en fonction de la durée de l'intervention humaine. On observe que plus la durée de l'intervention humaine augmente,

plus l'algorithme tente d'optimiser le processus en assignant des tâches supplémentaires à réaliser en parallèle. Cela permet de maintenir un temps de désassemblage stable, même si l'intervention humaine s'étend dans le temps. Cependant, à partir d'un certain seuil (Tip = 4 unités de temps), lorsque toutes les tâches parallèles possibles ont été exécutées, l'algorithme ne peut plus optimiser davantage. À ce moment-là, toute prolongation de l'intervention humaine entraîne une augmentation directe du temps total de désassemblage, car le robot doit attendre la fin des interventions humaines pour poursuivre le processus.

Pour évaluer l'impact de la durée de l'intervention humaine sur le processus de désassemblage, différentes durées d'intervention (Tip) ont été analysées associées à plusieurs moments d'intervention de l'humain (Tdp) comme le montre la figure 4.3.



**FIGURE 4.3 : Impact de la durée de l'intervention humaine sur le temps total de désassemblage**

On peut observer que pour un temps de disponibilité inférieur à 14 unités de temps, le temps total de désassemblage reste relativement stable pour toute durée d'intervention humaine inférieure à 4 unités de temps. Cependant, lorsque le temps de disponibilité atteint 16 unités de

temps, une augmentation progressive du temps total de désassemblage est observée à mesure que le (Tip) augmente. Cela est principalement dû à l'accumulation des retards de l'humain, obligeant le robot à attendre pour pouvoir poursuivre les tâches restantes. L'algorithme a réussi à optimiser efficacement les séquences de tâches en exploitant toutes les solutions possibles pour minimiser le temps total de désassemblage. Cependant, il atteint ses limites lorsque des interventions humaines imprévues provoquent des retards que l'algorithme ne peut compenser. Cela valide la robustesse de l'algorithme (première hypothèse), qui fonctionne pleinement dans les contraintes imposées par la disponibilité humaine.

### **4.3 COMPARAISON DES RÉSULTATS D'OPTIMISATION ENTRE L'APPROCHE GÉNÉTIQUE GLOBALE ET L'APPROCHE TSP-KP NON GLOBALE.**

Pour évaluer les performances de l'algorithme génétique développé, une comparaison a été effectuée avec les résultats d'une approche TSP-KP qui divise le problème en plusieurs sous-problèmes indépendants [1]. Cette comparaison met en lumière les différences significatives en termes de résultats obtenus entre les deux approches d'optimisation sur le plan prédictif.

#### **4.3.1 RÉSULTATS DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION**

Pour évaluer l'efficacité des deux approches d'optimisation, 20 cas d'étude ont été analysés et présentés dans le tableau 4.1. Ces cas, également étudiés dans l'article [1], fournissent une base de comparaison entre la méthode TSP-KP non globale décrite précédemment et l'approche génétique globale proposée.

**TABLEAU 4.1 : Résultats des cas d'utilisation**

| Cas d'étude                                              | Approche         | Avant collaboration             | Pendant collaboration | Après collaboration         | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|----------------------------------------------------------|------------------|---------------------------------|-----------------------|-----------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 1 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=3<br>Tdr=14.813<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18                     | S10-S13               | S11-S12-S19-S16-Enf         | 1.048     | 0         | 3.028     | 66.477    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S12-S18                     | S10-S11-S13           | S19-S17-S16-Enf             | 2.045     | 0         | 2.816     | 66.432    |
| <b>Cas 2 :</b><br>Tdp=18<br>Tip=7<br>Tdr=10.81<br>Tir=6  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12 | S13                   | Enf                         | 0         | 5.991     | 4.742     | 68.401    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S18-S17-S16-S19             | S12-S11-S10-S13-      | Enf                         | 0         | 3.138     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 3 :</b><br>Tdp=10<br>Tip=3<br>Tdr=10.81<br>Tir=2  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1                             | S10-S13               | S11-S12-S17-S18-S19-S16-Enf | 0.048     | 0         | 1         | 64.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1                             | S13-S11-S12           | S10-S19-S17-S16-S18-Enf     | 1.07      | 0         | 0.831     | 64.446    |
| <b>Cas 4 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=4<br>Tdr=11.81<br>Tir=2  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16             | S11-S10-S12           | S13-Enf                     | 1.022     | 1.969     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18-S16-S19             | S10-S11-S12-S13       | Enf                         | 2.07      | 2.138     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 5 :</b><br>Tdp=15<br>Tip=6<br>Tdr=13.81<br>Tir=2  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11         | S10-S12-S13           | Enf                         | 1.073     | 0.996     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S19-S17-S16-S18             | S13-S11-S10-S12       | Enf                         | 2.07      | 0.138     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 6 :</b><br>Tdp=18<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=1  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12 | S13                   | Enf                         | 0.048     | 4.991     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S13-S16-S18-S19-S12-S17     | S11-S10               | Enf                         | 0.997     | 4.212     | 0         | 63.616    |
| <b>Cas 7 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18                     | S11 -S10 -S12-S13     | S19 -S16-Enf                | 3.07      | 0.972     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S16-S19                     | S10-S11-S13-S12       | S17-S18-Enf                 | 3.07      | 1.166     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 8 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=9<br>Tdr=15.81<br>Tir=1  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16             | S11-S10-S12-S13       | Enf                         | 3.07      | 0         | 2.031     | 65.480    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S16-S17-S19-S18             | S12-S11-S10-S13       | Enf                         | 3.07      | 0         | 1.862     | 65.477    |

| Cas d'étude                                              | Approche         | Avant collaboration             | Pendant collaboration | Après collaboration | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|----------------------------------------------------------|------------------|---------------------------------|-----------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 9 :</b><br>Tdp=16<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=6  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S18-S17-S19-S16-S11-S10     | S12-S13               | Enf                 | 0         | 3.633     | 3.927     | 67.376    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S16-S19-S18             | S10-S12-S13-S11       | Enf                 | 0         | 2.138     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 10 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=6 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16             | S11-S10-S12-S13       | Enf                 | 0         | 1.969     | 1.93      | 65.379    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S16-S19-S18-S17             | S13-S10-S11-S12       | Enf                 | 0         | 2.138     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 11 :</b><br>Tdp=17<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16             | S11-S10-S12-S13       | Enf                 | 0.048     | 5.991     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S11-S19-S16-S18-S12-S17-S10 | S13                   | Enf                 | 0.048     | 6.16      | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 12 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=7<br>Tdr=19.91<br>Tir=2 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16             | S11-S10-S12-S13       | Enf                 | 2.07      | 0         | 6.131     | 69.580    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S18-S16-S17-S19             | S12-S13-S10-S11       | Enf                 | 2.07      | 0         | 5.962     | 69.577    |
| <b>Cas 13 :</b><br>Tdp=10<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1                             | S11-S10-S12-S13       | S18-S17-S19-S16-Enf | 3.07      | 0         | 1         | 64.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1                             | S12-S10-S13-S11       | S16-S18-S17-S19-Enf | 3.07      | 0         | 0.831     | 64.446    |
| <b>Cas 14 :</b><br>Tdp=16<br>Tip=8<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10     | S12-S13               | Enf                 | 1.073     | 4.966     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S19-S18-S16-S17             | S12-S11-S10-S13       | Enf                 | 3.07      | 3.138     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 15 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=7<br>Tdr=11.81<br>Tir=5 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16             | S11-S10-S12-S13       | Enf                 | 0         | 1.969     | 0.93      | 64.379    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S16-S19-S18-S17             | S12-S13-S11-S10       | Enf                 | 0         | 2.138     | 0.93      | 64.545    |
| <b>Cas 16 :</b><br>Tdp=11<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=2 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S18                         | S11-S10-S12-S13       | Enf                 | 2.07      | 0         | 0.008     | 63.457    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S16                         | S10-S13-S12-S11       | S18-S19-Enf         | 2.07      | 0.169     | 0         | 63.615    |

| Cas d'étude                                                   | Approche         | Avant collaboration                 | Pendant collaboration | Après collaboration | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|---------------------------------------------------------------|------------------|-------------------------------------|-----------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 17 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=8<br>Tdr=15.81<br>Tir=6.1    | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18                         | S11-S10-S12-S13       | S19-S16-Enf         | 2.03      | 0         | 4.028     | 69.507    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S19-S16                         | S12-S11-S13-S10       | S17-S18-Enf         | 0         | 0         | 5.864     | 69.479    |
| <b>Cas 18 :</b><br>Tdp=11<br>Tip=10<br>Tdr=16.813<br>Tir=11.1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S18                             | S11-S10-S12-S13       | S17-S19-S16-Enf     | 0         | 0         | 13.04     | 76.487    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S16                             | S13-S11-S10-S12       | S18-S17-S19-Enf     | 0         | 0         | 12.864    | 76.479    |
| <b>Cas 19 :</b><br>Tdp=13<br>Tip=8<br>Tdr=10.813<br>Tir=1     | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S18-S17-S19                     | S11-S10-S12-S13       | S16-Enf             | 3.07      | 1.969     | 0         | 63.449    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S16-S18-S19                     | S10-S11-S13-S12       | S17-Enf             | 3.07      | 2.155     | 0         | 63.588    |
| <b>Cas 20 :</b><br>Tdp=20<br>Tip=9<br>Tdr=11.813<br>Tir=1     | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12-S13 | N/A                   | Enf                 | 0         | 6.039     | 1         | 64.449    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S18-S13-S17-S16-S19-S10         | S12-S11               | Enf                 | 1.022     | 4.183     | 0         | 63.615    |

## 4.4 ÉTUDE STATISTIQUE COMPARATIVE DES DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION

Cette section présente une analyse statistique des deux approches d'optimisation étudiées. Les principales étapes incluent la vérification de la normalité des données, suivie de l'application des tests statistiques appropriés.

### 4.4.1 TEST DE NORMALITÉ

La première étape de l'analyse statistique consiste à vérifier si les données suivent une distribution normale. À cette fin, un test de Shapiro-Wilk a été utilisé. Ce test aide à choisir le test statistique approprié pour comparer les deux méthodes en vérifiant l'hypothèse nulle selon laquelle un échantillon provient d'une population normalement distribuée. Si les données sont normalement distribuées, un test t de Student sera utilisé pour comparer les moyennes des deux méthodes. En revanche, si les données ne suivent pas une distribution normale, un test de

Mann-Whitney U sera utilisé.

Les résultats du test de Shapiro-Wilk sont présentés dans le tableau 4.2.

**TABLEAU 4.2 : Résultats du test de Shapiro-Wilk**

| Métrique               | Méthode   | Statistique W | valeur p |
|------------------------|-----------|---------------|----------|
| Temps de collaboration | TSP-KP    | 0.802         | 0.001    |
|                        | Génétique | 0.830         | 0.002    |
| Inactivité humaine     | TSP-KP    | 0.803         | 0.001    |
|                        | Génétique | 0.842         | 0.004    |
| Inactivité du robot    | TSP-KP    | 0.705         | 0.000    |
|                        | Génétique | 0.645         | 0.000    |
| Temps de production    | TSP-KP    | 0.723         | 0.000    |
|                        | Génétique | 0.647         | 0.000    |

Le tableau 4.2 présente les résultats du test de Shapiro-Wilk, utilisé pour vérifier si les données suivent une distribution normale. La colonne «Statistique W» montre la valeur du test Shapiro-Wilk et la colonne «valeur p» indique la probabilité associée au test. Une valeur  $p$  inférieure à 0.05 indique que l'hypothèse nulle est rejetée, ce qui signifie que les données ne sont pas normalement distribuées. Si la valeur  $p$  est supérieure à 0.05, l'hypothèse nulle n'est pas rejetée, ce qui signifie que les données sont normalement distribuées.

Les résultats montrent que toutes les valeurs  $p$  sont inférieures à 0.05, indiquant que les données pour chaque métrique et approche d'optimisation ne suivent pas une distribution normale.

#### 4.4.2 TEST STATISTIQUE

Cette section présente les résultats des tests statistiques effectuées pour comparer l'efficacité des deux approches d'optimisation, tout en prenant en compte que les données ne suivent pas une distribution normale.

#### 4.4.2.1 TEST STATISTIQUE DE MANN-WHITNEY U

Étant donné que les données ne suivent pas une distribution normale, le test de Mann-Whitney U sera utilisé pour comparer les deux méthodes. Le tableau 4.3 présente les résultats du test de Mann-Whitney U pour comparer les deux approches d'optimisation.

**TABEAU 4.3 : Résultats du test de Mann-Whitney U**

| Métrique               | valeur p |
|------------------------|----------|
| Temps de collaboration | 0.6091   |
| Inactivité humaine     | 0.9667   |
| Inactivité du robot    | 0.4843   |
| Temps de production    | 0.5051   |

Les résultats du test de Mann-Whitney U permettent de déterminer si les différences observées entre les deux méthodes sont statistiquement significatives. Comme toutes les valeurs p dépassent 0.05, on conclut que les différences entre les méthodes ne sont pas significatives. Toutefois, il est important de noter que l'absence de différence statistiquement significative ne prouve pas nécessairement que les deux approches sont identiques.

Pour approfondir l'analyse et vérifier si les différences entre les deux méthodes sont suffisamment petites pour être considérées comme négligeables, un test d'équivalence a été effectué. Ce test est particulièrement utile pour établir si les deux méthodes peuvent être considérées comme équivalentes, en absence d'une différence statistiquement significative détectée par le test de Mann-Whitney U.

#### 4.4.2.2 TEST D'ÉQUIVALENCE (TOST)

Le test d'équivalence, ou TOST, est une méthode statistique qui permet d'évaluer si les différences entre deux méthodes sont suffisamment faibles pour être considérées comme négligeables. Contrairement aux tests statistiques traditionnels, conçus pour détecter l'existence

d'une différence significative entre deux groupes ou méthodes [50].

Dans ces tests traditionnels, l'hypothèse nulle postule qu'il n'y a pas de différence entre les groupes, tandis que l'hypothèse alternative cherche à démontrer l'existence d'une différence. Cependant, le test TOST fonctionne de manière inverse. Il ne cherche pas à prouver qu'une différence existe, mais plutôt à démontrer que toute différence entre les deux groupes ou méthodes est suffisamment petite pour être considérée comme négligeable [50]. Dans le test TOST, l'hypothèse nulle postule que les deux groupes ne sont pas équivalents, ce qui signifie que la différence entre eux dépasse une marge prédéfinie. En revanche, l'hypothèse alternative, suggère que cette différence est suffisamment faible pour être considérée comme négligeable, permettant ainsi de conclure à l'équivalence des deux groupes. Ce concept utilise une constante appelée marge d'équivalence, qui détermine un intervalle dans lequel les résultats sont jugés « suffisamment proches » pour être considérés comme équivalents [51]. C'est la différence maximale que l'on est prêt à accepter entre les deux groupes pour les considérer comme équivalents. Dans le contexte de cette étude, une marge d'équivalence de  $\pm 0.5$  unité de temps a été définie, ce qui signifie que toute différence inférieure à cette valeur est jugée négligeable en termes de performance des méthodes d'optimisation. Nous estimons que ce choix est raisonnable pour évaluer l'équivalence des méthodes, d'autant plus que des marges plus petites ont déjà été testées et ont donné lieu à des interprétations similaires. Cela assure une évaluation équilibrée entre la détection de différences significatives et l'acceptation de variations mineures, tout en restant tolérant envers des fluctuations qui n'impactent pas de manière significative l'efficacité globale. Le test TOST utilise deux tests t unilatéraux pour évaluer l'équivalence. Le premier test vérifie si la différence entre les moyennes des deux groupes est supérieure à la limite inférieure de la marge d'équivalence, tandis que le second test examine si cette différence est inférieure à la limite supérieure.

Les résultats de ce test pour les quatre métriques de comparaison sont présentés dans le tableau 4.4. Les p-values obtenues pour ces tests indiquent si les différences sont suffisamment petites

pour être négligeables. Pour conclure à l'équivalence, les p-values doivent être inférieures au seuil de 0,05.

**TABEAU 4.4 : Résultats du test d'équivalence (TOST)**

| Métrique               | valeur p |
|------------------------|----------|
| Temps de collaboration | 0.7856   |
| Inactivité humaine     | 0.8188   |
| Inactivité du robot    | 0.7717   |
| Temps de production    | 0.7557   |

Comme le montrent les valeurs p, toutes sont supérieures à 0.05, indiquant que les différences observées entre les deux méthodes ne sont pas suffisamment petites pour être considérées comme négligeables dans le cadre des marges d'équivalence définies. Cela signifie qu'il n'y a pas suffisamment de preuves pour conclure à l'équivalence des deux méthodes d'optimisation pour les métriques étudiées. Cependant, ces tests ne fournissent qu'une vue d'ensemble globale des différences, sans tenir compte des variations spécifiques à chaque cas. Ces variations sont essentielles pour comprendre comment chaque algorithme, basé sur des prévisions de temps, réagit face à des conditions réelles variées. Une analyse détaillée de chaque cas est donc nécessaire pour évaluer la flexibilité et l'adaptabilité de chaque approche d'optimisation. Pour approfondir cette évaluation, nous procéderons à une visualisation des différences entre les résultats d'optimisation des deux approches pour les 20 cas d'étude, afin d'identifier les cas les plus critiques, c'est-à-dire ceux où les divergences entre les méthodes sont les plus marquées, afin de mieux comprendre les situations dans lesquelles chaque méthode d'optimisation performe différemment.

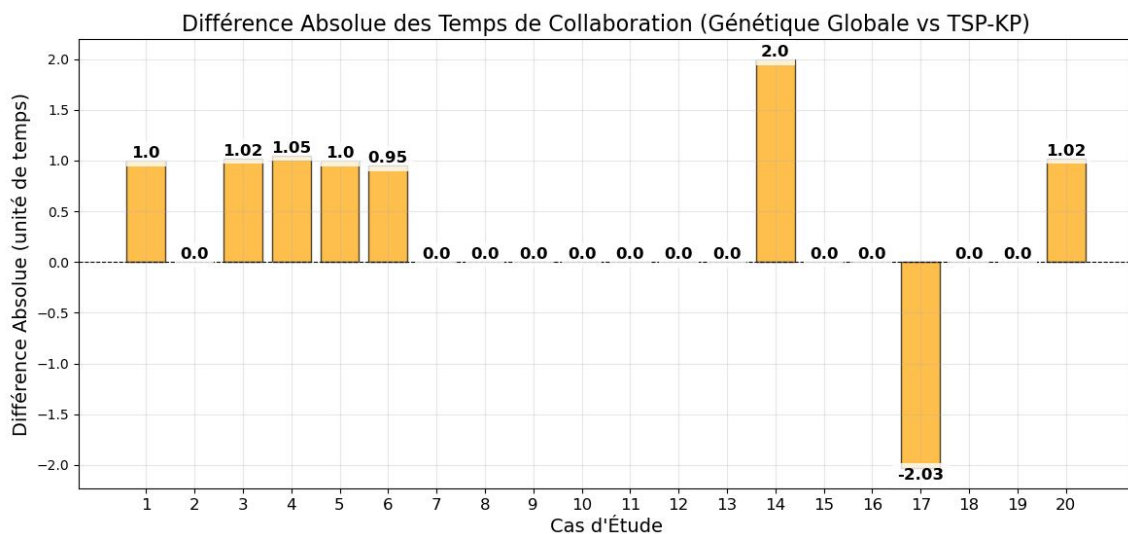
#### **4.5 VISUALISATION DES DIFFÉRENCES ENTRE LES DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION**

Cette section vise à visualiser les différences de performance entre les deux approches d'optimisation pour les quatre métriques de comparaison : le temps du travail en mode

collaboratif lorsque l'humain a quitté l'espace du travail ( $T_{exh}$ ), le temps d'inactivité humaine ( $S_{oih}$ ), le temps d'inactivité du robot ( $T_{sir}$ ) ainsi que le temps total de production ( $T_{pro}$ ). Les diagrammes à barres présentés dans les figures ci-dessous permettent de visualiser les écarts pour chaque cas d'étude, mettant en évidence les scénarios où des écarts notables existent entre les méthodes d'optimisation.

#### — Temps de travail en mode collaboratif ( $T_{exh}$ ) :

La figure 4.4 illustre les différences des temps de travail en mode collaboratif entre les deux approches d'optimisation. Ces différences sont obtenues en soustrayant le temps de travail en mode collaboratif de l'approche TSP-KP de celui obtenu par l'approche génétique globale dans chaque cas d'étude.



**FIGURE 4.4 : Différence absolue du temps de travail en mode collaboraif**

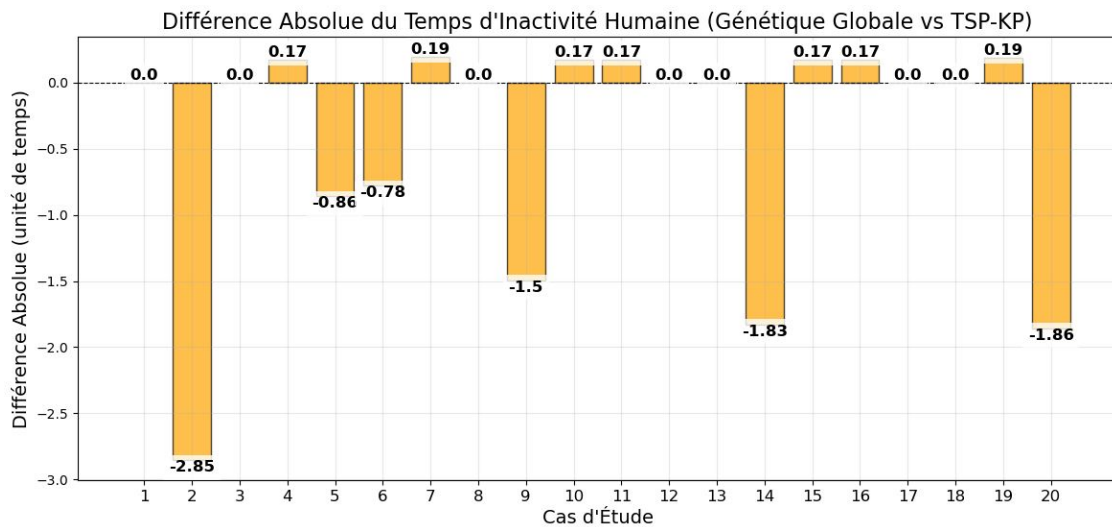
Des valeurs positives indiquent que l'approche TSP-KP a un temps de travail plus court, tandis que des valeurs négatives, situées en dessous de l'axe des abscisses, montrent que l'approche génétique globale a mieux optimisé cette métrique, en présentant un temps de travail plus réduit.

Les cas 1, 3, 4, 5, 6, 14 et 20 partagent une caractéristique commune : le temps d'inter-

vention réel (Tir) est plus court que le temps d'intervention prévu (Tip). Cela suggère qu'il est essentiel d'analyser comment chaque méthode se comporte dans des situations où l'intervention humaine réelle est plus rapide que prévu.

— **Temps d'inactivité de l'humain ( $S_{oiH}$ ) :**

La figure 4.5 illustre les différences des temps d'inactivité de l'humain entre les deux approches d'optimisation. Ces différences sont obtenues en soustrayant le temps d'inactivité de l'humain de l'approche TSP-KP de celui obtenu par l'approche génétique globale.



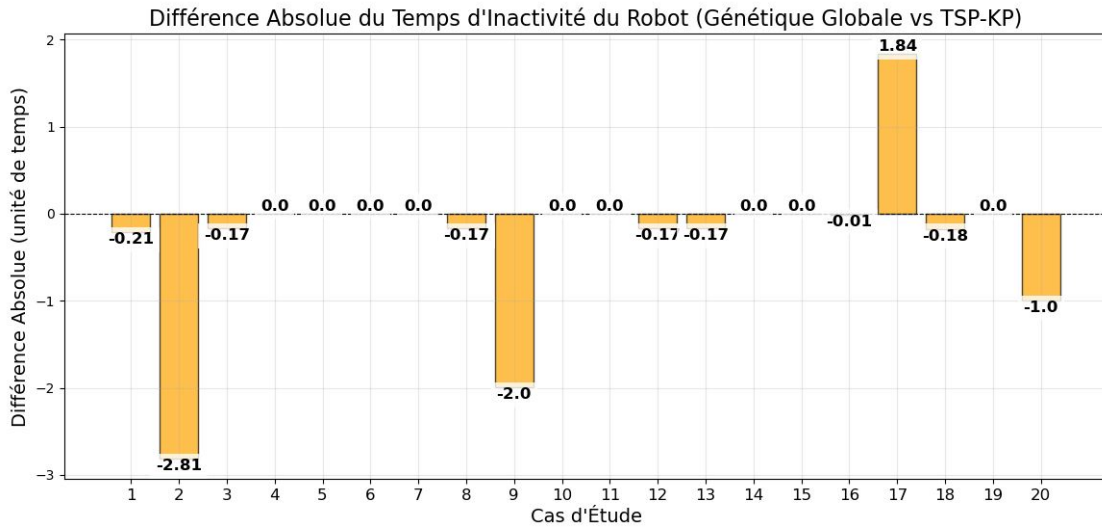
**FIGURE 4.5 : Différence absolue du temps d'inactivité de l'humain  $S_{oiH}$**

Des différences significatives sont observées, où l'approche génétique globale excelle dans certains cas (valeurs négatives). Les cas les plus remarquables sont les cas 2, 5, 9, 14, et 20, où l'approche génétique globale a montré une réduction significative du temps d'inactivité humaine, il s'agit d'une entrée précoce de l'humain et il faut analyser le comportement de deux approches dans les cas d'arrivée précoce pour comprendre la stratégie de planification de chaque méthode.

— **Temps d'inactivité du robot ( $T_{siR}$ ) :**

La figure 4.6 illustre les différences des temps d'inactivité du robot entre les deux

approches d'optimisation. Ces différences sont obtenues en soustrayant le temps d'inactivité de l'humain de l'approche TSP-KP de celui obtenu par l'approche génétique globale.

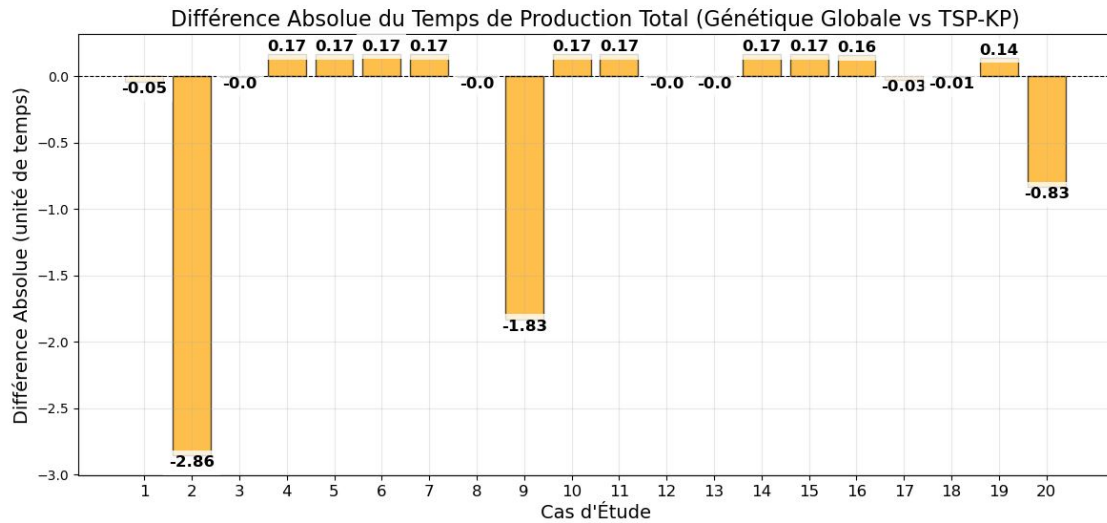


**FIGURE 4.6 : Différence absolue du temps d'inactivité du robot**

Des différences significatives sont observées, où l'approche génétique globale excelle dans certains cas (valeurs négatives). Les cas les plus remarquables sont les cas 2, 9 et 20, où l'approche génétique globale a montré une réduction significative du temps d'inactivité humaine, il s'agit d'une entrée précoce de l'humain et il faut analyser le comportement de deux approches dans les cas d'arrivée précoce pour comprendre la stratégie de planification de chaque méthode.

— **Temps total de production ( $T_{pro}$ ) :**

La figure 4.7 illustre les différences des temps total de production entre les deux approches d'optimisation. Ces différences sont obtenues en soustrayant le temps total de production de l'approche TSP-KP de celui obtenu par l'approche génétique globale.



**FIGURE 4.7 : Différence absolue du temps total de production**

Des différences significatives sont observées, en particulier dans les cas 2, 9 et 20, où l'approche génétique globale a réussi à réduire à la fois le temps d'inactivité de l'humain et celui du robot. Cette optimisation a conduit à une amélioration notable du temps total de production. Ces cas sont caractérisés par une intervention humaine précoce, indiquant qu'il est essentiel d'analyser comment chaque méthode gère de telles situations pour mieux comprendre leur stratégie de planification respective.

Après avoir visualisé les différences entre les deux approches d'optimisation pour les 20 cas d'étude et identifié les situations où des écarts notables existent, il est essentiel de comprendre en détail les comportements des algorithmes d'optimisation lorsqu'ils sont confrontés à des variations entre les conditions prévues et réelles. C'est dans ce cadre que la section suivante se concentre sur l'analyse des résultats d'optimisation de quelques cas spécifiques d'étude sur le plan prédictif.

## 4.6 ANALYSE DES CAS CRITIQUES DANS LA COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION

Cette section analyse les résultats de quelques cas spécifiques pour voir comment les algorithmes d'optimisation, initialement conçus pour des conditions prévisionnelles, réagissent lorsque les circonstances réelles s'écartent de ces prévisions. Cela permet d'évaluer la flexibilité de chaque méthode face aux variations inattendues entre les temps prévus et les temps réels d'intervention humaine. Des analyses seront également réalisées pour des cas où les conditions réelles correspondent aux prévisions initiales.

### 4.6.1 CAS D'ÉTUDE 1 : TEMPS DE DISPONIBILITÉ RÉEL PROCHE DE TEMPS PRÉVU

Cette partie explore les cas où le temps de disponibilité réel ( $T_{dp}$ ) est presque le même que le ( $T_{dr}$ ). Le tableau 4.1 illustre deux cas d'étude spécifiques, numérotés 3 et 13, où cette correspondance est observée.

- **Durée d'intervention réelle proche de celle prévue :** Dans ce cas spécifique d'étude, la durée d'intervention réelle ( $T_{ir}$ ) est proche de la durée prévue ( $T_{ip}$ ). Le résultat obtenu de deux approches d'optimisation est présenté dans le tableau 4.5.

**TABLEAU 4.5 : Résultat du cas 3 pour la comparaison des deux approches**

| Cas d'étude                                                          | Approche  | Avant collaboration | Pendant collaboration | Après collaboration         | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|----------------------------------------------------------------------|-----------|---------------------|-----------------------|-----------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Cas 3 :<br>$T_{dp}=10$<br>$T_{ip}=3$<br>$T_{dr}=10.81$<br>$T_{ir}=2$ | TSP-KP    | Ts1                 | S10-S13               | S11-S12-S17-S18-S19-S16-Enf | 0.048     | 0         | 1         | 64.449    |
|                                                                      | Génétique | Ts1                 | S13-S11-S12           | S10-S19-S17-S16-S18-Enf     | 1.07      | 0         | 0.831     | 64.446    |

Le diagramme de Gantt pour ce cas d'étude est présenté dans la figure 4.8.

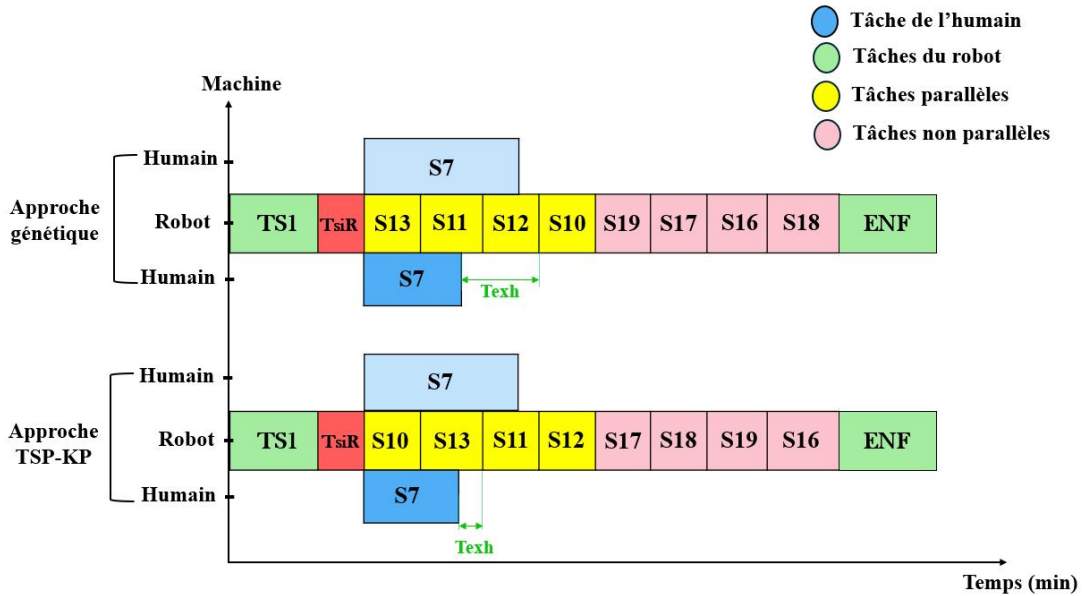


FIGURE 4.8 : Diagramme de Gantt des deux approches d'optimisation pour le cas 3

Les deux méthodes d'optimisation initient leur processus en exécutant l'ensemble de tâches TS1. L'approche génétique opte pour une exécution parallèle des tâches S13, S11 et S12, exploitant le temps d'intervention prévu qui permettrait normalement la réalisation de trois tâches en parallèle. Toutefois, l'intervention humaine réelle a été plus courte que prévu, durant seulement 2 unités de temps au lieu de 3. Cette réduction du temps d'intervention humain a conduit à une augmentation de la métrique  $T_{exh}$  pour l'approche génétique. En effet, le robot a dû continuer à exécuter la tâche S12 en mode collaboratif même après le départ de l'humain.

En revanche l'approche TSP-KP a privilégié l'exécution parallèle des tâches S10 à S13 seulement avec la tâche de l'humain. Ce qui explique la valeur plus petite de la métrique  $T_{exh}$  pour l'approche TSP-KP par rapport à celle obtenue avec l'approche génétique développée. En termes de temps de production total  $T_{pro}$ , les deux approches affichent des valeurs très similaires, suggérant que, malgré les différences notables dans la gestion des tâches durant la collaboration, l'efficacité globale en termes de temps de production reste équivalente.

- **Durée d'intervention réel plus petite de celle prévue :** Dans ce cas spécifique d'étude, la durée d'intervention réelle ( $T_{ir}$ ) est plus petite de la durée prévue ( $T_{ip}$ ). Le résultat obtenu de deux approches d'optimisation est présenté dans le tableau 4.6.

**TABEAU 4.6 : Résultats du cas 13 pour la comparaison des deux approches**

| Cas d'étude                                                           | Approche         | Avant collaboration | Pendant collaboration | Après collaboration         | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|-----------------------------------------------------------------------|------------------|---------------------|-----------------------|-----------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Cas 13 :<br>$T_{dp}=10$<br>$T_{ip}=5$<br>$T_{dr}=10.81$<br>$T_{ir}=1$ | <b>TSP-KP</b>    | Ts1                 | S11-S10-<br>S12-S13   | S18-S17-<br>S19-S16-<br>Enf | 3.07      | 0         | 1         | 64.449    |
|                                                                       | <b>Génétique</b> | Ts1                 | S12-S10-<br>S13-S11   | S16-S18-<br>S17-S19<br>Enf  | 3.07      | 0         | 0.831     | 64.446    |

Les résultats montrent que les deux approches ont exécuté les mêmes types de tâches durant les phases avant, pendant et après la collaboration. Malgré une durée d'intervention réelle plus courte que prévu (1 unité de temps au lieu de 5), les deux approches enregistrent un  $T_{exh}$  identique de 3.07 unités de temps. Cela suggère que le robot a continué à effectuer les tâches restantes en mode collaboratif après le départ de l'humain. Le temps d'inactivité du robot est dû à l'attente de l'entrée de l'humain dans l'espace de travail, nécessaire pour que le robot puisse commencer l'exécution des tâches prévues.

#### 4.6.2 CAS D'ÉTUDE 2 : TEMPS DE DISPONIBILITÉ RÉEL SUPÉRIEUR AU TEMPS PRÉVU

Cette partie explore les cas où le temps de disponibilité réel ( $T_{dr}$ ) est supérieur au temps de disponibilité prévu ( $T_{dp}$ ). Le tableau 4.1 illustre un cas d'étude spécifiques, numérotés 18, où cette correspondance est observée.

- **Durée d'intervention réelle proche de celle prévue :** Le résultat obtenu dans ce cas spécifique d'étude de deux approches d'optimisation est présenté dans le tableau 4.7.

**TABEAU 4.7 : Résultat du cas 18 pour la comparaison des deux approches**

| Cas d'étude                                            | Approche  | Avant collaboration | Pendant collaboration | Après collaboration     | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|--------------------------------------------------------|-----------|---------------------|-----------------------|-------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Cas 18 :<br>Tdp=11<br>Tip=10<br>Tdr=16.813<br>Tir=11.1 | TSP-KP    | Ts1-S18             | S11-S10-<br>S12-S13   | S17-S19-<br>S16-<br>Enf | 0         | 0         | 13.04     | 76.487    |
|                                                        | Génétique | Ts1-S16             | S13-S11-<br>S10-S12   | S18-S17-<br>S19-<br>Enf | 0         | 0         | 12.864    | 76.479    |

Les résultats indiquent que les deux approches, TSP-KP et génétique, ont suivi des plans similaires en exécutant les mêmes types de tâches avant, pendant, et après la collaboration. Les deux approches ont enregistré des valeurs très proches pour toutes les métriques mesurées. La durée d'intervention prévue de l'humain a permis l'exécution de toutes les tâches parallèles en sa présence. De même, la durée d'intervention réelle de l'humain a permis au robot d'exécuter toutes les tâches en mode parallèle, ce qui explique pourquoi  $T_{exh}$  est égal à zéro. Le temps d'inactivité du robot est dû à l'attente de l'humain, puisque le temps de disponibilité réel est supérieur à celui prévu, et à l'attente de la sortie de l'humain de l'espace de travail, nécessaire pour que le robot puisse continuer l'exécution des tâches restantes.

#### **4.6.3 CAS D'ÉTUDE 3 : TEMPS DE DISPONIBILITÉ RÉEL INFÉRIEUR AU TEMPS PRÉVU**

Cette partie explore les cas où le temps de disponibilité réel (Tdr) est inférieur au temps de disponibilité prévu (Tdp). Le tableau 4.1 illustre deux cas d'étude spécifiques, numérotés 2 et 20 où cette correspondance est observée.

- **Durée d'intervention réelle proche de celle prévue :** dans ce cas spécifique d'étude, la durée d'intervention réelle (Tir) est proche de la durée prévue (Tip). Le résultat obtenu pour les deux approches d'optimisation est présenté dans le tableau 4.8.

**TABLEAU 4.8 : Résultat de cas 2 de comparaison de deux approches**

| Cas d'étude                                      | Approche         | Avant collaboration             | Pendant collaboration | Après collaboration | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|--------------------------------------------------|------------------|---------------------------------|-----------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Cas 2 :<br>Tdp=18<br>Tip=7<br>Tdr=10.81<br>Tir=6 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12 | S13                   | Enf                 | 0         | 5.991     | 4.742     | 68.401    |
|                                                  | <b>Génétique</b> | Ts1-S18-S17-S16-S19             | S12-S11-S10-S13-      | Enf                 | 0         | 3.138     | 1.93      | 65.545    |

Dans le cas d'étude 2, les différences entre les deux approches d'optimisation TSP-KP non globale et génétique globale révèlent des stratégies distinctes face à l'optimisation des tâches avant l'intervention humaine et pendant la collaboration. Dans le cadre de l'approche TSP-KP, la formulation du problème est réalisé en utilisant un modèle similaire au problème du sac à dos, où chaque tâche est considérée comme un objet que l'on cherche à insérer dans un sac, représenté ici par le temps disponible avant l'intervention humaine. Après avoir complété l'ensemble des tâches TS1 nécessaires avant l'intervention humaine, l'approche TSP-KP sélectionne les tâches dont l'ajout maximise l'utilisation du temps sans dépasser le temps de disponibilité prévu de l'humain. Ce processus de sélection laisse uniquement la tâche S13 pour être exécutée en parallèle avec la tâche de l'humain. Cette planification optimise l'utilisation du temps disponible en permettant au robot d'accomplir le maximum de tâches avant l'arrivée de l'humain, tout en respectant les contraintes de temps établies. Toutefois, cela peut aboutir à l'augmentation du temps d'inactivité de l'humain, lui forçant à attendre que le robot achève les tâches selon le plan établi basé sur les temps de disponibilité prévus. En revanche, l'approche génétique adopte une stratégie différente en priorisant l'exécution des tâches qui ne présentent aucun risque pour l'humain avant la collaboration, optimisant ainsi le temps de disponibilité humain pour accomplir toutes les tâches en parallèle durant sa présence. Cette méthode permet de réduire significativement le temps d'inactivité du robot à 1.93 unités, contre 4.742 unités du temps pour l'approche TSP-KP, et minimise également l'attente de l'humain pour accéder à l'espace de travail. Une fois les tâches non parallèles terminées, l'humain et le robot peuvent effectuer leurs tâches en parallèle, par conséquent,

l'approche génétique globale a mieux optimisé le temps total de production par rapport à celui de l'approche TSP-KP non globale.

- **Durée d'intervention réelle plus petite que celle prévue :** Dans ce cas spécifique d'étude, la durée d'intervention réelle ( $T_{ir}$ ) est inférieure à la durée prévue ( $T_{ip}$ ). Le résultat obtenu de deux approches d'optimisation est présenté dans le tableau 4.9.

**TABLEAU 4.9 : Résultat de cas 20 de comparaison de deux approches**

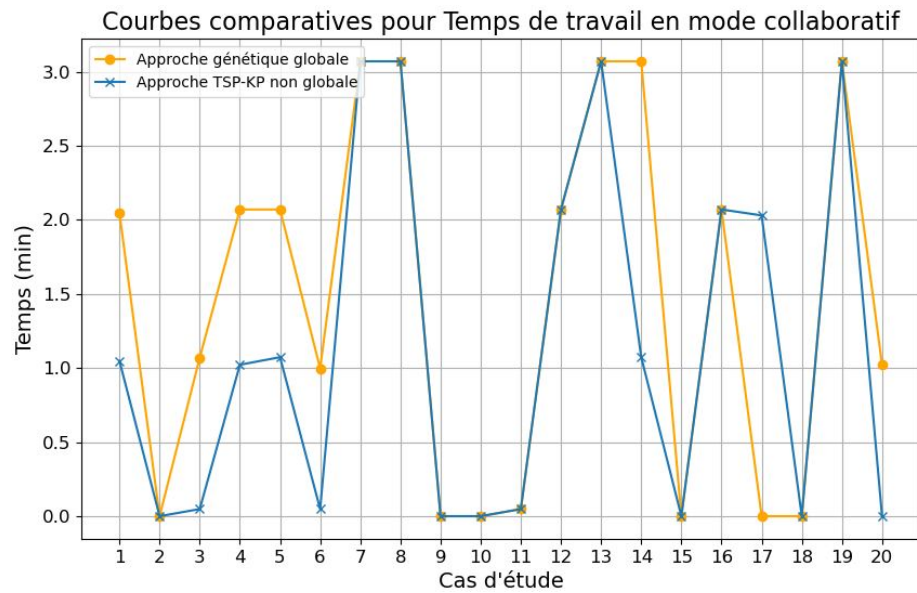
| Cas d'étude                                                                   | Approche         | Avant collaboration                 | Pendant collaboration | Après collaboration | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|-------------------------------------------------------------------------------|------------------|-------------------------------------|-----------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 20 :</b><br>$T_{dp}=20$<br>$T_{ip}=9$<br>$T_{dr}=11.813$<br>$T_{ir}=1$ | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12-S13 | N/A                   | Enf                 | 0         | 6.039     | 1         | 64.449    |
|                                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S18-S13-S17-S16-S19-S10         | S12-S11               | Enf                 | 1.022     | 4.183     | 0         | 63.615    |

Dans ce cas spécifique où la durée d'intervention réelle de l'humain est inférieure à celle prévue, les approches d'optimisation TSP-KP non globale et génétique globale révèlent des stratégies distinctes pour la gestion des tâches avant et pendant la collaboration. L'approche TSP-KP privilégie l'exécution de toutes les tâches avant l'arrivée de l'humain, ne laissant aucune pour être réalisée en parallèle. Cette organisation engendre une période d'attente pour l'humain, qui doit attendre la finalisation de toutes les tâches programmées avant de pouvoir commencer la sienne, augmentant ainsi le temps total de production. En revanche, l'approche génétique alloue les tâches S12 et S11 pour être exécutées en parallèle avec celle de l'humain, ce qui réduit considérablement son temps d'attente initial pour accéder à l'espace de travail. Ce temps d'attente réduit entraîne un temps de production total plus court avec l'approche génétique. La tâche humaine, accomplie en seulement une unité de temps au lieu des neuf prévues, engendre la réalisation de la tâche S11 en mode collaboratif, alors que l'humain a déjà quitté l'espace de travail, résultant en une valeur de  $T_{exh}$  de 1.022 unités de temps.

## 4.7 VISUALISATION DES COURBES COMPARATIVES

Après avoir analysé les stratégies d'optimisation des deux approches, TSP-KP non globale et génétique globale, les résultats obtenus pour 20 cas de comparaison seront tracés pour chaque métrique. Cela permettra d'analyser et d'interpréter les écarts observés entre les deux approches d'optimisation dans chaque cas spécifique sur le plan prédictif.

— **Temps de travail en mode collaboratif ( $T_{\text{exh}}$ ) :**

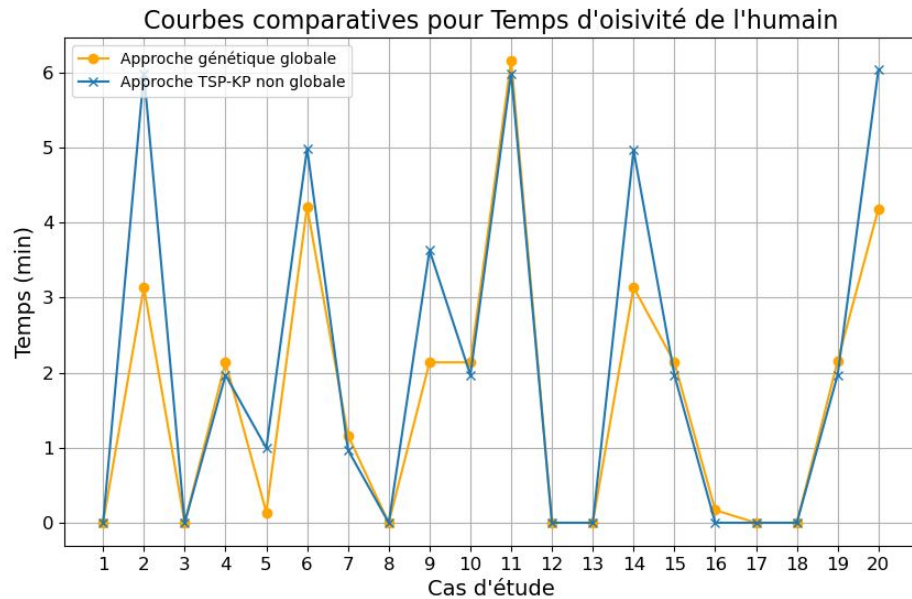


**FIGURE 4.9 : Courbe comparative du temps de travail en mode collaboratif**

La métrique  $T_{\text{exh}}$  mesure le temps de travail du robot en mode collaboratif alors que l'humain a déjà quitté l'espace de travail. En observant la figure 4.9, on constate que l'algorithme génétique présente une valeur pour  $T_{\text{exh}}$  supérieure à celle obtenue par l'approche TSP-KP dans les cas 1, 3, 4, 5, 14 et 20. Cette augmentation de  $T_{\text{exh}}$  se produit lorsque le temps d'intervention réel de l'humain diffère du temps d'intervention prévu. L'approche génétique privilégie l'exécution en parallèle des tâches de l'humain et du robot afin de minimiser le temps d'arrêt et d'optimiser le temps total de production. Cependant, lorsque le temps d'intervention réel (tir) est inférieur au temps d'intervention

prévu (tip), le robot continue à travailler en mode collaboratif même après que l'humain ait quitté l'espace de travail, ce qui entraîne une augmentation de la valeur de  $T_{exh}$ . En analysant les résultats pour ces cas spécifiques, on constate effectivement que, dans chacun d'entre eux, le temps d'intervention réel était inférieur au temps prévu comme indiqué dans le tableau 4.1, expliquant ainsi l'augmentation de  $T_{exh}$  avec l'approche génétique.

— **Temps d'inactivité de l'humain ( $S_{oiH}$ ) :**

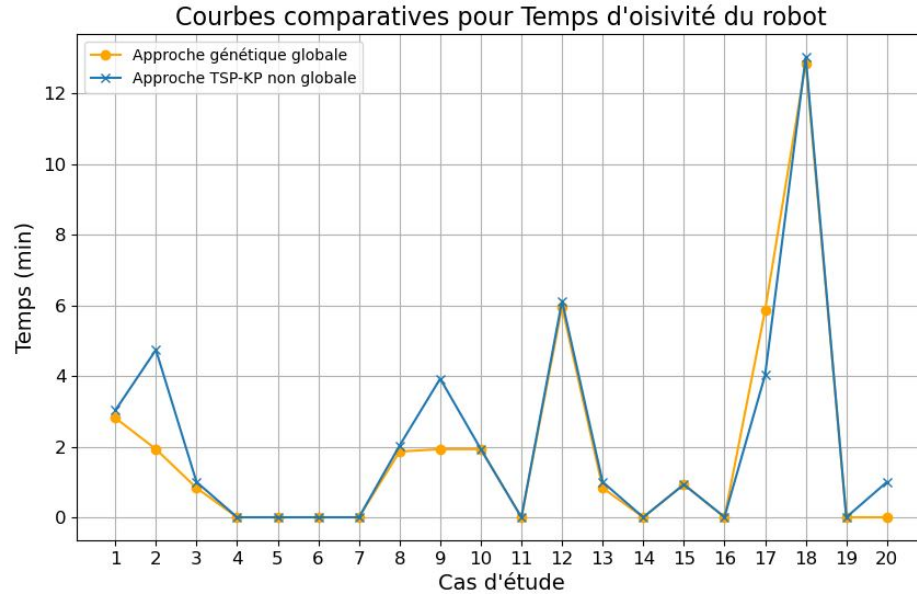


**FIGURE 4.10 : Courbe comparative du temps d'inactivité de l'humain**

En observant la figure 4.10, on remarque que l'algorithme génétique a mieux optimisé cette métrique dans les cas 2, 5, 6, 9, 14, et 20. Dans ces différents cas, le temps de disponibilité réel a été inférieur au temps prévu, comme indiqué dans le tableau 4.1. L'algorithme génétique utilise une stratégie d'optimisation différente de celle de TSP-KP, qui maximise l'exécution des tâches tant que leur ajout reste inférieur au temps de disponibilité prévu de l'humain. Cela explique l'augmentation du temps d'inactivité de

l'humain  $S_{oiH}$  avec l'approche TSP-KP, car il est contraint d'attendre l'exécution des tâches planifiées avant sa présence selon le plan prédictif.

— **Temps d'inactivité du robot ( $T_{siR}$ ) :**



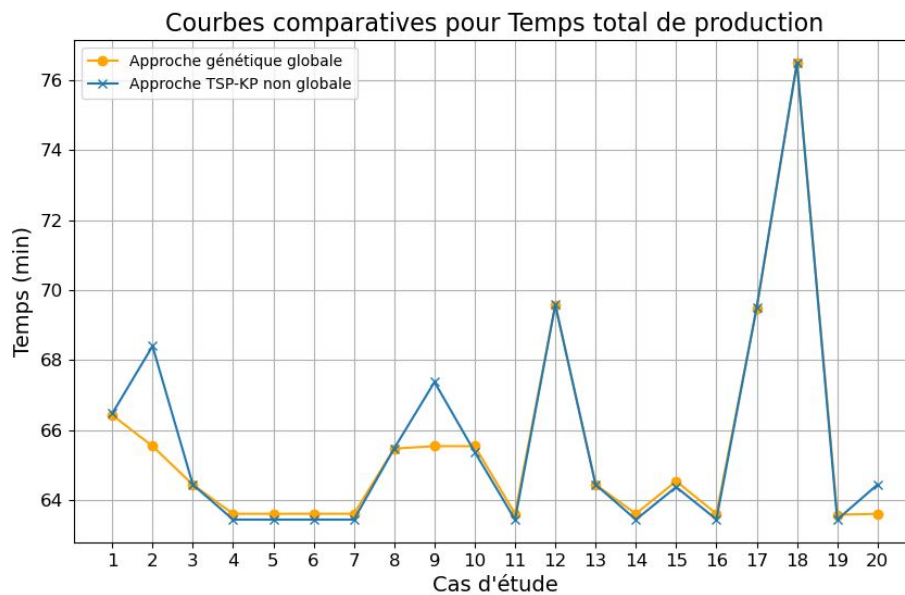
**FIGURE 4.11 : Courbe comparative du temps d'inactivité du robot**

Dans les cas 2, 9 et 20, où une différence est observée entre les deux approches d'optimisation, il s'agit d'une entrée précoce de l'humain. L'approche génétique globale favorise l'exécution des tâches pouvant être réalisées en parallèle en présence de l'humain. Lorsque l'humain arrive plus tôt, le robot continue d'exécuter les tâches planifiées par l'approche prédictive avant son entrée dans l'espace de travail. Une fois l'humain autorisé à entrer, le robot poursuit sans interruption jusqu'à l'achèvement des tâches pouvant être réalisées en parallèle avec sa présence. En revanche, avec l'approche TSP-KP, l'utilisation du temps disponible est maximisée en réalisant les tâches en attente de l'humain, selon les temps de disponibilité prévus. Cependant, si l'humain arrive plus tôt que prévu, après avoir terminé la série de tâches planifiées avant l'entrée de l'humain, le robot se retrouve à l'arrêt en attendant que l'humain termine sa propre tâche. Cela entraîne une période d'inactivité du robot, car les tâches qui auraient pu être réalisées en

présence de l'humain ont déjà été effectuées en son absence.

Cela explique les différences observées dans le temps d'inactivité du robot entre les deux approches : l'approche TSP-KP non globale et l'approche génétique globale. Avec l'approche TSP-KP, le robot se retrouve souvent à attendre l'humain, car toutes les tâches possibles ont été réalisées avant son arrivée, tandis qu'avec l'approche génétique globale, le robot continue de travailler en parallèle avec l'humain, minimisant ainsi le temps d'inactivité du robot.

— Temps de production ( $T_{Pro}$ ) :



**FIGURE 4.12 : Courbe comparative du temps de production total**

En observant la figure 4.12, on constate que, malgré la différence de stratégie de planification entre les deux approches d'optimisation, le temps de production total reste très similaire. Toutefois, dans les cas 2, 9 et 20, l'algorithme génétique a montré de meilleurs résultats en cas d'arrivée précoce de l'humain, car le temps d'inactivité du robot a également été optimisé pour ces cas spécifiques, ce qui a permis d'améliorer les résultats d'optimisation du temps total de production.

## 4.8 DISCUSSION

L'introduction des robots collaboratifs dans l'industrie a naturellement soulevé la question de savoir comment utiliser efficacement les deux partenaires afin d'optimiser le temps total du processus de désassemblage [1]. L'approche d'optimisation globale se distingue ici par le fait qu'elle cherche à optimiser la solution dans son ensemble, en prenant en compte l'ensemble des tâches et leurs interactions tout au long du processus, plutôt que de diviser le problème en plusieurs sous-problèmes spécifiques. L'algorithme génétique repose sur la génération d'une population initiale de chemins possibles, suivie d'une série de mutations et de croisements pour explorer différents ordres de tâches. Cela signifie que l'algorithme évalue et optimise l'ordre de toutes les tâches ensemble, en vérifiant que les règles de précédence sont respectées et que le chemin global minimise le temps total d'exécution. Les opérations de mutation et de croisement dans l'algorithme sont appliquées à l'ensemble des tâches de chaque séquence de désassemblage proposée. Cela contraste avec une approche non globale présentée dans [1], qui traiterait chaque segment du problème indépendamment. La première hypothèse suggère que l'utilisation d'un algorithme génétique pourrait gérer efficacement les variations imprévues du moment et de la durée des interventions humaines. En se basant sur les résultats obtenus, cet algorithme a réussi à optimiser les séquences de tâches en exploitant toutes les solutions possibles pour minimiser le temps total de désassemblage. Cependant, il atteint ses limites lorsque des interventions humaines provoquent des retards que l'algorithme ne peut compenser. Dans ces situations, l'algorithme ne peut éviter une augmentation du temps total de désassemblage, démontrant ainsi qu'il est contraint par la disponibilité humaine. La seconde hypothèse implique que les résultats d'optimisation pourrait être améliorée avec une approche globale plutôt qu'une approche non globale qui divise le problème en plusieurs sous-problèmes indépendants présenté dans [1]. Les analyses de certains cas de comparaison révèlent que, bien que l'approche TSP-KP maximise le temps d'occupation du robot avant l'entrée de l'humain, elle peut entraîner de longues périodes d'inactivité pour l'humain et le robot en cas d'arrivée précoce, contrairement à l'approche génétique globale. Cela valide

partiellement la deuxième hypothèse. En effet, l'approche génétique globale a mieux optimisé le temps total de production ainsi que les temps d'inactivité dans les scénarios où l'humain intervient plus tôt que prévu. Cependant, lorsque l'humain passe moins de temps que prévu, cela peut entraîner une augmentation du temps de travail en mode collaboratif, même après son départ. Ces observations soulignent la nécessité de développer une approche réactive capable de réajuster les séquences d'ordonnancement en temps réel pour s'adapter aux dynamiques changeantes de l'intervention de l'humain.

## **4.9 CONCLUSION**

Ce chapitre a permis d'analyser et de valider les deux premières hypothèses de cette recherche. Les résultats ont montré que l'algorithme génétique est capable d'optimiser les séquences de tâches pour minimiser le temps total de désassemblage. Cependant, il présente des limites lorsque les interventions humaines entraînent des retards que l'algorithme ne peut compenser, mettant en évidence une dépendance significative à la disponibilité humaine. Concernant la deuxième hypothèse, l'approche génétique globale s'est révélée plus robuste dans les cas d'intervention précoce. Toutefois, lorsque l'humain passe moins de temps que prévu, cela peut entraîner une augmentation du temps de travail en mode collaboratif, même après son départ. Ces observations soulignent la nécessité de développer une approche réactive capable de réajuster les séquences d'ordonnancement en temps réel pour s'adapter aux dynamiques changeantes de l'intervention humaine. Le chapitre suivant sera consacré à l'analyse des résultats obtenus grâce à l'approche réactive, conçue pour compléter l'approche prédictive.

## **CHAPITRE V**

### **RÉSULTATS ET DISCUSSIONS : APPROCHE RÉACTIVE**

#### **5.1 INTRODUCTION**

Le chapitre précédent a présenté les résultats issus de l'approche prédictive appliquée à deux méthodes d'optimisation : l'algorithme génétique global et l'approche non globale basée sur le TSP-KP. Bien que l'approche génétique globale ait permis de mieux optimiser le temps de production ainsi que les périodes d'inactivité en cas d'intervention précoce, elle montre ses limites lorsque l'humain reste moins longtemps que prévu. Cela souligne la nécessité d'une approche réactive capable d'ajuster en temps réel les séquences de planification pour s'adapter aux changements dans l'intervention humaine. Pour répondre à cette exigence, ce chapitre se consacre à l'analyse des résultats obtenus grâce à l'approche réactive, conçue pour compléter l'approche prédictive. Dans un premier temps, une comparaison entre l'approche prédictive et réactive de l'algorithme génétique développé sera effectuée pour valider la troisième hypothèse. Ensuite, les résultats des deux approches, génétique globale et TSP-KP, seront comparés sur le plan réactif afin de valider la quatrième hypothèse.

#### **5.2 ÉTUDE COMPARATIVE DES DEUX APPROCHES PRÉDICTIVE ET RÉACTIVE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE**

Cette section présente une analyse comparative des deux approches, prédictive et réactive, de l'algorithme génétique développé. La première sous-section détaille les résultats obtenus pour chaque approche. Ensuite, une analyse des écarts en pourcentage entre les deux méthodes est proposée. Enfin, des courbes comparatives des performances sont présentées pour illustrer visuellement les différences observées.

### **5.2.1 RÉSULTATS DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D’OPTIMISATION**

Pour évaluer l’efficacité des deux approches d’optimisation prédictive et réactive de l’algorithme génétique développé dans ce projet, 20 cas d’étude ont été analysés et présentés dans le tableau 5.1.

**TABLEAU 5.1 : Résultats de l'approche prédictive et réactive de l'algorithme génétique**

| Cas d'étude                                              | Approche          | Avant collaboration         | Pendant collaboration | Après collaboration         | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|----------------------------------------------------------|-------------------|-----------------------------|-----------------------|-----------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 1 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=3<br>Tdr=14.813<br>Tir=1 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S18-S12                 | S13-S10-S11           | S17-S19-S16-Enf             | 2.045     | 0         | 2.817     | 66.436    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S18-S12<br>S17-S19-S16  | S13                   | S10-S11-Enf                 | 0         | 0.160     | 0         | 63.616    |
| <b>Cas 2 :</b><br>Tdp=18<br>Tip=7<br>Tdr=10.81<br>Tir=6  | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16         | S11-S13-S12-S10       | Enf                         | 0         | 3.138     | 1.93      | 65.545    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17                     | S11-S13-S12-S10       | S18-S19-S16-Enf             | 0         | 0.149     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 3 :</b><br>Tdp=10<br>Tip=3<br>Tdr=10.81<br>Tir=2  | <b>Prédictive</b> | Ts1                         | S12-S11-S13           | S17-S18-S19-S16-S12-Enf     | 1.07      | 0         | 0.831     | 64.467    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17                     | S12-S11               | S18-S19-S16-S10-S13-Enf     | 0.022     | 0.150     | 0         | 63.616    |
| <b>Cas 4 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=4<br>Tdr=11.81<br>Tir=2  | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16         | S12-S13-S11-S10       | Enf                         | 2.07      | 2.138     | 0         | 63.615    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18                 | S12-S13               | S11-S10-S19-S16-Enf         | 0.073     | 0.142     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 5 :</b><br>Tdp=15<br>Tip=6<br>Tdr=13.81<br>Tir=2  | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16         | S13-S12-S11-S10       | Enf                         | 2.07      | 0.138     | 0         | 63.615    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18-S19-S16         | S13-S12               | S11-S10-Enf                 | 0.073     | 0.138     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 6 :</b><br>Tdp=18<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=1  | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16         | S10-S11-S12-S13       | Enf                         | 3.07      | 2.138     | 0         | 63.615    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18                 | S10                   | S11-S12-S13-S19-S16-Enf     | 0         | 0.141     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 7 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1  | <b>Prédictive</b> | Ts1-S19-S16                 | S12-S11-S13-S10       | S17-S18-Enf                 | 3.07      | 1.166     | 0         | 63.615    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S19                     | S12                   | S17-S18-S11-S13-S10-S16-Enf | 0.025     | 0.166     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 8 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=9<br>Tdr=15.81<br>Tir=1  | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16         | S10-S11-S13-S12       | Enf                         | 3.07      | 0         | 1.862     | 65.477    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18-S19-S16-S10-S11 | S13                   | S12-Enf                     | 0.048     | 0.135     | 0         | 63.616    |

| Cas d'étude                                              | Approche          | Avant collaboration                 | Pendant collaboration | Après collaboration         | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|----------------------------------------------------------|-------------------|-------------------------------------|-----------------------|-----------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 9 :</b><br>Tdp=16<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=6  | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16                 | S13-S12-S11-S10       | Enf                         | 0         | 2.138     | 1.93      | 65.545    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18                         | S13-S12-S11-S10       | S19-S16-Enf                 | 0         | 0.141     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 10 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=6 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16                 | S12-S13-S11-S10       | Enf                         | 0         | 2.138     | 1.93      | 65.545    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18                         | S12-S13-S11-S10       | S19-S16-Enf                 | 0         | 0.141     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 11 :</b><br>Tdp=17<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16                 | S13-S12-S10-S11       | Enf                         | 3.07      | 3.138     | 0         | 63.615    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17                             | S13                   | S12-S10-S11-S18-S19-S16-Enf | 0.048     | 0.149     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 12 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=7<br>Tdr=19.91<br>Tir=2 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16                 | S11-S10-S12-S13       | Enf                         | 2.07      | 0         | 5.962     | 69.577    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12-S13 | N/A                   | Enf                         | 0         | 0         | 3.891     | 67.507    |
| <b>Cas 13 :</b><br>Tdp=10<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>Prédictive</b> | Ts1                                 | S13-S12-S10-S11       | S17-S18-S19-S16-Enf         | 3.07      | 0         | 0.831     | 64.446    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17                             | S13                   | S18-S19-S16-S12-S10-S11-Enf | 0.048     | 0.149     | 0         | 63.616    |
| <b>Cas 14 :</b><br>Tdp=16<br>Tip=8<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16                 | S13-S12-S10-S11       | Enf                         | 3.07      | 3.138     | 0         | 63.616    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17                             | S13                   | S12-S10-S11-S18-S19-S16-Enf | 0.048     | 0.149     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 15 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=7<br>Tdr=11.81<br>Tir=5 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16                 | S10-S11-S12-S13       | Enf                         | 0         | 2.138     | 0.93      | 64.545    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18                         | S10-S11-S12-S13       | S19-S16-Enf                 | 0         | 0.141     | 0.93      | 64.545    |
| <b>Cas 16 :</b><br>Tdp=11<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=2 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S16                             | S11-S13-S10-S12       | S17-S18-Enf                 | 2.07      | 0.169     | 0.        | 63.615    |
|                                                          | <b>Réactive</b>   | Ts1-S16                             | S11-S13               | S17-S18-S19-S10-S12-Enf     | 0.045     | 0.169     | 0         | 63.615    |

| Cas d'étude                                                   | Approche          | Avant collaboration             | Pendant collaboration | Après collaboration         | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|---------------------------------------------------------------|-------------------|---------------------------------|-----------------------|-----------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 17 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=8<br>Tdr=15.81<br>Tir=6.1    | <b>Prédictive</b> | Ts1-S19-S16                     | S10-S12-S13-S11       | S17-S18-Enf                 | 0         | 0         | 5.864     | 69.479    |
|                                                               | <b>Réactive</b>   | Ts1-S19-S16-S17-S18-S10-S12     | S13-S11               | Enf                         | 0         | 0.163     | 4.055     | 67.670    |
| <b>Cas 18 :</b><br>Tdp=11<br>Tip=10<br>Tdr=16.813<br>Tir=11.1 | <b>Prédictive</b> | Ts1-S16                         | S13-S11-S12-S10       | S17-S18-S19-Enf             | 0         | 0         | 12.864    | 76.479    |
|                                                               | <b>Réactive</b>   | Ts1-S16-S17-S18-S19-S13-S11-S12 | S10                   | Enf                         | 0         | 0.206     | 10.1      | 73.716    |
| <b>Cas 19 :</b><br>Tdp=13<br>Tip=8<br>Tdr=10.813<br>Tir=1     | <b>Prédictive</b> | Ts1-S18-S19-S16                 | S10-S13-S11-S12       | S17-Enf                     | 3.07      | 2.155     | 0         | 63.588    |
|                                                               | <b>Réactive</b>   | Ts1-S18-                        | S10                   | S17-S13-S11-S12-S19-S16-Enf | 0         | 0.158     | 0         | 63.616    |
| <b>Cas 20 :</b><br>Tdp=20<br>Tip=9<br>Tdr=11.813<br>Tir=1     | <b>Prédictive</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16             | S12-S13-S10-S11       | Enf                         | 3.07      | 2.135     | 0         | 63.615    |
|                                                               | <b>Réactive</b>   | Ts1-S17-S18-                    | S12                   | S13-S10-S11-S19-S16-Enf     | 0.025     | 0.138     | 0         | 63.615    |

### 5.2.2 DIFFÉRENCES EN POURCENTAGE ENTRE LES DEUX APPROCHES PRÉ-DICTIVE ET RÉACTIVE

L'approche réactive a été développée pour ajuster dynamiquement la séquence prédite en fonction des interactions humaines réelles détectées au cours de l'exécution des tâches. Contrairement à l'approche prédictive, qui repose entièrement sur des prévisions fixes des temps d'exécution, l'approche réactive permet de s'adapter en temps réel aux fluctuations des conditions de l'environnement, notamment liées à la présence de l'humain et à la durée de son intervention. Pour évaluer l'efficacité de l'approche réactive par rapport à l'approche prédictive, un calcul des pourcentages a été effectué pour chaque métrique de comparaison. Le pourcentage de différence pour chaque cas est calculé à l'aide de la formule 5.1.

$$\text{Différence en pourcentage} = \frac{\text{Temps prédictif} - \text{Temps réactif}}{\text{Temps prédictif}} \times 100 \quad (5.1)$$

Ensuite, une moyenne de ces pourcentages a été calculée pour chaque métrique, afin de fournir une vue d'ensemble de l'amélioration globale des performances pour les deux approches de l'algorithme génétique développé. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 5.2.

**TABEAU 5.2 : Différences en Pourcentage entre les deux approches prédictive et réactive**

| Métrique               | Différence en Pourcentage |
|------------------------|---------------------------|
| Temps de collaboration | 98.63%                    |
| Inactivité humaine     | 93.15%                    |
| Inactivité du robot    | 69.58%                    |
| Temps de production    | 2.07%                     |

Les pourcentages obtenus montrent une amélioration significative dans la plupart des métriques grâce à l'approche réactive. Le temps de travail en mode collaboratif lorsque l'humain n'est plus présent dans l'espace de travail ( $T_{exh}$ ) a été réduit de 98.63%. Cela indique que l'ajustement dynamique de la séquence a permis de minimiser le nombre de tâches qui, dans l'approche prédictive, étaient planifiées pour être réalisées en présence de l'humain. En revanche, l'approche réactive, en détectant la sortie de l'humain, achève la tâche en cours en mode collaboratif car les tâches ne sont pas préemptives. Une fois l'humain sorti, le robot bascule en mode autonome.

De manière similaire, le temps d'inactivité humaine ( $S_{oiH}$ ) a été réduite de 93.15%, ce qui signifie que l'approche réactive a permis de mieux optimiser le temps d'inactivité de l'humain. En effet, dès que la présence de l'humain est détectée, le robot termine la tâche en cours, permettant ainsi à l'humain d'entrer sans une attente prolongée.

En ce qui concerne le temps d'inactivité du robot ( $T_{siR}$ ), une réduction de 69.58% a été observée. Cela montre que l'approche réactive a optimisé les périodes d'activité du robot, en ajustant son fonctionnement en fonction des disponibilités réelles de l'humain, le maintenant plus souvent occupé.

Enfin, pour le temps total de production ( $T_{Pro}$ ), une amélioration de 2.07% a été constatée. Cette différence relativement faible pourrait s'expliquer par les retards potentiellement oc-

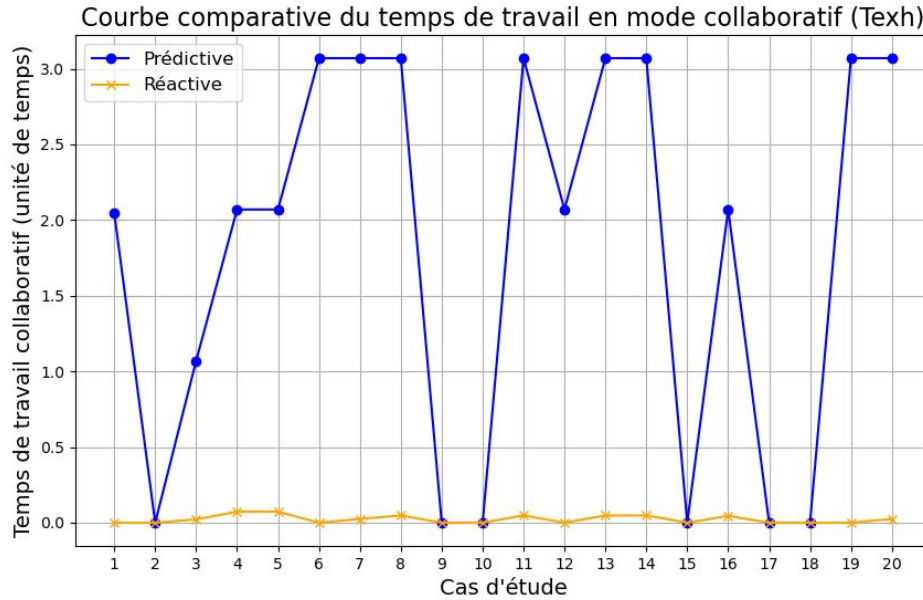
casionnés par l'humain, que la programmation ne parvient pas à compenser, limitant ainsi l'impact global sur cette métrique. Par conséquent, il serait pertinent d'analyser ces résultats cas par cas afin de mieux comprendre les facteurs spécifiques ayant contribué à obtenir un temps de production avec l'approche réactive proche de celui obtenu avec l'approche prédictive.

Ces résultats mettent en évidence l'importance de l'approche réactive pour ajuster les séquences de désassemblage obtenues par l'approche prédictive, en se basant sur la détection en temps réel de la disponibilité de l'humain dans l'espace de travail. Dans la section suivante, une visualisation des résultats des 20 cas étudiés sera présentée et interprétée à l'aide de courbes comparatives.

### **5.2.3 VISUALISATION DES COURBES COMPARATIVES DES DEUX APPROCHES PRÉDICTIVE ET RÉACTIVE DE L'ALGORITHME GÉNÉTIQUE**

Après avoir calculé les différences en pourcentages de deux approches, prédictive et réactive, les résultats obtenus pour 20 cas de comparaison seront tracés pour chaque métrique. Cela permettra d'analyser et d'interpréter les écarts observés entre les deux approches d'optimisation de l'algorithme génétique dans chaque cas spécifique.

— **Temps de travail en mode collaboratif ( $T_{exh}$ ) :**

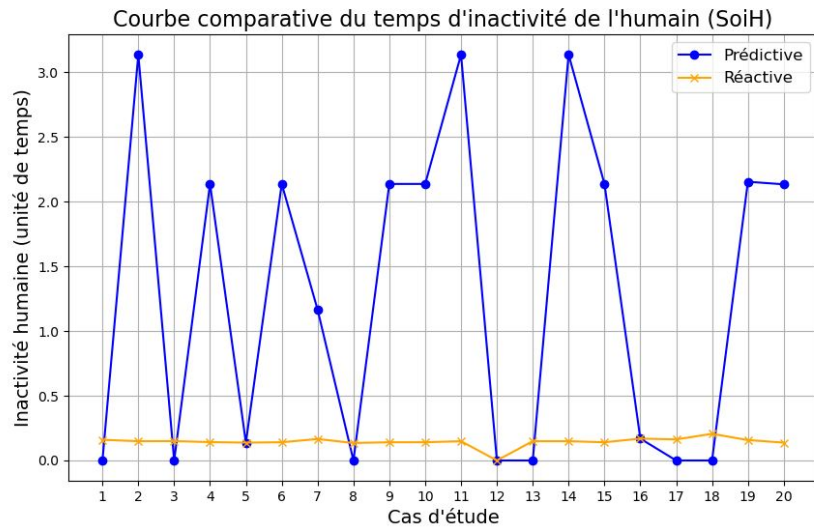


**FIGURE 5.1 : Courbe comparative du temps de travail en mode collaboratif**

La métrique ( $T_{exh}$ ) mesure le temps de travail du robot en mode collaboratif alors que l'humain a déjà quitté l'espace de travail. L'augmentation de la valeur de cette métrique se produit lorsque le temps d'intervention réel de l'humain diffère du temps d'intervention prévu. L'approche prédictive privilégie l'exécution en parallèle des tâches de l'humain et du robot afin de minimiser les temps d'arrêts et d'optimiser le temps total de production. Cependant, lorsque le temps d'intervention réel ( $T_{ir}$ ) est inférieur au temps d'intervention prévu ( $T_{ip}$ ), le robot continue à travailler en mode collaboratif même après que l'humain a quitté l'espace de travail, ce qui entraîne une augmentation de la valeur de ( $T_{exh}$ ) avec l'approche prédictive. En revanche, l'approche réactive ajuste la séquence de désassemblage en fonction de l'intervention réelle de l'humain. En observant la figure 5.1, on constate que l'approche réactive montre une amélioration notable par rapport à l'approche prédictive dans la plupart des cas, réduisant le temps que le robot passe en mode collaboratif après que l'humain a quitté l'espace de travail dans l'ensemble de cas d'étude. En analysant les résultats pour ces cas spécifiques, on constate effectivement que, dans chacun d'entre eux, le temps d'intervention réel était

inférieur au temps prévu comme cela est indiqué dans le tableau 5.1, expliquant ainsi l'augmentation de ( $T_{exh}$ ) avec l'approche prédictive. Cependant, on observe une égalité de cette métrique de comparaison dans certains cas spécifiques, notamment les cas 2, 9, 10, 17 et 18. En effet, tous ces cas partagent une caractéristique commune : le temps d'intervention réel était supérieur à la somme des tâches pouvant être effectuées en parallèle par le robot. En d'autres termes, lorsque l'humain reste dans l'espace de travail plus longtemps que le temps nécessaire pour compléter toutes les tâches parallèles, cela n'affecte pas cette métrique de comparaison même sur le plan réactive.

— **Temps d'inactivité de l'humain ( $S_{oiH}$ ) :**



**FIGURE 5.2 : Courbe comparative du temps d'inactivité de l'humain**

En observant la figure 5.2, on constate que l'approche réactive a mieux optimisé cette métrique dans les cas 2, 4, 6, 7, 9, 10, 11, 14 et 20. Dans ces cas, le temps de disponibilité réel de l'humain a été inférieur au temps prévu, comme indiqué dans le tableau 5.1. L'approche réactive utilise une stratégie d'optimisation différente de l'approche prédictive, qui maximise l'exécution des tâches pouvant être réalisées en l'absence de

l'humain, tout en attendant son arrivée. Cependant, si l'humain arrive plus tôt, comme c'est le cas dans les situations mentionnées, le robot, avec l'approche réactive, doit ajuster l'exécution des tâches prévues, même si la disponibilité réelle de l'humain diffère de celle anticipée.

L'approche réactive permet de modifier la séquence planifiée en fonction de la disponibilité réelle de l'humain. Si l'humain est présent, le robot continue la tâche en cours, puis bascule en mode collaboratif en exécutant les tâches réalisables en présence de l'humain, évitant ainsi de lui faire perdre du temps en attente. En revanche, avec l'approche prédictive, l'humain doit attendre que les tâches prévues pour son absence soient terminées avant de pouvoir intervenir, ce qui explique l'augmentation du temps d'inactivité de l'humain ( $S_{oiH}$ ) dans cette approche.

— Temps d'inactivité du robot ( $T_{siR}$ ) :

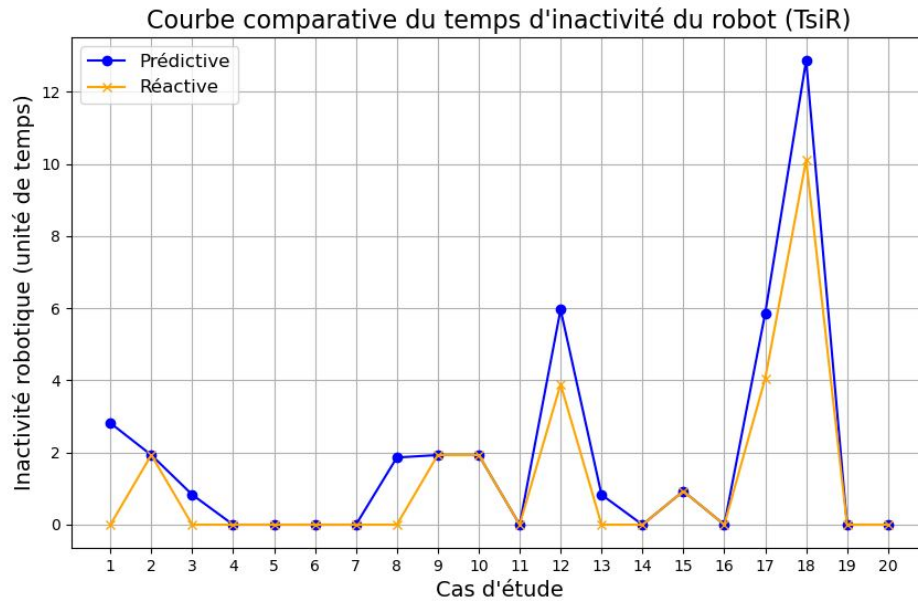


FIGURE 5.3 : Courbe comparative du temps d'inactivité du robot

On observe que l'approche réactive a réduit le temps d'inactivité du robot dans les cas 1, 8, 12 et 18. Dans ces situations spécifiques, l'humain est entré tardivement dans l'espace de travail et y a passé moins de temps que prévu.

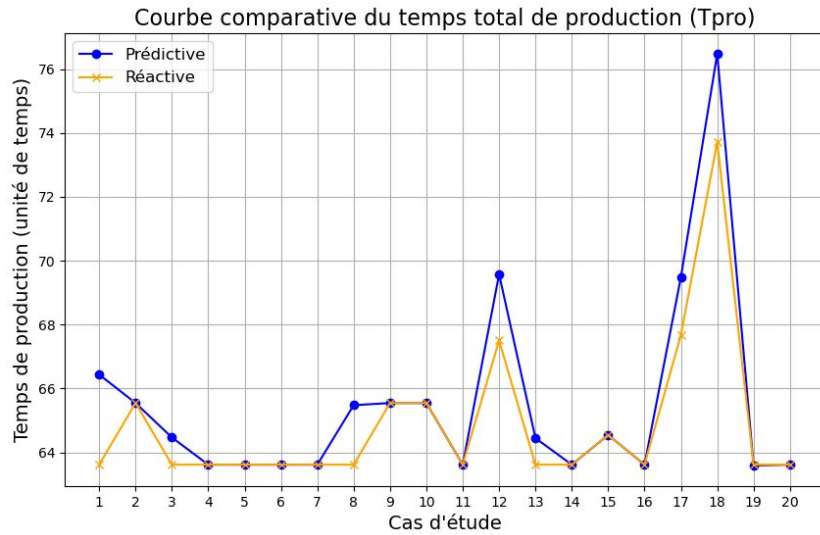
Avec l'approche prédictive, les tâches sont planifiées en fonction des disponibilités humaines prévues. Ainsi, le robot exécute des tâches dont la durée s'ajuste à l'intervalle de temps disponible avant l'arrivée de l'humain. Si ce dernier arrive en retard, le robot se retrouve dans l'incapacité de basculer vers d'autres tâches en attendant, ce qui conduit à une période d'inactivité. Cette situation s'explique par l'imprévisibilité de la disponibilité réelle de l'humain, que l'approche prédictive ne peut pas anticiper efficacement.

En revanche, l'approche réactive, capable de détecter l'arrivée réelle de l'humain, ajuste dynamiquement la séquence de tâches en fonction des retards. Si l'humain arrive plus tard que prévu, l'approche réactive attribue immédiatement de nouvelles tâches au robot pour minimiser son temps d'arrêt. Avec cette stratégie d'ajustement, le robot reste actif et occupé. De plus, dans ces cas où l'humain a passé moins de temps que prévu dans l'espace de travail, le robot continue ses tâches une fois que l'humain quitte l'espace, sans être interrompu ou mis en pause, expliquant ainsi la réduction du temps d'inactivité du robot observée dans ces cas d'entrées tardives.

Dans les cas 2, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 14, 15, 16, 19 et 20, les deux approches (réactive et prédictive) présentent des temps d'inactivité du robot similaires. Ces situations correspondent à des entrées précoces de l'humain dans l'espace de travail, accompagnées d'une durée d'intervention plus courte que prévue. Dans ce contexte, c'est l'humain qui doit attendre, et non le robot. Cela explique pourquoi les deux approches donnent des résultats similaires, car le robot ne s'arrête pas en attendant l'humain. Dans ces cas d'entrées précoces, après avoir terminé les tâches prévues pour être réalisées en mode collaboratif en présence de l'humain, le robot ne subit pas de temps d'arrêt prolongé. En effet, comme l'humain passe moins de temps que prévu dans l'espace de travail, le robot

continue d'exécuter ses tâches après le départ de l'humain, ce qui explique l'égalité des temps d'inactivité entre les deux approches dans ces cas spécifiques.

— **Temps total de production ( $T_{pro}$ ) :**



**FIGURE 5.4 : Courbe comparative du temps de production total**

En observant la figure 5.4, on constate que, malgré les différences de stratégie de planification entre les deux approches, prédictive et réactive, le temps total de production reste très similaire dans la majorité des cas. Toutefois, dans les cas 1, 8, 12 et 18, l'approche réactive a montré de meilleurs résultats.

Le temps total de production est directement influencé par les temps d'arrêt du robot. Ces arrêts peuvent être causés soit par un retard dans la disponibilité de l'humain, forçant le robot à attendre pour poursuivre son travail, soit par une prolongation de l'intervention de l'humain, si celui-ci prend plus de temps que prévu pour réaliser ses tâches.

Dans les cas précédemment analysés, où le robot a montré moins d'inactivité avec l'approche réactive, on observe également une amélioration du temps total de production. Cela s'explique par le fait que l'approche réactive ajuste dynamiquement la séquence

des tâches en fonction des disponibilités réelles de l'humain, attribuant des tâches au robot pour l'occuper et minimiser les temps d'arrêt. Grâce à cette optimisation du temps d'inactivité du robot, l'approche réactive permet également de réduire le temps total de production dans ces cas spécifiques.

En conclusion, l'approche réactive minimise particulièrement le temps de travail en mode collaboratif après le départ de l'humain de l'espace de travail ( $T_{exh}$ ) et réduit les temps d'inactivité des opérateurs humains et du robot. Ces résultats valident la troisième hypothèse, qui suggère l'amélioration des performances d'optimisation de l'algorithme génétique développé grâce à une approche réactive. Dans la section suivante, les deux approches d'optimisation, TSP-KP non globale et génétique globale, seront comparées sous l'angle réactif. L'objectif principal est d'évaluer leur capacité à réajuster dynamiquement la séquence des tâches en fonction des temps de disponibilité réels de l'humain.

### **5.3 ÉTUDE COMPARATIVE DE DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION**

Cette section présente une analyse comparative des deux approches d'optimisation : l'approche non globale, présentée dans l'article [1], et l'approche globale, développée dans le cadre de ce projet de recherche sous un angle réactif. Tout d'abord, les résultats de la comparaison des deux méthodes seront présentés, mettant en évidence leurs performances respectives. Enfin, une analyse graphique permettra de comparer visuellement les deux approches d'optimisation.

#### **5.3.1 RÉSULTATS DE COMPARAISON DE DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION**

Pour évaluer l'efficacité des deux approches d'optimisation TSP-KP non globale et génétique globale, développé dans ce projet, sous l'angle réactif, 20 cas d'étude ont été analysés et présentés dans le tableau 5.3.

**TABLEAU 5.3 : Résultats de comparaison de deux approches d'optimisation sur le plan réactif**

| <b>Cas d'étude</b>                                       | <b>Approche</b>  | <b>Avant collaboration</b>          | <b>Pendant collaboration</b> | <b>Après collaboration</b>      | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|----------------------------------------------------------|------------------|-------------------------------------|------------------------------|---------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 1 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=3<br>Tdr=14.813<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18<br>S19-S16<br>S11       | S10                          | S12-S13<br>Enf                  | 0         | 0.181     | 0.215     | 63.664    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S18-S17<br>S19-S16-<br>S11      | S10                          | S13-S12-<br>Enf                 | 0         | 0.132     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 2 :</b><br>Tdp=18<br>Tip=7<br>Tdr=10.81<br>Tir=6  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-<br>S18                     | S13-S11-<br>S10-<br>S12      | S16-S19-Enf                     | 0         | 0.972     | 1.93      | 65.379    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18                         | S11-S10-<br>S12-<br>S13      | S19-S16-<br>Enf                 | 0         | 1.041     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 3 :</b><br>Tdp=10<br>Tip=3<br>Tdr=10.81<br>Tir=2  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17                             | S10-S13                      | S11-S12-<br>S18-S19-<br>S16-Enf | 0.048     | 0.167     | 0         | 63.636    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17                             | S11-<br>S10                  | S18-S19-S16-<br>S12-S13<br>Enf  | 0         | 0.149     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 4 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=4<br>Tdr=11.81<br>Tir=2  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-<br>S17-<br>S18-S19             | S11-S10-<br>S12              | S13-<br>S16-<br>Enf             | 1.022     | 0.969     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-<br>S18-S19                 | S11-S10-S12                  | S13<br>S16<br>Enf               | 1.022     | 1.038     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 5 :</b><br>Tdp=15<br>Tip=6<br>Tdr=13.81<br>Tir=2  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-<br>S18-S19-<br>S16-S11     | S10-<br>S12                  | S13-<br>Enf                     | 0.025     | 0.966     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-<br>S18-<br>S19-<br>S11-S16 | S10-<br>S12                  | S13- Enf                        | 0.025     | 1.035     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 6 :</b><br>Tdp=18<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=1  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-<br>S18-<br>S19             | S13                          | S10-S11-<br>S12-S16-<br>Enf     | 0.048     | 0.969     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-<br>S18-<br>S19             | S10                          | S11-S12-<br>S13-S16- Enf        | 0         | 1.038     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 7 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-<br>S18                     | S11-S10                      | S12-S13-<br>S19-S16-<br>Enf     | 0.997     | 0.972     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S19-<br>S16                     | S11-S10                      | S17-S18-<br>S12-<br>S13-Enf     | 0.997     | 1.066     | 0         | 63.615    |

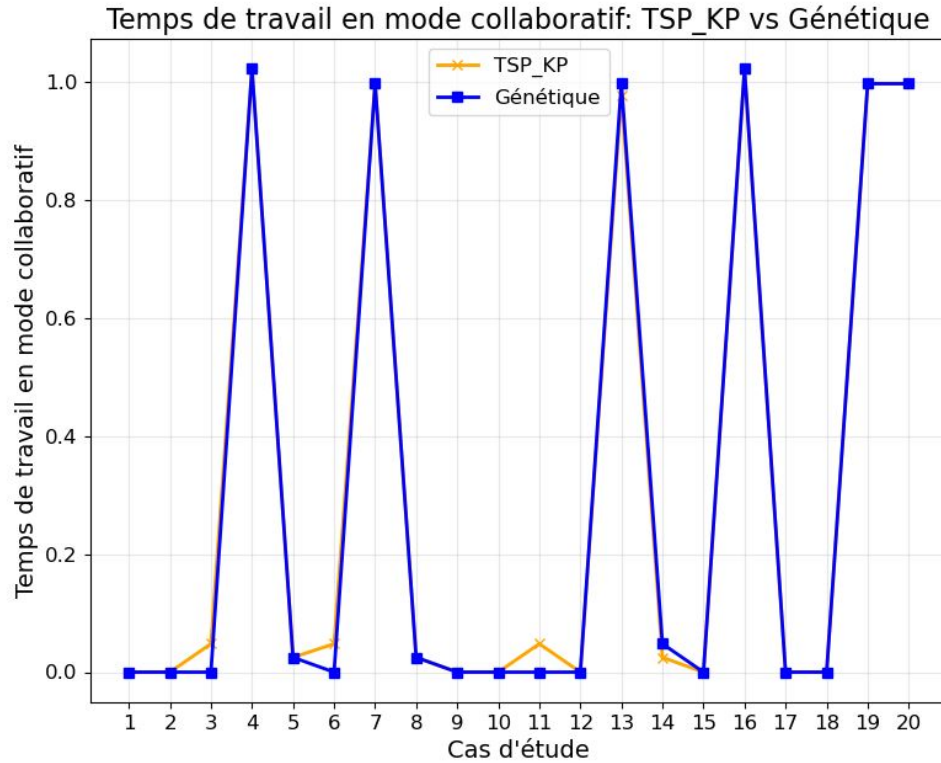
| Cas d'étude                                              | Approche         | Avant collaboration                     | Pendant collaboration | Après collaboration         | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|----------------------------------------------------------|------------------|-----------------------------------------|-----------------------|-----------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 8 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=9<br>Tdr=15.81<br>Tir=1  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S18-S17-S19-S16-S11-S10             | S12                   | S13-Enf                     | 0.025     | 0.184     | 0.218     | 63.667    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10             | S12                   | S13-Enf                     | 0.025     | 0.135     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 9 :</b><br>Tdp=16<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=6  | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S18-S17-S19                         | S11-S10-S12-S13       | S16-Enf                     | 0         | 0.969     | 1.93      | 65.379    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18-S19                         | S11-S10-S12-S13       | S16-Enf                     | 0         | 1.038     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 10 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=8<br>Tdr=11.81<br>Tir=6 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19                         | S11-S10-S12-S13       | S16-Enf                     | 0         | 0.969     | 1.93      | 65.379    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18-S19                         | S11-S10-S12-S13       | S16-Enf                     | 0         | 1.038     | 1.93      | 65.545    |
| <b>Cas 11 :</b><br>Tdp=17<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18                             | S13                   | S11-S10-S19-S16-Enf         | 0.048     | 0.972     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18                             | S10                   | S11-S12-S13-S19-S16-Enf     | 0         | 1.041     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 12 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=7<br>Tdr=19.91<br>Tir=2 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S17-S19-S16-S11-S10-S12-S13 | N/A                   | Enf                         | 0         | 0         | 2.061     | 67.510    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12-S13     | N/A                   | Enf                         | 0         | 0         | 3.891     | 67.507    |
| <b>Cas 13 :</b><br>Tdp=10<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17                                 | S11-S10               | S12-S13-S18-S19-S16-Enf     | 0.997     | 0.167     | 0.187     | 63.636    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17                                 | S11-S10               | S18-S19-S16-S12-S13-Enf     | 0.997     | 0.149     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 14 :</b><br>Tdp=16<br>Tip=8<br>Tdr=10.81<br>Tir=1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18                             | S12                   | S11-S10-S13-S19-Enf         | 0.025     | 0.972     | 0         | 63.449    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18                             | S13                   | S12-S10-S11-S19-S19-S16-Enf | 0.048     | 1.041     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 15 :</b><br>Tdp=14<br>Tip=7<br>Tdr=11.81<br>Tir=5 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19                         | S11-S10-S12-S13       | S16-Enf                     | 0         | 0.969     | 0.93      | 64.379    |
|                                                          | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18-S19                         | S11-S10-S12-S13       | S16-Enf                     | 0         | 1.038     | 0.93      | 64.545    |

| Cas d'étude                                                   | Approche         | Avant collaboration             | Pendant collaboration | Après collaboration | $T_{exh}$ | $S_{oiH}$ | $T_{siR}$ | $T_{pro}$ |
|---------------------------------------------------------------|------------------|---------------------------------|-----------------------|---------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| <b>Cas 16 :</b><br>Tdp=11<br>Tip=5<br>Tdr=10.81<br>Tir=2      | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S18-S17                     | S11- S10-S12          | S13-S16-S19-Enf     | 1.02      | 0.972     | 0.        | 63.449    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S16-S17                     | S11-S10-S12           | S18-S19-S13-Enf     | 1.022     | 1.041     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 17 :</b><br>Tdp=12<br>Tip=8<br>Tdr=15.81<br>Tir=6.1    | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10     | S13-S12               | Enf                 | 0         | 0.181     | 4.027     | 67.691    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S19-S16-S17-S18-S11-S10     | S12-S13               | Enf                 | 0         | 0.135     | 4.027     | 67.670    |
| <b>Cas 18 :</b><br>Tdp=11<br>Tip=10<br>Tdr=16.813<br>Tir=11.1 | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19-S16-S11-S10-S12 | S13                   | Enf                 | 0         | 0.186     | 10.05     | 76.696    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S16-S17-S18-S19-S11-S10-S12 | S13                   | Enf                 | 0         | 0.157     | 10.051    | 73.668    |
| <b>Cas 19 :</b><br>Tdp=13<br>Tip=8<br>Tdr=10.813<br>Tir=1     | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18                     | S11-S10               | S12-S13-S19-S16-Enf | 0.997     | 0.972     | 0         | 63.449    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S18-S19                     | S11-S10               | S17-S12-S13-S16-Enf | 0.997     | 1.055     | 0         | 63.615    |
| <b>Cas 20 :</b><br>Tdp=20<br>Tip=9<br>Tdr=11.813<br>Tir=1     | <b>TSP-KP</b>    | Ts1-S17-S18-S19                 | S11-S10               | S12-S13-S16-Enf     | 0.997     | 0.969     | 0         | 63.449    |
|                                                               | <b>Génétique</b> | Ts1-S17-S18-S19                 | S11-S10               | S12-S13-S16-Enf     | 0.997     | 1.135     | 0         | 63.615    |

### 5.3.2 VISUALISATION DES COURBES COMPARATIVES DE DEUX APPROCHES D'OPTIMISATION

Les résultats obtenus pour 20 cas de comparaison seront tracés afin d'analyser et d'interpréter les écarts observés entre les deux approches d'optimisation génétique globale et TSP-KP non globale dans chaque cas spécifique.

— Temps de travail en mode collaboratif ( $T_{exh}$ ) :



**FIGURE 5.5 : Courbe comparative du temps de travail en mode collaboratif**

La figure 5.5 montre que les résultats sont similaires pour les deux approches d'optimisation en ce qui concerne le temps de travail en mode collaboratif après le départ de l'humain de l'espace de travail. Cette similarité de comportement entre les deux méthodes d'optimisation indique que, bien que l'algorithme génétique global et l'approche TSP-KP non globale suivent des stratégies différentes pour la planification prédictive, elles ont démontré une capacité à ajuster efficacement le mode de travail du robot en fonction des moments réels d'intervention de l'humain. Dès que le départ de l'humain est détecté, les deux méthodes basculent automatiquement le robot en mode autonome, évitant ainsi tout travail inutile en mode collaboratif lorsque l'humain n'est plus présent dans l'espace de travail. Une légère différence a été notée dans les cas 3, 6 et 11, due à la tâche choisie pour être réalisée en présence de l'humain. Si la durée de la tâche dépasse légèrement le temps d'intervention de l'humain, cela provoque une légère augmentation de cette métrique.

— Temps d'inactivité de l'humain ( $S_{oiH}$ ) :

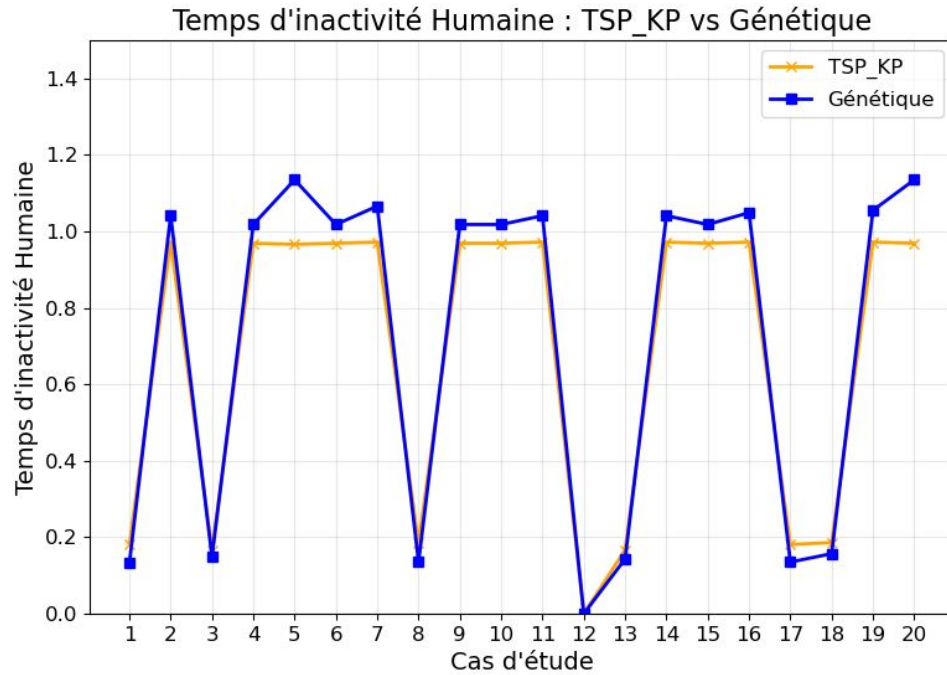


FIGURE 5.6 : Courbe comparative du temps d'inactivité de l'humain

La figure montre une légère différence dans le temps d'inactivité humaine entre l'approche génétique et l'approche TSP-KP. Cette différence provient de la manière dont les tâches du robot sont planifiées selon l'approche prédictive avant l'arrivée de l'humain. Chaque tâche a une durée d'exécution fixe. Dans certains cas, le robot termine une tâche juste avant l'arrivée de l'humain. Si l'humain n'est pas encore détecté à ce moment-là, le robot commence une nouvelle tâche et ne peut passer en mode collaboratif qu'une fois cette nouvelle tâche soit terminée, entraînant ainsi un léger temps d'attente pour l'humain.

En revanche, dans d'autres cas, la fin d'une tâche coïncide avec l'arrivée de l'humain, permettant ainsi au robot de passer immédiatement en mode collaboratif sans faire attendre l'humain. Ce décalage, dû aux différentes durées d'exécution des tâches, explique les petites différences observées entre les deux approches.

— Temps d'inactivité du robot ( $T_{siR}$ ) :

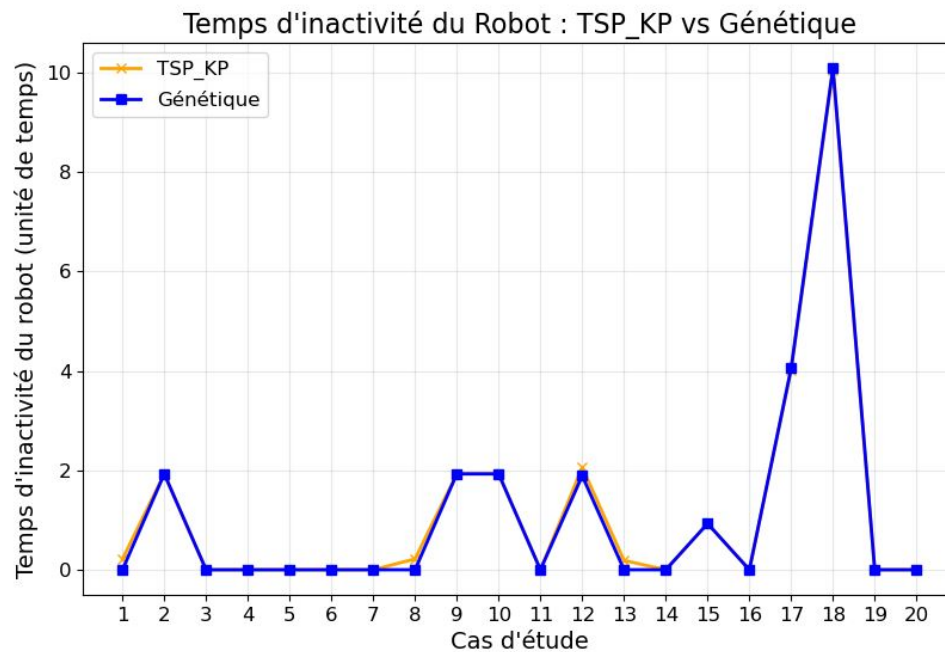
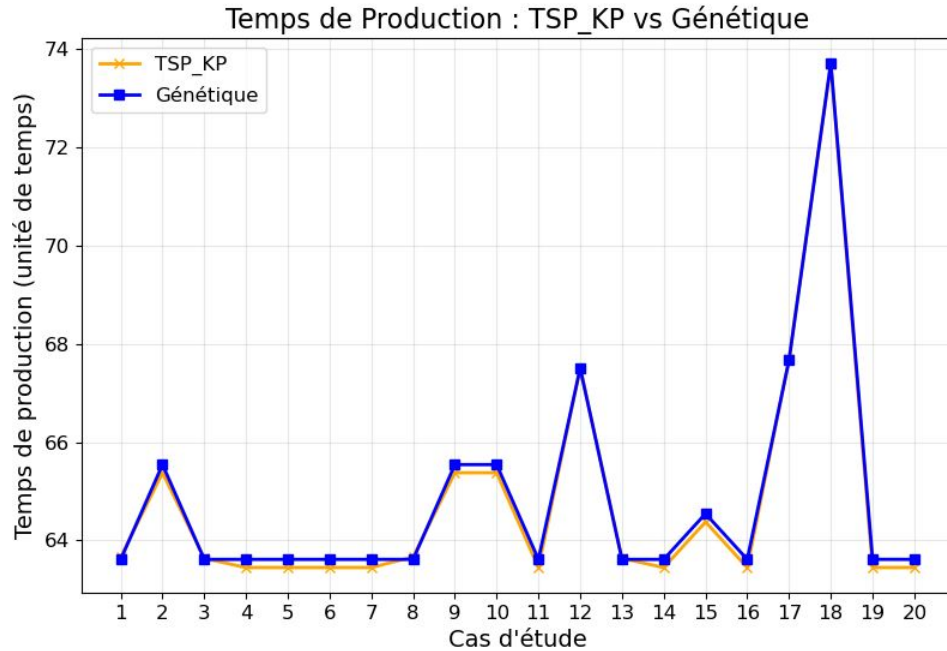


FIGURE 5.7 : Courbe comparative du temps d'inactivité du robot

L'interprétation de cette courbe comparative montre que les résultats sont très proches pour les deux approches d'optimisation, à savoir l'approche génétique globale et l'approche TSP-KP non globale, en ce qui concerne le temps d'inactivité du robot ( $T_{siR}$ ). Cela suggère que, bien que les deux méthodes adoptent des stratégies d'optimisation différentes (génétique globale vs TSP-KP non globale) sur le plan prédictif, elles tendent à obtenir des résultats comparables lorsqu'elles ajustent dynamiquement leurs décisions en fonction des temps de disponibilité réels de l'humain.

— Temps total de production ( $T_{pro}$ ) :



**FIGURE 5.8 : Courbe comparative du temps total de production**

Comme les courbes d'inactivité du robot ont été équivalentes, la figure 5.8 suivante démontre que, pour la plupart des scénarios testés, les deux approches d'optimisation offrent des résultats similaires en termes de temps de production. Cela signifie que, dans ces situations, les deux algorithmes ont utilisé des stratégies de planification similaires afin d'optimiser le temps de production. Suite à ces résultats, on peut valider la quatrième hypothèse selon laquelle les deux approches présentent des résultats similaires grâce à une programmation dynamique qui ajuste les séquences d'ordonnancement en se basant sur les disponibilités réelles de l'humain.

## 5.4 DISCUSSION

Ce projet de recherche implique un désassemblage complet non destructif, réalisé en collaboration entre un opérateur humain et un robot. Lors d'un mode interactif, l'humain interagit avec un robot dans les tâches partagées dont son comportement peut varier pour une même tâche. En outre, les interventions humaines présentent des variations temporelles aléatoires, ce qui signifie que l'humain peut intervenir à des moments imprévisibles et pour des durées variables. L'un des défis prédominants dans ce contexte réside dans la gestion de la transition

entre le travail en mode autonome du robot et l'intégration de l'humain dans le processus de désassemblage en collaboration. Cette complexité peut être accentuée par la variabilité des moments de début et des durées d'exécution des tâches effectuées par l'humain. Les résultats obtenus dans ce chapitre mettent en évidence la nécessité de recourir à une approche réactive dans le contexte de la collaboration humain-robot pour des tâches complexes telles que le désassemblage de produits usagés. Dans un environnement où les interventions humaines présentent une variabilité temporelle imprévisible, une simple planification prédictive s'avère insuffisante pour garantir des performances optimales. L'intégration d'une approche réactive, qui ajuste en temps réel les séquences de travail en fonction de la disponibilité réelle de l'opérateur humain, s'est montrée indispensable pour optimiser le processus. La troisième hypothèse, qui stipulait que l'approche réactive permettrait d'améliorer les résultats d'optimisation en tenant compte des variations des temps d'intervention réels de l'humain, a été validée à travers les résultats obtenus. En effet, les simulations ont montré une réduction significative des temps d'inactivité pour les deux opérateurs, ce qui confirme l'efficacité de l'approche réactive. De plus, la quatrième hypothèse, qui suggérait que les résultats des deux approches, génétique globale et TSP-KP, seraient équivalents grâce à la programmation dynamique, a également été confirmée. Comme l'ont montré les courbes comparatives, les deux méthodes aboutissent à des résultats similaires dans les quatre métriques de comparaison. Les résultats de cette étude ouvrent des perspectives intéressantes pour l'optimisation des processus collaboratifs dans le domaine de la remise à neuf et du désassemblage. Une future recherche pourrait se concentrer sur l'intégration de mécanismes d'apprentissage automatique permettant d'affiner la réactivité des algorithmes en se basant sur les comportements passés des opérateurs humains. Cela permettrait d'améliorer encore la prédiction des temps d'intervention humains et d'anticiper les imprévus avec une plus grande précision.

## **5.5 CONCLUSION**

Suite aux résultats obtenus dans ce chapitre, l'algorithme génétique global, associé à une approche réactive, se révèle flexible en permettant de minimiser les périodes d'inactivité du robot et de réduire le temps total de production. Malgré les stratégies de planification différentes des deux approches d'optimisation, à savoir l'algorithme génétique global et le TSP non global sur le plan prédictif, les résultats ont montré qu'elles convergent vers une stratégie similaire sur le plan réactif. Les conclusions et les limites de cette étude seront présentées dans le chapitre suivant.

## CONCLUSION

Les progrès récents dans le domaine de la robotique ont considérablement favorisé une collaboration étroite entre les humains et les robots dans des environnements de travail partagés. L'optimisation du processus de désassemblage des batteries de véhicules électriques, en particulier, revêt une importance cruciale pour améliorer l'efficacité et la rentabilité de cette étape essentielle du recyclage. Ce projet de recherche s'est donc concentré sur le développement d'une approche d'optimisation globale visant à gérer efficacement la variabilité des interventions humaines, en intégrant un algorithme génétique capable de s'adapter aux moments et durées d'intervention imprévisibles.

Le premier objectif de cette étude a été de formuler le problème de manière globale et de le résoudre à l'aide d'un algorithme d'optimisation approprié. Dans ce cadre, l'algorithme génétique s'est avéré pertinent pour traiter des scénarios dynamiques et complexes. Par ailleurs, il a été démontré dans ce travail que cet algorithme a efficacement géré les séquences de tâches, en réduisant à la fois le temps total de production et les périodes d'inactivité, validant ainsi en partie la première hypothèse. Cependant, lorsqu'il est confronté à de grands retards, l'algorithme atteint ses limites et ne parvient pas toujours à compenser ces écarts, révélant ainsi que la disponibilité humaine demeure un facteur contraignant. Ensuite, la comparaison entre une approche globale et une approche non globale, reposant sur une division du problème en sous-problèmes indépendants, a permis de valider en partie la deuxième hypothèse. Bien que les analyses statistiques n'aient pas mis en évidence de différence significative entre les deux approches, l'étude de certains cas spécifiques a montré que l'approche génétique globale optimise mieux le temps de production et les périodes d'inactivité, surtout lorsque l'humain intervient plus tôt que prévu. En revanche, une augmentation du temps de travail du robot en mode collaboratif après la sortie de l'humain a été observée lorsque la durée de l'intervention humaine était inférieure à celle anticipée, soulignant ainsi la nécessité d'une approche dynamique qui prend en compte l'imprévisibilité du comportement humain en temps réel. C'est dans cette optique que l'introduction d'une approche réactive a été envisagée. Cette

dernière a confirmé son efficacité pour ajuster en temps réel les séquences de désassemblage en fonction des disponibilités réelles de l'humain. En ajustant dynamiquement la planification des tâches parallèles, l'approche réactive a su combler les lacunes de l'approche prédictive, démontrant ainsi une amélioration notable des performances du système, validant la troisième hypothèse. Par ailleurs, la comparaison entre l'algorithme génétique global et la méthode TSP-KP non globale, en mode réactif, a montré des résultats similaires, malgré leurs stratégies de planification initialement différentes selon le plan prédictif. Cela souligne que, bien que les deux approches divergent sur le plan prédictif, elles tendent à adopter des stratégies comparables lorsqu'elles doivent réagir aux conditions réelles de travail en mode réactif, validant ainsi la quatrième hypothèse.

Ce projet de recherche présente une approche de planification dédiée aux problèmes d'optimisation où l'humain intervient à des moments précis, avec des temps de disponibilité et d'intervention variables et non déterministes. Ainsi, les résultats obtenus montrent que les deux approches, prédictive et réactive, de l'algorithme génétique global ont permis d'optimiser le processus de désassemblage en tenant compte de l'imprévisibilité du comportement humain. Bien que ce travail aborde plusieurs aspects clés de l'optimisation du processus de désassemblage en collaboration humain-robot, certaines limitations méritent d'être discutées pour renforcer la portée et la solidité des conclusions. Tout d'abord, les hypothèses formulées dans ce projet, bien qu'essentielles pour structurer et guider la conception des approches prédictive et réactive, restent restrictives. En effet, le modèle considère un environnement opérationnel avec un seul robot, un seul convoyeur et une seule batterie, ce qui simplifie la problématique mais limite la possibilité de généraliser les résultats à des environnements industriels plus complexes, tels que ceux impliquant plusieurs robots ou convoyeurs. Une analyse prenant en compte des scénarios multi-robots ou multi-convoyeurs aurait permis d'explorer des solutions plus adaptatives, en particulier dans la gestion des périodes d'inactivité du robot et de l'humain. De plus, certains scénarios spécifiques n'ont pas été couverts par les approches d'optimisation développées. Par exemple, l'état initial du désassemblage, qu'il

s'agisse d'une batterie entièrement assemblée ou déjà partiellement désassemblée, n'a pas été pris en compte dans la modélisation. Ces aspects pourraient avoir un impact significatif sur la séquence optimale des tâches et sur les performances globales du système. Une exploration future de ces scénarios permettrait de tester la robustesse des solutions dans des conditions plus diversifiées. De plus, l'une des limites de cette étude réside dans la prise en compte d'une seule intervention humaine lors de l'ordonnancement des tâches. En effet, l'évolution des technologies de batteries pourrait rendre cette approche insuffisante, nécessitant l'intégration de plusieurs interventions humaines pour répondre à des scénarios plus complexes. Par ailleurs, la prise en compte de la variabilité de la vitesse d'exécution du robot en mode collaboratif pourrait constituer une piste d'amélioration pour les travaux futurs. Enfin, la validation de l'architecture proposée dans un contexte industriel réel reste une étape cruciale, ouvrant la voie à des études utilisateurs pour évaluer pleinement son potentiel dans des conditions de travail concrètes.

Ainsi, cette recherche ouvre de nouvelles perspectives pour l'optimisation des processus de désassemblage collaboratif entre humains et robots, tout en soulignant les défis et les opportunités d'amélioration à venir.

## LISTE DE RÉFÉRENCES

- [1] G. V. Tchane Djogdom, R. Meziane, and et M. J. D. Otis. "Robust dynamic robot scheduling for collaborating with humans in manufacturing operations". *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 88 :102734, 2024.
- [2] I. Slama, O. Ben-Ammar, A. Dolgui, , and F. Masmoudi. "Approches d'optimisation pour un problème de planification de désassemblage sous incertitude des délais de désassemblage". *Génie industriel et productive*, 3 :1, 2020.
- [3] Q. Ke, P. Zhang, L. Zhang, and S. Song. "Electric vehicle battery disassembly sequence planning based on frame-subgroup structure combined with genetic algorithm". *Frontiers in Mechanical Engineering*, 6 :576642, 2020.
- [4] M. Alfaro-Algaba and F. J. Ramirez. "Techno-economic and environmental disassembly planning of lithium-ion electric vehicle battery packs for remanufacturing". *Resources, Conservation and Recycling*, page 104461, 2020.
- [5] E. Wood, M. Alexander, and T. H. Bradley. "Investigation of battery end-of-life conditions for plug-in hybrid electric vehicles". *Journal of Power Sources*, 196(11) :5147–5154, 2011.
- [6] I.-Y. L. Hsieh, G. P. Chossière, E. Gençer andH. Chen, S. Barrett, and W. H. Green. "An integrated assessment of emissions, air quality, and public health impacts of china's transition to electric vehicles". *Environmental Science & Technology*, 56(11) :6836–6846, 2022.
- [7] 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*, pages 1–23, 2023.
- [8] M. Chu and W. Chen. "Human-robot collaboration disassembly planning for end-of-life power batteries". *Journal of Manufacturing Systems*, 69 :271–291, 2023.
- [9] Y. Ren, G. Tian, F. Zhao, and D. Yu andC. Zhang. "Selective cooperative disassembly planning based on multi-objective discrete artificial bee colony algorithm". *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 64 :415–431, 2017.
- [10] A. Noormohammadi-Asl, A. Ayub, S. L. Smith, and K. Dautenhahn. "Task selection

- and planning in human-robot collaborative processes : To be a leader or a follower ?". In *Proceedings of the 2022 31st IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pages 1244–1251. IEEE, 2022.
- [11] 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*, pages 1758–1782, 2024.
  - [12] R. Zuidwijk and H. Krikke. "Strategic response to EEE returns : Product eco-design or new recovery processes ?". *European Journal of Operational Research*, 191 :1206–1222, 2008.
  - [13] G. Wang, H. Wu, and J. Xiao. "A genetic algorithm-based optimization approach for disassembly tool selections toward electric vehicle battery disassembly". *2023 9th International Conference on Mechatronics and Robotics Engineering (ICMRE)*, 10-12 February 2023.
  - [14] Y. Y. Liao and K. Ryu. "Genetic algorithm-based task allocation in multiple modes of human–robot collaboration systems with two cobots". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 119(11-12) :7291–7309, 2022.
  - [15] S.-W. Rhee, Y.-C. Jang, and J. Y. Kim. "Challenges on end-of-life battery recycling of electric vehicles". *Waste Management*, 135 :327–328, 2021.
  - [16] L. Guo, Z. Zhang, and X. Zhang. "Human–robot collaborative partial destruction disassembly sequence planning method for end-of-life product driven by multi-failures". *Advanced Engineering Informatics*, 55 :101821, 2023.
  - [17] U. E. Ogenyi, J. Liu, C. Yang, Z. Ju, and H. Liu. "Physical human–robot collaboration : Robotic systems, learning methods, collaborative strategies, sensors, and actuators". *IEEE Transactions on Cybernetics*, pages 1888–1901, 2021.
  - [18] I. E. Makrini, K. Merckaert, J. D. Winter, D. Lefeber, and B. Vanderborcht. "Task allocation for improved ergonomics in human-robot collaborative assembly". *Interaction Studies*, 20 :102–133, 2019.
  - [19] A. Raatz, S. Blankemeyer, T. Recker, D. Pischke, and P. Nyhuis. "Task scheduling method for hrc workplaces based on capabilities and execution time assumptions for robots". *CIRP Annals*, 69(1) :13–16, 2011.

- [20] S. M. Rahman and Y. Wang. "Mutual trust-based subtask allocation for human–robot collaboration in flexible lightweight assembly in manufacturing". *Mechatronics*, 54 :94–109, 2018.
- [21] A. Hanna, S. Larsson, P.-L. Götvall, and K. Bengtsson. "Deliberative safety for industrial intelligent human–robot collaboration : Regulatory challenges and solutions for taking the next step towards industry 4.0". *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 78 :102386, 2022.
- [22] D. Zhang, M. Van, S. McIlvanna, Y. Sun, and S. McLoone. "Adaptive safety-critical control with uncertainty estimation for human–robot collaboration". *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, pages 1–14, 2023.
- [23] J. Kinugawa, A. Kanazawa, S. Arai, and K. Kosuge. "Adaptive task scheduling for an assembly task coworker robot based on incremental learning of human’s motion patterns". *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2 :856–863, 2017.
- [24] B. Hu, Y. Feng, H. Zheng, and J. Tan. "Sequence planning for selective disassembly aiming at reducing energy consumption using a constraints relation graph and improved ant colony optimization algorithm". *Energies*, 11(8) :2106, 2018.
- [25] X. Liu, Z. Ni, J. Liu, and Y. Cheng. "Assembly process modeling mechanism based on the product hierarchy". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 82 :391–405, 2016.
- [26] G. Tian, Y. Ren, Y. Feng, M. Zhou, H. Zhang, and J. Tan. "Modeling and planning for dual-objective selective disassembly using and/or graph and discrete artificial bee colony". *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4) :2456–2468, 2018.
- [27] Y. Tian, X. Zhang, Z. Liu, X. Jiang, and J. Xue. "Product cooperative disassembly sequence and task planning based on genetic algorithm". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 105(5) :2103–2120, December 2019.
- [28] Z. Zhou et al. "Disassembly sequence planning : Recent developments and future trends". *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 233(5) :1450–1471, April 2018.
- [29] W. Fu, X. Liu, F. Chu, B. Li, and J. Gu. "A disassembly sequence planning method with improved discrete grey wolf optimizer for equipment maintenance in hydropower

- station". *The Journal of Supercomputing*, 79(4) :4351–4382, 2023.
- [30] M. L. Lee, S. Behdad, X. Liang, and M. Zheng. "Disassembly sequence planning considering human-robot collaboration". In *Proceedings of the 2020 American Control Conference (ACC)*, pages 2438–2443. IEEE, 2020.
  - [31] M.-L. Lee, S. Behdad, X. Liang, and M. Zheng. "Task allocation and planning for product disassembly with human–robot collaboration". *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, page 102306, 2022.
  - [32] C. B. Kalayci and S. M. Gupta. "Artificial bee colony algorithm for solving sequence-dependent disassembly line balancing problem". *Expert Systems with Applications*, 40(18) :7231–7241, 2013.
  - [33] J. Liu, Z. Zhou, D. T. Pham, W. Xu, C. Ji, and Q. Liu. "Collaborative optimization of robotic disassembly sequence planning and robotic disassembly line balancing problem using improved discrete bees algorithm in remanufacturing". *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 61 :101829, February 2020.
  - [34] F. Failli and G. Dini. "Optimization of disassembly sequences for recycling of end-of-life products by using a colony of ant-like agents". *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems*, pages 632–639, 2001.
  - [35] Y. Xing, D. Wu, and L. Qu. "Parallel disassembly sequence planning using improved ant colony algorithm". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 113 :2327–2342, 2021.
  - [36] S. M. McGovern and S. M. Gupta. "Ant colony optimization for disassembly sequencing with multiple objectives". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 30 :481–496, 2006.
  - [37] X. Guo and 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*, 2023.
  - [38] 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*, 230 :120589, 2023.

- [39] Z. Luo, C. Xu, X. Dong, and P. Hong. "Optimization of disassembly sequence based on improved bald eagle search optimization algorithm". In *Proceedings of the 2024 7th International Conference on Advanced Algorithms and Control Engineering (ICAACE)*, pages 882–886. IEEE, 2024.
- [40] P. Lou, Q. Liu, Z. Zhou, H. Wang, and S. X. Sun. "Multi-agent-based proactive–reactive scheduling for a job shop". *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 59(1) :311–324, 2012.
- [41] H. y. Liao, Y. Chen, B. Hu, and S. Behdad. "Optimization-based disassembly sequence planning under uncertainty for human–robot collaboration". *Journal of Mechanical Design*, 145, 2022.
- [42] M. Askarpour, D. Mandrioli, M. Rossi, and F. Vicentini. "Formal model of human erroneous behavior for safety analysis in collaborative robotics". *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 57 :465–476, June 2019.
- [43] O. Cardin, D. Trentesaux, A. Thomas, P. Castagna, T. Berger, and H. Bril El-Haouzi. "Coupling predictive scheduling and reactive control in manufacturing hybrid control architectures : state of the art and future challenges". *Journal of Intelligent Manufacturing*, 28 :1503–1517, 2017.
- [44] S. Alirezazadeh and L. A. Alexandre. "Dynamic task scheduling for human-robot collaboration". *IEEE Robotics and Automation Letters*, 7(4) :8699–8704, 2022.
- [45] F. Fusaro, E. Lamon, E. De Momi, and A. Ajoudani. "A human-aware method to plan complex cooperative and autonomous tasks using behavior trees". *2020 IEEE-RAS 20th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pages 522–529, 2021.
- [46] A. Angleraud, A. Mehman Sefat, M. Netzev, and R. Pieters. "Coordinating shared tasks in human-robot collaboration by commands". *Frontiers in Robotics and AI*, 8 :734548, 2021.
- [47] A. M. Zanchettin. "Robust scheduling and dispatching rules for high-mix collaborative manufacturing systems". *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 34(2) :293–316, 2022.
- [48] A. Pupa and C. Secchi. "A safety-aware architecture for task scheduling and execution for human-robot collaboration". In *2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent*

*Robots and Systems (IROS)*, pages 1895–1902. IEEE, 2021.

- [49] H. Guner Goren, S. Tunali, and et R. Jans. "A review of applications of genetic algorithms in lot sizing". *Journal of Intelligent Manufacturing*, 21 :575–590, 2010.
- [50] L. E. Barker, E. T. Luman, M. M. McCauley, and S. Y. Chu. "Assessing equivalence : An alternative to the use of difference tests for measuring disparities in vaccination coverage". *American Journal of Epidemiology*, 156(11) :1056–1061, 2002.
- [51] E. Walker and A. S. Nowacki. "Understanding equivalence and noninferiority testing". *Journal of General Internal Medicine*, 26(2) :192–196, 2011.