

**SYSTÈME DE RECONNAISSANCE INTELLIGENTE DE LA FATIGUE HUMAINE ET DE LA
GESTION ADAPTATIVE DES ZONES DE SÉCURITÉ ROBOTIQUE POUR LE
DÉSASSEMBLAGE DES BATTERIES DANS UNE INSTALLATION COLLABORATIVE.**

Par Raphael FEUKU

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

Jury :

Alexandre Robichaud, ing. Ph. D., Professeur, Université du Québec à Chicoutimi, Membre externe

Fethi Meghnefi, ing. Ph. D., Professeur, Université du Québec à Chicoutimi, Membre externe

Martin J.-D. Otis, ing. M.Sc.A. Ph. D., Professeur, Université du Québec à Chicoutimi, Directeur de
recherche

Québec, Canada

RÉSUMÉ

L'industrie de la fabrication et du recyclage des batteries pour véhicules électriques connaît une évolution rapide, entraînant des défis majeurs en matière de sécurité, de productivité et de gestion de la fatigue des travailleurs. Dans ce contexte, la collaboration humain-robot apparaît comme une solution prometteuse pour relever ces enjeux. Cette approche repose sur deux hypothèses fondamentales. La première met en lumière la possibilité d'obtenir des mesures répétables pour évaluer la fatigue à l'aide de seulement deux électrodes EEG (électroencéphalogramme) fixées dans un casque de sécurité. La seconde hypothèse établit un lien direct entre la proximité de l'humain et les paramètres de sécurité, telle que la distance de sécurité affectée aux différentes zones nécessaire dans un espace collaboratif, nécessitant des ajustements dynamiques du robot. Une innovation clé peut se reposer sur un système d'adaptation dynamique qui surveille les signaux physiologiques, comme la vitesse de clignement des yeux ou les mouvements de la tête. Ce système mis en place peut permettre de prédire le degré de fatigue ou de vigilance de l'opérateur selon une période de la journée donnée. Cette gestion proactive contribue à réduire les risques de collisions et d'erreurs humaines tout en augmentant la productivité. En outre, la collaboration humain-robot s'appuie sur des zones de sécurité géométriques définies à l'avance, ajustées dynamiquement en fonction des niveaux de fatigue ou de la proximité humain-robot. Parallèlement, cette approche facilite la requalification des tâches, allégeant la charge cognitive et physique des opérateurs. La validation des résultats issus de ces hypothèses permettra d'améliorer le système d'adaptation dynamique, renforçant ainsi la sécurité et l'efficacité des interactions humain-robot. Ces innovations s'inscrivent pleinement dans les principes de l'industrie 5.0, qui vise à créer des environnements de travail où l'humain et le robot collaborent de manière harmonieuse, sécurisée et productive.

Mots clés : Batteries, Fatigue, sécurité, Collaboration humaine-robot, proximité, EEG (électroencéphalogramme), industrie 5.0 ...

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	ii
TABLE DES MATIÈRES	iii
LISTE DES TABLEAUX	v
LISTE DES FIGURES	vi
LISTE DES SIGLES	viii
LISTE DES ABRÉVIATIONS	ix
DÉDICACE	x
REMERCIEMENTS	xi
AVANT-PROPOS	xii
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1	4
CADRE DE LA RECHERCHE	4
1.1 CONTEXTE DE L'ÉTUDE	4
1.2 PROBLÉMATIQUE	5
1.3 OBJECTIFS DE LA RECHERCHE	7
CHAPITRE 2	10
REVUE DE LA LITTÉRATURE	10
2.1 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE DE LA REVUE PRISMA	10
2.2 TRAVAUX CONNEXES	12
2.2.1 MODES DE FONCTIONNEMENT DES ROBOTS COLLABORATIFS (COBOT).....	13
2.2.2 LA SÉCURITÉ DANS UNE INSTALLATION COLLABORATIVE	13
2.2.3 MODES DE DÉTECTION DE LA FATIGUE CHEZ LES OPERATEURS HUMAINS ...	15
2.3 CONTRIBUTION SCIENTIFIQUE	22
2.4 FORMULATION DES HYPOTHÈSES	23
CHAPITRE 3	25
MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE	25
3.1 PRÉSENTATION DU PROJET GLOBAL DU LAR.i	25
3.3 PRESENTATION DE L'ESPACE DE TRAVAIL	27
3.3 ARCHITECTURE DU SYSTÈME TECHNOLOGIQUE D'ACQUISITION	29
3.3.1 SYSTÈME ARCHITECTURAL DE COMMUNICATION ET DE TRAITEMENT	29
3.3.2 LOGIGRAMME DE COMMUNICATIONS AVEC LE ROBOT UR5	32

3.3.3 ARCHITECTURE DU CASQUE DE SÉCURITÉ	34
3.4 PROCESSUS DE TRAITEMENT DES DONNÉES	35
3.4.1 BASE D'ACQUISITION DES DONNÉES	36
3.4.2 TRAITEMENT DES DONNÉES.....	40
3.4.3 ÉTUDE STATISTIQUE	43
3.4.4 ENTRAÎNEMENT DES DONNÉES À PARTIR D'UN MODÈLE D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE.....	44
3.5 MODIFICATION DES PARAMÈTRES DE SÉCURITÉ	47
3.6 FORMULES MATHÉMATIQUES ET DESCRIPTION DES VARIABLES.....	49
CHAPITRE 4	53
RÉSULTATS ET DISCUSSIONS.....	53
4.1 ANALYSE STATISTIQUE.....	54
4.1.1 TEST DE NORMALITÉ.....	54
4.1.2 TEST DE KRUSKAL-WALLIS.....	57
4.2 CHOIX DU MEILLEUR CLASSIFICATEUR	63
4.2.1 PRESENTATION GLOBAL DES RÉSULTATS D'ENTRAÎNEMENT	64
4.2.2 PRESENTATION DES RÉSULTATS DE L'ALGORITHME CHOISI	70
4.3 MODIFICATION DES PARAMÈTRES DE SÉCURITÉ DU ROBOT	73
4.3.1 CALCUL DE LA DISTANCE ET LA ZONE DE SÉCURITÉ.....	73
4.3.2 MODIFICATION DE LA VITESSE DU ROBOT	78
CHAPITRE 5	87
CONCLUSION	87
LISTE DE RÉFÉRENCES.....	90
ANNEXE 1.....	95

LISTE DES TABLEAUX

TABEAU 1: LISTE DES ACRONYMES	VIII
TABEAU 2: LISTE DES ABRÉVIATIONS	IX
TABEAU 3: COMPARAISON DES TRAVAUX ANTÉRIEURS AVEC L'APPROCHE SUGGÉRÉE	17
TABEAU 4: PARAMÈTRES DE BASE POUR LA COLLECTE DES DONNÉES.	37
TABEAU 5: FORMULAIRE INITIAL DU PROTOCOLE D'ACQUISITION.	38
TABEAU 6: PRÉSENTATION DES ÉQUATIONS MATHÉMATIQUES.	50
TABEAU 7 : TABLEAU DESCRIPTIF DES VARIABLES	50
TABEAU 8 : RÉSULTAT DU TEST DE NORMALITÉ POUR LA CLASSE_1	54
TABEAU 9: RÉSULTAT DU TEST DE NORMALITÉ POUR LA CLASSE_2	55
TABEAU 10: RÉSULTAT DU TEST DE NORMALITÉ POUR LA CLASSE_3	56
TABEAU 11 : PRÉSENTATION DES PERFORMANCES DES MODÈLES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE	64
TABEAU 12: PRÉSENTATION DES ALGORITHMES AYANT UNE PRÉCISION ÉLEVÉE	68
TABEAU 13: VALEUR DE BASE DE LA SÉCURITÉ	74
TABEAU 14 : DÉLIMITATION DES DIFFÉRENTES ZONES DE SÉCURITÉ.	75
TABEAU 15: RÉSULTAT DES NOMBRES DE DÉTECTIONS PAR CLASSE ET PAR JOUR	97
TABEAU 16: UN EXTRAIT DES VECTEURS DE LA DURÉE ENTRE DEUX DÉTECTIONS POUR LA CLASSE_3	97
TABEAU 17: UN EXTRAIT DES VECTEURS DE LA DURÉE ENTRE DEUX DÉTECTIONS POUR LA CLASSE_2	98
TABEAU 18: UN EXTRAIT DES VECTEURS DE LA DURÉE ENTRE DEUX DÉTECTIONS POUR LA CLASSE_1	98

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1: LA STATION DE DÉSASSEMBLAGE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011 [5], MODIFIÉE EN 2025 [17]	7
FIGURE 2: MÉTHODOLOGIE DE LA REVUE PRISMA	12
FIGURE 3: VUE GLOBALE DU PROJET DE LA BATTERIE NISSAN LEAF DU LAR.I « ÉNERGIE POSITIVE »	26
FIGURE 4: LA STATION DE DÉSASSEMBLAGE DE LA BATTERIE NISSAN LEAF 2011 [5], MODIFIÉE EN 2025 [17]	28
FIGURE 5: PROPOSITION D'UNE ARCHITECTURE LOGICIELLE D'UN SYSTÈME COLLABORATIF ADAPTATIF HUMAIN-ROBOT	31
FIGURE 6: LOGIGRAMME DE COMMUNICATION ET DE CONTRÔLE DU ROBOT UR5	33
FIGURE 7: ARCHITECTURE DU CASQUE DE SÉCURITÉ INTELLIGENT (SSH) PROPOSÉE INTÉGRANT DES ÉLECTRODES EEG SÈCHES TDE-202 [56]	35
FIGURE 8: ORGANIGRAMME PRINCIPAL DE TRAITEMENT DES DONNÉES	41
FIGURE 9: CHEVAUCHEMENT ENTRE LE SIGNAL MESURÉ ET LE MODÈLE DE CLIGNEMENT	42
FIGURE 10: MÉTHODOLOGIE PROPOSÉE PERMETTANT DE CHOISIR LE TEST STATISTIQUE	44
FIGURE 11: MÉTHODOLOGIE D'ENTRAÎNEMENT POUR LE CHOIX OPTIMAL D'UN CLASSIFICATEUR	46
FIGURE 12: ARCHITECTURE HAUT-NIVEAU DU PROCESSUS DU SYSTÈME DE SÉCURITÉ PROPOSÉ	48
FIGURE 13: BOXPLOT DES DONNÉES DE LA CLASSE_1 SUR LES 30 JOURS D'ACQUISITIONS	58
FIGURE 14: BOXPLOT DES DONNÉES DE LA CLASSE_2 SUR LES 30 JOURS D'ACQUISITIONS	59
FIGURE 15: BOXPLOT DES DONNÉES DE LA CLASSE_3 SUR LES 30 JOURS D'ACQUISITIONS	61
FIGURE 16: ÉVOLUTION DU TEMPS MOYEN DE DETECTION JOURNALIER PAR CLASSE ...	62
FIGURE 17: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE SVM GAUSSIEN MOYEN AVEC K = 3	71
FIGURE 18: MATRICE DE CONFUSION POUR LA VALIDATION DU TEST AVEC K=3	72
FIGURE 19: DÉLIMITATION DES ZONES DE SÉCURITÉ AUTOURS DE LE BATTÉRIE CENTRÉ SUR L'HUMAIN [17]	76
FIGURE 20: PRÉSENTATION DE LA VUE ISOMÉTRIQUE DE LA ZONE DE COLLABORATION [17]	77
FIGURE 21: MODIFICATION DE LA VITESSE AVEC UN FACTEUR DE PONDÉRATION B = 1	80
FIGURE 22: DISTANCE DE SÉCURITÉ EN FONCTION DES ZONES	82
FIGURE 23: MODIFICATION DE LA VITESSE EN FONCTION DE LA VALEUR B	84
FIGURE 24: PRÉSENTATION DE L'ESPACE RÉEL DE COLLABORATION (CRÉDIT PHOTO : RAPHAEL)	95
FIGURE 25: SCHÉMAS SIMULINK D'ACQUISITION ET DE COMMANDE DU ROBOT UR5 EN TEMPS RÉEL	96
FIGURE 26: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE MEDIUM GAUSSIAN SVM AVEC K = 2	99
FIGURE 27: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE QUADRATIC SVM AVEC K=2	100
FIGURE 28: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE NARROW NEURAL NETWORK AVEC K=3	100
FIGURE 29: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE DISCRIMINANT (QUADRATIC DISCRIMINANT) AVEC K=3	101
FIGURE 30: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE NAIVE BAYES (KERNEL NAIVE BAYES) AVEC K=3	101

FIGURE 31: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE DISCRIMINANT (QUADRATIC DISCRIMINANT) AVEC K=4.....	102
FIGURE 32: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE LINEAR SVM AVEC K=4	102
FIGURE 33: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE NAIVE BAYES (KERNEL NAIVE BAYES) AVEC K=4	103
FIGURE 34: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE MEDIUM GAUSSIAN SVM AVEC K = 4	103
FIGURE 35: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE MEDIUM GAUSSIAN SVM AVEC K = 5	104
FIGURE 36: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE NAIVE BAYES (KERNEL NAIVE BAYES) AVEC K=5	104
FIGURE 37: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE DISCRIMINANT (QUADRATIC DISCRIMINANT) AVEC K=6.....	105
FIGURE 38: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE MEDIUM GAUSSIAN SVM AVEC K = 6.....	105
FIGURE 39: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE LINEAR SVM AVEC K=6	106
FIGURE 40: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE DISCRIMINANT (QUADRATIC DISCRIMINANT) AVEC K=8.....	106
FIGURE 41: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE MEDIUM GAUSSIAN SVM AVEC K = 8	107
FIGURE 42: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE NAIVE BAYES (KERNEL NAIVE BAYES) AVEC K=8	107
FIGURE 43: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE LINEAR SVM AVEC K=8	108
FIGURE 44: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE LINEAR SVM AVEC K=10	108
FIGURE 45: MATRICE DE CONFUSION POUR LE MODÈLE MEDIUM GAUSSIAN SVM AVEC K = 10	109
FIGURE 46: DISPERSION DE DONNÉES DU MODEL SVM AVEC K=5	109

LISTE DES SIGLES

Le tableau 1 suivant présente l'ensemble des acronymes qui ont été utilisés dans ce travail de recherche.

Tableau 1: Liste des acronymes

Sigle	Définition ou signification
UQAC	Université du Québec à Chicoutimi
VE	Véhicule électrique
Cobot	Robot collaborative
CHR	Collaboration humain-robot
IHR	Interaction humain-robot
PRISMA	Guide méthodologique pour les revues systématiques, utilisé en recherche
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
PFL	Limitation de puissance et de force
EEG	Électroencéphalogramme
FNIR	Spectroscopie fonctionnelle dans le proche infrarouge
ECG	Électrocardiogramme
EOG	Électro-oculogramme
EMG	Électromyogramme
IMU	Unité de mesure inertielle
POMPD	Processus de décision de Markov partiellement observable
SSH	Casque de sécurité
SVM	Machine à Vecteurs de Support
LAR.i	Laboratoire d'automatique et robotique interactive
IHR	Interaction humain robot
RoboDK	Logiciel de conception de simulation 3D des robots
IQR	Interquartile
MILP	Programmation linéaire en nombres entiers mixtes
TPR	Taux de vrais positifs
FNR	Taux de faux négatifs
MQTT	Organe de communication entre objets connectés et systèmes intelligents
ROS	Système d'opération du robot
UR5	Robot universel de la cinquième génération
TCP	Protocole de contrôle de transmission
ANOVA	Analyse de variance
IBM SPSS Statistics	Logiciel d'analyse statistique et de machine Learning
KNN	Méthode des k plus proches voisins
FP1	Zone frontale 1
FP2	Zone frontale 2

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Le tableau 2 présente l'ensemble des termes abrégés utilisés dans le cadre de cette recherche, permettant ainsi de clarifier les abréviations employées tout au long de l'étude.

Tableau 2: Liste des abréviations

Nom	Signification
Ing.	Ingénieur
Ph. D	Doctorat en philosophie
M.Sc.A	Maitrise en Sciences Appliquées
Boxplots	Boîtes à moustaches
QUADRATIC SVM	SVM quadratique
Efficient Linear SVM	SVM linéaire efficace
Discriminant (Quadratic Discriminant)	Discriminant quadratique
Naive Bayes (Kernel Naive Bayes)	Naïf Bayes à noyau
Linear SVM	SVM gaussien moyen
Medium Gaussian SVM	<i>SVM gaussien moyen</i>
Narrow Neural Network	Réseau de neurones étroit
Maint	Maintenance
Modf	Modification
Stack	Empiler
Waypoints	Points de passage
Destacking	Désempilée
Classe_1	Donnée du groupe de matin
Classe_2	Donnée du groupe de l'après-midi
Classe_3	Donnée du groupe de soir
Zone_1	Zone de collaboration
Zone_2	Zone d'avertissement
Zone_3	Zone de danger

DÉDICACE

Je dédie ce mémoire tout d'abord à mes parents.

À mon père, sa majesté SOH Nestor Jean Marie, pour toute la sagesse, la loyauté et l'intégrité que tu incarnes. Toutes ces valeurs me guident chaque jour et me permettent à surmonter mes difficultés.

À ma mère, la reine MAKOUO, épouse de SOH Justine, ton amour indéfectible me permet de poursuivre mon rêve chaque jour.

Aux adeptes de la pensée et de l'innovation pour la construction d'un monde meilleur.

REMERCIEMENTS

Je souhaite exprimer ma plus grande reconnaissance envers les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce travail de recherche.

Premièrement, je remercie mon directeur de recherche, le professeur Martin Otis, Ing. M.Sc.A. Ph.D., pour son accompagnement inconditionnel, ses précieux conseils, et son indulgence tout au long de ce parcours et, surtout, de m'avoir accepté au sein du laboratoire LAR.i. Son expertise et ses conseils motivants m'ont permis de relever les nombreux défis de ce projet et d'avancer en tant que chercheur.

Deuxièmement, je remercie également les membres du jury qui ont accepté d'évaluer ce travail et de m'offrir leurs remarques et suggestions constructives. Ces remarques et suggestions sont essentielles pour l'enrichissement de la qualité de ce travail de recherche.

Troisièmement, je tiens particulièrement à adresser un remerciement particulier à tout·e·s mes collègues et camarades du laboratoire LAR.i, en particulier : Gilde Vanel Tchane Djogdom, Salma Nabli, Ulrich Archange Wabo et Arafat Fousseini..., pour leurs aides, leurs échanges motivants et l'atmosphère de travail inclusif. Leur compagnie a été un véritable soutien dans les moments difficiles.

Quatrièmement, je manifeste ma plus grande reconnaissance envers ma famille, pour leur affection, leur confiance et leur amour indéterminé. Merci pour l'exploit et les encouragements que vous avez toujours portés à mon endroit durant tout mon parcours universitaire.

Enfin, je remercie toutes les personnes, qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce projet. Votre soutien a été très précieux et je vous en suis infiniment reconnaissant.

AVANT-PROPOS

L'accélération de la transition énergétique, portée notamment par la montée en puissance des véhicules électriques, soulève de nouveaux défis à la croisée de l'ingénierie, de la durabilité et de l'innovation technologique. Dans ce contexte, la fabrication, l'assemblage, le démantèlement et le recyclage des batteries deviennent des enjeux cruciaux, tant pour la compétitivité industrielle que pour la protection de l'environnement. C'est dans cette dynamique que s'inscrit ce mémoire, fruit d'une démarche scientifique alliant réflexion critique, modélisation technique et sens des responsabilités.

Plus qu'un simple projet académique, ce travail reflète une volonté profonde de contribuer à la transformation des environnements industriels par l'intégration de solutions intelligentes et adaptatives. L'exploration de la collaboration humain-robot, comme levier de sécurité et de performance, s'inscrit dans une vision résolument tournée vers l'industrie 5.0 — une industrie dans laquelle l'humain n'est pas relégué, mais valorisé, accompagné par la machine dans une logique de complémentarité et de confiance.

Ce mémoire est également le fruit d'un engagement personnel pour une ingénierie responsable, qui ne se limite pas à l'optimisation technique, mais qui prend en compte la condition des travailleurs, la gestion intelligente des ressources et l'anticipation des risques. Le recours à des données physiologiques, telles que les signaux EEG, pour ajuster les paramètres de fonctionnement des robots en fonction de la fatigue humaine, témoigne de cette volonté d'innover de manière éthique, sensible et contextualisée.

Je tiens à remercier chaleureusement toutes les personnes et institutions qui ont contribué à la réalisation de ce projet, en particulier le Laboratoire d'Automatique et de Robotique interactive (LAR.i), dont le cadre de recherche m'a permis d'approfondir mes compétences techniques, tout en développant une conscience accrue des enjeux humains et environnementaux liés à l'ingénierie moderne.

INTRODUCTION

Le développement des véhicules électriques (VE) a entraîné une croissance significative de l'industrie de la fabrication et du recyclage des batteries. Cette expansion, motivée par des considérations écologiques et des avancées technologiques, présente des défis importants en matière de sécurité, de productivité et de gestion de la fatigue des travailleurs [1]. En effet, le processus de désassemblage des batteries, essentiel pour la réutilisation et le recyclage des matériaux, comporte des risques élevés d'accidents et d'erreurs humaines, susceptibles de compromettre la sécurité des opérateurs et l'efficacité des opérations [2]. Ces risques sont amplifiés par la fatigue des travailleurs [3, 4], qui peut réduire leur vigilance et accroître la probabilité de collisions entre les robots et les humains dans un environnement collaboratif [5]. Dans ce contexte, la robotique collaborative s'impose comme un levier stratégique essentiel pour optimiser à la fois la productivité et la sécurité dans les environnements industriels, notamment dans le cadre du désassemblage des batteries de véhicules électriques. Ce processus complexe, motivé par des impératifs écologiques et économiques, exige une synergie efficace entre les capacités humaines et la précision robotique pour minimiser les risques d'accident tout en assurant une gestion optimale des tâches répétitives [6, 7].

Les opérateurs humains, dotés de compétences en dextérité, en adaptabilité cognitive et en prise de décision, jouent un rôle clé dans le contrôle des opérations nécessitant une certaine flexibilité. Toutefois, ces capacités peuvent être altérées par la fatigue, un facteur récurrent dans les environnements industriels intensifs. Cette fatigue augmente non seulement le risque d'erreurs humaines, mais compromet également la sécurité des opérateurs, surtout dans des tâches où la précision est d'une importance capitale [8]. La sécurité, dans ce cadre, doit être envisagée de manière dynamique, prenant en compte l'état de fatigue des opérateurs pour ajuster les paramètres des cobots et minimiser les risques de collision [9, 10].

D'autre part, les systèmes robotiques se distinguent par leur rapidité, leur précision et leur capacité à exécuter des tâches répétitives de manière ininterrompue. Cependant, leur rigidité peut représenter un défi lorsqu'ils partagent un espace de travail avec des humains, d'où la nécessité de

calibrer leurs actions en fonction des fluctuations de la performance humaine [5]. C'est dans ce contexte que la robotique collaborative intervient, en offrant une plateforme d'interaction harmonisée entre humains et robots, permettant de tirer parti des forces respectives des deux agents tout en atténuant leurs faiblesses.

Cette étude vise à étudier l'amélioration de la collaboration humain-robot dans les processus de démontage des batteries des véhicules électriques, en mettant l'accent sur la gestion adaptative de la fatigue humaine. En s'appuyant sur des capteurs physiologiques simples, intégrés dans un casque de sécurité, tels que les électroencéphalogrammes (EEG) à deux électrodes, il est possible de développer un système adaptatif capable d'obtenir les mesures répétables. Une autre approche consiste à adapter les paramètres de sécurité du robot (vitesse, mode de fonctionnement) en fonction de sa proximité avec l'opérateur humain. Cette modification permet non seulement de réduire les risques de collisions et d'incidents, mais aussi d'améliorer la productivité en allégeant la charge cognitive des travailleurs. En alignant la distribution des tâches avec les capacités respectives des humains et des robots, le cadre collaboratif se positionne comme une solution prometteuse pour relever les défis liés au désassemblage des batteries des véhicules électriques.

De plus, cette recherche fait partie intégrante de l'industrie 5.0 [11], qui vise à établir des environnements de travail qui facilitent une interaction synergique et efficace entre les humains et les robots. En étudiant le système d'interaction entre la fatigue humaine [12, 13] et l'adaptabilité des paramètres de sécurité [6, 13, 14] dans un cadre collaboratif, ce travail propose des stratégies visant à améliorer l'efficacité des processus de désassemblage tout en réduisant les risques d'accident dans un milieu industriel.

La suite de ce travail de recherche s'articulera autour de plusieurs étapes clés. Tout d'abord, une analyse approfondie de la problématique sera réalisée, accompagnée de la définition précise des objectifs de l'étude afin de délimiter le cadre du projet et d'en identifier les enjeux principaux. Une revue de la littérature mettra en évidence les travaux antérieurs pertinents, offrant une base de connaissances pour situer cette recherche et justifier les contributions prévues. Cette synthèse sera suivie de la formulation des hypothèses, basées sur les résultats de l'analyse et des données issues de la littérature. La méthodologie adoptée pour atteindre chacun des objectifs définis sera ensuite

décrite en détail, incluant les outils, techniques et protocoles employés pour la collecte et l'analyse des données. Cette approche garantit la rigueur scientifique et la reproductibilité des résultats. Une analyse approfondie des données collectées permettra ensuite de valider ou d'infirmer les hypothèses formulées, et les résultats seront interprétés pour en dégager les implications théoriques et pratiques. Enfin, des pistes de recherche futures seront identifiées pour prolonger ce travail.

CHAPITRE 1

CADRE DE LA RECHERCHE

Ce chapitre présente le cadre général de la recherche en soulignant les enjeux stratégiques liés à la revalorisation des batteries de véhicules électriques dans un contexte industriel marqué par l'automatisation et la collaboration humain-robot. Pour saisir pleinement l'importance de cette étude, il est essentiel d'examiner les défis actuels liés à la gestion de la fatigue des opérateurs et à l'adaptation dynamique des paramètres de sécurité. En définissant la problématique, ce chapitre met en lumière les lacunes existantes en matière d'interaction humain-robot et de gestion proactive des risques, tout en identifiant les opportunités d'optimisation offertes par un système d'adaptation basé soit sur les signaux physiologiques ou sur la distance entre le robot et l'opérateur humain. Enfin, l'objectif de cette recherche est d'améliorer la sécurité et les enjeux principaux liés à la productivité.

La première partie de cette session présente le contexte industriel du désassemblage des batteries de véhicules électriques, en insistant sur l'importance de la collaboration humain-robot et la prise en compte de la fatigue des opérateurs. La deuxième partie expose la problématique, soulignant les enjeux de sécurité, de productivité et d'adaptation dynamique des paramètres robotiques. Enfin, la troisième partie définit les objectifs de la recherche, qui consistent à développer un système technologique capable de mesurer la fatigue à partir des signaux physiologiques et d'adapter les actions dynamiques du robot pour assurer un environnement de travail plus sûr et efficace, conformément aux principes de l'industrie 5.0.

1.1 CONTEXTE DE L'ÉTUDE

Le désassemblage des batteries est un enjeu capital dans la transition vers une société durable axée sur les énergies renouvelables et l'économie circulaire de proximité. Avec l'essor des batteries pour les véhicules électriques et le stockage d'énergie, la collaboration humain-robot émerge comme une solution prometteuse pour améliorer la sécurité [15] et la productivité dans ce processus complexe. Cependant, l'impact de la fatigue humaine dans une installation

collaborative doit être pris en compte pour optimiser les performances et réduire les risques de collision. Cette étude explore les problématiques liées à la sécurité, à la productivité et à la gestion de la fatigue humaine dans le désassemblage des batteries grâce à une collaboration humain-robot où, dans un premier temps l'humain peut s'occuper des tâches techniques les plus complexes, comme la séparation des cellules de batterie, la gestion des câbles et celles exigeant une grande précision et une perception visuelle. Le robot, quant à lui s'occuperait des tâches les plus répétitives. En examinant les défis, tels que la performance de la technologie utilisée pour quantifier la fatigue humaine, l'optimisation des processus et la conformité aux normes, l'objectif est de favoriser un désassemblage des batteries plus sécuritaire, plus efficace et respectueux de l'environnement, contribuant ainsi à une transition énergétique durable.

1.2 PROBLÉMATIQUE

L'industrie du désassemblage des batteries pour véhicules électriques (VE) connaît une croissance rapide, répondant à une demande mondiale croissante tout en affrontant des défis majeurs en matière de sécurité, de productivité et de gestion de la fatigue des travailleurs. Le processus de désassemblage des batteries des VE est intrinsèquement dangereux en raison de la manipulation de substances chimiques, telles que le lithium et le cobalt, ainsi que de composants lourds et volumineux, ce qui augmente la probabilité d'accidents du travail avec des conséquences graves pour la santé des opérateurs et l'environnement. Les statistiques montrent un taux d'accidents supérieur à la moyenne industrielle [16], soulignant l'urgence d'améliorer les protocoles de sécurité et les conditions de travail. Parallèlement, la productivité est importante dans ce secteur, influençant directement la rentabilité et la compétitivité des entreprises. Les opérations manuelles sont souvent lentes et sujettes à des variations de performance dues à la fatigue et à la vigilance des travailleurs, entraînant des temps de cycle prolongés et des erreurs humaines qui causent des retards et des coûts supplémentaires,

compromettant ainsi la qualité des matériaux recyclés et augmentant les dépenses liées aux corrections nécessaires.

Dans le cadre du désassemblage collaboratif, comme le montre la figure 1, l'interaction entre l'humain et le robot est primordiale. L'humain possède des facultés cognitives, une capacité d'adaptation et une vigilance accrue qui lui permettent de gérer des tâches complexes et variées. Toutefois, ces capacités peuvent être altérées par la fatigue, un facteur récurrent dans les environnements industriels exigeants. Cette fatigue augmente non seulement le risque d'erreurs humaines, mais compromet également la sécurité des opérateurs, surtout dans des tâches où la précision est fondamentale. De plus, le partage des zones de sécurité entre les opérateurs et les robots devient un enjeu critique, nécessitant une gestion minutieuse pour minimiser les risques d'accident.

D'autre part, les systèmes robotiques se distinguent par leur rapidité, leur précision et leur capacité à exécuter des tâches répétitives de manière constante. Cependant, pour garantir une collaboration optimale, il est impératif de synchroniser leurs actions avec celles des opérateurs humains, en tenant compte de la fatigue potentielle des travailleurs. Ainsi, la station de désassemblage collaborative doit être conçue pour intégrer des mécanismes adaptatifs capables de surveiller l'état de fatigue des opérateurs et d'ajuster dynamiquement les actions des robots, notamment en régulant la vitesse, la force des mouvements et la distance de sécurité entre les deux entités.

Dans ce contexte, la collaboration humain-robot (cobot) émerge comme une solution prometteuse pour atténuer les problèmes de sécurité, de productivité et de fatigue. Les cobots peuvent assister les travailleurs dans les tâches répétitives, lourdes ou dangereuses, réduisant ainsi la charge physique et cognitive, améliorant l'efficacité opérationnelle tout en renforçant la sécurité en minimisant les interactions directes avec les composants dangereux. Toutefois, l'intégration des cobots nécessite une adaptation minutieuse des processus existants et une formation adéquate des opérateurs pour garantir une harmonie efficace entre humains et machines.

Enfin, la fatigue influence directement les interactions avec les robots collaboratifs, affectant les paramètres de sécurité, tels que la distance entre les zones de sécurité et la réactivité des opérateurs. Il est donc essentiel de développer des systèmes adaptatifs capables de surveiller en temps réel l'état de fatigue des travailleurs et d'ajuster dynamiquement les actions des robots, comme la vitesse, le mode de fonctionnement ou la force des mouvements, afin de maintenir un environnement de travail sûr et productif.

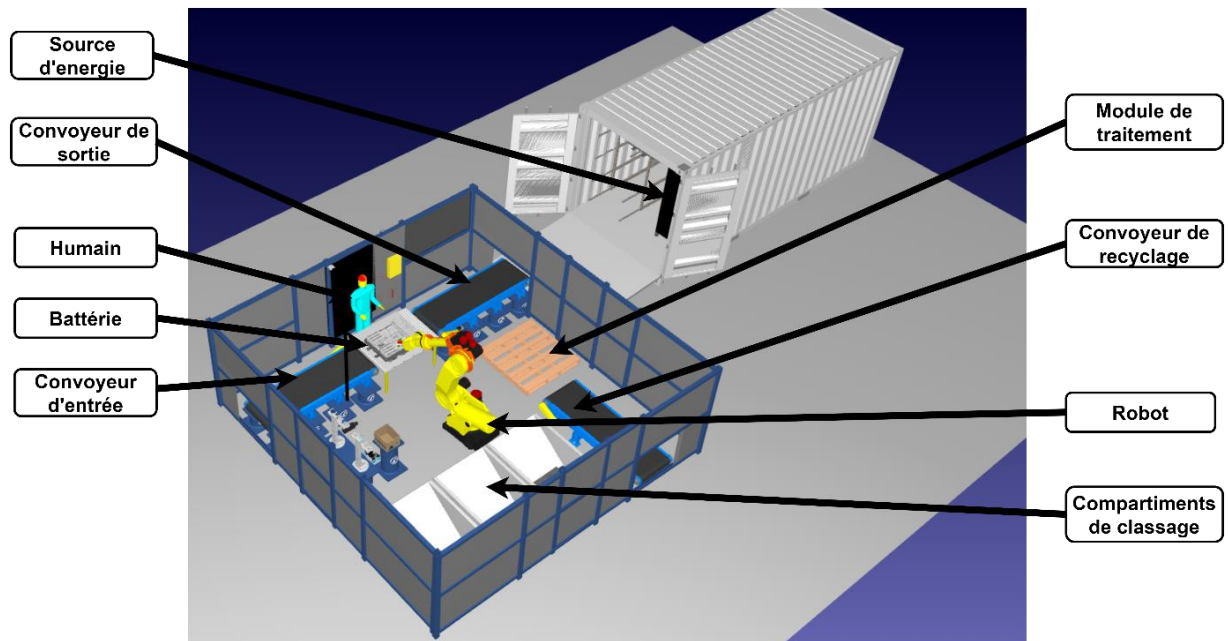


Figure 1: La station de désassemblage de la batterie NISSAN Leaf 2011 [5], modifiée en 2025 [17]

1.3 OBJECTIFS DE LA RECHERCHE

L'objectif principal de ce travail de recherche est d'explorer la collaboration humain-robot afin d'améliorer simultanément la sécurité et la productivité dans le processus de désassemblage des batteries pour véhicules électriques (VE), tout en tenant compte de la gestion dynamique de la fatigue humaine. Pour atteindre cet objectif général, plusieurs objectifs spécifiques ont été définis. Premièrement, il s'agit d'élaborer un système technologique solide et adaptatif basé sur des mesures physiologiques. Ce système serait conçu à base de simulink pour mesurer en ligne les indicateurs de fatigue, estimé à partir des signaux EEG obtenus grâce à deux

électrodes implantées dans un casque de sécurité, et pour intégrer cette technologie aux cobots. Le but est de vérifier l'opérationnalité et la répétabilité des données. Deuxièmement, nous proposons d'analyser l'impact temporel sur la fatigue des opérateurs. Le but est de vérifier si une période de la journée de travail peut exercer une influence significative sur la fatigue des opérateurs dans un milieu de travail. Ceci permet de comprendre comment la fatigue affecte la vigilance, la précision et la rapidité des travailleurs. Enfin, il est important d'identifier les liens entre les zones de sécurité autour de l'humain et leur impact sur les paramètres de sécurité du robot. Cette recherche contribue à faire progresser les connaissances sur l'industrie 5.0, en mettant l'accent sur la collaboration humain-robot et la gestion de la fatigue des opérateurs. Elle vise à enrichir la littérature scientifique et professionnelle en apportant des éclairages à la fois sur la fatigue humaine et sur les systèmes robotiques adaptatifs. Cela constitue une base solide pour des recherches futures et encourage l'innovation dans le développement de technologies collaboratives intelligentes et centrées sur l'humain. Ces objectifs spécifiques répondent directement aux défis identifiés dans la problématique, notamment en matière de sécurité, de productivité et de gestion de la fatigue. En abordant ces aspects de façon ciblée, cette étude ambitionne de proposer des solutions concrètes et innovantes, alignées avec les principes de l'industrie 5.0, qui vise à créer des environnements de travail où l'humain et le robot collaborent de manière symbiotique, sécurisée et productive. Cette approche intégrée est essentielle pour répondre aux exigences croissantes de l'industrie moderne et garantir des opérations durables et efficaces.

Ce chapitre met en évidence des différents enjeux liés à un environnement collaboratif entre le robot et l'humain dans un produit de désassemblage des batteries de véhicules électriques du point de vue global, de même que les défis sécuritaires et productifs, en particulier à développer. La problématique telle que développée en second point permet de ressortir tout un ensemble d'insuffisance, qui permet de justifier l'existence de cette étude. Enfin, les objectifs énumérés permettent de converger vers des

solutions technologiques innovantes et adaptatives dans un contexte d'industrie des véhicules électriques.

Le chapitre suivant s'attarde à réaliser une revue de la littérature permettant de situer la présente recherche dans le cadre scientifique contemporain, tout en identifiant les contributions antérieures les plus significatives. Cette démarche vise à dégager les fondements théoriques qui structurent l'approche retenue, tout en mettant en perspective les avancées conceptuelles et méthodologiques pertinentes pour le champ d'études.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre vise à établir un cadre théorique solide pour appuyer le processus de désassemblage collaboratif des batteries de véhicules électriques. Pour ce faire, une revue de la littérature exhaustive est réalisée afin d'explorer plusieurs axes de recherche pertinents. L'approche méthodologique adoptée repose sur le cadre PRISMA, qui permet de trier, sélectionner et structurer rigoureusement le processus de collecte et d'analyse des articles scientifiques. Cette démarche garantit la qualité et la fiabilité des informations intégrées dans cette revue.

Dans un premier temps, une analyse approfondie est consacrée aux modes de fonctionnement des robots collaboratifs (cobots), en mettant en évidence leurs capacités d'interaction avec les opérateurs humains dans le cadre des tâches de désassemblage. Ensuite, le volet sécuritaire est examiné pour identifier les mesures essentielles à mettre en place dans un environnement collaboratif, en insistant sur les paramètres de sécurité liés au partage des zones de travail entre l'humain et le robot. Par la suite, les méthodes de détection de la fatigue humaine sont passées en revue afin de comprendre leur influence sur les performances des opérateurs dans l'exécution des tâches, ainsi que leur impact sur la sécurité des opérations. Enfin, les contributions scientifiques issues de la littérature sont discutées pour situer ce travail dans le contexte des recherches existantes, soulignant les lacunes à combler et les pistes de développement futures. Ces analyses mènent à la formulation des hypothèses de recherche, ancrée dans les observations tirées des sections précédentes, afin de structurer les objectifs du projet et de définir les paramètres d'évaluation des performances de la station de désassemblage collaborative.

2.1 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE DE LA REVUE PRISMA

La méthodologie de la revue PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) a été appliquée afin de structurer le processus de sélection des références

pertinentes pour cette étude. La figure 2 illustre les différentes étapes suivies pour identifier, filtrer, évaluer et inclure les articles pertinents dans le cadre de la recherche sur l'interaction humain-robot, la sécurité, la productivité et la fatigue dans des environnements collaboratifs industriels.

Dans un premier temps, l'identification des références a permis de recenser un total de 239 articles provenant de diverses bases de données universitaires explorées à l'UQAC, incluant Scopus avec quatre-vingt-seize (96) articles, Springer Link dénombré à trente-deux (32) articles, IEEE Xplore avec près de soixante-trois (63) articles, Elsevier (science directe) comptant vingt-sept (27) articles et Google Scholar avec vingt et un (21) articles. Ces références ont été sélectionnées selon des critères de pertinence préétablis, à savoir la période de publication (2015-2025), le type de document comme les articles de journaux, les articles de conférences, les livres et les normes. La requête qui est utilisée dans différentes bases de données pour cette recherche se présente comme suit : "safet*" AND ("productiv*" OR "efficien*" OR "optimis*") AND ("battery disassembl*" OR "indust* process*" OR "battery process*") AND ("human-robot collaborat*" OR "cobot*" OR "human-robot interact*") AND (« fatigu* » OR « worker exhaust* ») AND (« collaborative install* » OR « shared workspace* »). Cette requête booléenne a été conçue pour couvrir l'ensemble des concepts clés liés à la sécurité, à la productivité, à la fatigue et à la collaboration humain-robot dans des processus industriels de façon générale et une particularité, par la suite, dans le désassemblage de batteries.

La seconde étape consiste à éliminer les doublons, réduisant le nombre total d'articles de 239 à 198 références uniques. Ensuite, les articles ont été soumis à une évaluation rigoureuse basée sur le texte intégral. Au cours de cette étape, 129 articles ont été retenus, tandis que 69 articles ont été exclus pour des raisons telles que le manque de pertinence par rapport au cadre de recherche ou l'absence de données empiriques.

Enfin, parmi les 129 articles évalués, 57 articles sont sélectionnés pour inclusion définitive dans le mémoire, contribuant ainsi de manière substantielle à la construction du cadre théorique et à l'élaboration des hypothèses de recherche.

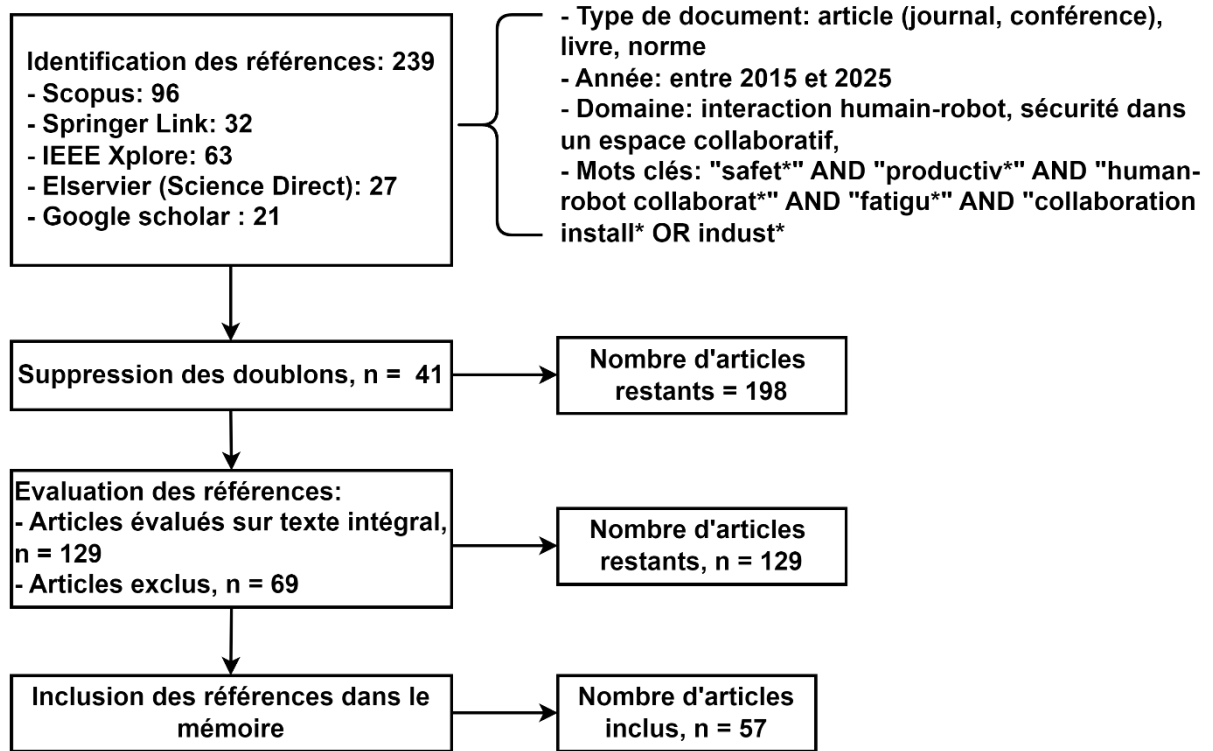


Figure 2: Méthodologie de la revue PRISMA

Une fois la méthodologie PRISMA établie, la section suivante présentera les différents travaux réalisés par des pairs, mettant en évidence les contributions scientifiques pertinentes dans le domaine étudié.

2.2 TRAVAUX CONNEXES

Cette section présente les principales contributions scientifiques en lien avec la collaboration humain-robot dans un contexte industriel sécurisé. Elle s'articule autour de quatre axes complémentaires. D'abord, les modes de fonctionnement des robots collaboratifs (cobots) sont explorés afin de comprendre les modalités d'interaction physique avec l'humain. Ensuite, un survol des approches de sécurité dans les installations collaboratives permet d'identifier les mécanismes de prévention des risques et les normes associées. La troisième sous-section s'intéresse aux différentes méthodes de détection de la fatigue des opérateurs, en mettant l'accent sur les indicateurs physiologiques et les signaux EEG. Enfin, un tableau comparatif

des travaux antérieurs vient synthétiser les approches recensées, leurs objectifs, méthodes et limites, afin de dégager les pistes à approfondir dans le cadre de la présente recherche.

2.2.1 MODES DE FONCTIONNEMENT DES ROBOTS COLLABORATIFS (COBOT)

Les modes de fonctionnement collaboratifs humain-robot [18], allant de la coexistence à la collaboration étroite, améliorent l'efficacité, la sécurité [19] et la productivité dans divers domaines en intégrant des communications de type humain [20], des systèmes de contrôle adaptatif et des interfaces multimodales [21]. Ainsi, dans les milieux industriels, les niveaux de collaboration se décomposent en coexistence (travail indépendant dans un même espace), coopération (partage de tâches avec une interaction limitée) et collaboration (interaction dynamique et partagée des tâches) [22, 23], tandis que la collaboration bimodale permet au robot d'agir en autonomie avec l'intervention humaine physique quand nécessaire. Par ailleurs, les interactions basées sur le langage naturel et les modèles de grands langages sont essentielles pour une compréhension des instructions complexes et l'exécution de commandes vocales [24]. L'intégration technologique se voit dans l'usage d'interfaces multimodales, telles que la réalité virtuelle et les jumeaux numériques, qui offrent une rétroaction visuelle et haptique améliorant ainsi la charge cognitive des opérateurs [25, 26], ainsi que dans les systèmes robotisés combinant plusieurs robots et un opérateur humain pour améliorer l'efficacité de l'exécution des tâches pour des missions critiques comme la recherche et le sauvetage. Dans des domaines spécifiques, la robotique chirurgicale utilise ces modes interactifs pour augmenter la précision et la sécurité en chirurgie [27], et en fabrication, l'emploi de robots collaboratifs réduit la charge de travail tout en améliorant l'ergonomie et la productivité [22, 28].

2.2.2 LA SÉCURITÉ DANS UNE INSTALLATION COLLABORATIVE

La sécurité dans la collaboration humain-robot (CHR) est une problématique complexe qui englobe des aspects physiques [29], psychologiques et opérationnels, et qui devient importante à mesure que les robots s'intègrent dans les environnements industriels et commerciaux, nécessitant la protection des travailleurs humains sans compromettre la productivité [6, 30]. En ce qui concerne la sécurité physique, diverses stratégies, telles que l'évitement et la sensibilité des collisions par la limitation de puissance et de force (PFL) [31], permettent un ajustement dynamique des seuils de sécurité en fonction de la masse et de la vitesse du robot [14, 31, 32]. Cette technique assure une productivité de près de 50 % dans une tâche collaborative [29], tandis qu'une utilisation de capteurs de force de contact tient compte de la fibre optique polymère enroulée en forme de 8. La surveillance de la vitesse du robot en fonction de la proximité et de la prédiction de mouvement peut prévenir les collisions, tandis que des caméras 3D permettent de gérer dynamiquement leur vitesse afin de maintenir une distance sécuritaire par rapport aux travailleurs humains [29]. En ce qui a trait à la sécurité psychologique et à la charge cognitive, la surveillance neurophysiologique par EEG et FNIR offre une évaluation objective du stress mental des travailleurs pendant une interaction avec le robot, pouvant remplacer les évaluations subjectives traditionnelles, et offrant une évaluation plus objective de la sécurité psychologique [33, 34]. Les systèmes adaptatifs en temps réel qui répondent aux signaux physiologiques, comme la dilatation de la pupille, peuvent réduire la charge cognitive et améliorer le confort de l'utilisateur [25, 35]. Ces systèmes ajustent le comportement des robots en fonction des états cognitifs humains (stress, concentration), favorisant un environnement plus intuitif et collaboratif. Par ailleurs, une planification énergétique optimale qui tient compte de l'inertie et de la configuration du robot peut générer des trajectoires plus rapides et plus sûres afin d'anticiper les actions humaines. Ces planificateurs veillent au respect des normes de sécurité tout en réduisant les délais d'exécution des tâches initialement attribuées à l'humain [36, 37]. De manière complémentaire, une méthode innovante pour renforcer la collaboration humain-robot s'appuie sur l'utilisation de zones de sécurité adaptatives,

introduisant trois zones distinctes [10, 38]. Un système installé sur la caméra de sécurité aérienne identifie les objets en mouvement dans chaque zone de travail et produit des signaux d'avertissement et d'arrêt. Ces signaux servent à réguler le comportement du robot grâce à des capteurs IMU et à l'électro-encéphalographie (EEG). Ils permettent d'ajuster la vitesse du robot en fonction de la zone de sécurité [30, 32], offrant ainsi une interaction efficace tout en maintenant une distance sécuritaire. Les résultats d'une étude expérimentale confirment l'efficacité de cette approche, tout en soulignant l'importance d'une analyse approfondie des normes de sécurité. En parallèle, une méthodologie novatrice est mise en œuvre pour garantir une collaboration sécurisée entre les robots et les humains dans un même environnement de travail partagé [39].

2.2.3 MODES DE DÉTECTION DE LA FATIGUE CHEZ LES OPERATEURS HUMAINS

Dans une installation collaborative entre l'humain et le robot, la fatigue humaine demeure un enjeu majeur, tant sur le plan de la sécurité que de la productivité. La quantification de cette fatigue repose sur diverses modalités intégrant systèmes multimodaux, tels que les signaux physiologiques et indicateurs comportementaux. Les systèmes multimodaux combinent des données vidéo, images thermiques et vocales, améliorant ainsi la prédiction des états de fatigue humaine par rapport à l'utilisation de chaque modalité isolée. Une autre approche propose une fusion des images visuelles, thermiques, de la dynamique des touches et des fonctions vocales, ce qui permet d'atteindre une précision de détection élevée de 93,33 % [12]. Cette précision est obtenue grâce à des classificateurs d'apprentissage automatique, comme les K plus proches voisins et les machines vectorielles de soutien. Une autre combinaison de l'information oculaire et du bâillement, par des données vidéo, a permis d'obtenir une précision de détection pouvant atteindre 95 % en analysant le rapport entre la hauteur et la largeur des yeux ainsi que la fréquence de bâillement [40]. Dans les cas pratiques

généraux, l'utilisation des électrodes EEG est plus exploitée en combinaison avec d'autres types d'électrodes, comme l'ECG, l'EOG, l'EMG...[41-43] pour mesurer les facteurs du stress, la concentration et la douleur des opérateurs dans des milieux industriels et médicaux [33, 44]. Une utilisation de la moyenne pondérée de manière exponentielle, grâce à un modèle préalablement défini, permet de construire un vecteur de caractéristiques pour prédire les scores de stress plus élevés. Par ailleurs, une étude de la douleur à l'aide d'EEG sur une bande de fréquence spécifique bêta (13-30) Hz qui est une dérivée de l'enveloppe supérieure des données EEG a permis de bien classer la douleur sur les patients souffrant initialement d'une douleur chronique. Par ailleurs, quelques techniques d'apprentissage en profondeur, y compris les réseaux neuronaux convolutifs [45], sont appliquées aux alimentations des caméras en cabine et aux données biométriques pour surveiller la fatigue du conducteur [46, 47], en fournissant des alertes en temps réel pour prévenir les accidents [48]. Ce modèle novateur exploite des données de capteurs d'unité de mesure inertielle (IMU) et de fréquence cardiaque, issues de sujets soumis à des conditions de fatigue contrôlées [49], englobant des mesures de mouvement et de fréquence cardiaque, afin d'anticiper la fatigue en temps réel [50].

Les divers articles consultés et évalués en fonction des aspects concrets liés à la sécurité dans un environnement de travail partagé entre le robot et l'humain sont récapitulés dans le tableau 3 qui suit.

Tableau 3: Comparaison des travaux antérieurs avec l'approche suggérée

Article et année	Paramètre de sécurité (arrêt ou modification de la vitesse)	Mode opératoire	IHR	Détection de la fatigue		Fonction objective	Commentaire
				Donnée physiologique	Liée à la tâche		
CONTRIBUTION SUGGÉRÉE DANS CE MÉMOIRE	Maximiser la distance de sécurité humain-robot sur la réalisation des tâches parallèle tout en modifiant la force et les zones accessibles	– Partage des activités en désassemblage des batteries – Requalification des tâches parallèles en fonction du niveau de fatigue de l'humain.	Oui	– Vitesse de clignement des yeux avec un accéléromètre (dodeliner de la tête) – Estimation du risque de la fatigue – Utilisation des données EEG	La géométrie de la batterie est basée sur 3 zones et chaque zone a une force et une vitesse limite à ajuster selon la fatigue : zone verte, zone jaune et zone rouge.	– Mise à jour de la dégradation des performances de l'humain. – Sélection des tâches les plus éloignées sur le plan géométrique.	Possibilité d'une simulation jumeau numérique
[51]	– Distance de sécurité – Réduction de la vitesse	Collaboratif	Exécution des tâches en parallèle	Aucune	Estimation liée à la productivité de l'opérateur	Proposer un seuil de distance est défini pour assurer la sécurité en cas d'obstacle	Une introduction de la fatigue de l'opérateur parait plus optimale.
[1]	– La vitesse – La direction du mouvement humain	Apprentissage automatique pour prédire les comportements des humains et des robots	Simultanée	IMU, Camera web, utilisation de POMPD pour générer les intentions	Répétition des temps d'arrêt	Proposer une approche basée sur l'analyse comportementale pour améliorer l'efficacité de la	Dans cette analyse comportementale, le facteur émotionnel et contextuel pourra être étudié ; la non-mise en œuvre

						collaboration humain-robot.	dans un environnement réel.
Article et année	Paramètre de sécurité (arrêt ou modification de la vitesse)	Mode opératoire	IHR	Détection de la fatigue		Fonction objective	Commentaire
				Donnée physiologique	Liée à la tâche		
[52]	Vitesse de déplacement du robot	Semi-automatique	Réalisation des tâches simultanée et en parallèle	Un capteur de mesure de la conductance de la peau, qui est une mesure indirecte de l'activité électrodermale basée sur le stress et la fatigue	Un capteur de mouvement et d'accélération pour mesurer l'activité physique	Proposer une stratégie dynamique de répartition des tâches pour atténuer la fatigue physique et mentale des travailleurs dans les opérations de collaboration avec des robots.	– Analyse faite sur une petite taille. – Réaliser une étude sur les effets de la vitesse et la prévisibilité dans des tâches nécessitant plus d'action manuelle – Une simulation faite juste en virtuel
[53]	Modification de la vitesse du robot pendant le fonctionnement	Pas clarifié	Oui	Utilisation d'un tracker oculaire (infrarouge ou LED)	Pas clarifié	Évaluation de la fatigue mentale lors de la collaboration humain-robot à partir des signaux physiologiques	– Taille d'expérience faible. – La non-prise en compte des facteurs mentale – Éventualités d'adapter la vitesse en fonction des signaux évalués
[32]	La modification de la vitesse en fonction de la distance perçue	Mode automatique avec la possibilité de contrôler le robot à	Partage d'un même espace de travail	Le capteur de profondeur KINECT de Microsoft pour détecter la présence de	Ne tiens pas compte de la fatigue humaine.	Mise en place d'une collaboration efficace et sûre entre les robots et les humains	Une étude expérimentale combinant l'aspect simulation et le test physique conduit à un bon résultat.

		distance par l'opérateur.		l'humain, le capteur de couple pour mesurer la force exercée par le robot lorsqu'il détecte un obstacle.		dans des environnements de travail partagés en minimisant le risque de collisions et en aidant les humains à comprendre les zones dangereuses	La possibilité d'intégration du facteur de la fatigue humaine pourrait être intéressante dans la planification du mouvement du robot pour améliorer la sécurité.
Article et année	Paramètre de sécurité (arrêt ou modification de la vitesse)	Mode opératoire	IHR	Détection de la fatigue		Fonction objective	Commentaire
				Donnée physiologique	Liée à la tâche		
[47]	La réduction de la vitesse du robot	Le mode par apprentissage du robot à base du réseau de neurones	Pas évoqué	Utilisation des capteurs inertiels fixés sur le corps humain et des capteurs de fréquence cardiaque	Une longue durée de la réalisation de la tâche	Proposer un modèle de prédiction de la fatigue basé sur des réseaux de neurones récurrents	Les conditions de fatigue ici sont provoquées (pas naturelles), une étude faite à petite échelle, une mise en contexte réel pourrait permettre la validation définitive de la méthode proposée.

Article et année	Paramètre de sécurité (arrêt ou modification de la vitesse)	Mode opératoire	IHR	Détection de la fatigue		Fonction objective	Commentaire
				Donnée physiologique	Liée à la tâche		
[7]	Modification de la distance minimale de sécurité	Partage des activités	Oui	Pas prise en compte	Perte de performance de l'opérateur	Optimisation du temps d'exécution de la tâche	La fatigue n'est pas traitée
[12]	Pas d'enjeu	Pas d'enjeu	Par précis	Utilisation d'un EEG	Pas précis	Développement d'un modèle d'apprentissage pour la détection	Pas de critère de collaboration
[3]	– Changement de la trajectoire du robot – Replanification des tâches	Coopération entre robot et humain	Oui	Pas précis	Pas précis	Évitement d'obstacle	La fatigue humaine n'est pas tenue en compte
[54]	Marquage d'un temps d'arrêt	Coopération entre robots et humains dans certaines tâches spécifiques	Un espace partagé et d'une façon simultanée	Un capteur de couple pour mesurer les interactions entre les robots et les composants	La perte de performance des opérateurs	Proposer une méthode pour allouer efficacement les tâches entre les travailleurs humains et les robots dans les systèmes d'assemblage hybrides	Ici, le modèle de programmation linéaire mixte proposé pour l'allocation optimale des tâches peut ne pas être généralisable à tous les systèmes d'assemblage hybrides, car les paramètres et les contraintes peuvent varier selon les spécificités du système

Article et année	Paramètre de sécurité (arrêt ou modification de la vitesse)	Mode opératoire	IHR	Détection de la fatigue		Fonction objective	Commentaire
				Donnée physiologique	Liée à la tâche		
[55]	Arrêt	Pas évoqué	Oui	SSH, IMU et EEG	Non	Prédiction de collision en temps réel	Une utilisation de biofeedback haptique pourra être utilisée ici pour transmettre les informations non visuelles à l'opérateur
[29]	Modification de la vitesse du robot	Collaboratif	Oui	Utilisation d'une caméra web	Pas précisé	La surveillance de la vitesse et de la proximité	Possibilité d'intégration des facteurs de fatigue

Malgré toutes les avancées remarquables recensées dans la littérature, il est essentiel de souligner que ces travaux antérieurs ne proposent pas de solutions directes et efficaces à la problématique spécifique abordée dans cette recherche. C'est dans cette optique que s'inscrit la contribution scientifique de la présente étude, visant à combler cette insuffisance.

2.3 CONTRIBUTION SCIENTIFIQUE

Dans le contexte du désassemblage des batteries, divers paramètres sont pris en compte pour garantir la sécurité et optimiser les performances de la collaboration humain-robot. Initialement, le paramètre de sécurité vise à maximiser la distance entre l'humain et le robot lors de l'exécution des tâches parallèles, tout en ajustant la force appliquée par le robot, ainsi que sa vitesse et les différentes zones de sécurité accessibles. Cette approche est importante pour prévenir tout risque résultant de la collaboration entre les personnes et les robots. En ce qui concerne le mode opératoire, il implique le partage des activités lors du désassemblage des batteries. De plus, les tâches parallèles sont requalifiées en fonction du niveau de la fatigue de l'humain. Cette adaptation dynamique vise à optimiser les performances de l'humain en ajustant les responsabilités pour tenir compte de sa condition physique. La détection de la fatigue est abordée sous deux angles. D'un côté, par les données physiologiques, telles que la vitesse de clignement des yeux mesurée à l'aide d'un casque de sécurité muni de deux électrode EEG. D'un autre côté, la fatigue liée à la tâche est évaluée en segmentant la géométrie de la batterie en trois zones distinctes (verte, jaune et rouge) avec chaque zone étant associée à des limites ajustables de force et de vitesse en fonction de la position de l'humain. L'objectif final de cette section est de mettre à jour continuellement la dégradation des performances de l'humain. Pour ce faire, on doit se concentrer sur la sélection des tâches géométriquement les plus éloignées. Une simulation jumeau numérique est également envisagée pour affiner cette stratégie et valider son efficacité dans des conditions simulées.

Cette approche holistique garantit une gestion optimale de la sécurité et de la performance humain-robot dans le processus de désassemblage des batteries.

2.4 FORMULATION DES HYPOTHÈSES

Cette recherche repose sur deux hypothèses principales visant à explorer l'impact de la collaboration humain-robot sur la sécurité et la productivité dans le désassemblage des batteries pour véhicules électriques (VE), tout en tenant compte de la gestion de la fatigue humaine.

La première hypothèse est qu'il est possible d'obtenir des mesures répétables de la fatigue avec seulement deux électrodes EEG. L'utilisation d'un système technologique de mesure de la fatigue, telle que l'électroencéphalogramme (EEG), est centrale dans cette recherche. Cette hypothèse avance qu'il est faisable de capturer des indicateurs précis de la fatigue humaine en utilisant un dispositif EEG simplifié, composé de seulement deux électrodes. Cela permet de comparer les classes de fatigue en une journée de travail chez les opérateurs.

La deuxième hypothèse stipule qu'une variation de la distance entre l'humain et le robot dans l'environnement de travail collaboratif entraîne des modifications significatives des paramètres dynamiques de sécurité du robot (tels que la vitesse, la force et la distance de sécurité). En effet, à mesure que la distance entre l'opérateur et le robot diminue, le système de contrôle doit adapter en temps réel les comportements du robot afin de prévenir tout risque d'accident. Cette adaptation repose sur la reconfiguration des zones de sécurité (verte, jaune, rouge), qui délimitent les niveaux de risque selon la distance de séparation.

Plus l'opérateur s'approche du robot, plus ces zones se rétrécissent et exigent une réduction immédiate de la vitesse, de la force et du mode de fonctionnement du robot. Cette logique d'ajustement dynamique vise à préserver l'intégrité physique de l'humain tout en maintenant la continuité des opérations.

Cette revue de la littérature a mis en évidence les principales tendances et les avancées dans le domaine technologique et sécuritaire dans une installation collaborative entre l'humain et les robots. Les travaux antérieurs ont démontré l'importance de cette démarche pour minimiser tout risque de collision entre l'humain et le robot dans un espace collaboratif. Malgré ce qui précède, certaines questions et incompréhensions persistent. C'est pourquoi nous avons entrepris une étude approfondie afin de clarifier notre compréhension de ce sujet capital, dont découle le troisième chapitre, consacré à la méthodologie.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE DE LA RECHERCHE

Dans un contexte industriel en pleine transformation, marqué par l'émergence de l'industrie 5.0, la collaboration entre l'humain et le robot s'impose comme une solution stratégique pour améliorer la sécurité, la productivité et l'efficacité. Toutefois, cette interaction collaborative soulève des défis majeurs liés à la gestion des capacités cognitives humaines, à l'adaptation dynamique des comportements robotiques et au respect strict des normes de sécurité. Ce chapitre présente la méthodologie rigoureuse adoptée pour concevoir, développer et valider un système collaboratif intelligent et adaptatif, capable d'ajuster les paramètres de sécurité du robot en fonction de la zone dans laquelle l'humain se trouve par rapport au robot.

Cette démarche s'inscrit dans le cadre du projet pluridisciplinaire « Énergie Positive » mené au sein du laboratoire LAR.i, centré sur le désassemblage de batteries de véhicules électriques (Nissan Leaf). L'espace de travail collaboratif comprend un robot UR5 et un opérateur humain, équipé d'un casque de sécurité intelligent (SSH) intégrant des capteurs EEG permettant de détecter les clignements oculaires, indicateurs fiables de la fatigue cognitive. L'architecture technologique s'appuie sur des outils comme ROS, MQTT et MATLAB-Simulink [17]. Ceux-ci assurent la communication, le traitement des données et la régulation adaptative des paramètres du robot (vitesse, distance).

3.1 PRÉSENTATION DU PROJET GLOBAL DU LAR.i

Au sein du laboratoire LAR.i depuis quelques années déjà, différentes compétences sont impliquées sur un projet de batterie électrique NISSAN Leaf 2011. La figure 3 suivante montre les différents travaux qui sont effectués sur ce projet .

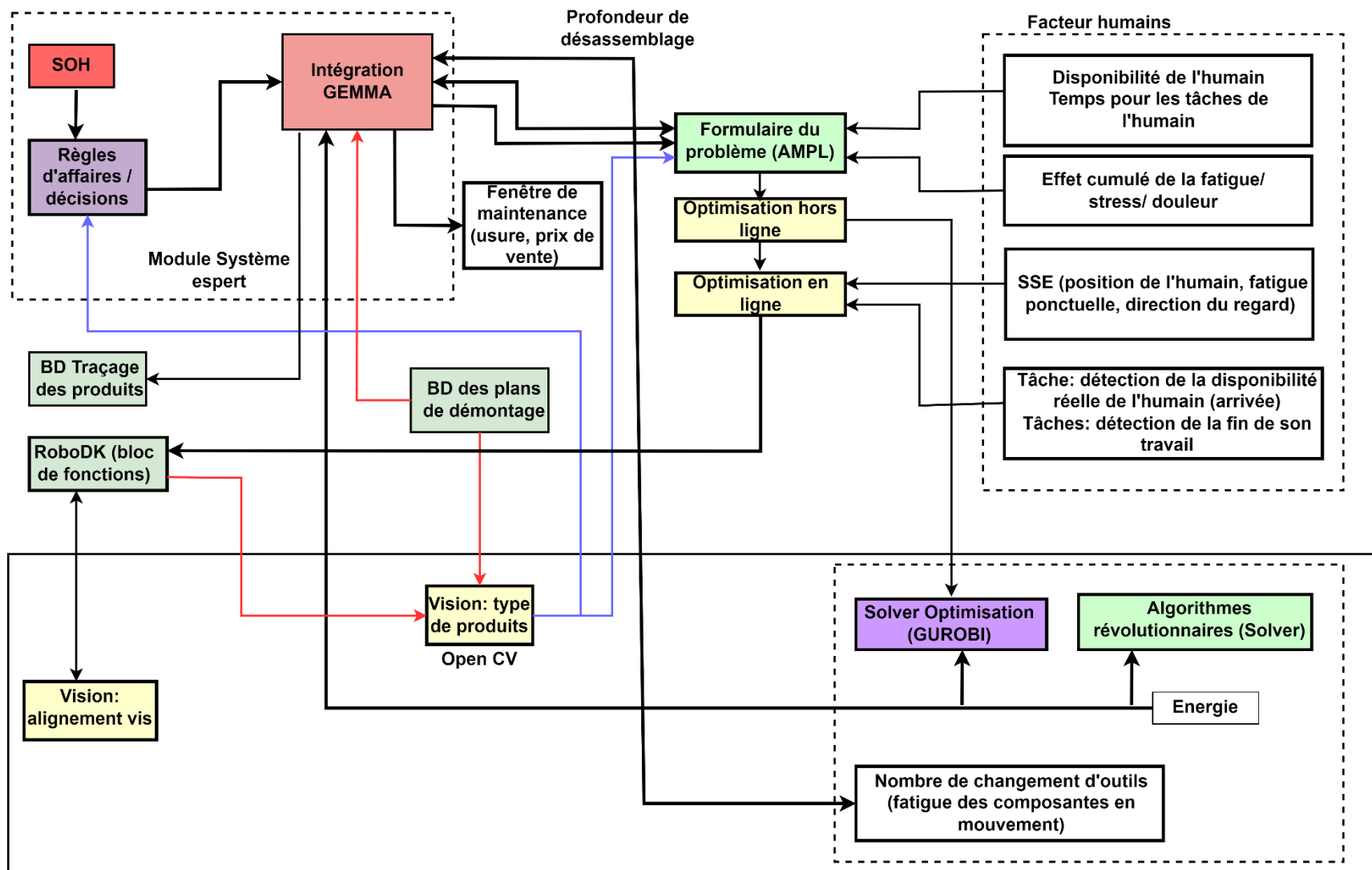


Figure 3: Vue globale du projet de la batterie NISSAN Leaf du LAR.i « Énergie Positive »

La rentabilisation du projet « Énergie positive », développé au sein du laboratoire d'automatique et robotique interactive (LAR.i), nécessite une expertise pluridisciplinaire à chaque étape de son processus. Ce parcours, allant de l'acquisition de la batterie à son recyclage complet dans un environnement collaboratif, présente divers défis. Dans un premier temps, les enjeux énergétiques se matérialisent par l'évaluation de l'état de santé global de la batterie. Ensuite, les questions environnementales se font sentir à travers le recyclage et la valorisation des composants ou matériaux indésirables. Par ailleurs, les aspects économiques sont abordés par l'élaboration d'un plan d'affaires incluant la mise en place d'un système expert pouvant témoigner le développement d'une économie circulaire, la définition d'un programme de maintenance rigoureux ainsi que le développement d'algorithmes d'optimisation diverse. De surcroît, la sécurité constitue un défi majeur dans ce type d'installation collaborative, tant pour les opérateurs que pour le robot. Au-delà de la maintenance du robot qui est utilisé pour réaliser des tâches répétitives avec une grande précision, il est essentiel de veiller à l'état physique et mental des opérateurs. Ceci afin de prévenir au maximum les risques de collisions et d'éviter toute diminution de la productivité lors des tâches collaboratives.

3.3 PRESENTATION DE L'ESPACE DE TRAVAIL

Ce projet de recherche se base essentiellement sur une plateforme de désassemblage des batteries électriques de marque Nissan Leaf 2011. La plateforme RoboDK fait partie des interfaces qui proposent une flexibilité dans le développement, la conception ainsi que la simulation des produits robotiques. La figure 4 suivante met en exergue une vue de l'environnement collaboratif entre l'humain et le robot.

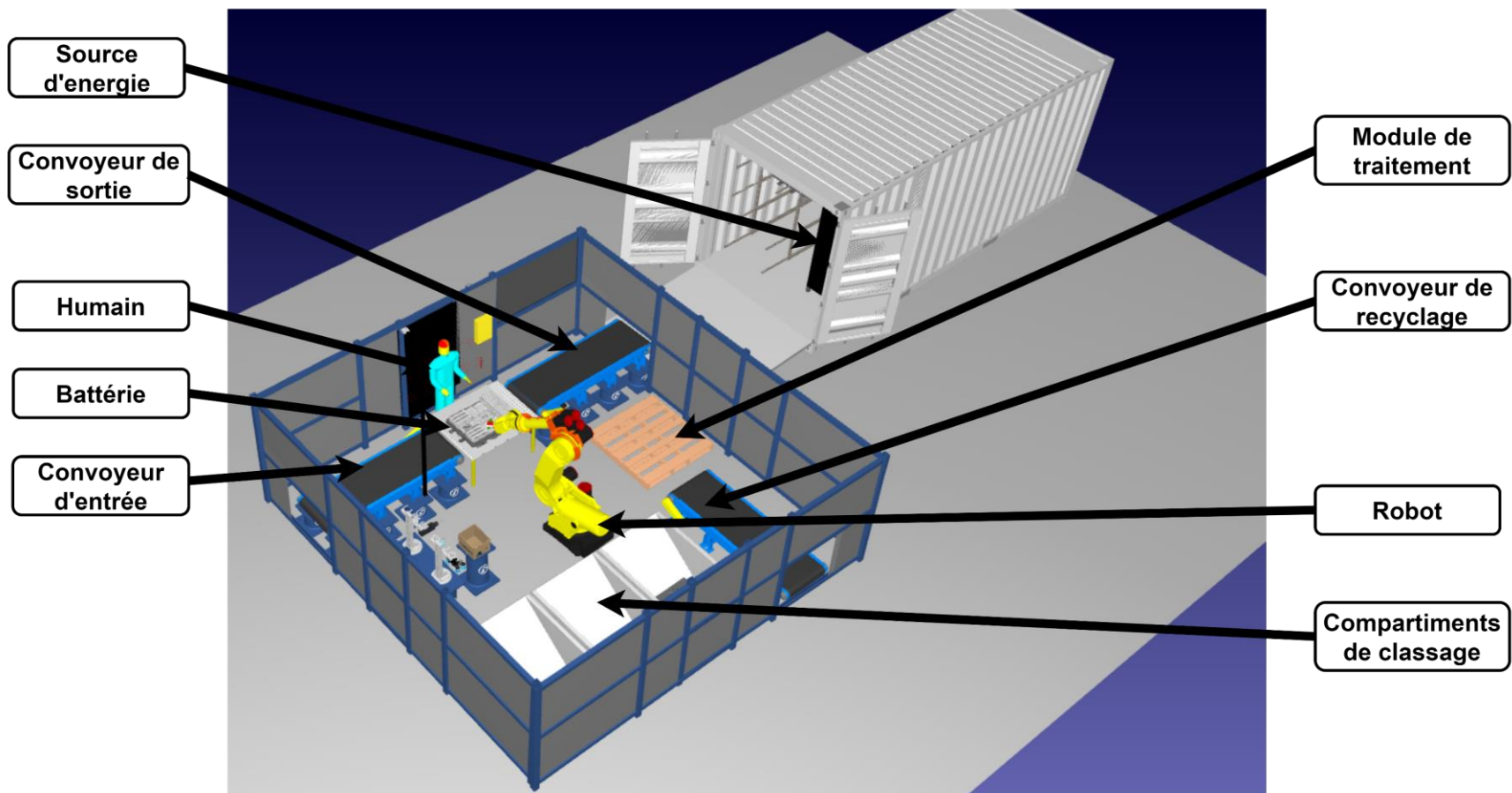


Figure 4: La station de désassemblage de la batterie NISSAN Leaf 2011 [5], modifiée en 2025 [17]

Dans cette station de désassemblage, le robot, placé à une position fixe au centre, travaille dans un premier temps en mode autonome. Il réalise des tâches comme dévisser, transporter et stocker les modules de la batterie. Cependant, certaines opérations plus compliquées et sensibles, comme enlever les harnais de connexion, les câbles flexibles et les faisceaux nécessitent l'intervention d'un humain. Ces moments d'intervention peuvent survenir à des instants imprévus et durer plus ou moins longtemps, en fonction de l'état mental de l'humain, tels que la fatigue, le stress et la connaissance du système. Pendant l'exécution des tâches, le robot passe en mode collaboratif et continue d'exécuter ses tâches en parallèle à celles de l'humain tout en tenant compte d'un facteur de sécurité principale qui est la fatigue de l'opérateur afin de réduire le plus possible les risques de collisions dans cet espace de travail collaboratif.

3.3 ARCHITECTURE DU SYSTÈME TECHNOLOGIQUE D'ACQUISITION

Cette section vise à présenter l'ensemble du système technologique d'acquisition mis en œuvre dans le cadre de ce travail. Elle présente de manière intégrée les composantes clés du dispositif d'acquisition, à commencer par l'architecture de communication qui assure l'interconnexion entre les différents modules. Le logigramme de communication du robot UR5 y est également détaillé, illustrant le cheminement des données en temps réel et l'exécution des différentes tâches qui lui sont assignées. Enfin, le rôle central du SSH, équipé de deux capteurs EEG, est mis en lumière en tant qu'élément déclencheur de l'adaptation dynamique des paramètres du robot en fonction de l'état cognitif de l'opérateur.

3.3.1 SYSTÈME ARCHITECTURAL DE COMMUNICATION ET DE TRAITEMENT

La figure 5 présente l'architecture de communication d'un système collaboratif intelligent visant à adapter en temps réel les paramètres de sécurité du robot UR5 en fonction de l'état de fatigue de l'opérateur humain. Cette adaptation dynamique repose sur l'intégration fluide de plusieurs composants technologiques, dont un casque EEG SSH (Smart Safety Helmet), le méta operating system à travers ROS (Robot Operating

System) , le protocole de messagerie MQTT (Message Queuing Telemetry Transport), l'environnement de modélisation MATLAB/Simulink, ainsi que le robot collaboratif UR5. L'opérateur humain porte un casque SSH équipé de capteurs EEG enregistrant les clignements des yeux, reconnus comme indicateurs fiables de fatigue cognitive. Les signaux sont acquis à une fréquence de 500 Hz et structurés sous forme de trames de n points, facilitant leur traitement par lot. Les données sont ensuite publiées localement par un premier client (Client 1), intégré au SSH, à partir de ROS, avant d'être transmises à un serveur MQTT centralisé, assurant une communication distribuée efficace. Le système comprend trois clients MQTT interconnectés : Client 1 (casque EEG), qui publie les trames EEG formatées ; client 2 (station de traitement), qui reçoit les données et les redirige vers Simulink via ROS ; et Client 3 (robot UR5), qui capte les instructions de régulation. La station centrale équipée de MATLAB/Simulink analyse les trames EEG pour évaluer le niveau de fatigue de l'opérateur et ajuster les paramètres critiques du robot, tels que la vitesse, la force d'interaction, la distance de sécurité ou encore le mode de fonctionnement. Ces ajustements sont ensuite envoyés sous forme de messages ROS vers le robot UR5, qui adapte son comportement en conséquence : ralentissement des mouvements, élargissement de la zone de sécurité ou diminution des forces exercées. Grâce à cette boucle de rétroaction intégrée entre le SSH, ROS, MQTT, Simulink et le robot UR5 (voir **figure 25**), le système assure une collaboration humain-robot adaptatif, sécurisé et capable de tenir compte en temps réel de l'état cognitif de l'opérateur.

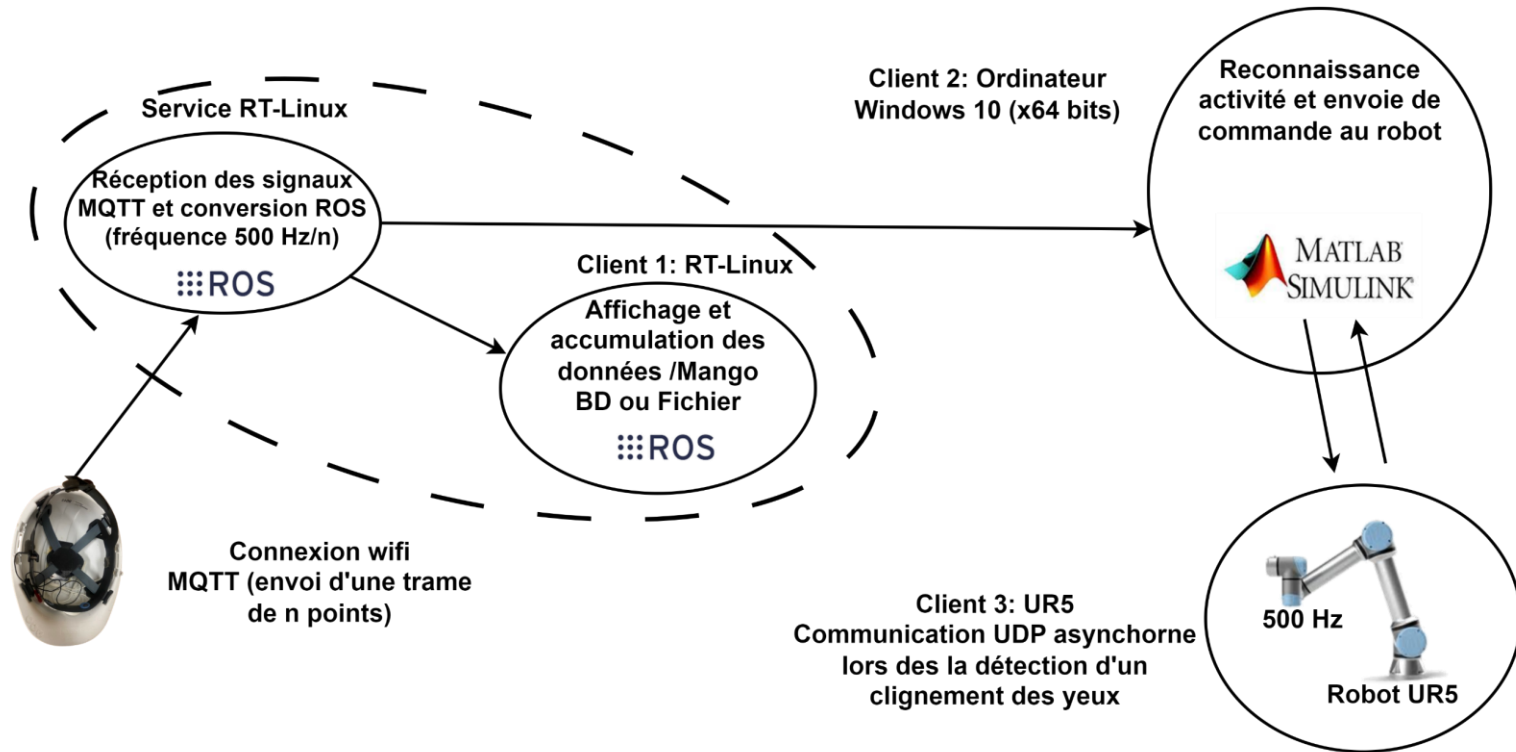


Figure 5: Proposition d'une architecture logicielle d'un système collaboratif adaptatif humain-robot.

Cette architecture générale de communication pose ainsi les bases du dialogue intelligent entre l'humain et le robot. Afin de mieux comprendre les échanges internes au niveau du robot UR5, il est pertinent d'examiner plus en détail le logigramme de communication qui régit le traitement et l'exécution des commandes adaptatives reçues.

3.3.2 LOGIGRAMME DE COMMUNICATIONS AVEC LE ROBOT UR5

Le logigramme ci-dessus décrit le déroulement logique du programme exécuté par le robot collaboratif UR5 dans le cadre d'un environnement adaptatif centré sur la sécurité humaine. Le processus commence par l'initialisation des variables, l'ouverture de la pince, puis un mouvement initial vers des waypoints prédéfinis (3, 19, 2), suivi de l'acquisition et de la transformation des positions du TCP (Tool Center Point). Le cœur du système repose sur une boucle principale qui conditionne les actions du robot à l'évolution de trois variables clés : le niveau de pile (stack_1), l'état de maintenance (maint) et l'indice de modification (modf). En fonction de ces conditions, le robot exécute des mouvements vers des positions précises, effectue la fermeture de la pince, réalise des opérations de destacking ou se rend à des points de maintenance (tels que les waypoints 8 ou 9). Lorsque certaines conditions critiques sont réunies (ex. : pile vide ou état de maintenance élevé), les variables sont réinitialisées et les positions de pile sont transformées pour assurer la continuité du cycle de travail. En fin de séquence, le robot passe à une phase de gestion des forces et collisions, puis établit une communication via socket avec un système externe. À travers cette connexion, il lit et interprète des données externes représentant les signes manifestes de la fatigue humaine, notamment les clignements des yeux mesurés par l'EEG, et ajuste dynamiquement son comportement pour renforcer la sécurité de l'interaction. Cette structure algorithmique, fondée sur des décisions conditionnelles et une boucle de rétroaction humaine, confère au système une capacité d'adaptation fine, en cohérence avec les exigences des environnements industriels collaboratifs sensibles à l'état physiologique de l'opérateur.

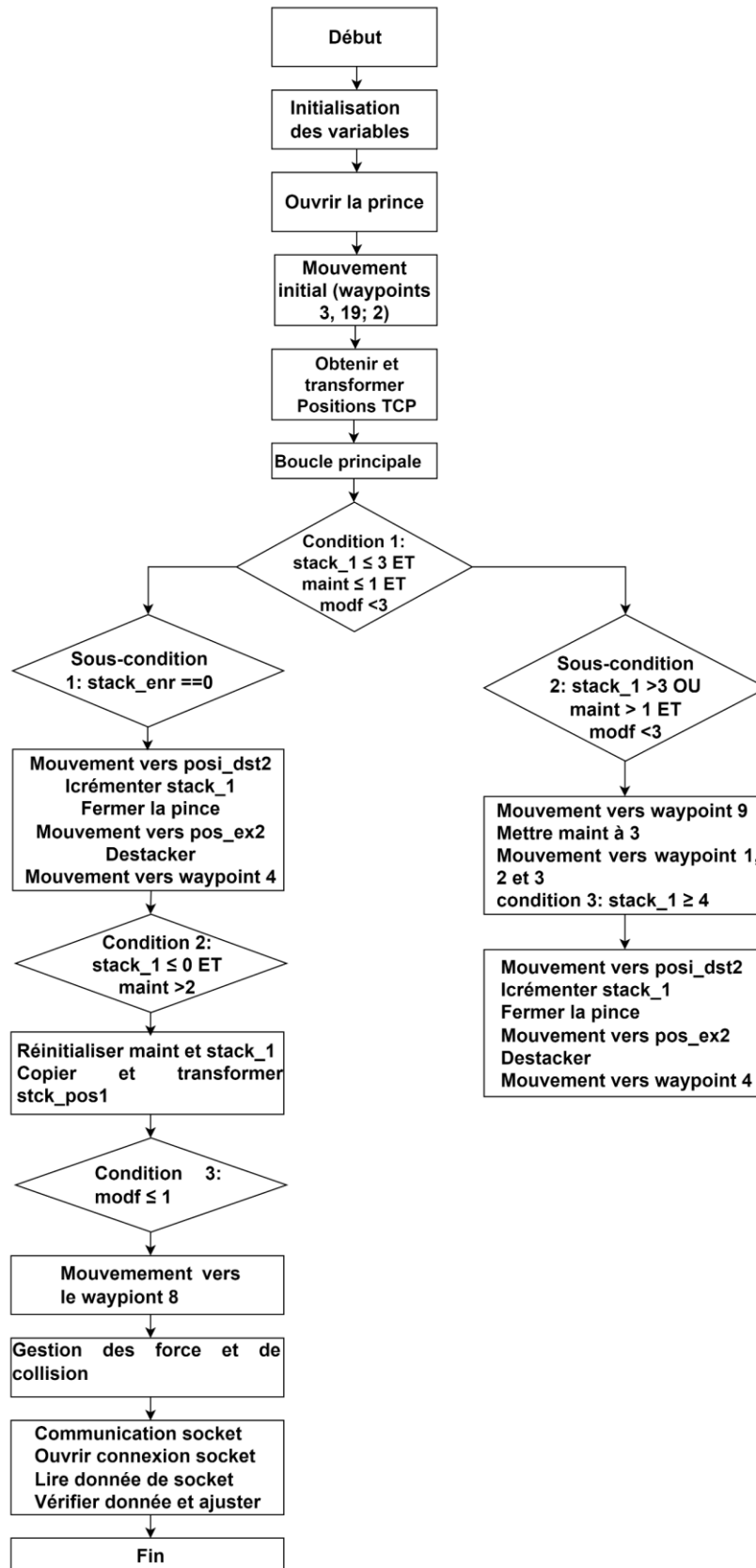


Figure 6: Logigramme de communication et de contrôle du robot UR5

Afin de mieux comprendre la source des données physiologiques utilisées dans ce système adaptatif, il est essentiel de présenter en détail le casque de sécurité intelligent (SSH), dispositif central dans la détection des signes de fatigue humaine, tels que les clignements des yeux.

3.3.3 ARCHITECTURE DU CASQUE DE SÉCURITÉ

La figure 7 ci-dessus présente l'architecture du casque de sécurité intelligente (SSH) développée dans le cadre de ce projet, qui combine une structure de protection industrielle classique avec un système d'acquisition EEG intégré, destiné à la détection continue et non intrusive de la fatigue cognitive. À l'intérieur du casque (vue de gauche), on distingue l'installation discrète des capteurs, et d'un module de traitement intermédiaire logé au centre, servant à collecter et transmettre les signaux EEG. Des électrodes sèches TDE-202 sont placées stratégiquement sur la bande frontale du harnais intérieur (vue de droite), à proximité des zones Fp1/Fp2, afin de capter de manière efficace les clignements oculaires, l'un des marqueurs fiables de fatigue. Ces électrodes ont été choisies pour leurs avantages majeurs dans un contexte industriel : elles ne nécessitent pas de gel conducteur, elles offrent une faible impédance, une sensibilité élevée, et un port confortable, ce qui les rend idéales pour une utilisation prolongée en environnement réel. En complément, un stabilisateur de signal est placé au niveau de l'oreille, garantissant une référence électrique stable et améliorant la qualité et la fiabilité du signal EEG, notamment face aux artefacts de mouvement ou aux variations de contact. L'ensemble du système fonctionne à une fréquence d'échantillonnage de 500 Hz. Les données sont transmises par paquets de n points à travers un microcontrôleur vers le protocole ROS/MQTT pour traitement. Ce casque intelligent, à la fois ergonomique, robuste et technologiquement intégré, constitue une solution clé pour le suivi de la vigilance humaine dans les systèmes collaboratifs, tout en assurant la protection physique de l'opérateur.

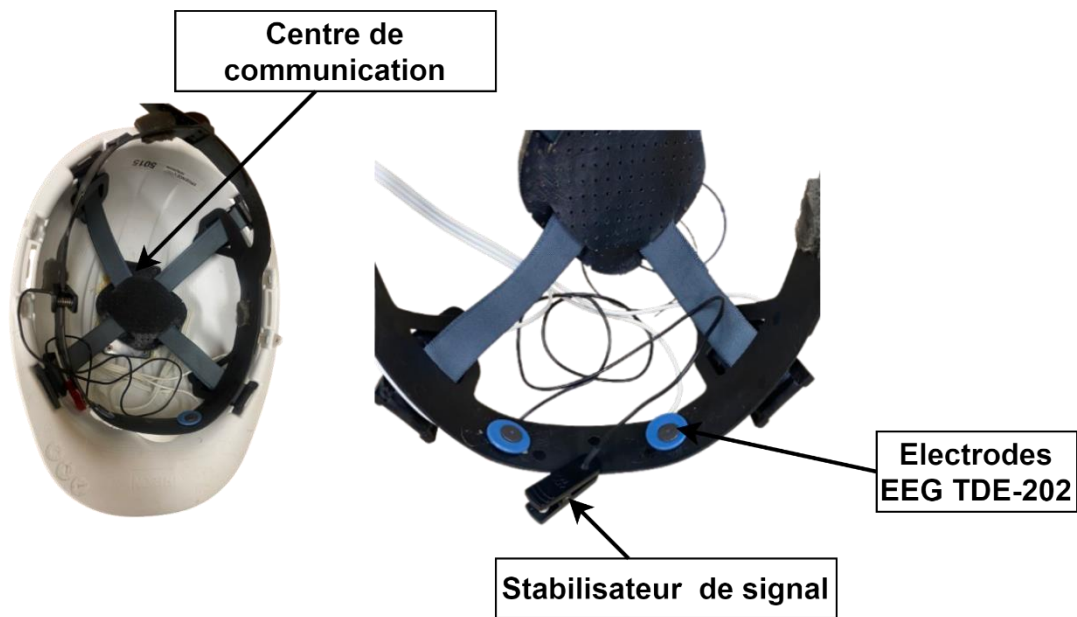


Figure 7: Architecture du casque de sécurité intelligent (SSH) proposée intégrant des électrodes EEG sèches TDE-202 [56].

Après avoir décrit l'ensemble d'architecture technologique mise en place pour l'acquisition des données, il convient désormais de présenter les différentes étapes de traitement appliquées à ces données afin d'en extraire des informations pertinentes pour diverses types d'analyses.

3.4 PROCESSUS DE TRAITEMENT DES DONNÉES

Cette section décrit les étapes clés liées à l'exploitation des données recueillies dans le cadre de cette recherche. Elle débute par la présentation de la base d'acquisition des données, en précisant les outils, les conditions expérimentales et les paramètres mesurés. Ensuite, le traitement des données est détaillé, incluant les techniques de prétraitement, de nettoyage et de normalisation des signaux. La troisième partie porte sur l'étude statistique, visant à explorer la distribution des variables, à tester leur significativité et à préparer les données pour l'apprentissage. Enfin, la dernière étape concerne l'entraînement des données à l'aide de modèles d'apprentissage automatique, permettant d'identifier le modèle de classificateur des

données ayant une forte précision afin de compléter l'appartenance des données de chaque classe.

3.4.1 BASE D'ACQUISITION DES DONNÉES

Les données physiologiques ont été recueillies auprès d'un participant unique, équipé d'un casque de sécurité intelligent intégrant des électrodes EEG sèches TDE-202 (figure 7). Ce dispositif a permis l'enregistrement en continu de l'activité électrique cérébrale, en particulier celle associée aux mouvements oculaires, tels que les clignements, tout en assurant simultanément la protection physique de l'utilisateur dans un contexte industriel simulé. L'environnement MATLAB, reconnu pour sa robustesse et sa richesse fonctionnelle en traitement du signal, a été utilisé comme plateforme principale pour l'acquisition, la visualisation, le traitement et l'analyse des données EEG.

Les mesures ont été structurées en trois sessions quotidiennes distinctes (le matin, en après-midi et le soir) afin de refléter les différents niveaux de fatigue généralement observés chez les opérateurs au cours d'une journée de travail. Ce protocole expérimental a été répété pendant une période de 30 jours consécutive, avec une session par moment de la journée de travail, chacune durant entre 25 et 30 minutes. L'acquisition a été réalisée à une fréquence d'échantillonnage de 500 Hz, assurant ainsi une résolution temporelle élevée pour la capture des signaux neurophysiologiques courts et précis, tels que les clignements des yeux.

Avant chaque session d'acquisition, une procédure de vérification visuelle de l'ajustement du casque sur la tête du participant est systématiquement effectuée, afin d'éviter tout artefact ou bruit de contact pouvant compromettre la qualité des données. Pour permettre une catégorisation cohérente du niveau de fatigue, une classification en trois classes a été définie sur la base de la période de collecte : Classe_1 (matin) correspondant à un état de faible fatigue, Classe_2 (après-midi) à une fatigue modérée, et Classe_3 (soir) à une fatigue plus marquée. Cette stratification temporelle permet de relier les caractéristiques EEG extraites aux variations naturelles du niveau de vigilance

au fil de la journée de travail. Les facteurs clés pris en compte lors du processus d'acquisition sont synthétisés dans le tableau 4 ci-dessous, et servent de base à l'analyse exploratoire présentée dans les sections suivantes.

Tableau 4: paramètres de base pour la collecte des données.

Éléments	Valeur
Participant	1
Nombre de jours	30
Nombre de données de classe_1 (8 h - 10 h)	30
Nombre de données de classe_2 (12 h - 14 h)	30
Nombre de données de classe_3 (16 h - 18 h)	30
Fréquence d'acquisition	500 Hz
Durée de chaque collecte	25 — 30 minutes

Un formulaire de suivi quotidien a également été mis en place afin de garantir une synchronisation rigoureuse entre les informations initialement fournies par le participant et les résultats issus des algorithmes de classification appliqués aux signaux EEG. Ce formulaire visait à documenter, pour chaque session, l'état perçu de l'opérateur, permettant ainsi de croiser les données subjectives avec les données physiologiques enregistrées. Chaque session a été associée à une échelle de fatigue allant de 1 à 3, où 1 représente un faible niveau de fatigue (généralement observé le matin), 2 un niveau modéré (souvent rencontré en après-midi), et 3 un niveau élevé de fatigue (typiquement en fin de journée). Le tableau 5 ci-dessous présente la répartition des sessions

d'acquisition sur une période de 30 jours, chaque journée comprenant systématiquement trois séances, chacune associée à l'un des trois niveaux de fatigue. Cette structuration rigoureuse des classes constitue une base solide pour l'annotation supervisée des données EEG, essentielle à l'entraînement, à la validation et à l'évaluation des modèles de classification utilisés dans l'analyse du niveau de vigilance chez l'opérateur.

Tableau 5: Formulaire initial du protocole d'acquisition.

Jour	Échelle d'appartenance de la classe_1	Échelle d'appartenance de la classe_2	Échelle d'appartenance de la classe_3
1	1	2	3
2	1	2	3
3	1	2	3
4	1	2	3
5	1	2	3
6	1	2	3
7	1	2	3
8	1	2	3
9	1	2	3
10	1	2	3
11	1	2	3
12	1	2	3
13	1	2	3
14	1	2	3

Jour	Échelle d'appartenance de la classe_1	Échelle d'appartenance de la classe_2	Échelle d'appartenance de la classe_3
15	1	3	3
16	1	2	3
17	1	2	3
18	1	2	3
19	1	2	3
20	1	2	3
21	1	2	3
22	1	2	3
23	1	2	3
24	1	2	3
25	1	2	3
26	1	2	3
27	1	2	3
28	1	2	3
29	1	2	3
30	1	2	3

Une fois la base de données constituée à partir des signaux EEG collectés selon le protocole défini, l'étape suivante consiste à appliquer un ensemble de traitements permettant d'extraire des informations pertinentes et exploitables en vue de l'analyse et de la classification des niveaux de fatigue.

3.4.2 TRAITEMENT DES DONNÉES

Le processus fonctionnel de traitement des données EEG proposé par la figure 8 est développé pour la détection des clignements des yeux dans le cadre de l'évaluation du niveau de fatigue chez un opérateur. Le processus débute par la collecte des données EEG brutes enregistrées à l'aide du casque de sécurité intelligent, puis se poursuit par une phase de prétraitement assurée en grande partie à l'aide du logiciel MATLAB, reconnu pour sa puissance en traitement du signal. L'étape initiale de filtrage repose sur l'application d'un filtre passe-bande compris entre 5 et 50 Hz, visant à supprimer les composantes de très basse fréquence (artefacts de mouvement) et les interférences de haute fréquence (bruit électrique), tout en préservant les bandes utiles à l'analyse des clignements oculaires et des micro-activités cérébrales associées.

À la suite de ce filtrage, le signal EEG est traité selon deux axes complémentaires. D'une part, il est comparé à un modèle de clignement de référence illustré par la figure 9, conçu

à partir d'exemples typiques captés sur les électrodes frontales (zones Fp1/Fp2).

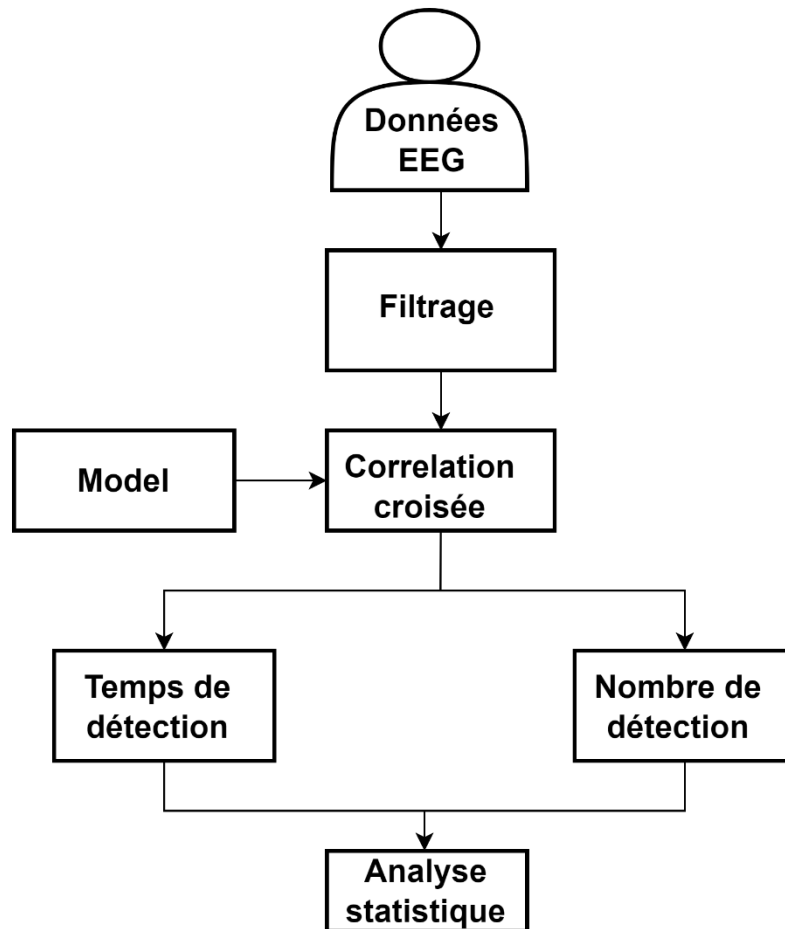


Figure 8: Organigramme principal de traitement des données.

Une corrélation croisée est appliquée dans une fenêtre mouvante avec un déplacement de 60 % entre le signal EEG filtré et un modèle de clignement prédéfini, dans le but d'identifier avec précision les occurrences du motif recherché. Cette opération permet d'extraire deux indicateurs essentiels qui seront stockés dans les fichiers Excel : le temps de détection, correspondant aux instants où les clignements se produisent, et le nombre total de détections enregistrées au cours d'un groupe de données. Ces paramètres constituent des variables explicatives clés pour les phases suivantes d'analyse statistique, visant d'une part à évaluer la reproductibilité des données, et d'autre part à alimenter la classification automatique afin d'affirmer l'appartenance des données pour chaque groupe précis.

Dans l'environnement Matlab, une superposition est réalisée entre le signal EEG enregistré (en bleu) et le modèle de clignement de référence (en rouge), ce dernier étant utilisé pour la détection automatique. Cette procédure a été appliquée à quatre-vingt-dix (90) acquisitions. Le modèle, illustré par la figure 9, est issu d'un moyennage de clignements typiques extraits aléatoirement à partir d'un enregistrement, et ce modèle présente une longueur de 512 points, représentant un clignement complet (ouverture et la fermeture des yeux).

La bonne concordance entre le modèle et le signal mesuré permet de faire une corrélation croisée efficace, facilitant l'identification des segments de forte similarité dans le signal. Un seuil de détection fixé à une amplitude de 1755 μV (en vert) est utilisé pour valider les occurrences réelles de clignement, tout en limitant la détection des faux positifs. Les informations ainsi extraites de cette corrélation croisée sont ensuite exploitées comme nouvelles bases de données pour favoriser de façon rigoureuse la suite des analyses.

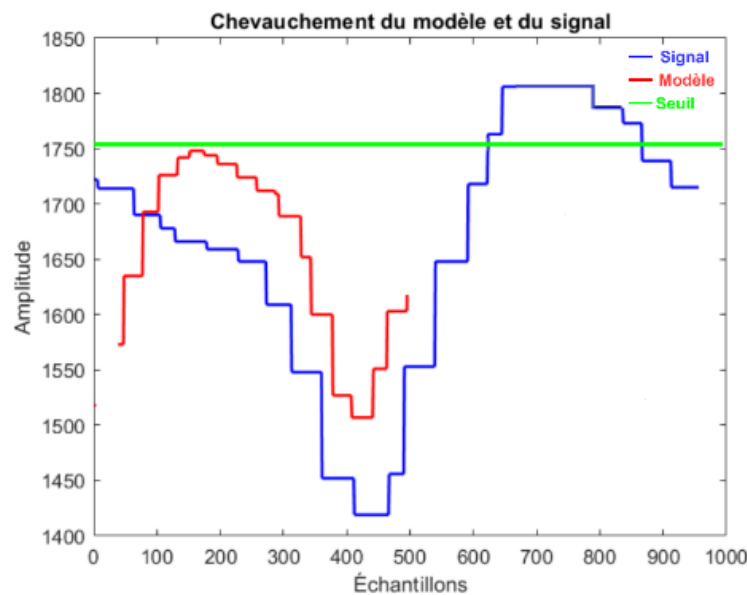


Figure 9: Chevauchement entre le signal mesuré et le modèle de clignement

À l'issue des opérations de traitement des données basé sur la technique de la corrélation croisée présenté dans cette section, une phase d'analyse statistique est nécessaire pour approfondir la compréhension des variables mesurées.

3.4.3 ÉTUDE STATISTIQUE

Une étude statistique constitue une étape fondamentale dans le traitement et l'interprétation des données issues des signaux EEG enregistrés à partir de deux électrodes seulement. Dans le cadre de cette recherche, elle permet d'assurer la reproductibilité et la validité des mesures, tout en vérifiant la cohérence des données collectées sur une période prolongée. En effet, en considérant les données obtenues à partir du groupe du matin, de l'après-midi et du soir, cette analyse permet alors d'évaluer si les tendances observées sont constantes d'un jour à l'autre. La figure 10 présente une méthodologie décisionnelle permettant de choisir le test statistique approprié selon les paramètres de sorties du résultat de la normalité des données et le nombre de groupes à analyser. Elle distingue généralement deux grands scénarios : la comparaison entre deux groupes et celle impliquant plus de deux groupes. À chaque étape, la décision repose sur le résultat du test de normalité, généralement évalué à l'aide du test de Shapiro-Wilk ou de Kolmogorov-Smirnov, qui sont les outils intégrés dans IBM SPSS Statistics.

Lorsque les données suivent une distribution normale ($p > 0,05$), des tests paramétriques sont recommandés, comme le test ANOVA pour plusieurs groupes. En revanche, si les données ne respectent pas la normalité ($p < 0,05$), des tests non paramétriques, comme le test de Mann-Whitney ou le test de Kruskal-Wallis sont préconisés pour comparer les médianes. Le logiciel IBM SPSS Statistics simplifie considérablement cette procédure. Le logiciel permet non seulement de tester la normalité des distributions à travers des menus accessibles, mais aussi d'exécuter les

tests statistiques appropriés en toute aisance. Grâce à ses sorties claires, l'utilisateur peut interpréter rapidement la significativité des résultats (valeurs de p) et décider du test à employer selon la logique illustrée dans la figure 10.

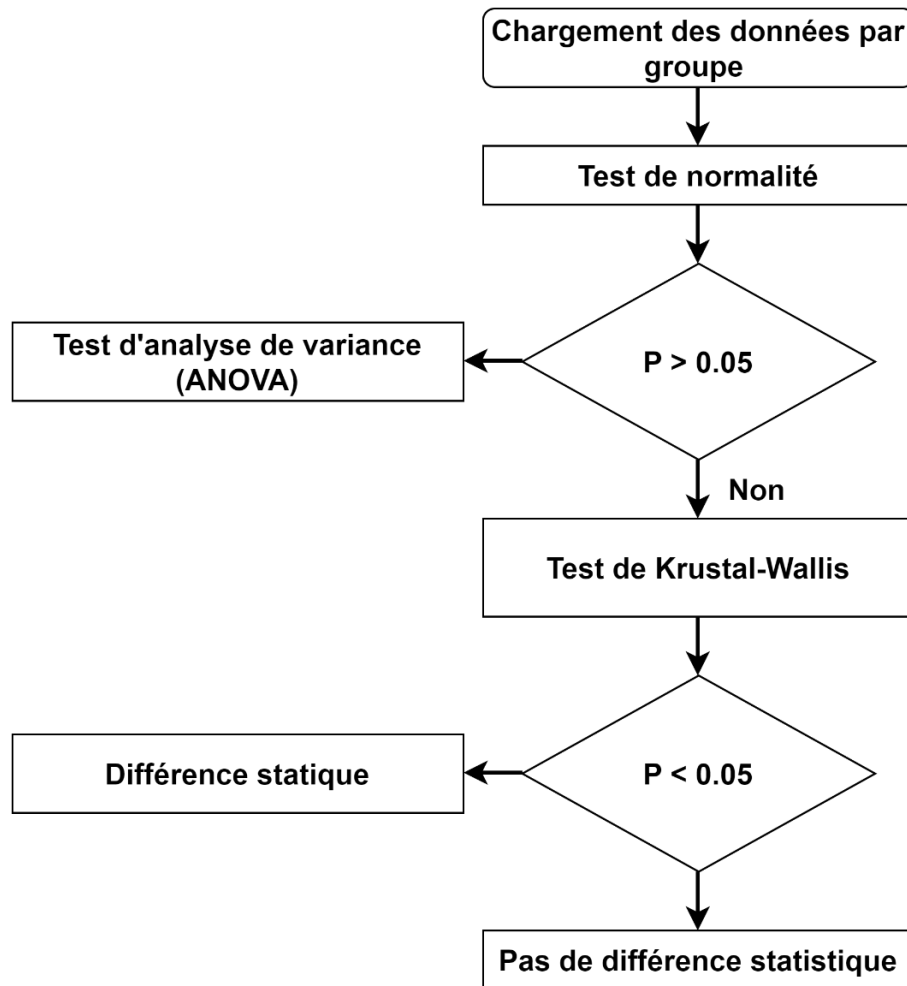


Figure 10: Méthodologie proposée permettant de choisir le test statistique

3.4.4 ENTRAÎNEMENT DES DONNÉES À PARTIR D'UN MODÈLE D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

La figure 11 ci-dessus décrit la méthodologie adoptée pour l'entraînement des données issues de l'analyse des signaux EEG, dans le but de sélectionner le classificateur le plus

performant. Cette approche repose sur l'intégration d'un modèle d'apprentissage automatique supervisé, permettant de prédire des données d'un individu à partir d'indicateurs physiologiques extraits. Plus précisément, deux types de variables explicatives ont été utilisés comme données d'entrée : d'abord, le temps moyen de clignement des yeux pour chaque classe (classe_1, indiquant les données du matin ; classe_2 marquant les données de l'après-midi ; classe_3 représente les données du groupe du soir), calculé à partir de 30 enregistrements distincts par groupe ; ensuite, le nombre total de détections par session, reflétant la fréquence des clignements par enregistrement.

Ces données sont ensuite structurées sous forme de fichier Excel et introduites dans un environnement de simulation (MATLAB), où divers modèles de classification sont entraînés en parallèle. Chaque modèle apprend à établir une correspondance entre les indicateurs fournis et les étiquettes de classe associées. L'apprentissage automatique permet d'automatiser la détection de motifs complexes dans les signaux, tout en s'adaptant de manière dynamique aux variations intersectionnelles ou interindividuelles.

Une fois les modèles entraînés, leur performance est évaluée à l'aide de deux critères clés : la précision de classification (accuracy) et le temps d'exécution (T_e). Un seuil de performance est défini à 93 % [12], au-delà duquel un modèle peut être retenu comme optimal. Dans le cas contraire, une nouvelle itération du processus est enclenchée, permettant soit d'améliorer l'entraînement, soit de modifier les paramètres d'entrée ou de classification. L'algorithme converge ainsi vers le meilleur classificateur, c'est-à-dire celui offrant le meilleur compromis entre exactitude et efficacité, assurant une reconnaissance fiable du niveau de fatigue à partir des données EEG traitées.

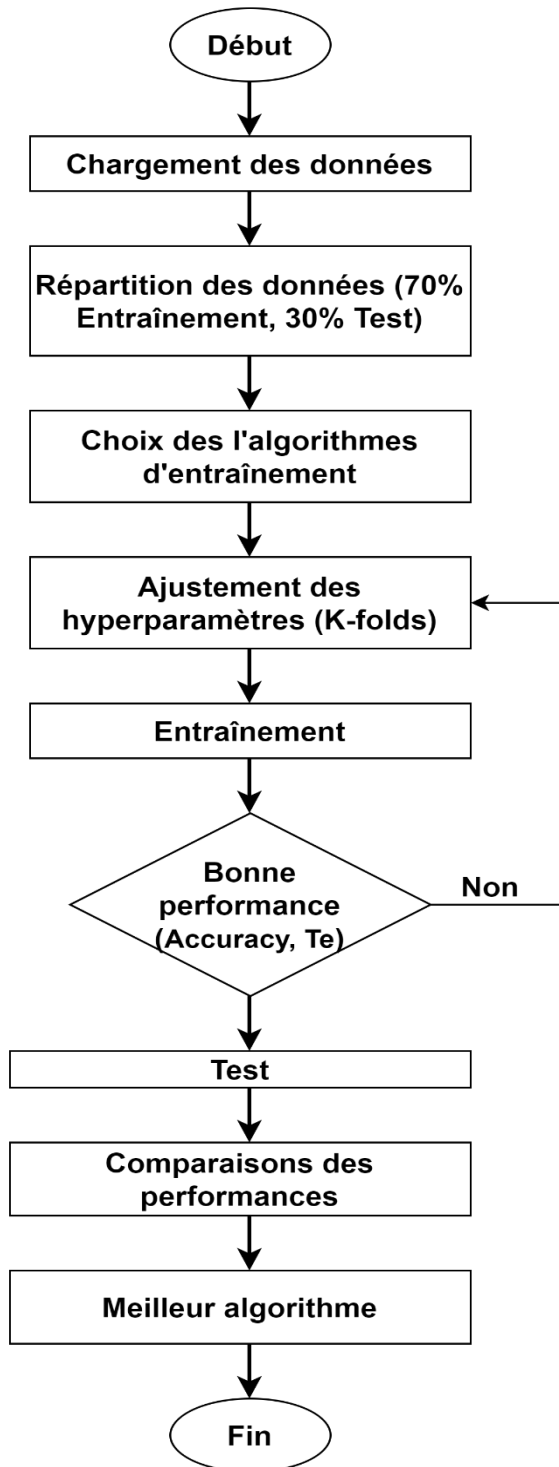


Figure 11: Méthodologie d'entraînement pour le choix optimal d'un classificateur

Les variables sont normalisées et structurées en une matrice d'entrée, ensuite injectée dans plusieurs algorithmes de classification (SVM, KNN, arbres de décision, etc.). Afin

d'optimiser les performances des modèles, une phase de réglage des hyperparamètres est intégrée, notamment par la méthode de validation croisée en K-folds. Cette méthode consiste à diviser les données en K sous-ensembles distincts. À chaque itération, un sous-ensemble est utilisé pour valider le modèle, tandis que les K- 1 restants servent à l'entraînement. Cette stratégie permet d'éviter le surapprentissage et d'obtenir une évaluation robuste et généralisable des performances des modèles.

3.5 MODIFICATION DES PARAMÈTRES DE SÉCURITÉ

La modification des paramètres de sécurités est liée à la définition des zones sécurités que l'opérateur humain partage avec le robot dans une installation industrielle collaborative.

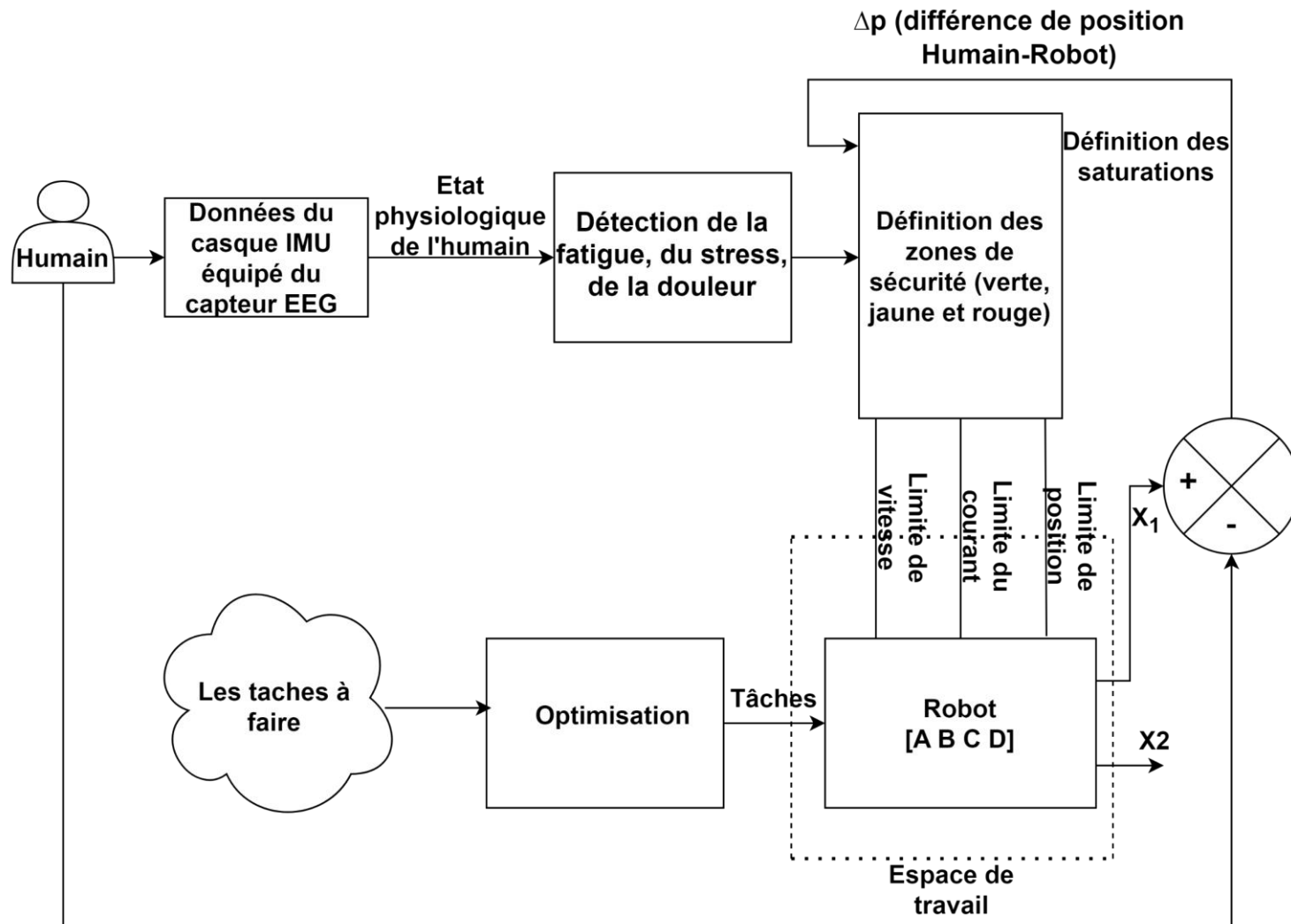


Figure 12: Architecture haut-niveau du processus du système de sécurité proposé

Après avoir acquis et analysé des données, l'une des étapes essentielles consiste à définir et ajuster les paramètres de sécurité afin de minimiser les risques de collisions et de garantir une interaction fluide. Dans ce cadre, la délimitation des zones de sécurité conditionne les comportements autorisés du robot. En zone rouge, lorsque l'opérateur est à proximité, la vitesse, la force et l'amplitude des mouvements du robot sont fortement réduites, voire neutralisées. À l'inverse, en zone verte, les paramètres sont optimisés pour maximiser la productivité tout en garantissant une sécurité conforme. Cette approche permet une gestion dynamique de la proximité entre l'humain et le robot : plus l'opérateur est proche, plus la vitesse et l'effort du robot sont limités, par des ajustements tels que la réduction de la force appliquée, la modification de la trajectoire ou la réorganisation de la position.

Ces ajustements devront se faire en temps réel, sur la base de la distance de sécurité [1] mesurée grâce à des capteurs de position ou des systèmes de vision, et peuvent inclure le passage à un mode de fonctionnement collaboratif, où la force et la vitesse sont automatiquement réduites. D'une part, la replanification des tâches du robot peut s'avérer nécessaire lorsque l'opérateur montre des signes de fatigue ou de manque de vigilance, afin d'éviter toute collision éventuelle : le robot réagit alors en réordonnant ses actions, en évitant les zones critiques ou en s'arrêtant si la sécurité l'exige. Il demeure essentiel de concevoir une interface humain-robot claire, afin de permettre à l'opérateur de comprendre et d'anticiper les déplacements du robot, tout en pouvant intervenir rapidement si nécessaire [29]. D'autre part, se conformer aux normes de sécurité des robots industriels et systèmes robotiques, constitue une obligation incontournable pour limiter la force exercée, définir les distances de séparation protectrice et intégrer les dispositifs de protection adéquats, garantissant ainsi une collaboration aussi sûre qu'efficace.

3.6 FORMULES MATHÉMATIQUES ET DESCRIPTION DES VARIABLES

Dans ce mémoire, nous avons utilisé un ensemble d'équations pour structurer notre analyse et modéliser les phénomènes liés à la sécurité et à la performance dans des environnements collaboratifs entre humains et robots. Ces équations, couvrant des aspects tels que les distances minimales de sécurité, les vitesses d'approche, l'indice de fatigue humaine et la détection de motifs temporels par la corrélation croisée (notamment pour l'analyse des signaux EEG comme les clignements des yeux), ont été choisies pour leur pertinence scientifique et leur adéquation aux objectifs de la recherche. Certaines s'appuient sur des normes internationales, comme la norme canadienne CAN/CSA-Z434 [57] pour la robotique collaborative, d'autres proviennent de la littérature académique ou ont été spécifiquement adaptées pour ce travail [1, 8, 29]. Le tableau 6 synthétique recense ces équations, leur

signification et leurs sources, offrant une base claire pour comprendre les modèles utilisés et relier les fluctuations physiologiques aux ajustements en temps réel des paramètres de sécurité robotique.

Tableau 6: Présentation des équations mathématiques.

Description de la variable principale	Formules mathématiques	Numéro d'équation
Corrélation croisée	$R_{xy}(k) = \sum_{n=1}^N x(n) \cdot y(n+k)$	(1)
Temps de détection entre deux clignements	$T_d = \frac{m_i - m_{i-1}}{f_s}$	(2)
Distance minimale de sécurité	$S_p = S_h + S_r + S_s + C + Z_d + Z_r$ [29]	(3)
Distance parcourue par l'humain	$S_h = (T_r + T_s) v_h$	(4)
Distance parcourue par le robot pendant son temps de réaction	$S_r = v_r T_r$	(5)
Distance parcourue par le robot pendant son temps d'arrêt	$S_s = \frac{v_r T_s}{2}$	(6)
Marge de sécurité	$\Delta_s = S_p - P_{\max_r}$	(7)
Zone de sécurité	$S_b = S_p + 750$	(8)
Vitesse instantanée du robot	$v(t) = v_{\max_robot} \alpha(t)^\beta$	(9)
Le facteur de modulation de la vitesse instantanée	$\alpha(t) = \frac{d_{\text{mesurée}} - d_{\min}}{S_p - d_{\min}}$	(10)

Dans le cadre de cette étude, un tableau des variables a été élaboré afin de recenser et de décrire les principales grandeurs mobilisées pour l'analyse et la modélisation. Le tableau 7 précise les unités ainsi que les descriptions associées à chacune des variables utilisées dans les calculs.

Tableau 7 : Tableau descriptif des variables

Variable	Description	Valeurs	Unité
R_{xy}	Corrélation croisée entre x et y	Variable	
$x(n)$	Le modèle d'une ouverture des yeux	512	Points
$y(n+k)$	Le signal d'entrée décalé		
k	Le décalage temporel intégré dans la fonction xcorr de Matlab		
n	La longueur du signal total	Variable	Points
T_d	Temps écoulé entre deux détections	Variable	s

m_i	Indice d'un échantillon à l'instant initial	Variable	
m_{i-1}	Indice d'un échantillon à l'instant précédent	Variable	
f_s	La fréquence d'échantillonnage	500	Hz
T_{moy_1}	Temps moyen de la classe_1 pour un jour	Variable	s
T_{moy_2}	Temps moyen de la classe_2 pour un jour	Variable	s
T_{moy_3}	Temps moyen de la classe_3 pour un jour	Variable	s
T_U01-30	Vecteur des données sur les 30 jours d'acquisition de la classe_3 (le soir)	Variable	s
T_M01-30	Vecteur des données sur les 30 jours d'acquisition de la classe_2 (l'après-midi)	Variable	s
T_S01-30	Vecteur des données sur les 30 jours d'acquisition de la classe_1 (le matin)	Variable	s
Valeur P	Valeur probable pour analyser les hypothèses dans un test statistique donnée	Variable	
K	Nombre de sous-ensembles (folds) pour la validation croisée	Variable	
P	Précision (accuracy) de l'algorithme	Variable	%
T_e	Temps d'entraînement d'algorithme	Variable	s
S_p	Distance minimale de sécurité entre l'opérateur et le robot	Variable	mm
T_r	Temps de réaction du robot	0,0283 [29]	s
T_s	Temps d'arrêt du robot UR5	0,4 [29]	s
v_r	Vitesse nominale du robot avant la décélération	250 [57]	mm/s
v_h	Vitesse de marche de l'opérateur vers le robot	1600 [57]	mm/s
S_h	Distance parcourue par l'opérateur pendant le temps de réaction et d'arrêt du robot	Variable	mm
S_r	Distance parcourue par le robot pendant son temps de réaction	Variable	mm
S_s	Distance parcourue par le robot pendant son temps d'arrêt	Variable	mm
C	Distance d'intrusion pour un capteur en fonction de la résolution du bras du robot	208 [1, 29, 58]	mm
Z_d	Incertitude sur la position du robot	0 [29, 58]	mm
Z_r	Incertitude sur la position de l'opérateur	0 [29, 58]	mm
$P_{\max \ r}$	La portée maximale du robot UR5	850 [59]	mm
S_p	Zone de sécurité	Variable	mm
$d_{mesurée}(t)$	Distance mesurée à chaque mouvement de l'humain	Variable	mm
d_{min}	Distance minimale à parcourue par le robot avant l'arrêt complet	300	mm
β	Le facteur de pondération pour contrôler la décélération du robot	Variable	

$\alpha(t)$	Facteur de modulation de la vitesse du robot	Variable	
$v(t)$	Vitesse instantanée du robot en temps réel	Variable	mm/s

Ce chapitre a permis de présenter l'ensemble du système technologique mis en place pour assurer une collaboration sécurisée entre l'humain et le robot dans un environnement industriel. Le traitement des signaux, basé sur la détection des clignements des yeux à l'aide du casque de sécurité à deux électrodes EEG seulement, a permis d'extraire des indicateurs qui serviront à effectuer une analyse statistique rigoureuse par la suite. Cette dernière a joué un rôle capital dans la validation de la cohérence et de la reproductibilité des données, tout en distinguant clairement les classes selon les moments de la journée.

En complément, une phase d'apprentissage automatique a été menée afin d'identifier le modèle de classification le plus performant pour prédire les données de chaque classe afin de s'assurer de la cohérence des données par groupe. Une démarche pour ajuster dynamiquement les paramètres de sécurités en fonction de la proximité entre l'humain et le robot a été également discutée.

Le chapitre suivant sera consacré à la présentation détaillée des résultats obtenus et à leur discussion, en mettant en évidence les performances statistiques, les capacités prédictives des modèles et les perspectives d'ajustement dynamique des paramètres de sécurité du robot.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Ce chapitre a pour objectif de présenter et d'analyser les résultats issus de l'expérimentation, afin de valider les hypothèses formulées et de démontrer la pertinence du dispositif mis en place. L'étude repose sur l'exploitation de données EEG collectées à l'aide du casque intelligent SSH, et analysées à l'aide d'un traitement numérique rigoureux. Trois volets complémentaires structurent ce chapitre.

Dans un premier temps, une analyse statistique descriptive est réalisée afin d'examiner la distribution et la reproductibilité des variables mesurées (temps moyen de clignement, nombre de détections), classées selon trois niveaux de fatigue correspondant aux moments de la journée (matin, après-midi, soir). Cette étape permet d'évaluer la cohérence des données et de poser les bases d'un apprentissage fiable.

La seconde partie du chapitre est consacrée à l'évaluation des performances des modèles de classification. Différents classificateurs issus de l'apprentissage automatique sont entraînés à partir des données obtenues. Leurs performances sont comparées à l'aide d'indicateurs tels que l'exactitude (accuracy), le temps d'exécution du modèle (T_e), la matrice de confusion et les résultats de la validation croisée (cross-validation folds). Le but est de sélectionner le modèle offrant la meilleure capacité de prédiction du niveau de fatigue.

Enfin, la troisième section s'intéresse à l'ajustement dynamique des paramètres de sécurité dans un environnement collaboratif, en fonction de la distance minimale de sécurité. À partir des distances identifiées, des zones de sécurité (verte, jaune et rouge) sont définies et traduites en contraintes robotiques adaptées pour régulariser les paramètres de sécurité dans un espace collaboratif.

4.1 ANALYSE STATISTIQUE

Cette section présente l'analyse statistique exploratoire des données EEG collectées dans le but d'évaluer leur structure, leur cohérence et leur répétabilité selon les périodes d'une journée de travail. Les signaux EEG ont d'abord été traités par corrélation croisée (1) avec un modèle de clignement prédéfini, afin d'extraire un indicateur clé : le temps de détection entre deux clignements oculaires, considéré comme une variable explicative du niveau de fatigue. Dans un premier temps, un test de normalité est appliqué à ces temps de détection afin de déterminer la nature de leur distribution. Sur cette base, le test non paramétrique de Kruskal-Wallis est ensuite utilisé pour vérifier si les différences observées entre les trois périodes (classe_1, classe_2 et classe_3) sont statistiquement significatives.

4.1.1 TEST DE NORMALITÉ

Afin d'analyser la distribution des temps entre deux clignements oculaires par classe de fatigue, deux tests de normalité ont été appliqués à l'aide du logiciel IBM SPSS Statistics : le test de Kolmogorov-Smirnov et le test de Shapiro-Wilk. Ces tests ont été effectués séparément sur les données provenant de chacune des classes (Classe_1, Classe_2, Classe_3) : 224 points de données pour la classe_1, 421 points pour la classe_2, et 741 points pour la classe_3. Chaque test a été réalisé sur un ensemble de 90 données, réparties équitablement en 30 données par classe, correspondant aux différents jours d'acquisition.

Les résultats de chaque test sont présentés dans les tableaux suivants.

Tableau 8 : Résultat du test de normalité pour la classe_1

Jour d'acquisition classe_1	Valeur P du test de Kolmogorov-Smirnov	Valeur P du test de Shapiro-Wilk
1	0.005	0,001
2	0.001	0,001
3	0,001	0,001
4	0.004	0,001

5	0.001	0,001
6	0,2	0,001
7	0,011	0,001
8	0.001	0,001
9	0.001	0,001
10	0.006	0,002
11	0.001	0,001
12	0.005	0,001
13	0,002	0,001
14	0.001	0,001
15	0.001	0,001
16	0.001	0,001
17	0,004	0,001
18	0,003	0,001
19	0,001	0,001
20	0.001	0,001
21	0.001	0,005
22	0.001	0,001
23	0.001	0,001
24	0.001	0,001
25	0,021	0,001
26	0,008	0,001
27	0,002	0,001
28	0,09	0,001
29	0,008	0,002
30	0,007	0,001

À partir des données de la classe_1 illustré dans le tableau 8, les résultats du test de Shapiro-Wilk révèlent une non-normalité systématique, avec des valeurs p inférieures à 0,005 pour l'ensemble des 30 jours, ce qui invalide l'hypothèse de normalité. Le test de Kolmogorov-Smirnov montre également une prédominance de valeurs $p < 0,05$, à l'exception de quelques jours isolés. Cette cohérence entre les deux tests confirme que les données de la classe 1 ne suivent pas une loi normale.

Tableau 9: Résultat du test de normalité pour la classe_2

Jour d'acquisition classe_2	Valeur P du test de Kolmogorov-Smirnov	Valeur P du test de Shapiro-Wilk
1	0.031	0,001
2	0.001	0,001
3	0.001	0,001
4	0.001	0,001
5	0.001	0,001
6	0.001	0,001
7	0.001	0,001
8	0.029	0,001
9	0.001	0,001
10	0.2	0,018

11	0.006	0,001
12	0.001	0,001
13	0,067	0,035
14	0.2	0,017
15	0.2	0,061
16	0.001	0,001
17	0,2	0,004
18	0,009	0,001
19	0,2	0,042
20	0.001	0,001
21	0,009	0,001
22	0.051	0,004
23	0.001	0,001
24	0.001	0,001
25	0,02	0,006
26	0,001	0,001
27	0,015	0,004
28	0,012	0,001
29	0,001	0,001
30	0,001	0,001

Pour la classe_2, les résultats du test de Shapiro-Wilk indiquent une non-normalité marquée, avec des valeurs p inférieures à 0,05 dans presque tous les cas, confirmant que les temps entre clignements ne suivent pas une distribution normale. Bien que le test de Kolmogorov-Smirnov présente quelques valeurs p supérieures à 0,05 (jours 10, 13, 14, 15, 17 et 19), la majorité des journées montre une distribution non normale, comme l'indique le tableau 9.

Tableau 10: Résultat du test de normalité pour la classe_3

Jour d'acquisition classe_3	Valeur P du test de Kolmogorov-Smirnov	Valeur P du test de Shapiro-Wilk
1	0.2	0,001
2	0.001	0,001
3	0,066	0,001
4	0.001	0,001
5	0.001	0,001
6	0,2	0,009
7	0,082	0,001
8	0.001	0,001
9	0.007	0,001
10	0.001	0,001
11	0.001	0,001
12	0.001	0,001
13	0,015	0,001
14	0.001	0,001
15	0.001	0,001
16	0.001	0,001
17	0,004	0,001

18	0,2	0,001
19	0,004	0,001
20	0.001	0,001
21	0.001	0,001
22	0.001	0,001
23	0.001	0,001
24	0.001	0,001
25	0,041	0,001
26	0,055	0,001
27	0,002	0,001
28	0,103	0,001
29	0,2	0,004
30	0,001	0,001

L'analyse du **tableau 10** révèle que, pour la classe_3, les valeurs p du test de Shapiro-Wilk sont systématiquement inférieures à 0,01, ce qui indique une non-normalité constante. Quant au test de Kolmogorov-Smirnov, bien que quelques journées présentent des valeurs p supérieures à 0,05, la majorité indique également une déviation significative de la normalité.

La convergence de ces deux tests justifie l'utilisation de méthodes non paramétriques pour l'analyse statistique des différentes classes, et ceci, sera présentée dans la section suivante.

4.1.2 TEST DE KRUSKAL-WALLIS

Dans le but de comparer les temps entre deux clignements oculaires entre les trois classes, une analyse statistique comparative a été réalisée. En contexte classique, une analyse de la variance (ANOVA) serait privilégiée pour évaluer l'existence de différences significatives entre les différents groupes. Toutefois, l'ANOVA repose sur l'hypothèse de normalité des données, condition qui n'est pas respectée ici, comme l'ont démontré les résultats des tests de normalité (Kolmogorov-Smirnov et Shapiro-Wilk) appliqués dans chaque classe.

En réponse à cette contrainte, le test de Kruskal-Wallis a été utilisé. Ce test non paramétrique, équivalent de l'ANOVA pour des données qui ne suivent pas une loi

normale, permet de comparer les distributions de plusieurs groupes indépendants sur la base de leurs rangs. Il peut dès lors être adapté pour analyser les différences de comportement entre les groupes, sans exigence de normalité ni d'homogénéité des variances.

Les résultats issus de ce test permettront non seulement de vérifier si les différences observées sont statistiquement significatives, mais aussi de valider la performance de la technologie utilisée, reposant uniquement sur deux électrodes frontales. La capacité de cette configuration minimale à produire des données répétables et discriminantes d'un jour à l'autre pourrait renforcer la robustesse du dispositif EEG, tout en confirmant la pertinence du modèle de détection basé sur les clignements oculaires.

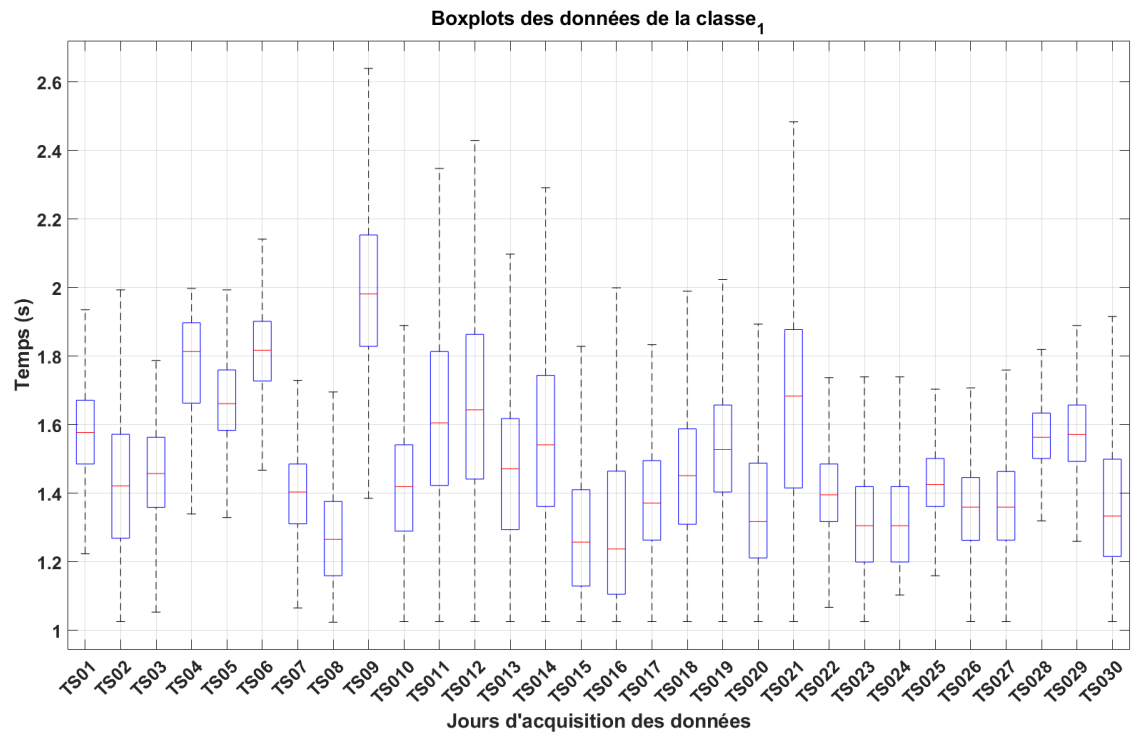


Figure 13: Boxplot des données de la classe₁ sur les 30 jours d'acquisitions

La figure 13 représente les résultats du test non paramétrique de Kruskal-Wallis appliqué aux temps mesurés entre deux clignements d'yeux pour les 30 jours d'acquisition de la classe₁, correspondant à la période matinale. Chaque sous-groupe contient 236 points, extraits à partir de la corrélation croisée entre le signal EEG prétraité (filtré entre 5 et 50 Hz) et un modèle de clignement défini à partir d'enregistrements de

référence. Cette analyse vise à évaluer la répétabilité des mesures journalières, un critère essentiel pour valider la stabilité de la technologie utilisée.

Les médianes des 30 Boxplots apparaissent relativement homogènes, ce qui indique une constance temporelle des détections entre les jours. De plus, l'étude de la dispersion intragroupe à travers l'étendue interquartile (IQR) révèle une variabilité modérée et maîtrisée.

Le test de Kruskal-Wallis donne une valeur p de 0,074 1, ce qui ne permet pas de rejeter l'hypothèse nulle à un seuil de 5 %. Cela suggère l'absence de différences significatives entre les jours d'acquisition de la classe_1, et donc une bonne répétabilité des données dans cette classe.

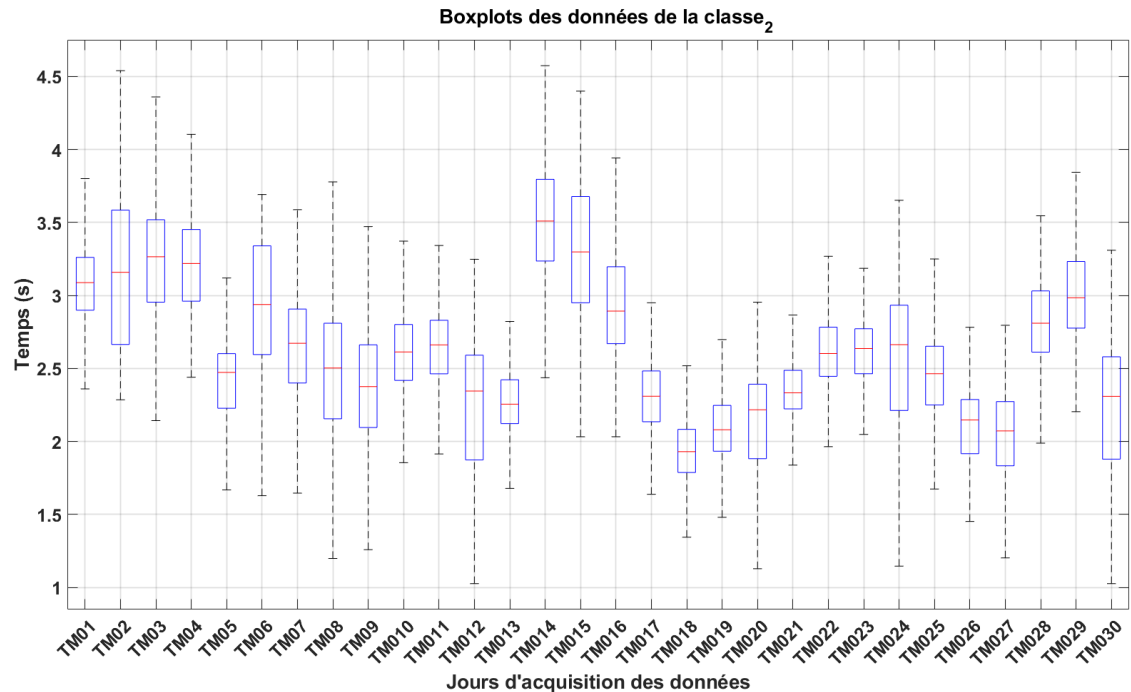


Figure 14: Boxplot des données de la classe_2 sur les 30 jours d'acquisitions

La figure 14 ci-dessous illustre les Boxplots des temps entre deux clignements oculaires, enregistrés pour chacun des 30 jours de la classe_2, correspondant à la période de l'après-midi. Ces données ont été extraites après une corrélation croisée avec un modèle de clignement, ce qui permet de visualiser la distribution temporelle des détections issues de l'activité EEG.

Chaque groupe journalier est constitué de 425 points de données, offrant ainsi une base solide pour l'évaluation de la répétabilité des mesures. Les médianes se situent généralement entre 2,5 et 3,5 secondes, avec une stabilité globale d'un jour à l'autre, ce qui indique qu'aucune tendance nette à la hausse ou à la baisse n'est observée au fil du temps. Par ailleurs, l'étendue interquartile (IQR) reste modérée pour la majorité des jours, traduisant une dispersion contenue autour de la médiane et confirmant une bonne cohérence intragroupe.

Sur le plan statistique, l'application du test de Kruskal-Wallis aux 30 sous-groupes a généré une valeur p de 0,09. Bien que cette valeur ne permette pas de conclure à une différence statistiquement significative entre les groupes (au seuil de 5 %), elle demeure proche de la limite de significativité, suggérant une hétérogénéité potentielle, notamment vers la fin de la journée où la fatigue cognitive pourrait influencer la régularité des clignements.

Ainsi, cette analyse met en évidence une bonne répétabilité globale des signaux EEG pour la classe de l'après-midi, tout en laissant entrevoir certaines fluctuations temporelles qui pourraient être explorées plus en profondeur dans le cadre d'une étude complémentaire sur l'évolution de la vigilance en cours de journée

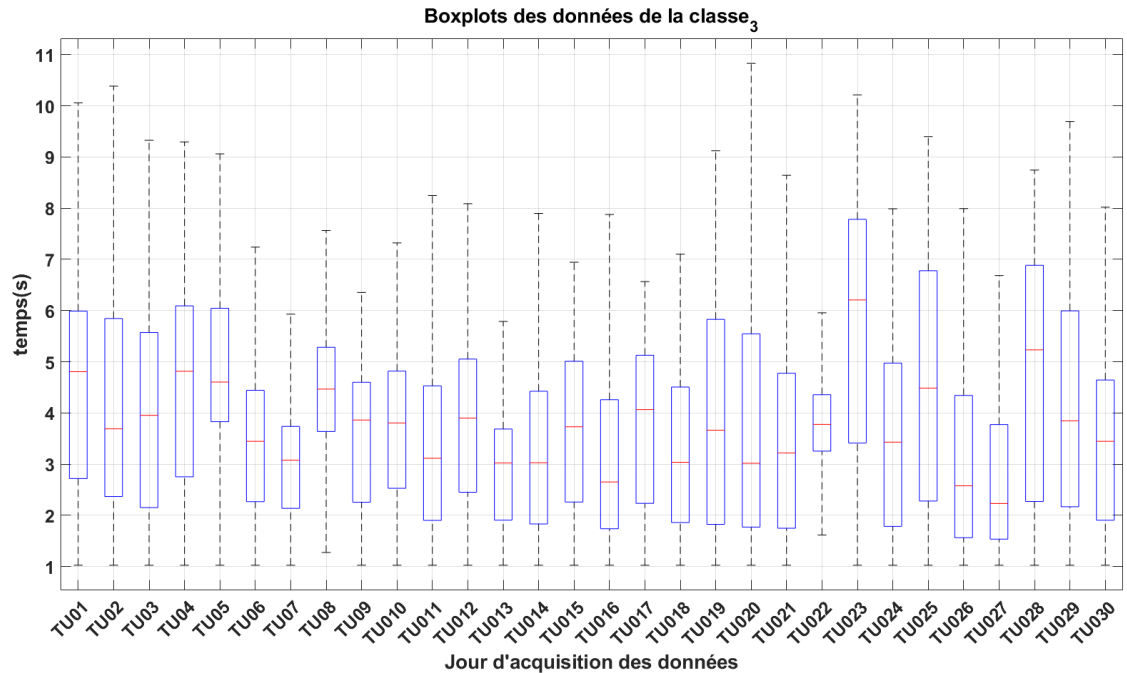


Figure 15: Boxplot des données de la classe_3 sur les 30 jours d'acquisitions

La figure 15 présente les boîtes à moustaches (Boxplots) des temps entre deux clignements des yeux enregistrés en fin de journée (classe_3) sur une période de 30 jours, avec 741 points de données par jour. Cette représentation visuelle met en évidence une variabilité notable des médianes, oscillant entre environ 3 et 6 secondes, ainsi que des tailles de boîtes globalement homogènes. Bien que quelques fluctuations légères soient observées autour des médianes, les formes et dimensions des boîtes demeurent relativement stables d'un jour à l'autre, sans la présence de valeurs aberrantes à l'extérieur des moustaches.

Sur le plan statistique, le test non paramétrique de Kruskal-Wallis, appliqué à ces 30 sous-groupes, a produit une valeur p de 0,067 31. Bien que cette valeur soit légèrement supérieure au seuil de significativité de 0,05, elle suggère une tendance à la différence entre les groupes, sans pour autant confirmer une variabilité statistiquement significative. Ces résultats permettent ainsi de répondre partiellement à la problématique de la répétabilité des données : bien que des variations journalières soient observées, elles ne sont pas suffisamment marquées pour remettre en question la cohérence globale du comportement mesuré.

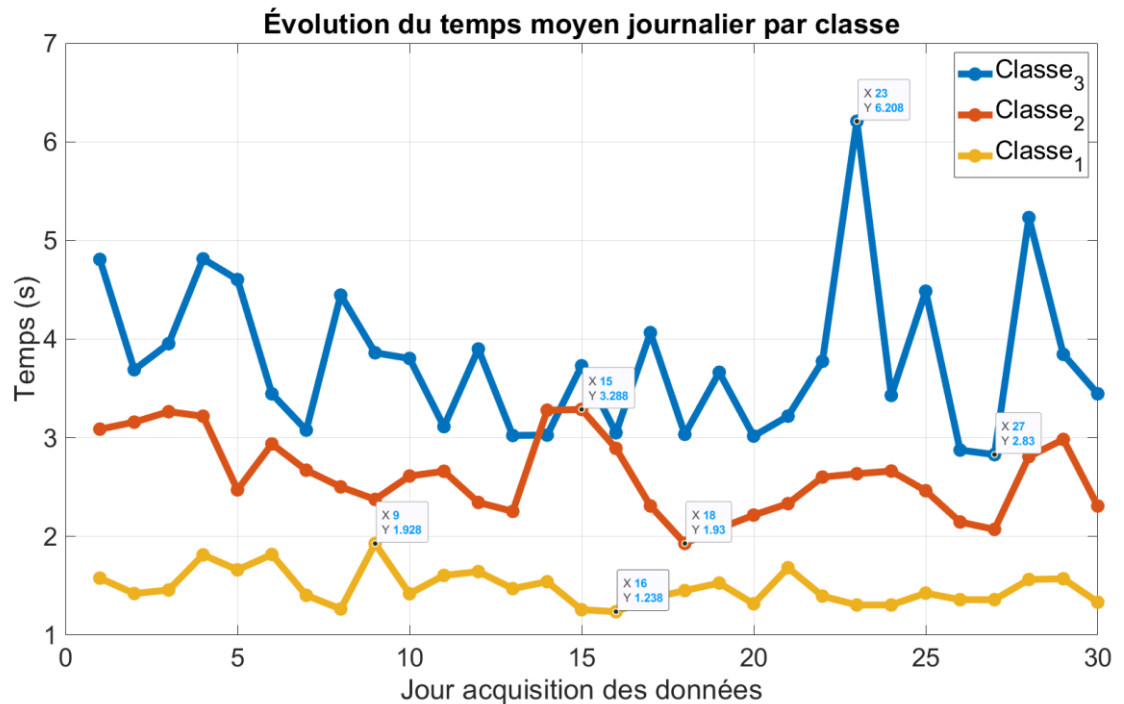


Figure 16: Évolution du temps moyen de détection journalier par classe

La figure 16 illustre l'évolution du temps moyen entre deux clignements oculaires sur une période de 30 jours, répartie en trois classes correspondant à différents moments d'une journée de travail : classe_1 (matin), classe_2 (après-midi) et classe_3 (soir). Une tendance claire se dégage après cette analyse : les temps moyens de clignement augmentent progressivement au fil de la journée, à l'exception de la journée 14 des données de la classe_2.

La classe_1, représentée en jaune, présente des valeurs stables et relativement faibles (autour de 1,238 à 1,928 seconde), témoignant d'un état de vigilance optimal en début de journée. En revanche, les données de la classe_2 (courbe orange) montrent une légère hausse du temps moyen, atteignant fréquemment des valeurs allant de 1,93 à 3,288 secondes, ce qui traduit une légère baisse d'attention due à l'effet cumulatif des activités du matin.

La classe_3 (courbe bleue) se distingue par des pics significatifs, où le temps moyen de détection a atteint près de 6 secondes. Cette élévation importante reflète une fatigue cognitive accrue en fin de journée, altérant le rythme naturel des clignements des yeux.

Cette évolution est cohérente avec les théories neurophysiologiques selon lesquelles le clignement des yeux devient plus espacé avec l'augmentation de la fatigue [46].

L'ensemble des démarches entreprises dans cette section permet de conclure, sur la base des tests statistiques, à une bonne répétabilité des données dans un premier temps. Dans un second temps, les résultats mettent en évidence une évolution significative de la fatigue au cours de la journée de travail, observée à travers l'augmentation progressive du temps moyen de détection entre deux clignements oculaires chez le participant et qui respecte tout va en droite ligne avec les informations initialement renseignées dans le formulaire du tableau 5.

La section suivante portera sur l'entraînement des données à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique, dans le but de déterminer le pourcentage d'appartenance de chaque observation aux différentes classes et d'identifier le meilleur algorithme de classification pour évaluer le niveau de fatigue.

4.2 CHOIX DU MEILLEUR CLASSIFICATEUR

La présente section vise à identifier le classificateur le plus performant pour distinguer les niveaux de fatigue humaine à partir des données extraites et prétraitées des signaux EEG. Les variables explicatives utilisées pour l'entraînement incluent notamment le temps moyen entre deux clignements oculaires ainsi que le nombre total de détections enregistrées pour chaque classe. Afin d'assurer une évaluation rigoureuse et objective des performances, l'ensemble des données seront réparties selon une méthode standard : 70 % pour l'apprentissage et 30 % pour le test. Les paramètres d'optimisation des modèles seront ajustés à l'aide de la méthode de validation croisée K-folds, permettant de garantir une robustesse dans la sélection du modèle. Plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique seront ainsi comparés en fonction de leur précision, de leur temps d'exécution et de leur capacité à généraliser les prédictions sur des données inconnues.

4.2.1 PRESENTATION GLOBAL DES RÉSULTATS D'ENTRAÎNEMENT

Sept (7) simulations ont été réalisées sur un ensemble de 32 algorithmes de classification en apprentissage automatique, en utilisant différentes valeurs de K-folds pour la validation croisée. Pour chaque simulation, 70 % des données issues des 30 jeux par classe ont servi à l'entraînement des modèles, tandis que les 30 % restants ont été utilisés pour valider les performances des algorithmes sélectionnés. L'objectif principal était d'identifier, pour chaque simulation, au moins un classificateur capable d'assurer une précision élevée de classification, tout en maintenant un temps d'exécution réduit. Une fois le modèle optimal déterminé, celui-ci a été soumis aux données de test pour évaluer sa capacité de généralisation. Les sorties générées par ces classificateurs correspondent au niveau de fatigue identifiée dans les classes 1, 2 et 3. Le tableau 11 suivant présente les résultats globaux obtenus lors de ces simulations, en mettant en évidence les performances comparées des différents modèles selon les critères de précision et leurs vitesses d'exécutions.

Tableau 11 : présentation des performances des modèles d'apprentissage automatique

Algorithme	K = 2		K = 3		K = 4		K = 5		K = 6		K = 8		K = 10	
	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e
Discriminant (Quadratic Discriminant)	93,7	8,6867	95,2	0,3697 9	95,2	0,9 387	92,1	2,0706	95,2	0,5572	95,2	0,590	93,7	0,9231
Naive Bayes (Kernel Naive Bayes)	93,7	7,2647	95,2	1,2137	95,2	1,1 969	95,2	0,9504	93,7	2,2671	95,2	1,346	93,7	0,976

Algorithm	K = 2		K = 3		K = 4		K = 5		K = 6		K = 8		K = 10	
	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e
Linear SVM	93,7	6,8516	90,5	1,0839	95,2	1,0968	92,1	2,5973	95,2	0,5943	95,2	1,1102	95,2	1,0406
Medium Gaussian SVM	95,2	1,5227	95,2	0,43204	95,2	0,70124	95,2	0,7021	95,2	0,502	95,2	1,0994	95,2	0,9286
QUADRATIC SVM	95,2	2,3216	92,1	0,7266	93,7	0,9836	92,1	1,0539	92,1	1,2272	95,2	1,234	92,1	1,0764
Efficient Logistic Regression	93,7	8,1985	93,7	1,1028	93,7	0,8864	92,1	1,1212	88,3	2,3912	92,1	2,418	92,1	1,143
Efficient Linear SVM	92,1	7,9808	93,7	0,9168	92,1	1,0541	92,1	0,7987	92,1	1,0511	92,1	1,0905	91,7	0,8956
Fine Gaussian SVM	76,7	2,456	88,3	1,9926	91,7	0,984	92,1	1,107	90	1,919	92,1	1,8097	91,7	1,2969
Gaussian Naive Bayes	90	7,5855	92,1	0,7521	90	0,8563	92,1	0,4868	90	0,4388	91,7	0,6418	92,1	2,517
Cubic SVM	85	2,2083	88,3	1,1567	93,7	0,5662	93,7	0,5563	90,3	0,9472	90	0,8345	92,1	2,4004
Medium KNN	86,3	1,9821	85	1,9433	93,7	0,8531	90	1,0336	90,3	0,8195	93,7	1,7156	93,7	1,044
Cubic KNN	86,7	6,2531	83,3	1,0185	91,7	1,5632	90	0,6045	90,3	0,8814	91,7	1,9915	93,7	1,0484
Weighted KNN	88,9	4,2436	91,7	1,9288	90	0,5468	92,1	0,3731	91,7	0,5119	90	0,7727	90	0,7859
Narrow Neural Network	90	3,7601	95,2	0,7602	92,1	0,945	90	1,461	68,7	1,9702	90	1,1024	93,3	1,3273

Medium Neural Network	83,3	3,8712	91,7	1,0983	85	0,6791	90	0,9964	83,3	1,2262	90	1,7795	88,3	0,9161
Algorithme	K = 2		K = 3		K = 4		K = 5		K = 6		K = 8		K = 10	
	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e
Bilayered Neural Network	81,7	10,135	88,3	0,4809	80	0,8623	90	2,0214	71,7	0,6888	86,7	2,6837	90	1,3228
Fine Tree	78,3	7,8621	91,7	6,8816	81,7	1,3658	88,3	6,6975	86,7	6,995	85	6,8722	88,3	6,905
Medium Tree	78,3	4,985	91,7	2,4227	81,7	1,0325	88,3	3,1234	86,7	3,4704	86,7	3,5541	88,3	2,4456
Coarse Tree	78,3	5,8623	91,7	0,6206	81,7	0,8694	88,3	0,7311	86,7	2,0095	86,7	2,0643	88,3	1,0192
Fine KNN	92,1	4,6381	91,7	0,7528	88,3	0,6253	88,3	0,5557	90	0,8643	88,3	1,2344	88,3	0,8156
Trilayered Neural Network	91,7	4,8625	86,7	1,3219	91,7	0,7632	88,3	0,9188	86,7	0,7886	81,7	1,0598	85	2,1692
Linear Discriminant	86,7	8,7523	88,3	1,8219	86,7	0,856	86,7	0,7189	86,7	0,9678	85	0,8995	85	1,9532
Coarse Gaussian SVM	81,7	7,2364	86,7	1,654	86,7	0,568	86,7	1,0253	88,3	1,165	86,7	0,9047	86,7	2,3029
Ensemble (Subspace Discriminant)	86,7	6,5641	88,3	3,2963	90	0,8623	86,7	2,6442	86,7	2,6331	86,7	3,7135	85	3,2175
Ensemble (Bagged Trees)	80	5,8653	88,3	1,7259	83,3	0,962	85	2,8543	85	3,3867	83,3	3,3657	83,3	3,6161

Wide Neural Network	86,7	3,8765	90	1,6559	83,3	1,2356	85	1,1402	86,7	1,8153	91,7	1,4813	85	1,3009
Ensemble (Subspace KNN)	68,3	11,502	85	2,523	78,3	1,523	80	2,3299	78,3	2,738	73,3	4,1139	85	4,8843
Kernel SVM Kernel	76,7	9,5326	78,3	2,475	81,7	0,695	80	1,1425	86,3	1,8721	83,3	2,7272	76,7	2,0769
Algorithmme	K = 2		K = 3		K = 4		K = 5		K = 6		K = 8		K = 10	
	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e	P (%)	T_e
Logistic Regression (Kernel)	73,3	8,6357	78,3	1,0155	83,3	0,5896	78,3	0,9039	83,3	1,023	80	1,5487	83,3	1,4838
Cosine KNN	73,3 3	8,7532	70	0,5517	71,7	0,6854	71,7	0,9193	71,7	1,263	73,3	0,9069	73,3	0,7631
Coarse KNN	33,3 3	9,0156	30	0,9707	33,33	0,9025	33,3 3	2,2432	30	2,371	26,7	1,1288	33,3 3	1,9978
Ensemble (Boosted Trees)	33,3 3	7,6894	30	0,7154	33,33	0,5736	33,3 3	0,7939	30	1,2439	26,7	0,8521	33,3 3	1,771
Ensemble (RUSBoosted Trees)	33,3 3	8,2865	30	2,2083	33,33	0,8651	33,3 3	0,8721	40	0,887	26,7	2,0454	33,3 3	1,2172

À partir des résultats présentés dans le tableau 11, six (6) algorithmes se distinguent par une précision de classification élevée, atteignant environ 95,2 %. Ces performances justifient leur sélection pour une analyse plus approfondie.

Le tableau 12 ci-après se concentre exclusivement sur ces algorithmes initialement retenus et en évalue les performances selon sept valeurs différentes du paramètre de validation croisée K-folds (K = 2 à K = 10). Deux indicateurs clés y sont présentés :

- P (%) : la précision de classification (accuracy),

- T_e (s) : le temps moyen d'exécution, exprimé en secondes.

Tableau 12: Présentation des algorithmes ayant une précision élevée

Algorithme	K = 2		K = 3		K = 4		K = 5		K = 6		K = 8		K = 10	
	P	T_e	P	T_e	P	T_e	P	T_e	P	T_e	P	T_e	P	T_e
Discriminant (Quadratic Discriminant)			95,2	0,36979	95,2	0,9387			95,2	0,5572	95,2	0,590		
Naive Bayes (Kernel Naive Bayes)			95,2	1,2137	95,2	1,1969	95,2	0,9504			95,2	1,346		
Linear SVM					95,2	1,0968			95,2	0,5943	95,2	1,1102	95,2	1,0406
Medium Gaussian SVM	95,2	1,5227	95,2	0,43204	95,2	0,70124	95,2	0,7021	95,2	0,502	95,2	1,0994	95,2	0,9286
QUADRATIC SVM	95,2	2,3216												
Narrow Neural Network			95,2	0,7602										

Tous les modèles évalués atteignent une précision identique de 95,2 %, témoignant d'une capacité robuste à distinguer les données, telles que le temps moyen entre deux clignements et le nombre total de détections. Cependant, les différences se manifestent au niveau du temps d'exécution, paramètre déterminant pour une application en temps réel.

Parmi les classificateurs testés, le Medium Gaussian SVM se distingue par une excellente stabilité des performances : il maintient la même précision de 95,2 % pour toutes les valeurs de K, tout en affichant des temps d'exécution systématiquement faibles par rapport aux autres modèles. En particulier, pour K=3, il présente le temps d'exécution le plus faible (0,432 0 s), ce qui en fait une option optimale en termes de réactivité.

Cette cohérence de performance, quel que soit le nombre de partitions K, combinées à une rapidité d'exécution, justifie pleinement le choix du Medium Gaussian SVM comme classificateur optimal pour l'estimation de la fatigue humaine selon les différentes classes. Dans la section suivante, nous allons présenter les résultats retenus de l'algorithme le plus performant.

4.2.2 PRESENTATION DES RÉSULTATS DE L'ALGORITHME CHOISI

La matrice de confusion présentée par la figure 17 correspond aux résultats obtenus lors de la phase d'entraînement, réalisée sur 70 % des données à l'aide du modèle Medium Gaussian SVM avec une validation croisée à 3 — folds. Ces résultats montrent une capacité de classification particulièrement robuste. La classe_1 (correspondant au matin) est correctement identifiée à 95,2 %, avec un taux de faux négatifs (FNR) de 4,8 %, ce qui indique une légère confusion avec la classe_2. La classe_2 est prédite avec une précision de 90,5 %, tandis que 9,5 % des cas ont été mal classés. Enfin, la classe_3 affiche une précision parfaite de 100 %, sans aucune erreur de classification. Le taux de vrais positifs (TPR) mesure la proportion de cas correctement prédits par rapport au nombre réel, tandis que le FNR indique la proportion de cas réels non détectés. Ces résultats montrent la robustesse et la qualité du modèle choisi, de même que la reconnaissance des données de la même class

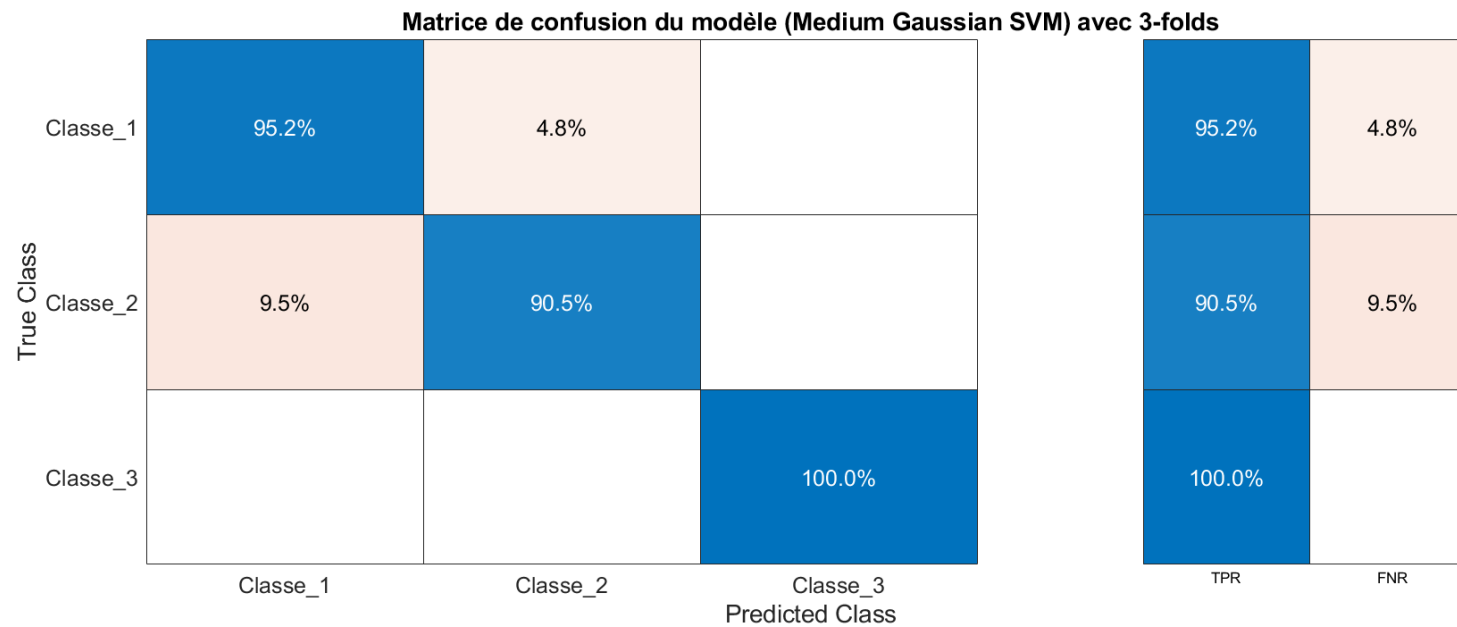


Figure 17: Matrice de confusion pour le modèle SVM Gaussien Moyen avec k = 3

La matrice de confusion présentée correspond aux résultats obtenus lors de la phase de test, réalisée sur les 30 % de données non utilisées pendant l'entraînement du modèle Medium Gaussian SVM, avec une validation croisée à 3 folds. Ce test visait à évaluer la capacité du modèle à généraliser ses prédictions sur de nouvelles données. Les résultats montrent une excellente performance pour les Classe_2 et Classe_3, qui affichent un taux de vrais positifs (TPR) de 100 %, traduisant une classification parfaite des niveaux de fatigue correspondant à l'après-midi et au soir. En revanche, la Classe_1 (matin) présente un TPR de 77,8 % et un taux de faux négatifs (FNR) de 22,2 %, indiquant une confusion partielle avec la Classe_2, possiblement due à une proximité des niveaux de vigilance entre

ces deux périodes. Malgré cette légère baisse de précision pour la classe_1, le modèle atteint une précision globale de 92,7 %, confirmant sa fiabilité pour la classification des états de fatigue appartenant à une classe donnée.

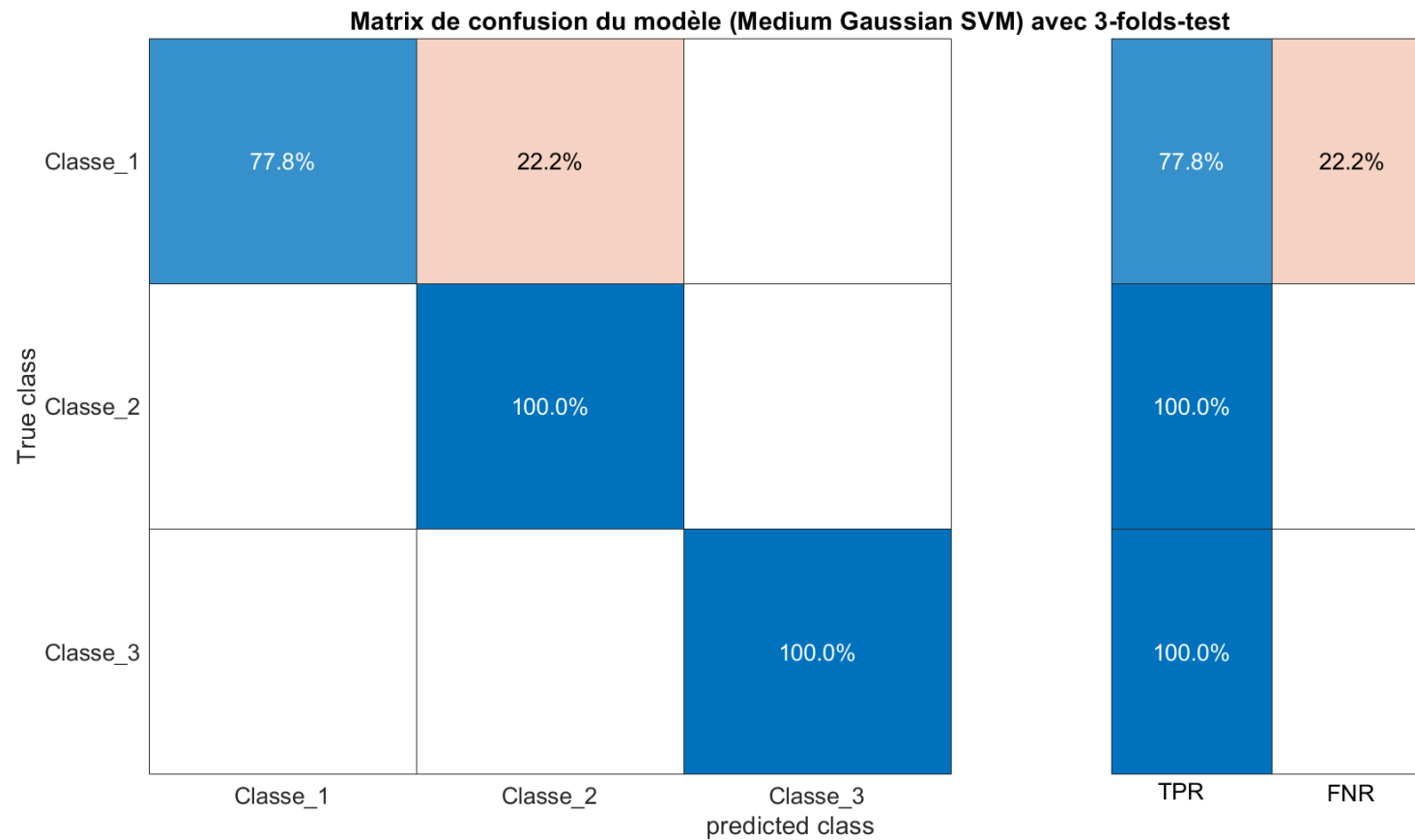


Figure 18: Matrice de confusion pour la validation du test avec K=3

En somme, les résultats d'entraînement confirment la robustesse du modèle Medium Gaussian SVM, capable de reconnaître des données appartenant aux différentes classes au cours d'une journée. Ces performances pourront constituer une base solide pour suivre le comportement de l'humain dans une installation collaborative. La section suivante portera ainsi sur la modification des paramètres de sécurité du robot en fonction de la proximité de l'humain dans un espace collaboratif.

4.3 MODIFICATION DES PARAMÈTRES DE SÉCURITÉ DU ROBOT

Cette section aborde l'ajustement dynamique des paramètres de sécurité du robot en fonction de sa proximité avec l'opérateur humain. Dans un environnement collaboratif, la gestion des risques s'appuie sur la mise à jour en temps réel de plusieurs paramètres essentiels, tels que la distance minimale de sécurité, la définition des zones de sécurité (verte, jaune, rouge) et la vitesse instantanée du robot. À mesure que l'opérateur se rapproche, le système réduit automatiquement la vitesse du robot ou adapte son mode de fonctionnement. La segmentation de l'espace en zones de sécurité permet de hiérarchiser les niveaux de danger selon la distance à l'opérateur, imposant ainsi un ajustement continu de la vitesse du robot pour garantir la sécurité.

4.3.1 CALCUL DE LA DISTANCE ET LA ZONE DE SÉCURITÉ

Dans le cadre de cette recherche, les paramètres de sécurité ont été définis à partir des formules (3), (7) et (8), qui décrivent respectivement la distance minimale de sécurité (S_p), la marge de sécurité à tenir en compte (Δ_s), et la distance de prise de décision selon les zones approximatives entre l'humain et le robot (S_b). Les grandeurs physiques exploitées dans ces calculs proviennent des sources complémentaires, comme la

littérature scientifique, les normes de sécurité applicables aux robots collaboratifs industriels, ainsi que la fiche technique du robot UR5 utilisé au sein du laboratoire LAR.i.

Dans la formule (7), la valeur 750 mm est définie selon la norme CAN/CSA-Z434 [57] qui représentent une marge de sécurité supplémentaire destinée à créer la zone d'avertissement autour de la zone de travail dans les conditions normales, afin de permettre une gestion progressive des risques et d'anticiper les réactions du robot et de l'opérateur.

À partir de ces données intégrées dans le tableau 7 de déclaration des variables, les calculs ont permis d'estimer une distance minimale de sécurité de 958 mm, nécessaire pour garantir un arrêt sans contact dans le cadre d'une interaction potentiellement imprévue. Cette valeur est complétée par une marge de sécurité de 750 mm, introduite afin de prendre en compte les incertitudes liées aux temps de réaction de l'humain ou au comportement inattendu de ce dernier. Ainsi, la zone de sécurité opérationnelle (S_b) est fixée à 1700 mm en application de la formule (8), au-delà de laquelle la vitesse et le mode de fonctionnement du robot peuvent être automatiquement ajustés. Ces valeurs numériques, résumées dans le tableau 13, constituent les seuils critiques pour piloter en toute sécurité le comportement dynamique du robot UR5 dans un espace partagé avec un opérateur humain.

Tableau 13: Valeur de base de la sécurité

Descriptif	Valeur numérique
S_p	960 mm
S_b	1700 mm

Lorsque l'opérateur pénètre dans cette zone, la vitesse instantanée du robot est ajustée automatiquement en fonction de sa proximité, afin de préserver l'intégrité physique de l'humain tout en maintenant la productivité.

Le tableau 14 ci-après présente les trois zones de fonctionnement identifiées.

Tableau 14 : Délimitation des différentes zones de sécurité.

Zones	Limite	Couleur
Zone de danger	$S \leq 958$	
Zone d'avertissement	$960 \leq S \leq 1700$	
Zone de collaboration	$S \geq 1700$	

- ❖ Zone de danger ($S \leq 958$ mm) : marquée en rouge, elle indique une proximité critique où le robot doit ralentir sa vitesse lorsque l'opérateur humain pénètre dans cette zone.
- ❖ Zone d'avertissement (allant de 958 mm à 1700 mm) : représentée en jaune, elle constitue une zone intermédiaire où le robot doit réduire progressivement sa vitesse.
- ❖ Zone de collaboration ($S \geq 1700$ mm) : Cette zone affichée en vert indique une distance de sécurité où le robot peut se déplacer à vitesse maximale sans risque pour l'opérateur.

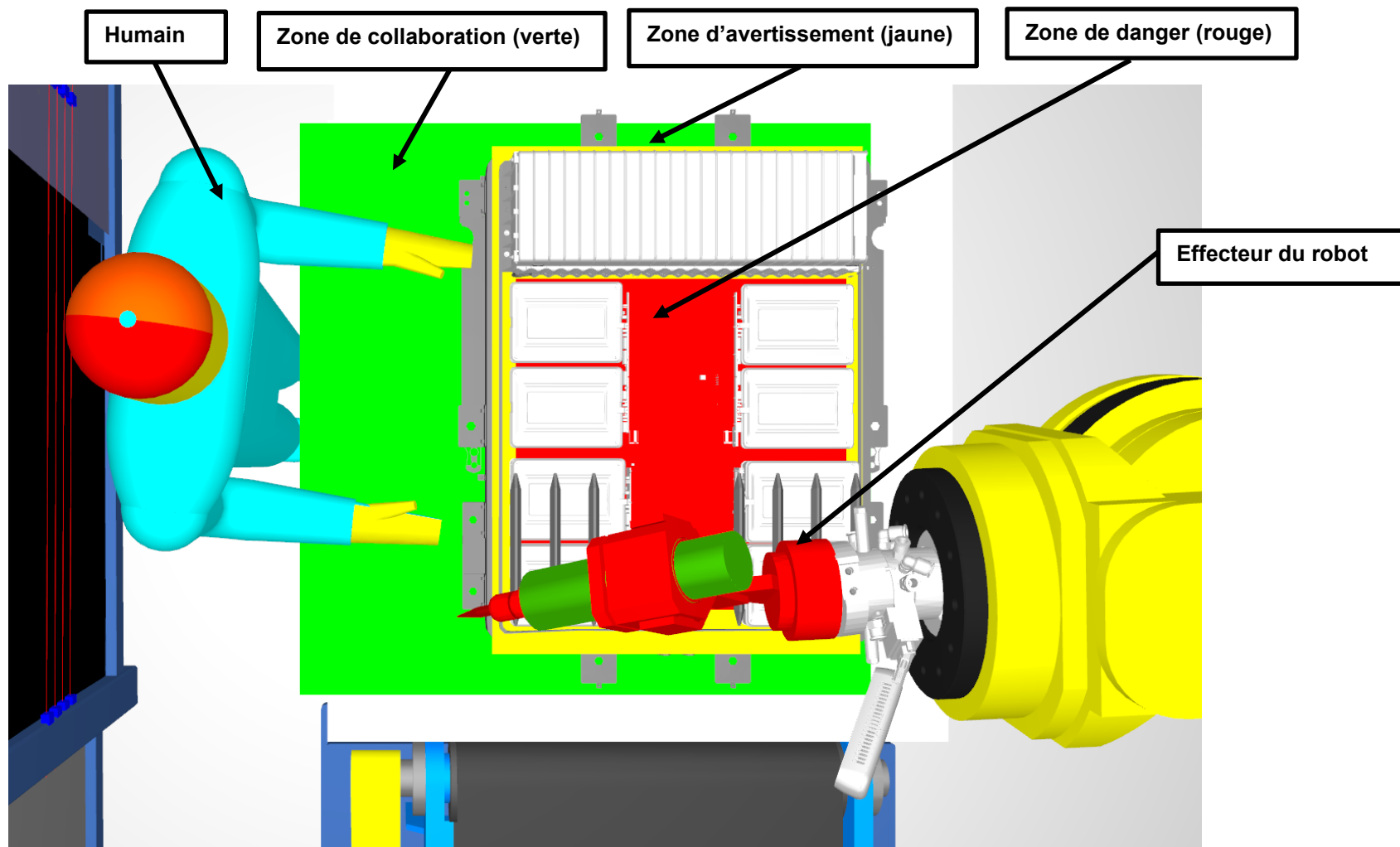


Figure 19: Délimitation des zones de sécurité autour de la batterie centrée sur l'humain [17]

Cette figure 19 présente la répartition détaillée des zones de sécurité autour d'une batterie dans un poste de désassemblage collaboratif entre un robot et un opérateur humain.

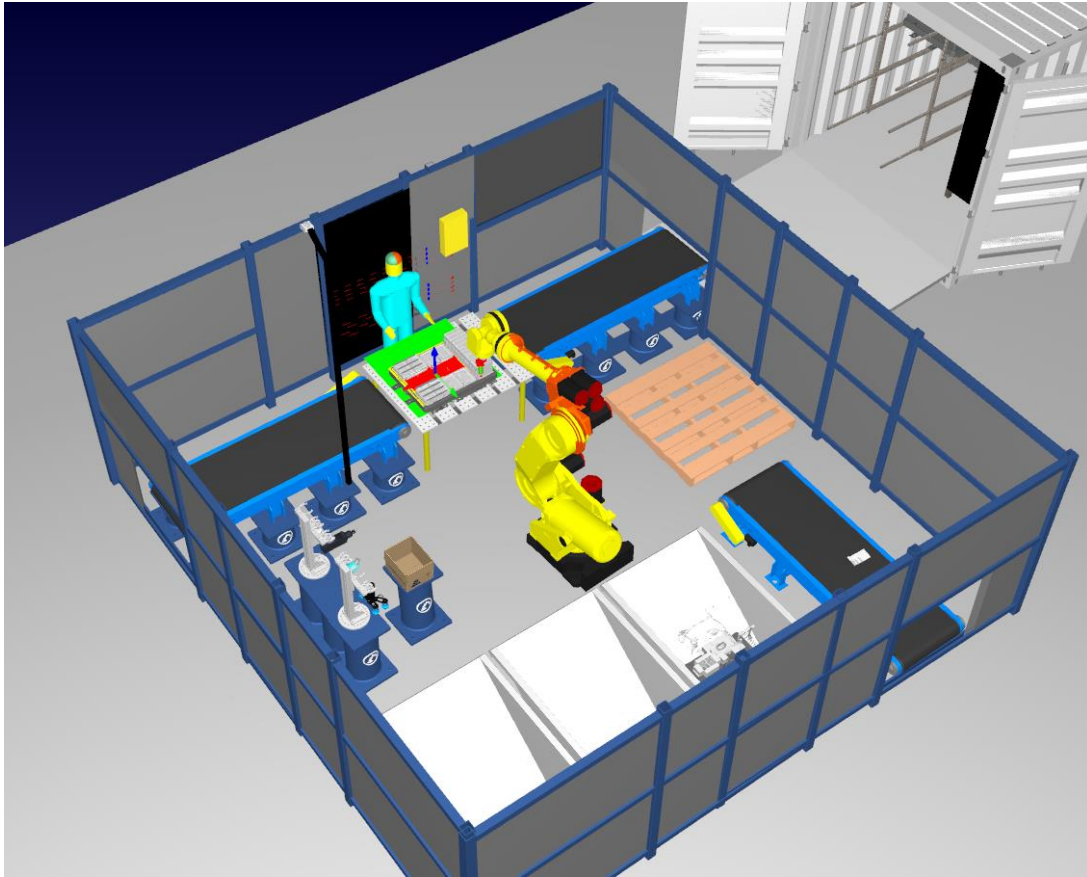


Figure 20: Présentation de la vue isométrique de la zone de collaboration [17]

La figure 20 ci-dessous, générée à partir du logiciel RoboDK, illustre la modélisation tridimensionnelle de la zone de travail collaboratif dans la station de désassemblage des batteries des véhicules électriques NISSAN Leaf 2011. Cette modélisation vise à assurer une interaction sécurisée entre le robot et l'opérateur en définissant clairement les différentes zones de sécurité autour de la batterie. Trois zones distinctes ont été délimitées : la zone verte (collaboration), la zone jaune (avertissement) et la zone rouge (danger), en fonction de la distance de l'opérateur par rapport au robot.

Après la détermination précise des zones de sécurité, il devient essentiel d'ajuster la vitesse du robot en fonction de la proximité de l'opérateur. Cette étape vise à adapter dynamiquement la vitesse instantanée du cobot pour assurer une interaction sécurisée dans chaque zone définie, tout en maintenant une efficacité opérationnelle. La section

suivante présente les conditions retenues pour la modification des paramètres de sécurité du robot selon sa proximité avec l'humain.

4.3.2 MODIFICATION DE LA VITESSE DU ROBOT

La régulation de la vitesse du robot dans une installation collaborative représente l'un des principaux défis en matière de sécurité, telle que définie dans cette étude. Cette sécurité constitue un élément clé à considérer dans des chaînes de production sensibles, comme c'est le cas du projet de désassemblage des batteries de véhicules électriques NISSAN Leaf. Pour prévenir tout risque de collision entre le robot et l'humain, la formule (9) met en évidence l'ensemble des paramètres essentiels pour ajuster efficacement la vitesse du robot. Par ailleurs, les formules (3) et (8) ont permis de déterminer la distance minimale de sécurité et de délimiter les seuils propres à chaque zone (verte, jaune, rouge).

Cependant, la mise en application concrète de la formule (9) repose sur deux facteurs fondamentaux : d'une part, la distance instantanée entre le robot et l'humain ($d_{\text{mesurée}}$), qui doit être continuellement évaluée selon les déplacements de l'opérateur ; d'autre part, le facteur de pondération (β), qui module le taux de réduction de vitesse en fonction du rapprochement de l'humain. Les résultats présentés dans cette section sont issus de simulations basées sur des valeurs de distance comprises entre 1700 mm et 958 mm, et sur trois scénarios de pondération β , illustrant leur impact sur la capacité du robot à ralentir de manière anticipée et sécuritaire.

➤ Scénario 1 : $\beta = 1$

Les observations portées sur la première partie de la figure 21 montrent une évolution de la distance entre l'humain et le robot selon trois zones de sécurité. En zone_1, la distance demeure constante à 1700 mm, indiquant une situation sans risque. En zone_2, on observe une diminution progressive de la distance jusqu'à environ 958 mm, traduisant l'approche graduelle de l'opérateur vers le champ de travail du robot. Enfin,

en zone _3, la distance reste stable à proximité critique, signalant une présence constante de l'humain dans une zone de vigilance renforcée. Cette segmentation permet de structurer spatialement l'espace de travail et d'adapter les comportements du robot selon le niveau de risque détecté.

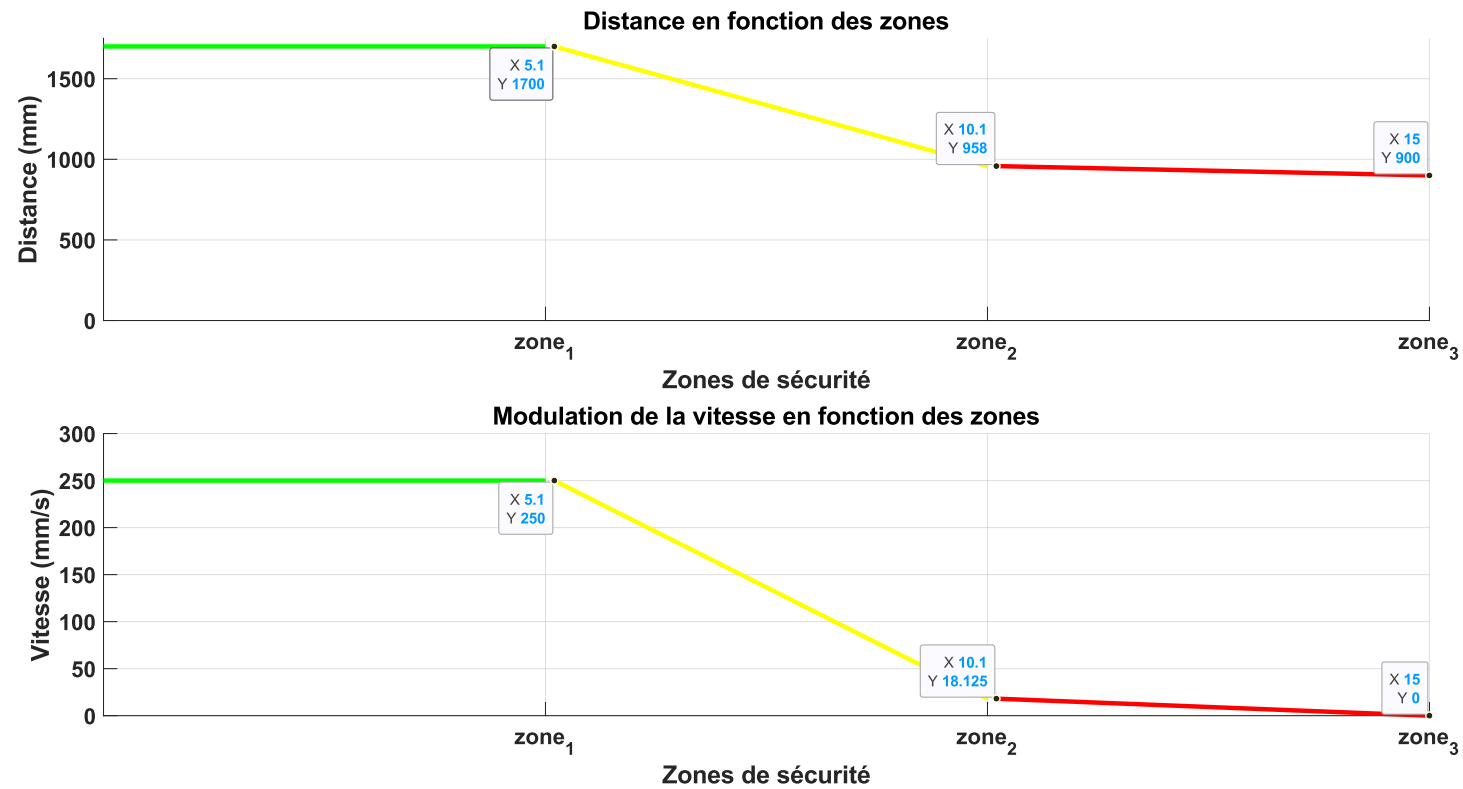


Figure 21: Modification de la vitesse avec un facteur de pondération $\beta = 1$

Concernant la modulation de la vitesse du robot, il en revient qu'en zone_1, la vitesse reste constante à 250 mm/s, correspondant à un environnement sécurisé. En zone_2, la vitesse diminue rapidement pour accompagner l'approche de l'opérateur. En zone_3, la vitesse chute fortement jusqu'à des valeurs proches de zéro, garantissant la sécurité maximale. Il est fort de constater que la vitesse diminue de façon proportionnelle à la distance de proximité évaluée.

➤ Scénario 2 et 3 : $\beta < 1$ et $\beta > 1$

La figure 22 illustre la répartition des zones de sécurité en fonction de la distance séparant l'opérateur du robot dans une cellule collaborative. Trois zones sont identifiées :

- Zone₁ (verte) : au-delà de 1700 mm, elle représente la zone de collaboration sécurisée, où le robot fonctionne à pleine vitesse sans restriction, en raison de l'absence de proximité critique avec l'opérateur.
- Zone₂ (jaune) : comprise entre 1700 mm et 958 mm, cette zone d'avertissement impose une réduction progressive de la vitesse du robot afin de prévenir toute interaction dangereuse.
- Zone₃ (rouge) : à une distance inférieure ou égale à 958 mm, le robot atteint la zone de danger. Il doit alors adopter une vitesse minimale, voire s'arrêter, pour garantir la sécurité de l'humain.

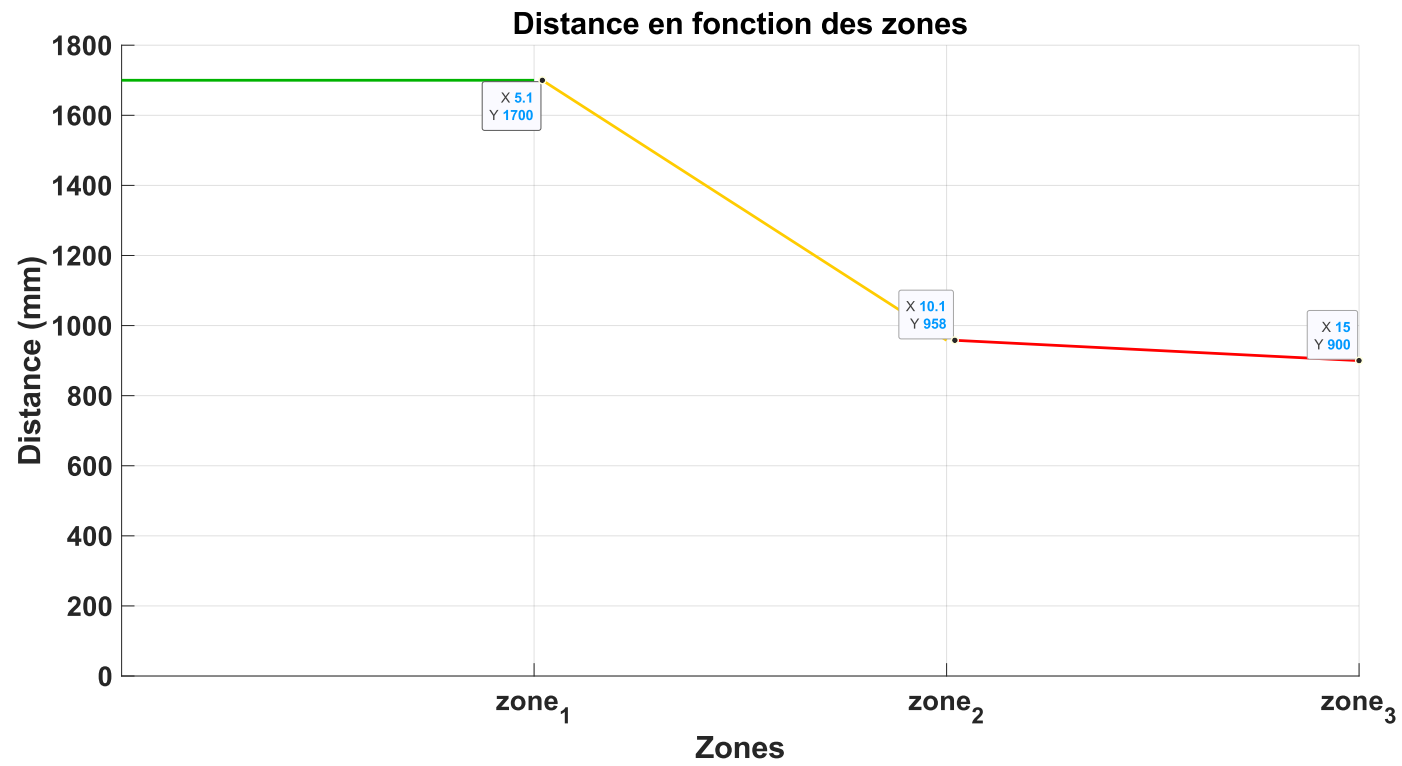


Figure 22: Distance de sécurité en fonction des zones

La figure 23 ci-dessus présente la comparaison de la vitesse instantanée du robot en fonction des différentes valeurs du facteur de pondération β (0,7 ; 1,5 ; 2) à travers les zones de sécurité définies. Trois courbes distinctes traduisent la manière dont la vitesse du robot est ajustée selon la proximité de l'humain, en tenant compte du seuil de distance critique.

Dans la région 1, qui correspond au secteur de coopération où S est supérieur ou égal à 1700 mm, la vitesse se maintient à son maximum, soit 250 mm/s, quel que soit le paramètre β . Cette configuration reflète l'absence de toute restriction en matière de sécurité. Toutefois, à l'entrée de la zone 2 (zone d'avertissement), la vitesse décroît progressivement selon une pente plus ou moins raide en fonction de β :

- Pour une valeur de β égale à 0,70 (courbe en bleu), le ralentissement reste mesuré, et la vitesse diminue graduellement, maintenant toujours environ 40 millimètres par seconde au seuil de la section 3.
- Pour $\beta = 1,5$ (courbe verte), la décroissance est plus rapide, la vitesse tombant autour de 4,88 mm/s.
- Pour $\beta = 2$ (courbe magenta), la décélération est la plus brutale, atteignant une valeur minimale d'environ 1,31 mm/s dès l'entrée dans la zone de danger.

Dans la zone 3 (zone de danger, $S \leq 958$ mm), seule la courbe bleue présente une vitesse résiduelle non nulle. Les deux autres configurations ($\beta = 1,5$ et 2) imposent un arrêt quasi total, garantissant une sécurité maximale.

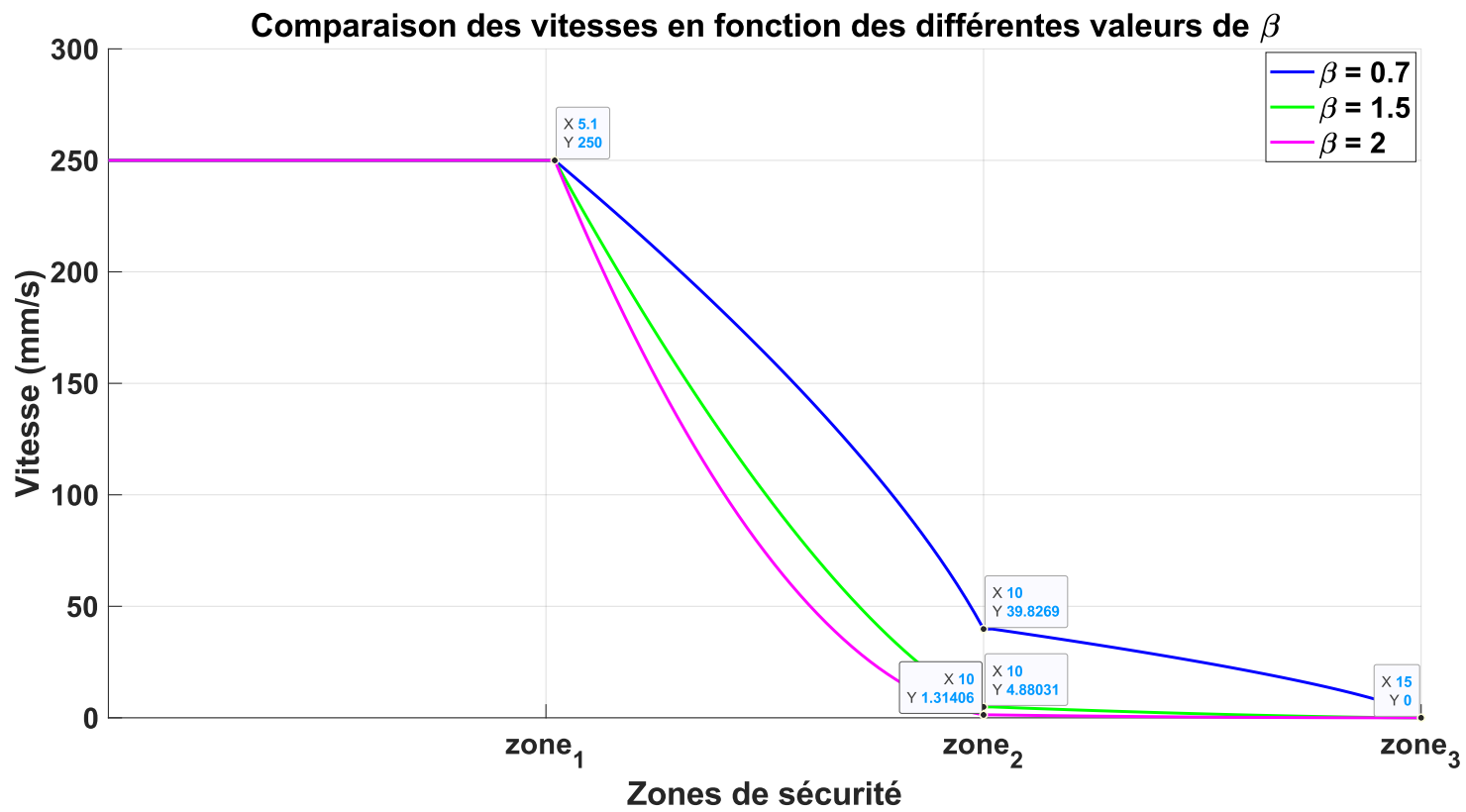


Figure 23: Modification de la vitesse en fonction de la valeur β

À la lumière de ces observations, un facteur β compris entre 1,5 et 2 s'avère particulièrement efficace pour garantir une réduction rapide de la vitesse du robot proportionnelle à sa proximité avec l'opérateur, optimisant ainsi la sécurité dans les zones critiques.

L'implémentation du paramètre de sécurité, couplée à la délimitation des zones dans RoboDK, permet une adaptation dynamique du comportement robotique selon trois niveaux de risque :

- Zone verte (accès libre) : Environnement sécurisé, fonctionnement nominal du robot ;
- Zone jaune (avertissement) : Risque modéré déclenchant une réduction automatique de vitesse et l'activation possible du mode apprentissage ;
- Zone rouge (danger) : Situation critique imposant l'arrêt immédiat du robot pour préserver l'intégrité physique de l'opérateur.

L'analyse approfondie de la régulation de la vitesse du robot démontre l'importance capitale d'un ajustement dynamique en fonction de la distance de l'opérateur. Les études réalisées montrent que l'introduction d'un facteur de pondération β permet de moduler finement la décélération du robot, garantissant ainsi une transition fluide entre les zones verte, jaune et rouge. Un facteur de pondération β compris entre 1,5 et 2 se révèle particulièrement pertinent pour assurer une réponse rapide dans les situations à risque dans un dispositif collaboratif.

Ce chapitre démontre l'importance de la corrélation croisée entre les mesures physiologiques de fatigue, notamment les signaux EEG et les paramètres de clignement oculaire, pour évaluer la fatigue humaine dans un contexte de travail collaboratif humain-robot. Une analyse statistique rigoureuse, incluant des tests de normalité et le test non paramétrique de Kruskal-Wallis, a confirmé

la reproductibilité des données journalières et mis en évidence une évolution significative de la fatigue au fil de la journée, particulièrement marquée en fin de journée. Ces résultats attestent de la pertinence et de la répétabilité du système de détection basé sur deux électrodes frontales.

L'exploitation de modèles de classification a ensuite permis d'évaluer la capacité prédictive de plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique pour distinguer les différents niveaux de fatigue. Le classificateur Medium Gaussian SVM s'est distingué par sa robustesse, sa précision élevée (92,7 %) et sa faible sensibilité aux variations de données d'entraînement, tant sur l'ensemble d'apprentissages que sur les données de test.

Par ailleurs, l'ajustement dynamique des paramètres de sécurité du robot a été exploré en intégrant la notion de sa proximité avec l'humain. À travers une modélisation des zones de sécurité (verte, jaune et rouge), il a été possible de simuler la vitesse instantanée du robot en fonction de la distance réelle séparant l'humain de la cellule robotisée. Cette démarche, fondée sur les formules de distance minimale de sécurité, a permis de simuler différents scénarios à l'aide du logiciel Matlab et de mettre en évidence l'impact du facteur de pondération (β) sur la variation de la vitesse [17]. Lorsque l'humain s'approche de la zone critique, la vitesse du robot est automatiquement réduite pour garantir un environnement collaboratif sûr. Ainsi, les résultats obtenus démontrent la possibilité d'un système intelligent, capable non seulement d'évaluer la position de l'opérateur, mais aussi d'adapter les paramètres de fonctionnement du robot en temps réel afin de prévenir les risques d'accident dans une station de désassemblage.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

Ce mémoire s'inscrit dans le développement d'un système de reconnaissance intelligente de la fatigue humaine et d'un mécanisme de gestion adaptative des zones de sécurité robotique, spécifiquement conçu pour le désassemblage des batteries de véhicules électriques dans une installation collaborative. Le dispositif proposé repose sur l'utilisation d'un casque de sécurité intelligent équipé de deux électrodes EEG, permettant de détecter les clignements oculaires, considérés comme un indicateur clé d'un état de fatigue cognitive chez les opérateurs humains.

Les analyses statistiques ont mis en évidence une variation significative des indicateurs de fatigue selon les moments de la journée, avec une fiabilité confirmée par les tests de Kruskal-Wallis. Le modèle de classification Medium Gaussian SVM a permis d'atteindre une précision supérieure à 92 %, renforçant la validité du système pour la détection de fatigue en contexte réel.

L'intégration de ces données dans un module de régulation dynamique a permis de simuler les paramètres du robot (vitesse, distance de sécurité) en fonction de la proximité humaine, selon une logique de zones adaptatives (verte, jaune, rouge) et de pondération progressive du risque.

Les résultats de cette recherche permettent de confirmer les deux hypothèses formulées au début de l'étude. Premièrement, il a été démontré qu'un dispositif EEG simplifié, composé de seulement deux électrodes sèches, permet de mesurer de manière fiable et répétable la fatigue cognitive d'un opérateur. Cette configuration légère s'est révélée suffisante pour distinguer les niveaux de fatigue selon les moments de la journée. Deuxièmement, l'étude a confirmé l'existence d'un lien direct entre la proximité de l'opérateur et les ajustements dynamiques nécessaires des paramètres de sécurité du robot. La configuration spatiale de l'interaction humain-robot influe sur la reconfiguration des zones de sécurité, entraînant une modulation en temps réel de la vitesse et du comportement du robot afin de prévenir les risques tout en assurant la continuité opérationnelle.

L'analyse critique de cette étude met en lumière plusieurs forces et limites qui orientent naturellement les pistes d'amélioration futures. D'une part, le système proposé présente des atouts

significatifs : la simplicité du casque EEG, avec seulement deux électrodes sèches, le rend à la fois accessible, non intrusif et facilement déployable dans des environnements industriels. De plus, le classificateur Medium Gaussian SVM a démontré une excellente performance, avec une précision supérieure à 92 % et un faible temps d'exécution, confirmant sa pertinence pour la reconnaissance des données appartenant à chaque classe de fatigue. La modulation des zones de sécurité (verte, jaune, rouge) en fonction de la proximité de l'opérateur permet un ajustement dynamique et continu des paramètres du robot tels que la vitesse, la distance d'interaction et la force exercée afin d'assurer une collaboration sécuritaire et adaptée au contexte humain. Cette approche s'est révélée cohérente, réactive, et surtout compatible avec les impératifs de productivité, en maintenant un équilibre entre sécurité opérationnelle et continuité des tâches. D'autre part, certaines limites doivent être prises en compte. L'expérimentation, menée sur un seul participant, limite la portée statistique et la généralisabilité des résultats. La mesure de la fatigue repose exclusivement sur les clignements oculaires, sans intégration d'autres signaux physiologiques, ce qui pourrait réduire la robustesse du diagnostic dans des contextes variés. En outre, les tests ont été réalisés en environnement simulé, sans contraintes industrielles réelles. Il est donc recommandé, pour les recherches futures, d'élargir l'échantillon à une population plus diversifiée, d'intégrer des capteurs complémentaires (IMU, fréquence cardiaque, température, etc.) pour une détection multimodale, et de procéder à une validation en milieu industriel réel. Ces améliorations permettront d'augmenter la fiabilité du système, d'enrichir les modèles d'analyse, et de renforcer son applicabilité à l'échelle de la production industrielle.

Ce travail ouvre plusieurs perspectives intéressantes, tant sur le plan scientifique que technologique. À court terme, une première voie de développement consisterait à valider le système proposé dans des environnements industriels réels, en intégrant des scénarios plus complexes et des interactions continues entre l'opérateur et le robot. Une telle mise à l'épreuve permettrait de tester la robustesse du dispositif face aux aléas du terrain, aux variations individuelles de fatigue et aux contraintes opérationnelles. À moyen terme, l'intégration d'un jumeau numérique représenterait une avancée significative, en permettant de simuler en temps réel les états cognitifs de l'opérateur et de prédire les zones de risque, afin d'ajuster proactivement les paramètres de sécurité du robot. D'autres

pistes méritent également d'être explorées, telles que l'utilisation de l'intelligence artificielle pour adapter non seulement la vitesse ou la distance, mais aussi la stratégie de mouvement, la trajectoire ou l'ordre des tâches en fonction du niveau de vigilance détecté. Enfin, cette recherche s'inscrit pleinement dans la logique de l'industrie 5.0, qui promeut une synergie renforcée entre l'humain et le robot. En démontrant qu'un système centré sur l'état cognitif de l'opérateur peut à la fois améliorer la sécurité, préserver la productivité et favoriser une collaboration fluide, ce mémoire pose les bases d'une nouvelle génération de systèmes industriels intelligents, humains et adaptatifs.

LISTE DE RÉFÉRENCES

- [1] P. Karagiannis *et al.*, "Adaptive speed and separation monitoring based on switching of safety zones for effective human robot collaboration," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 77, p. 102361, 2022.
- [2] A. S. Abrahamsen, Á. Johannesen, F. Debes, W. M. van Leeuwen, et P. Weihe, "Working environment and fatigue among fishers in the north Atlantic: a field study," *International Maritime Health*, vol. 74, no. 1, pp. 1-14, 2023.
- [3] T. Vu, D. T. Nguyen, D. T. Nguyen, T. V. Toan, et V. T. Tran, "Real-time Detection to Avoid Accidents of Interaction Between Humans and Collaborative Robot Using Image Processing and Machine Learning," Dans *2024 IEEE 11th International Conference on Computational Cybernetics and Cyber-Medical Systems (ICCC)*, 2024, pp. 000229-000232.
- [4] Y.-F. Lu, K. Shivam, J.-C. Hsiao, C.-C. Chen, et W.-M. Chen, "Enhancing Human-Machine Collaboration Safety Through Personnel Behavior Detection and Separate Speed Monitoring," Dans *International Conference on Advanced Robotics and Intelligent Systems (ARIS)*, 2024, pp. 1-6.
- [5] G. V. T. Djogdom, R. Meziane, et M. J.-D. Otis, "Robust dynamic robot scheduling for collaborating with humans in manufacturing operations," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 88, p. 102734, 2024.
- [6] A. Latif, A. Mughall, M. H. D. Khan, et M. Khan, "A safety-enhancing framework based on collaborative robots (CoBot) for Industry 4.0," Dans *2024 International Conference on Engineering & Computing Technologies (ICECT)*, Islamabad, Pakistan, 2024, pp. 1-6.
- [7] S. Park, S. Seong, Y. Ahn, et H. Kim, "Real-Time Fatigue Evaluation Using Ecological Momentary Assessment and Smartwatch Data: An Observational Field Study on Construction Workers," *Journal of Management in Engineering*, vol. 39, no. 3, p. 04023008, 2023.
- [8] D. Hostettler, S. Mayer, J. L. Albert, K. E. Jenss, et C. Hildebrand, "Real-Time Adaptive Industrial Robots: Improving Safety And Comfort In Human-Robot Collaboration," *arXiv preprint arXiv:2409.09429*, 2024.
- [9] L. Rustler, M. Misar, et M. Hoffmann, "Boosting Safe Human-Robot Collaboration Through Adaptive Collision Sensitivity," *arXiv preprint arXiv:2409.20184*, 2024.
- [10] D. Alfavo-Viquez, M.-A. Zamora-Hernandez, J. Azorín-López, et J. Garcia-Rodriguez, "Visual analysis of fatigue in Industry 4.0," *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, pp. 1-12, 2023.
- [11] A. Fletcher, S. Stewart, K. Heathcote, P. Page, et J. Dorrian, "Work schedule and seasonal influences on sleep and fatigue in helicopter and fixed-wing aircraft operations in extreme environments," *Scientific Reports*, vol. 12, no. 1, pp. 1-13, 2022.
- [12] M. Su, W. Li, F. Peng, W. Zhou, R. Zhang, et Y. Wen, "EEG-Based Mental Fatigue Detection Using CNN-LSTM," Dans *2022 16th ICME International Conference on Complex Medical Engineering (CME)*, 2022, pp. 302-305.

- [13] J. Lim, S. Patel, A. Evans, J. Pimley, Y. Li, et I. Kovalenko, "Enhancing Human-Robot Collaborative Assembly in Manufacturing Systems Using Large Language Models," *arXiv preprint arXiv:2406.01915*, 2024.
- [14] A. Pupa, M. Minelli, et C. Secchi, "A time-optimal energy planner for safe human-robot collaboration," Dans *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2024, pp. 17373-17379.
- [15] J. Park, L. C. Sørensen, S. F. Mathiesen, et C. Schlette, "A Digital Twin-based Workspace Monitoring System for Safe Human-Robot Collaboration," Dans *in International Conference on Control, Mechatronics and Automation (ICCMA)*, Belval, Luxembourg, 2022, pp. 24-30.
- [16] B. Kır Savaş et Y. Becerikli, "Behavior-based driver fatigue detection system with deep belief network," *Neural Computing and Applications*, vol. 34, no. 16, pp. 14053-14065, 2022.
- [17] R. FEUKU et J. Martin, Otis, "Human Mental State Real-Time Measurement and Analysis," 2025,. doi: 10.17605/OSF.IO/3GMKC.
- [18] K. Shi et G. Hu, "Dual-Mode Human-Robot Collaboration with Guaranteed Safety Using Time-Varying Zeroing Control Barrier Functions and Quadratic Program," *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2023.
- [19] Q. Wan, Y. Shi, X. Xiao, X. Li, et H. Mo, "Review of Human–Robot Collaboration in Robotic Surgery," *Advanced Intelligent Systems*, p. 2400319, 2024.
- [20] H.-I. Lin, F. S. Wibowo, N. Lathifah, et W.-H. Chen, "Behavior Analysis for Increasing the Efficiency of Human–Robot Collaboration," *Machines*, vol. 10, no. 11, p. 1045, 2022.
- [21] W. Si, T. Zhong, N. Wang, et C. Yang, "A multimodal teleoperation interface for human-robot collaboration," Dans *2023 IEEE International Conference on Mechatronics (ICM)*, Loughborough, United Kingdom, 2023, pp. 1-6.
- [22] M. Cai, R. Liang, X. Luo, et C. Liu, "Task allocation strategies considering task matching and ergonomics in the human-robot collaborative hybrid assembly cell," *International Journal of Production Research*, pp. 1-20, 2022.
- [23] N. Spatola, "L'interaction Homme-Robot, de l'anthropomorphisme à l'humanisation," *L'Année psychologique*, no. 4, pp. 515-563, 2019.
- [24] D. Ferrari, F. Alberi, et C. Secchi, "Facilitating Human-Robot Collaboration through Natural Vocal Conversations," *arXiv preprint arXiv:2311.13973*, 2023.
- [25] S. K. Hopko, R. Khurana, R. K. Mehta, et P. R. Pagilla, "Effect of cognitive fatigue, operator sex, and robot assistance on task performance metrics, workload, and situation awareness in human-robot collaboration," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 6, no. 2, pp. 3049-3056, 2021.
- [26] A. Dickens, A. J. Champion, et K. C. Schenke, "Fatigue management: a systematic review of objective measurement techniques for cognitive fatigue," *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, pp. 1-18, 2024.
- [27] P. S. Randall et J. C. De Gagne, "Using Photovoice to Teach Social Determinants of Health to Undergraduate Nursing Students," *Nurse Educator*, p. 10.1097, 2023.

- [28] M. F. Antwi-Afari *et al.*, "Machine learning-based identification and classification of physical fatigue levels: A novel method based on a wearable insole device," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 93, p. 103404, 2023.
- [29] L. M. Amaya-Mejía, N. Duque-Suárez, D. Jaramillo-Ramírez, et C. Martinez, "Vision-based safety system for barrierless human-robot collaboration," Dans *2022 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, Kyoto, Japan, 2022, pp. 7331-7336.
- [30] L. Scalera, C. Nainer, A. Giusti, et A. Gasparetto, "Robust safety zones for manipulators with uncertain dynamics in collaborative robotics," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, vol. 37, no. 7, pp. 887-899, 2024.
- [31] A. Arif, Z. Zakeri, A. Omurtag, P. Breedon, et A. Khalid, "Neurophysiological Approach for Psychological Safety: Enhancing Mental Health in Human–Robot Collaboration in Smart Manufacturing Setups Using Neuroimaging," *Information*, vol. 15, no. 10, p. 640, 2024.
- [32] B. Lacevic, A. M. Zanchettin, et P. Rocco, "Safe Human-Robot Collaboration via Collision Checking and Explicit Representation of Danger Zones," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2022.
- [33] X. Qin, P. Yang, Y. Shen, M. Li, J. Hu, et J. Yun, "Classification of driving fatigue based on EEG signals," Dans *2020 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, Taichung City, Taiwan, 2020, pp. 508-512.
- [34] H. Ju, H.-C. Kim, S. W. Jang, Y. Won, S.-G. Park, et J.-H. Leem, "Relationship between fatigue severity scale and occupational injury in Korean workers," *Annals of occupational and environmental medicine*, vol. 33, 2021.
- [35] M. Sunaryo et R. A. Ratriwardhani, "The effect of workload and length of work on the occurrence of fatigue in workers in the informal industry," *Bali Medical Journal*, vol. 11, no. 1, pp. 310-314, 2022.
- [36] B. Gowtham, V. Nagajothi, G. Karthi, et C. Saraswathy, "Real Time Alert System For Slumberous And Fatigue Driver Using Eye Blink Sensor," Dans *2023 2nd International Conference on Vision Towards Emerging Trends in Communication and Networking Technologies (ViTECoN)*, Vellore, India, 2023, pp. 1-5.
- [37] P. Sotirios, F. Fabio, et M. Francesco, "A Methodological Framework to Assess Mental Fatigue in Assembly Lines with a Collaborative Robot," dans *Flexible Automation and Intelligent Manufacturing: The Human-Data-Technology Nexus: Proceedings of FAIM 2022, June 19–23, 2022, Detroit, Michigan, USA, Volume 2*: Springer, 2023, pp. 297-306.
- [38] B. Lacevic, A. M. Zanchettin, et P. Rocco, "Safe human-robot collaboration via collision checking and explicit representation of danger zones," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 20, no. 2, pp. 846-861, 2022.
- [39] T. H. Chan *et al.*, "A Robotic System of Systems for Human-Robot Collaboration in Search and Rescue Operations," Dans *2023 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM)*, Seattle, WA, USA, 2023, pp. 878-885.
- [40] G. Liu, J. Liu, et L. Dai, "Research on the fatigue detection method of operators in digital main control rooms of nuclear power plants based on multi-feature fusion," Dans *2023 IEEE 2nd International Conference on Electrical Engineering, Big Data and Algorithms (EEBDA)*, Changchun, China, 2023, pp. 1459-1463.

- [41] L. Liu *et al.*, "A novel fatigue driving state recognition and warning method based on EEG and EOG signals," *Journal of healthcare engineering*, vol. 2021, 2021.
- [42] X. Mai, X. Sheng, X. Shu, Y. Ding, X. Zhu, et J. Meng, "A Calibration-Free Hybrid Approach Combining SSVEP and EOG for Continuous Control," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 31, pp. 3480-3491, 2023. doi: 10.1109/TNSRE.2023.3307814.
- [43] T. Bafna et J. P. Hansen, "Mental fatigue measurement using eye metrics: A systematic literature review," *Psychophysiology*, vol. 58, no. 6, p. e13828, Jun 2021. doi: 10.1109/ICCC62278.2024.10582966.
- [44] C. M. Segning, R. A. da Silva, et S. Ngomo, "An Innovative EEG-Based Pain Identification and Quantification: A Pilot Study," *Sensors*, vol. 24, no. 12, p. 3873, 2024.
- [45] L. Dai, Y. Li, et M. Zhang, "Detection of operator fatigue in the main control room of a nuclear power plant based on eye blink rate, PERCLOS and mouse velocity," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 4, p. 2718, 2023.
- [46] X. Hu et G. Lodewijks, "Detecting fatigue in car drivers and aircraft pilots by using non-invasive measures: The value of differentiation of sleepiness and mental fatigue," *Journal of safety research*, vol. 72, pp. 173-187, 2020.
- [47] A. Lambay, Y. Liu, P. Morgan, et Z. Ji, "A data-driven fatigue prediction using recurrent neural networks," Dans *2021 3rd International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA)*, Ankara, Turkey, 2021, pp. 1-6.
- [48] J. S. Virk, M. Singh, M. Singh, U. Panjwani, et K. Ray, "A multimodal feature fusion framework for sleep-deprived fatigue detection to prevent accidents," *Sensors*, vol. 23, no. 8, p. 4129, 2023.
- [49] A. Bulygin et A. Kashevnik, "Human Operator Gaze Movement Characteristics Analysis for Fatigue Detection," Dans *2023 34th Conference of Open Innovations Association (FRUCT)*, Riga, Latvia, 2023, pp. 27-34.
- [50] V. S. Manhas, P. Sahani, S. V. Upase, et R. Ashtagi, "RealTime Drowsiness Detection System using Facial Landmarks and Eye Blink Analysis," Dans *Proceedings of the 5th International Conference on Information Management & Machine Intelligence*, 2023, pp. 1-9.
- [51] M. Faccio, I. Granata, et R. Minto, "Task allocation model for human-robot collaboration with variable cobot speed," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 35, no. 2, pp. 793-806, 2024.
- [52] C. Messeri, A. Bicchi, A. M. Zanchettin, et P. Rocco, "A Dynamic Task Allocation Strategy to Mitigate the Human Physical Fatigue in Collaborative Robotics," *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 2178-2185, 2022.
- [53] M. Urasaki et M. Niitsuma, "Mental Fatigue Evaluation using Blink Frequency and Pupil Diameter on Human-Robot Collaboration with Different Motion Timing," Dans *June 2021 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Kyoto, Japan, 2021, pp. 1-5.
- [54] F. Chen, K. Sekiyama, F. Cannella, et T. Fukuda, "Optimal subtask allocation for human and robot collaboration within hybrid assembly system," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 11, no. 4, pp. 1065-1075, Article 6583316, 2014. doi: 10.1109/TASE.2013.2274099.

- [55] P. Li, R. Meziane, M. J.-D. Otis, H. Ezzaidi, et P. Cardou, "A Smart Safety Helmet using IMU and EEG sensors for analysis of worker's fatigue," Dans *IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE)*, Timisoara, Romania, 2014, pp. 1-6.
- [56] FLORIDA RESEARCH INSTRUMENTS. "ECG Electrode [TDE-202]". <https://www.fri-fl-shop.com/products/disposable-reusable-flat-snap-eegecg-electrode-tde-202>
- [57] Service de mise à jour des normes CAN/CSA-Z434-F14 (C2024). "Robots industriels et systèmes robotiques". <https://view.csagroup.org/kTHwFV>
- [58] M. Faccio, I. Granata, et R. Minto, "Task allocation model for human-robot collaboration with variable cobot speed," *Journal of Intelligent Manufacturing*, pp. 1-14, 2023.
- [59] Universal Robot. "UR5 Caractéristiques techniques". https://www.universal-robots.com/media/50594/ur5_fr.pdf.

ANNEXE 1



Figure 24: Présentation de l'espace réel de collaboration (crédit photo : Raphael)

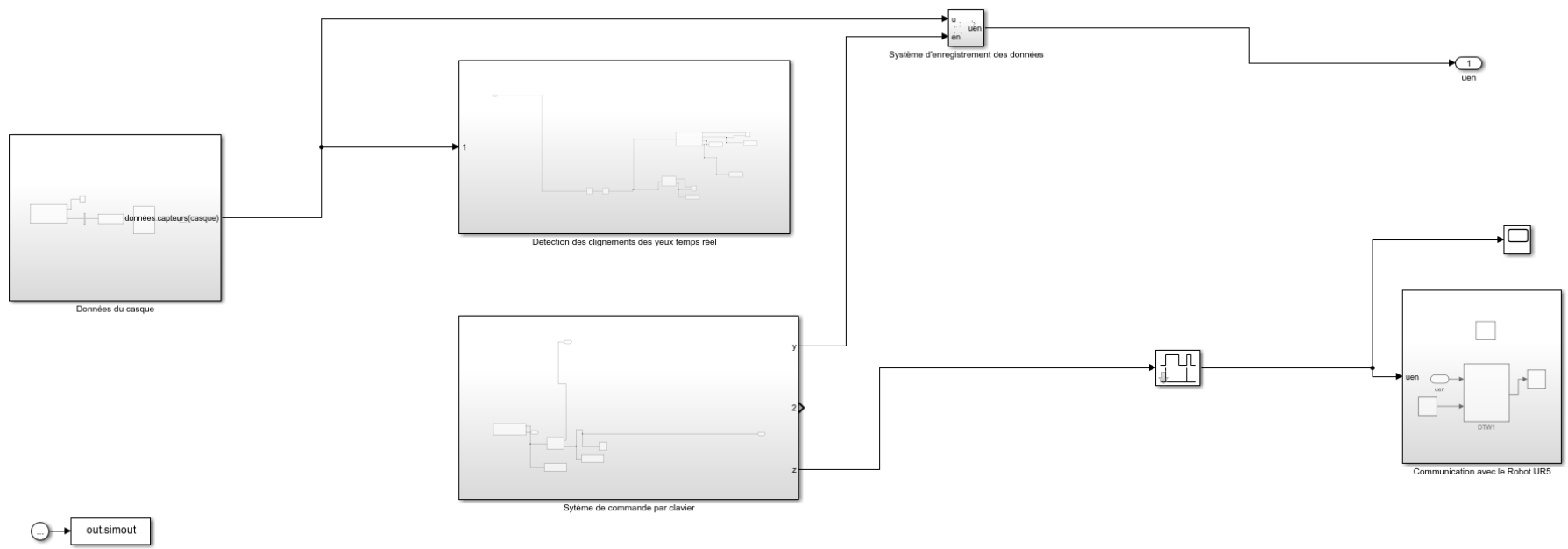


Figure 25: Schémas Simulink d'acquisition et de commande du Robot UR5 en temps réel.

Tableau 15: Résultat des nombres de détections par classe et par jour

Jour d'acquisition	Matin	Journée	Soir
Jour 1	387	425	1031
Jour 2	367	547	991
Jour 3	312	641	1215
Jour 4	367	493	847
Jour 5	235	569	1040
Jour 6	445	519	1090
Jour 7	450	684	1129
Jour 8	298	743	959
Jour 9	514	783	1004
Jour 10	443	588	804
Jour 11	486	604	852
Jour 12	516	842	822
Jour 13	491	632	741
Jour 14	515	479	1247
Jour 15	535	602	890
Jour 16	584	547	875
Jour 17	457	493	1143
Jour 18	507	569	1068
Jour 19	415	519	1058
Jour 20	413	652	799
Jour 21	259	540	1049
Jour 22	269	589	1079
Jour 23	299	593	956
Jour 24	389	600	1081
Jour 25	386	631	1137
Jour 26	520	707	1106
Jour 27	520	704	1101
Jour 28	353	665	1127
Jour 29	412	607	1125
Jour 30	427	599	828

Tableau 16: Un extrait des vecteurs de la durée entre deux détections pour la classe_3

TU01	TU02	TU03	TU04	TU05	TU06	TU07	TU08	TU09	TU010
2,78	2,608	4,668	2,04	3,332	2,318	2,71	1,274	4,06	2,39
4,594	3,796	5,742	1,418	4,456	1,948	2,666	1,52	1,492	1,352
4,428	3,196	5,738	4,766	6,12	1,796	2,916	2,816	2,614	3,978
6,1	6,556	3,126	4,874	4,774	4,224	2,26	1,274	3,844	3,706
4,978	3,714	8,658	6,274	3,366	4,142	3,56	1,914	5,032	4,378
4,442	2,58	3,59	6,25	3,482	4,284	1,478	3,01	4,76	4,46
3,99	4,93	3,43	7,058	2,654	4,374	1,718	3,274	5,144	4,346
1,66	1,874	3,372	6,854	1,406	4,176	3,338	1,592	5,062	4,684
3,232	3,266	3,622	5,568	3,984	4,314	3,766	1,78	4,722	4,194
3,206	2,98	2,02	1,272	4,444	4,762	3,96	1,274	4,538	4,68
4,16	6,126	1,932	7,62	1,1	3,864	3,3	2,104	1,15	4,71
4,788	5,564	2,15	6,964	4,624	1,986	3,462	1,642	3,076	5,09
4,23	3,56	1,7	6,572	1,688	1,616	3,7	1,862	4,564	6
4,83	2,4	1,026	5,18	4,74	1,452	3,488	1,29	3,212	4,654
5,282	6,784	2,946	6,32	6,434	3,548	3,442	2,42	1,234	4,698
5,22	6,91	3,628	6,08	4,71	3,596	3,56	2,926	4,762	4,442

5,37	6,464	1,674	5,756	3,702	3,166	3,67	2,848	4,526	4,42
5,134	6,926	2,248	6,096	4,744	1,646	1,258	3,73	4,6	4,066
4,454	2,238	6,126	7,076	9,062	3,87	1,786	3,828	5,186	1,232
5,07	3,906	3,772	3,166	4,04	1,256	2,136	4,202	5,754	4,54
4,88	4,168	4,896	2,766	4,372	3,198	1,75	3,794	5,724	1,368
1,468	1,638	4,196	4,946	4,182	3,176	2,848	4,426	4,822	3,028
3,634	6,388	5,164	6,104	3,908	3,18	2,972	3,96	2,852	5,172
5,142	5,172	4,99	5,532	2,808	3,3	3,412	4,192	2,35	4,736
4,53	2,11	5,274	6,292	2,258	3,09	2,882	3,686	3,82	3,116
1,026	6,772	4,38	6,344	2,548	4,598	4,218	3,968	4,706	2,274
3,374	8,476	5,176	5,818	1,026	3,624	1,026	3,818	4,864	3,502
4,164	5,612	3,954	5,712	4,466	3,51	2,426	3,536	3,514	1,488
4,682	6,872	5,216	6,322	4,128	3,446	2,768	4,074	1,356	4,46
2,78	2,608	4,668	2,04	3,332	2,318	2,71	1,274	4,06	2,39

Tableau 17: Un extrait des vecteurs de la durée entre deux détections pour la classe_2

TM01	TM02	TM03	TM04	TM05	TM06	TM07	TM08	TM09	TM010
2,728	2,666	2,61	2,58	1,668	2,74	2,3	1,34	1,48	1,854
3,002	2,828	3,124	2,604	2,742	3,384	3,09	1,198	2,618	1,854
2,892	2,285	3,158	2,674	2,308	3,114	2,448	3,098	2,996	3,372
2,974	3,278	3,136	2,938	2,324	2,72	2,198	2,806	2,476	3,372
2,938	3,298	3,166	2,918	2,484	3,128	2,138	2,702	2,712	3,174
2,982	3,282	3,32	3,434	2,328	3,346	1,792	3,448	1,902	3,1
2,934	3,818	3,288	3,454	2,464	2,8	2,674	2,496	2,624	2,984
3,142	3,442	3,438	2,746	2,476	2,99	2,176	2,644	2,544	2,482
3,07	3,046	3,32	3,434	2,332	3,07	2,08	2,376	2,744	2,848
3,05	2,6	3,304	3,256	2,622	2,882	2,246	2,638	2,05	3,236
3,114	2,285	3,392	3,128	2,512	3,685	2,196	2,722	2,108	2,864
2,898	2,285	3,59	3,26	2,454	2,796	2,446	2,56	1,352	2,77
3,218	2,285	3,508	3,11	2,408	2,958	2,34	2,482	1,258	2,19
3,258	2,285	3,444	3,258	2,544	3,208	2,096	2,358	2,3	2,336
3,15	2,285	3,68	3,218	2,584	3,186	2,488	2,404	2,414	2,022
3,256	2,285	3,776	3,116	2,364	2,552	2,552	2,816	2,44	2,172
3,138	2,285	3,752	3,348	2,558	2,552	2,44	2,338	2,248	2,118
3,216	2,402	3,872	2,564	2,446	3,446	2,518	2,49	2,546	2,348
3,104	3,85	3,268	2,44	2,802	2,808	2,118	2,256	2,332	1,854
3,124	4,064	3,478	2,914	2,458	3,01	3,068	2,262	2,12	2,472
3,278	3,368	3,414	3,798	2,624	2,11	1,646	2,422	2,368	2,398
3,12	3,644	3,51	3,52	2,582	2,692	1,646	2,102	2,066	1,854
3,396	3,236	2,866	3,148	2,412	2,98	2,686	2,102	2,202	2,028
3,128	3,744	3,508	2,91	2,62	2,014	2,526	2,52	2,63	2,074
3,494	2,64	3,036	3,088	2,606	2,964	1,85	2,546	1,586	1,956
3,618	2,81	2,586	2,958	2,488	2,438	1,646	2,734	2,914	2,118
3,07	2,285	2,142	3,338	2,448	2,51	2,488	1,294	2,176	2,732
3,372	2,285	2,554	3,322	2,552	3,456	2,984	1,198	2,598	2,236
3,348	2,45	3,918	3,438	2,4	3,284	2,618	1,428	2,746	2,59
2,964	2,285	3,55	3,086	2,454	2,284	2,678	2,69	2,784	2,252

Tableau 18: Un extrait des vecteurs de la durée entre deux détections pour la classe_1

TS01	TS02	TS03	TS04	TS05	TS06	TS07	TS08	TS09	TS010
------	------	------	------	------	------	------	------	------	-------

1,792	1,86	1,768	1,96	1,99	1,7	1,652	1,34	1,43	1,6
1,274	1,406	1,756	1,96	1,99	1,48	1,638	1,026	2,453	1,37
1,682	1,2	1,472	1,87	1,99	2,1	1,59	1,534	2,03	1,322
1,54	1,4	1,73	1,472	1,99	1,796	1,646	1,1	1,43	1,344
1,584	1,274	1,508	1,96	1,99	1,61	1,72	1,356	2,012	1,314
1,572	1,538	1,522	1,586	1,99	1,972	1,43	1,068	1,716	1,418
1,72	1,316	1,258	1,472	1,99	1,832	1,586	1,026	1,708	1,442
1,386	1,164	1,524	1,662	1,99	1,898	1,73	1,026	2,15	1,558
1,928	1,32	1,276	1,646	1,836	1,82	1,504	1,414	1,846	1,268
1,298	1,834	1,566	1,744	1,99	1,856	1,714	1,094	1,96	1,146
1,58	1,666	1,458	1,664	1,582	1,52	1,73	1,046	2,188	1,702
1,498	1,18	1,422	1,734	1,99	1,77	1,494	1,276	2,302	1,44
1,648	1,69	1,292	1,582	1,782	1,892	1,688	1,068	2,252	1,478
1,59	1,026	1,384	1,96	1,64	1,784	1,592	1,318	2,338	1,13
1,554	1,692	1,376	1,632	1,99	1,898	1,65	1,116	2,422	1,406
1,858	1,026	1,378	1,738	1,874	1,694	1,372	1,322	2,412	1,29
1,438	1,536	1,488	1,664	1,904	1,83	1,574	1,302	2,304	1,452
1,582	1,53	1,356	1,728	1,99	1,82	1,704	1,134	2,02	1,298
1,676	1,44	1,494	1,666	1,814	1,718	1,706	1,392	1,696	1,516
1,45	1,026	1,504	1,822	1,57	1,804	1,574	1,586	1,948	1,392
1,92	1,698	1,486	1,96	1,842	1,712	1,658	1,65	2,1	1,45
1,384	1,292	1,356	1,98	1,818	1,874	1,71	1,062	2,012	1,47
1,48	1,645	1,32	1,678	1,99	1,76	1,682	1,41	2,194	1,232
1,614	1,806	1,332	1,896	1,702	2,084	1,64	1,16	2,062	1,5
1,528	1,158	1,414	1,68	1,756	1,838	1,73	1,162	1,8	1,304
1,564	1,416	1,55	1,898	1,786	1,828	1,73	1,378	2,29	1,026
1,422	1,368	1,33	1,734	1,834	1,882	1,586	1,264	1,43	1,632
1,706	1,04	1,546	1,874	1,95	1,802	1,562	1,282	2,24	1,25
1,542	1,86	1,144	1,704	1,628	1,796	1,598	1,376	1,856	1,464
1,584	1,574	1,334	1,612	1,752	1,662	1,73	1,082	1,704	1,434

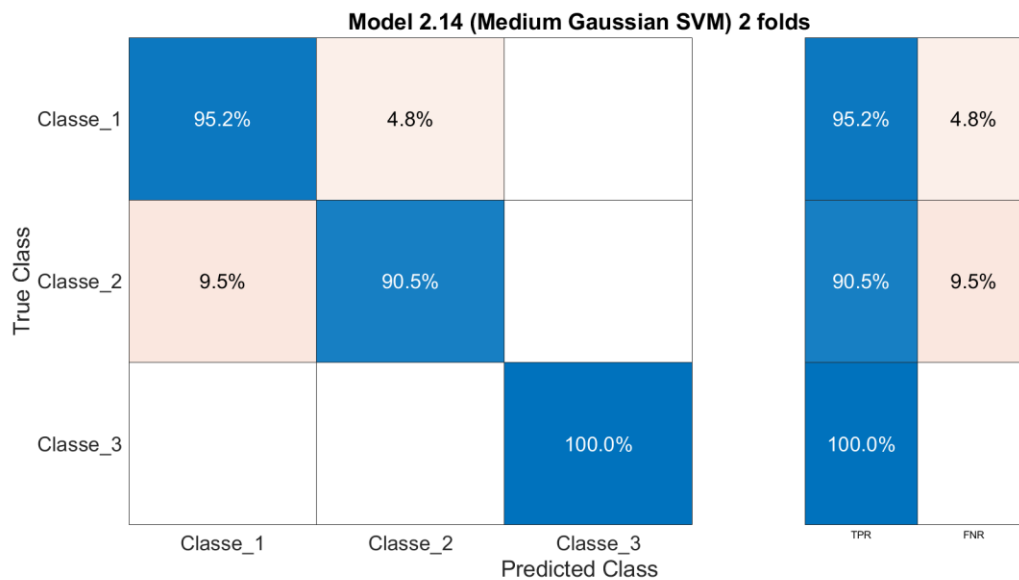


Figure 26: Matrice de confusion pour le modèle Medium Gaussian SVM avec K = 2

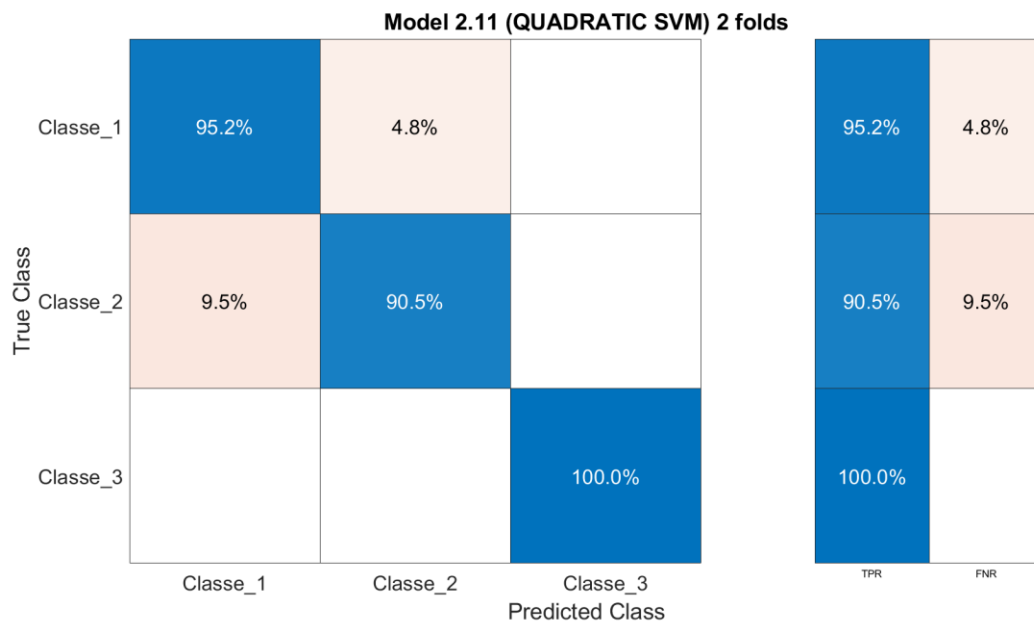


Figure 27: Matrice de confusion pour le modèle QUADRATIC SVM avec K=2

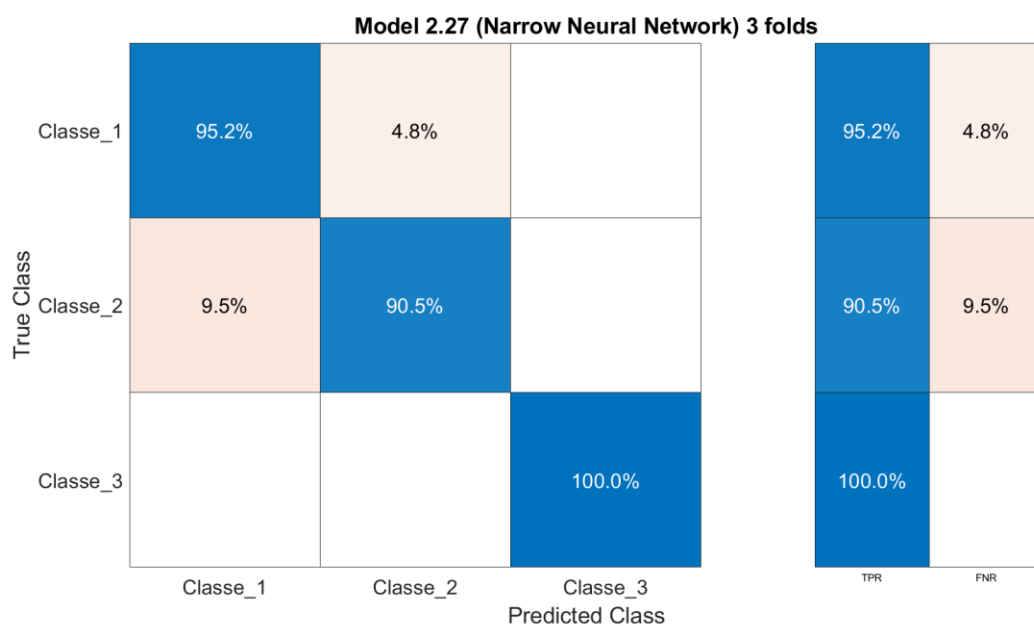


Figure 28: Matrice de confusion pour le modèle Narrow Neural Network avec K=3

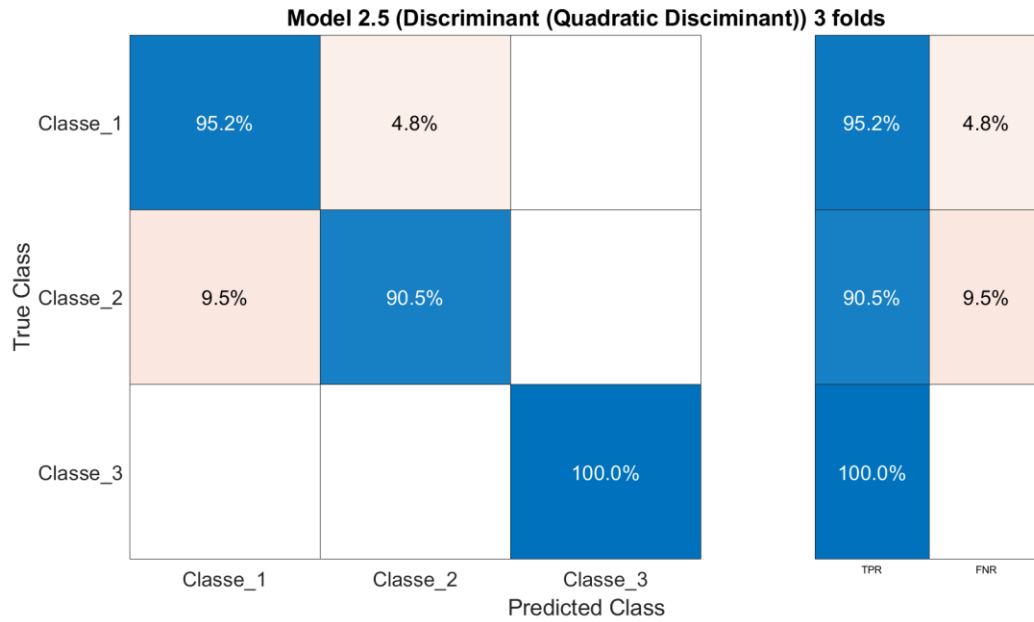


Figure 29: Matrice de confusion pour le modèle Discriminant (Quadratic Discriminant) avec K=3

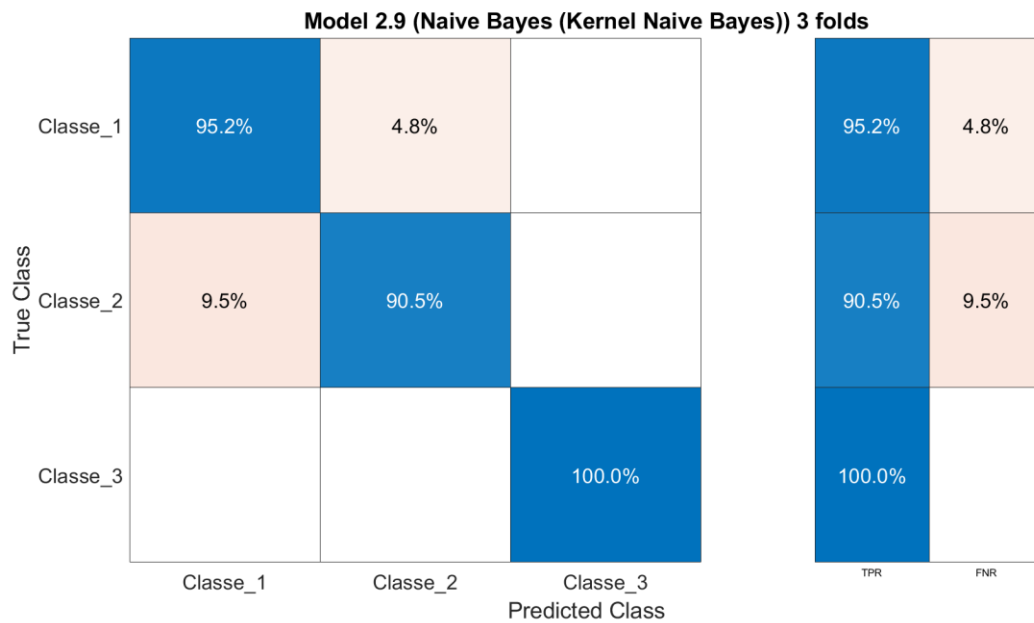


Figure 30: Matrice de confusion pour le modèle Naive Bayes (Kernel Naive Bayes) avec K=3

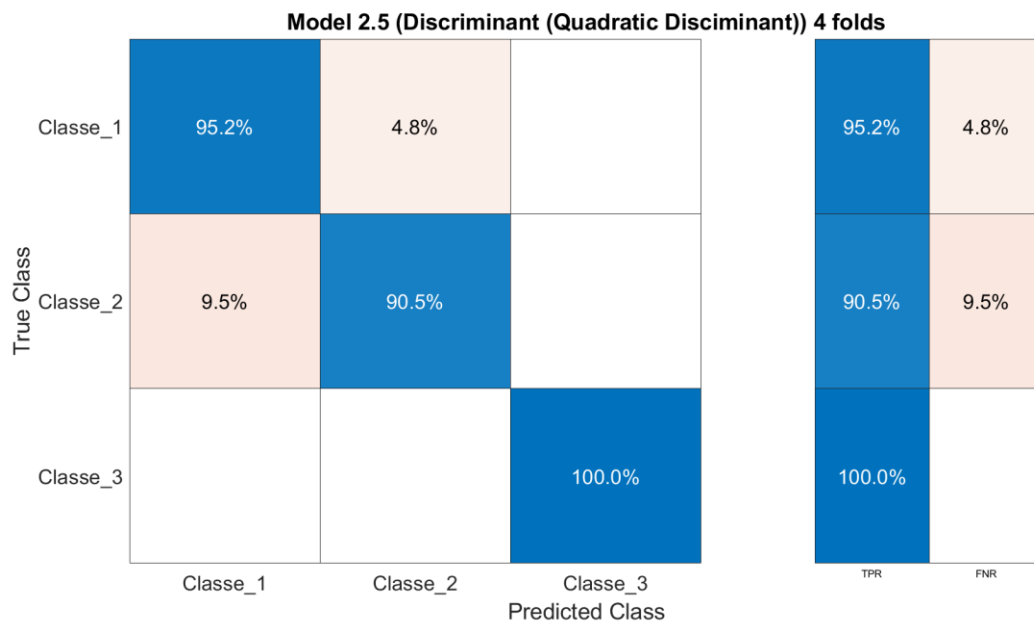


Figure 31: Matrice de confusion pour le modèle Discriminant (Quadratic Discriminant) avec K=4

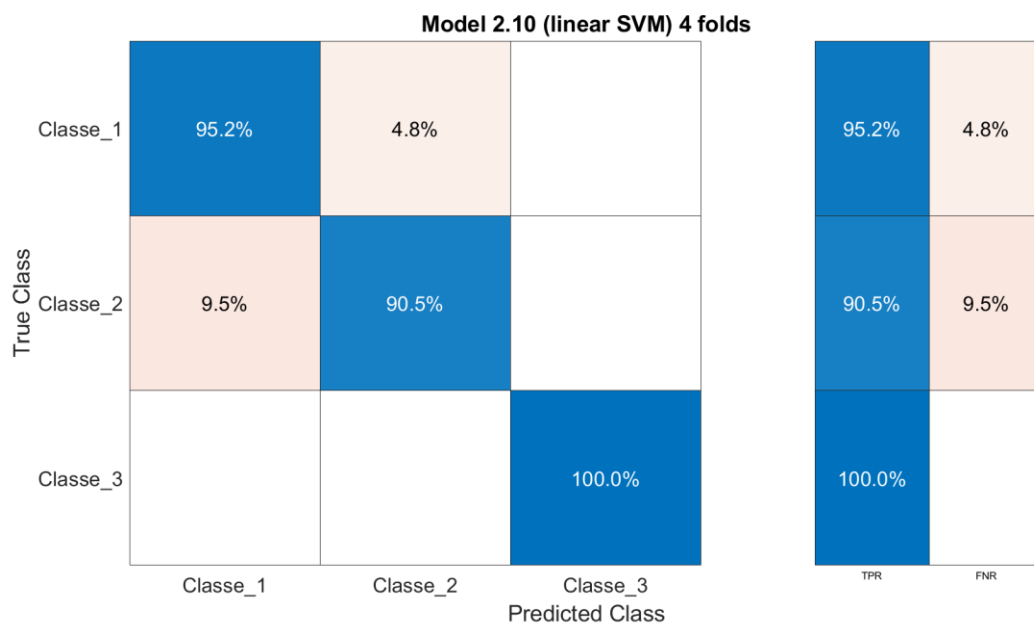


Figure 32: Matrice de confusion pour le modèle linear SVM avec K=4

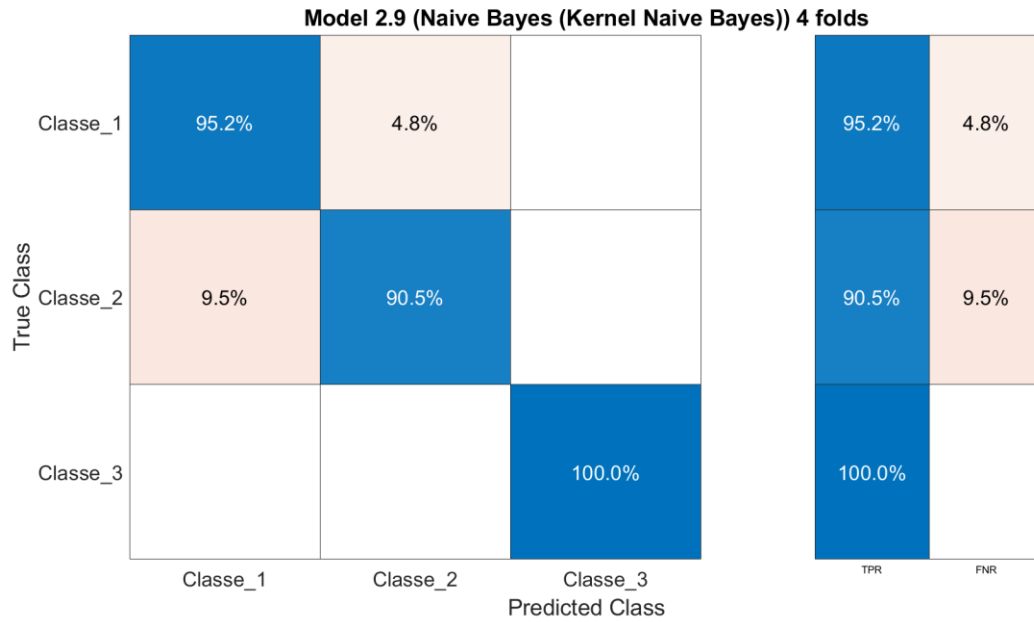


Figure 33: Matrice de confusion pour le modèle Naive Bayes (Kernel Naive Bayes) avec K=4

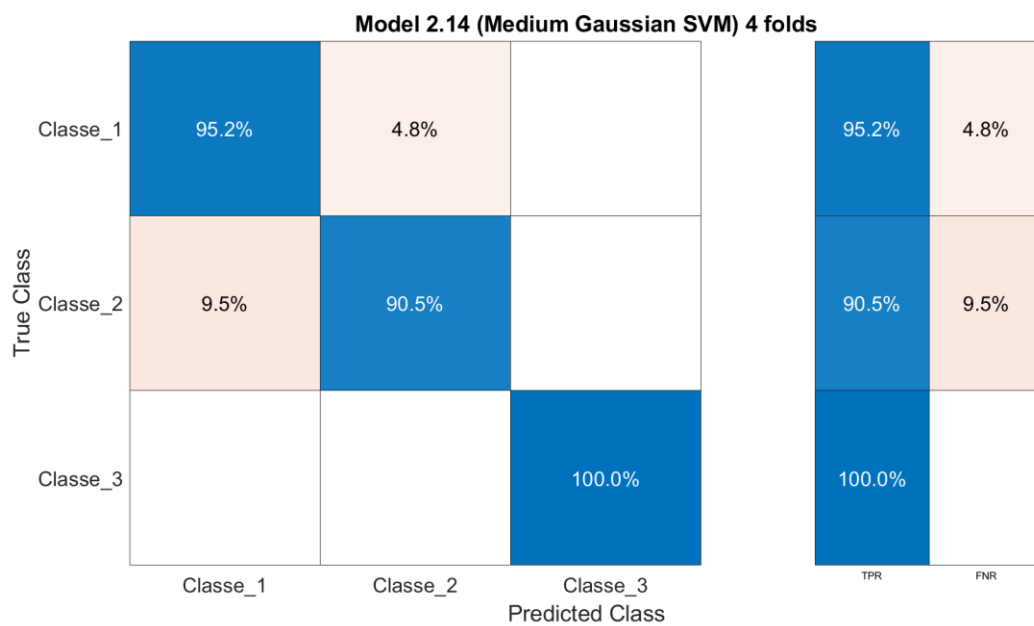


Figure 34: Matrice de confusion pour le modèle Medium Gaussian SVM avec K = 4

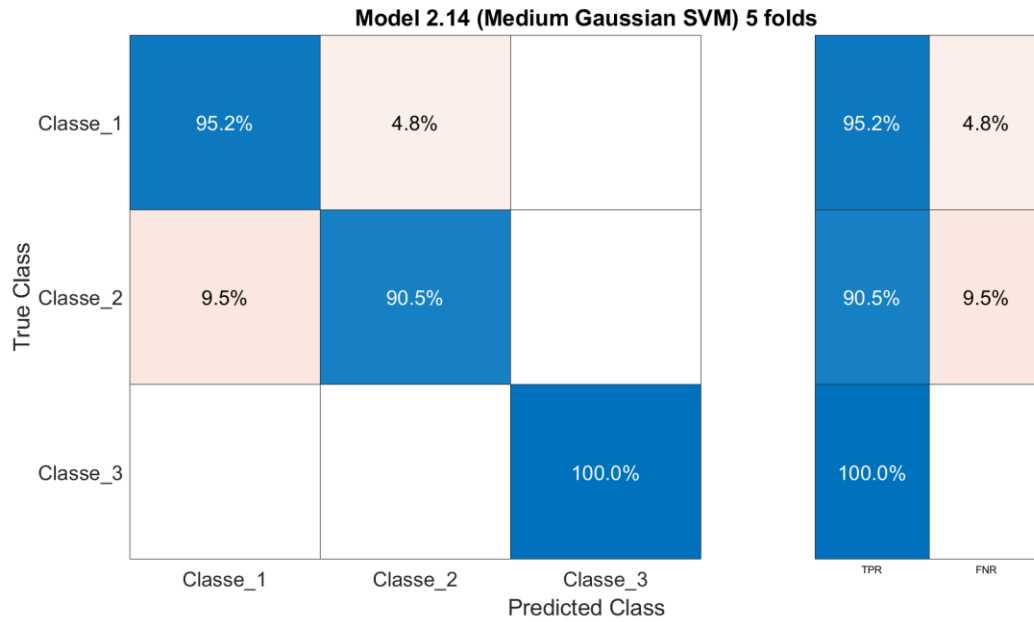


Figure 35: Matrice de confusion pour le modèle Medium Gaussian SVM avec K = 5

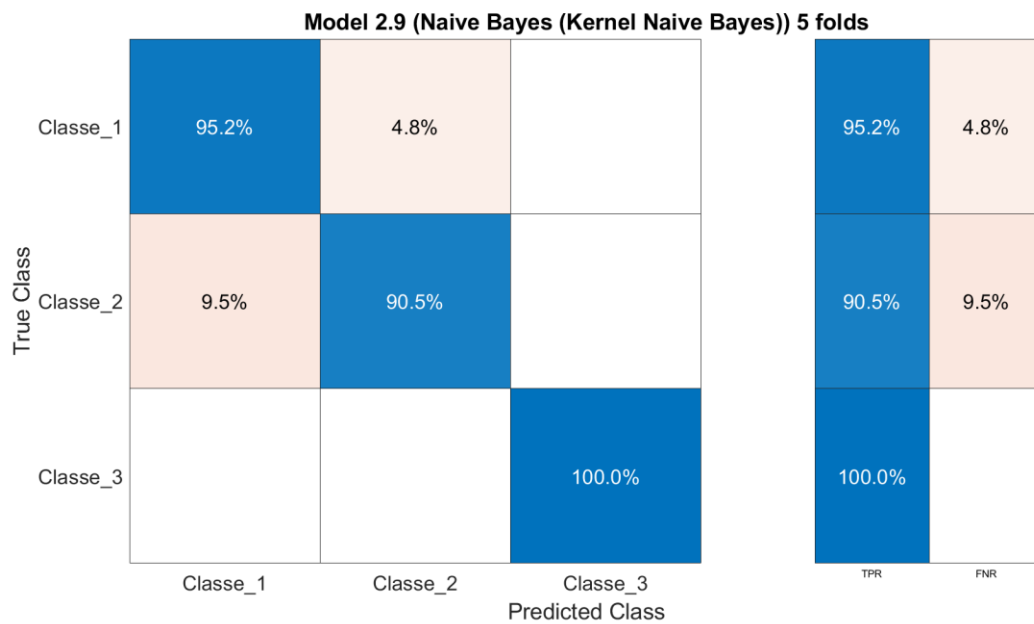


Figure 36: Matrice de confusion pour le modèle Naive Bayes (Kernel Naive Bayes) avec K=5

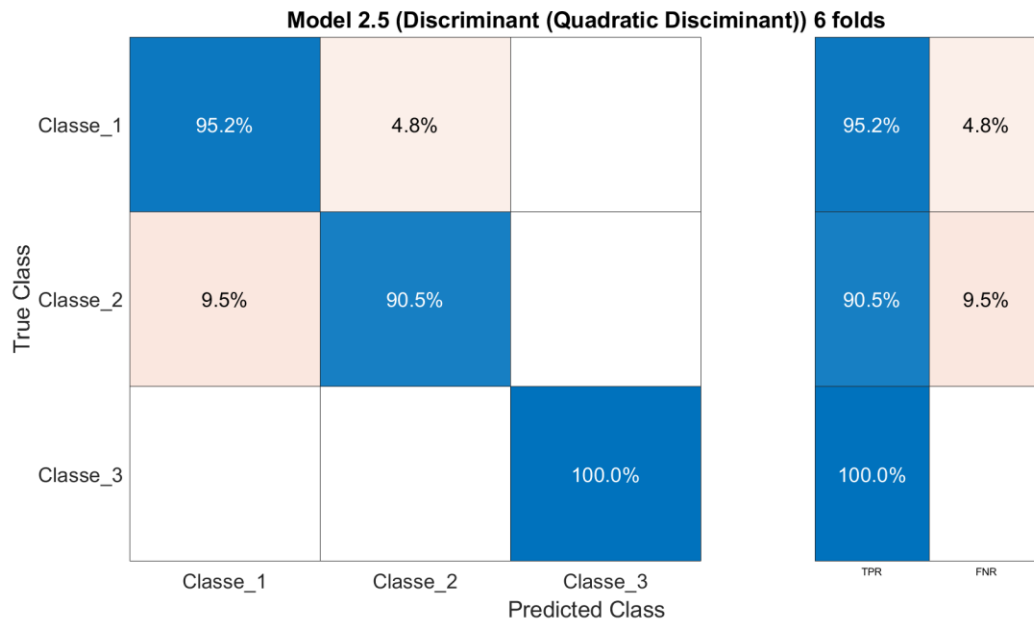


Figure 37: Matrice de confusion pour le modèle Discriminant (Quadratic Discriminant) avec K=6

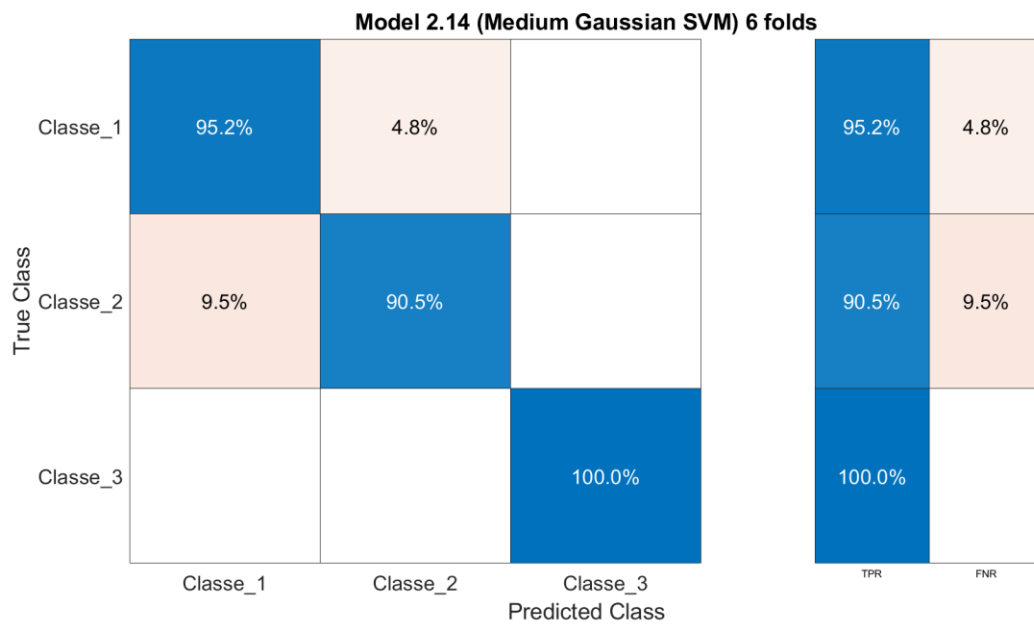


Figure 38: Matrice de confusion pour le modèle Medium Gaussian SVM avec K = 6

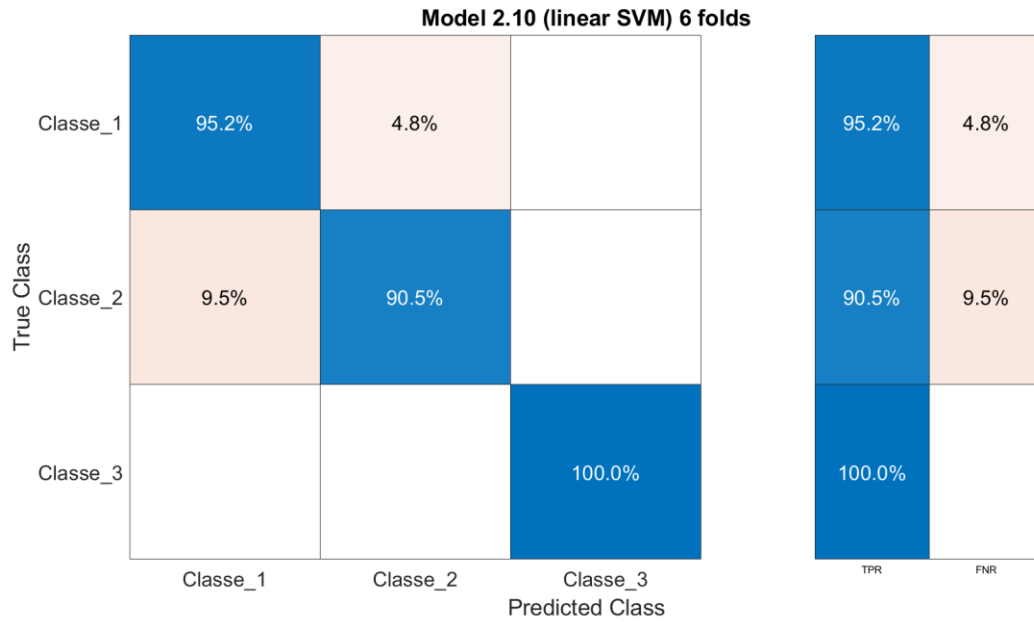


Figure 39: Matrice de confusion pour le modèle linear SVM avec K=6

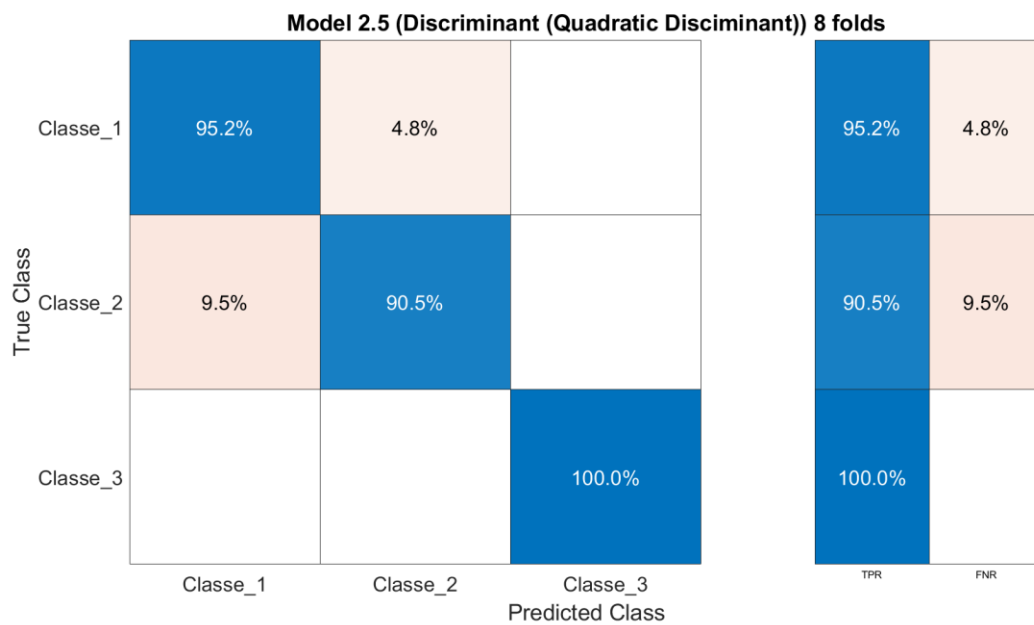


Figure 40: Matrice de confusion pour le modèle Discriminant (Quadratic Discriminant) avec K=8

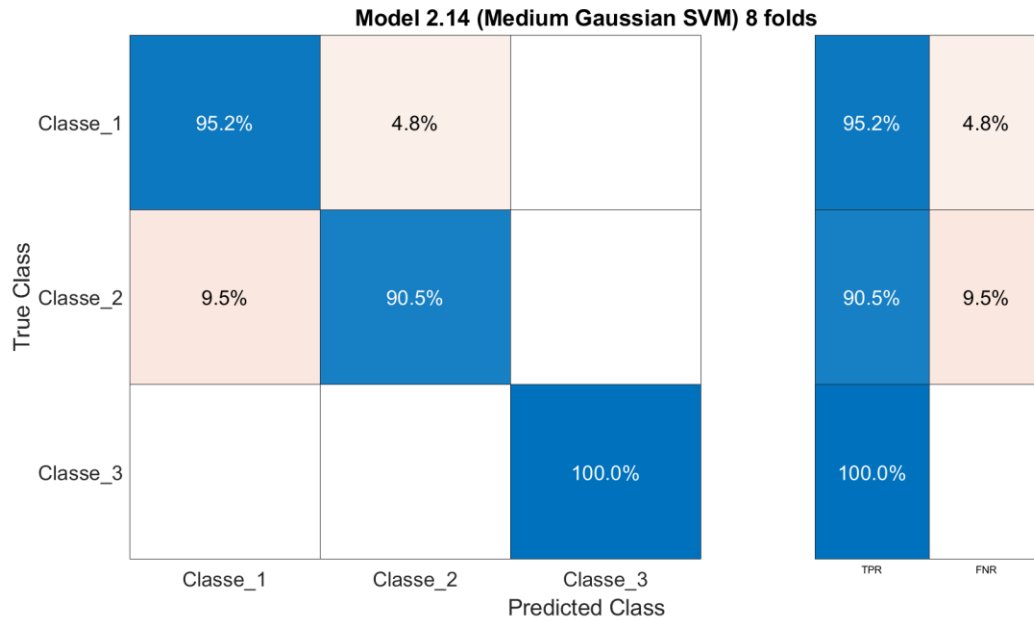


Figure 41: Matrice de confusion pour le modèle Medium Gaussian SVM avec K = 8

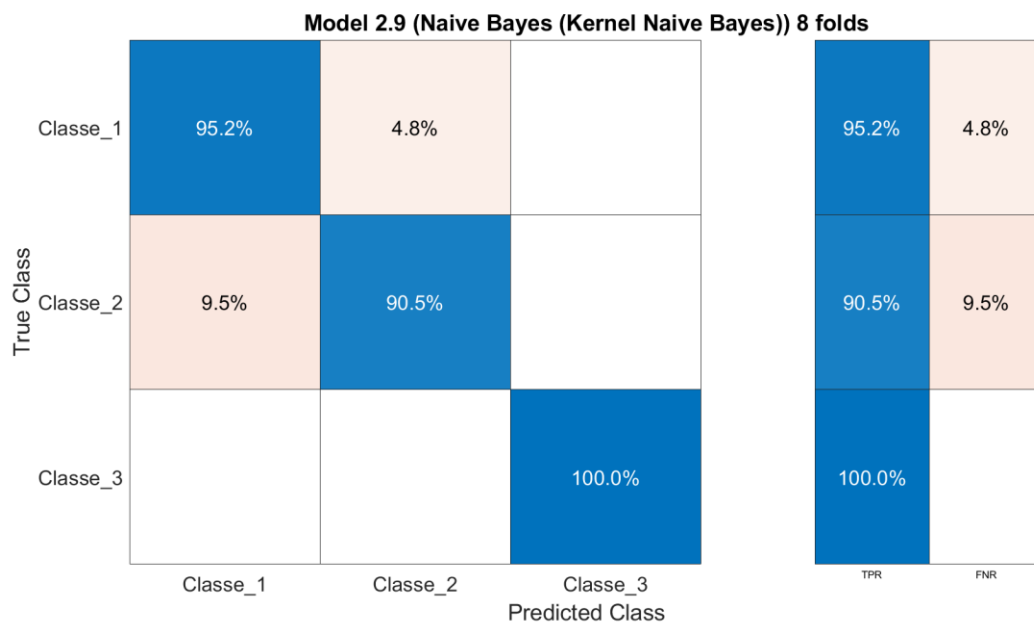


Figure 42: Matrice de confusion pour le modèle Naive Bayes (Kernel Naive Bayes) avec K=8

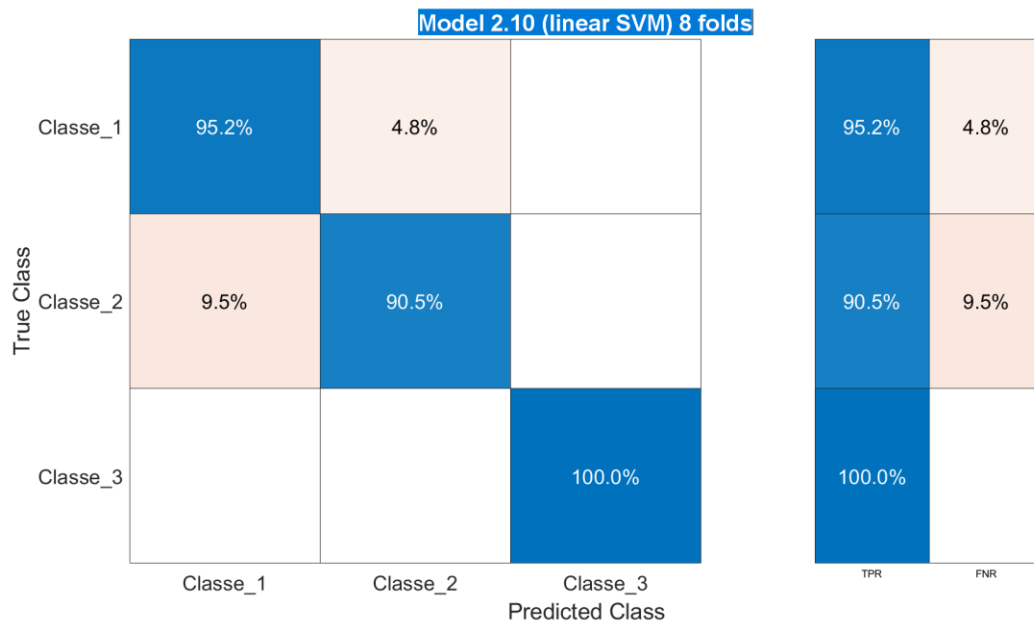


Figure 43: Matrice de confusion pour le modèle linear SVM avec K=8

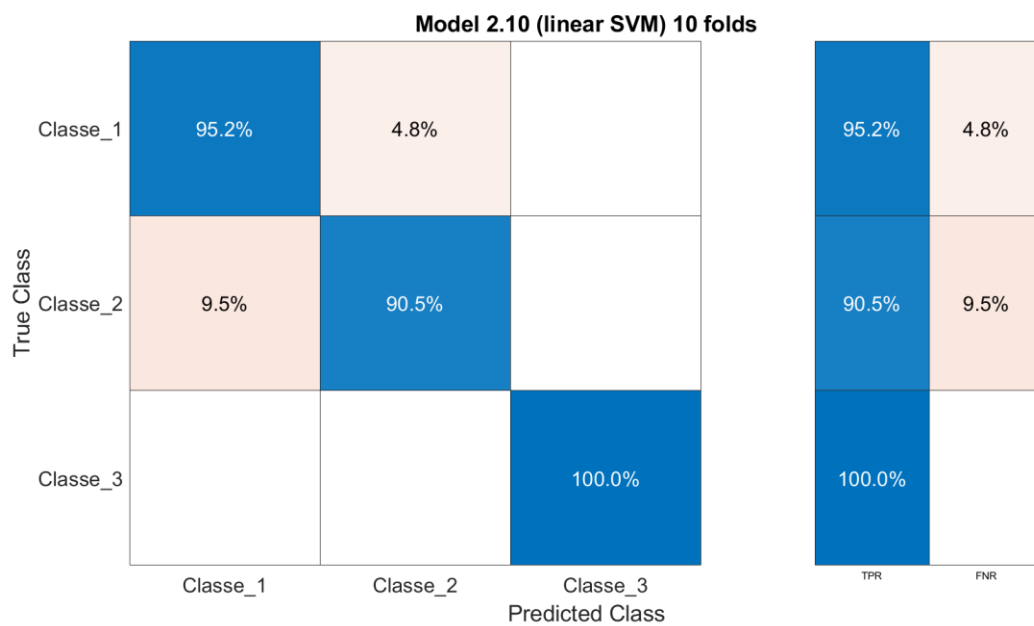


Figure 44: Matrice de confusion pour le modèle linear SVM avec K=10

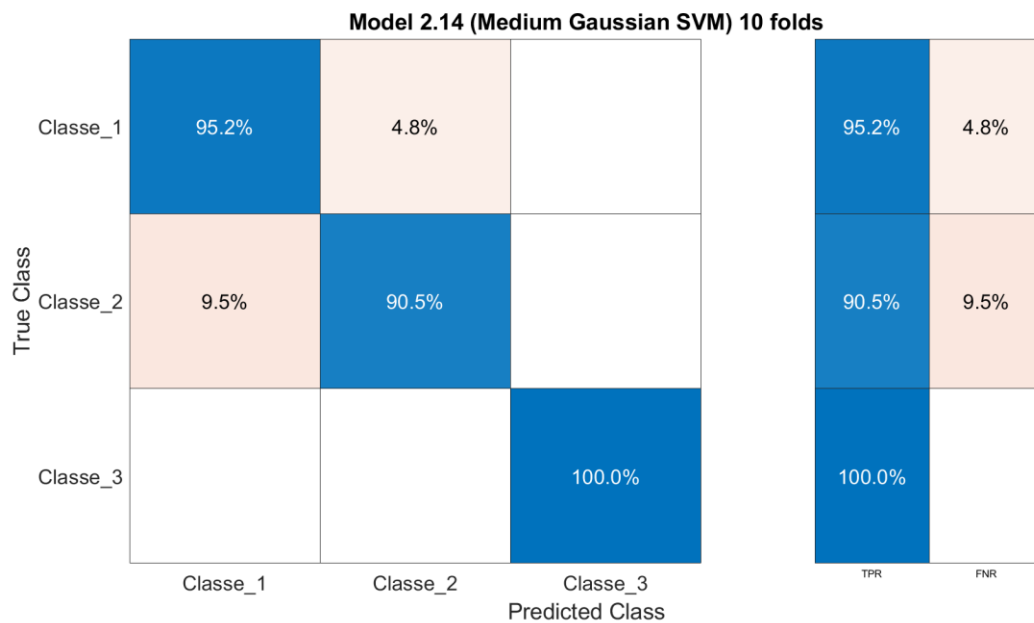


Figure 45: Matrice de confusion pour le modèle Medium Gaussian SVM avec K = 10

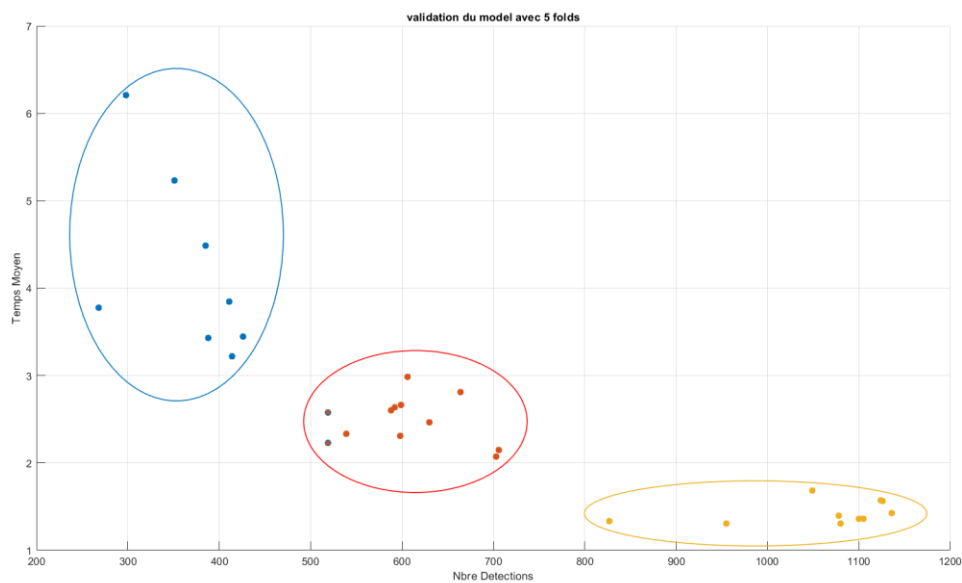


Figure 46: Dispersion de données du model SVM avec K=5