



Diagnostic des systèmes hybrides dans les systèmes manufacturiers flexibles dédié aux concepts de l'industrie 5.0.

Par HAMADACHE ABDESSALEM

**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 :

Martin Otis, ing. Ph.D., Professeur, Université du Québec à Chicoutimi, Directeur de recherche

Pascal Fortin CPI. Ph.D., Professeur, Université du Québec à Chicoutimi, Evalueur externe

Oussama Jebbar, Ph.D., Professeur, Université du Québec à Chicoutimi, Evalueur externe

Québec, Canada

© Hamadache Abdessalem, 2025

RÉSUMÉ

Le désassemblage des batteries de véhicules électriques nécessite une collaboration directe entre l'opérateur humain et un robot industriel, notamment pour réaliser certaines tâches délicates telles que l'extraction des câbles électriques. Afin d'intégrer efficacement cette coopération au sein d'une cellule de travail collaborative, il est essentiel d'adapter la méthodologie GEMMA existante en y intégrant explicitement la surveillance continue des états psychophysiologiques de l'opérateur, tels que la fatigue, le stress et la concentration. Cette intégration est réalisée conformément aux principes fondamentaux de l'industrie 5.0, centrés sur l'humain, et vise à établir un nouveau standard de conception des ordonnancements industriels. Ce standard repose sur une approche comportementale globale prenant simultanément en compte les interactions entre l'opérateur, le robot, les convoyeurs et les autres actionneurs dynamiques présents dans l'environnement.

La méthodologie proposée se fonde sur un diagnostic en temps réel de l'état mental de l'opérateur en utilisant des modèles numériques validés par la littérature scientifique afin de créer un jumeau numérique représentatif de l'individu. Ces modèles génèrent des vecteurs de données simulant précisément l'évolution temporelle de la fatigue, du stress et du niveau de concentration de l'opérateur pendant son activité professionnelle. Ces données sont ensuite intégrées à un système décisionnel reposant sur la logique floue, permettant de sélectionner dynamiquement le mode de fonctionnement GEMMA le plus approprié en fonction de l'état actuel de l'opérateur. Les transitions entre les différents modes de fonctionnement sont décrites par un réseau de Petri flou, assurant une gestion robuste et sécurisée du processus industriel.

En définitive, ce travail contribue à renforcer significativement la sécurité des processus industriels collaboratifs, à améliorer la résilience du système face aux variations d'état psychophysiologique de l'opérateur, et à optimiser la coopération entre l'humain et le robot. Il garantit également le bien-être de l'opérateur en adaptant en temps réel les opérations industrielles aux capacités et aux contraintes humaines.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ.....	i
TABLE DES MATIÈRES.....	ii
LISTE DES TABLEAUX.....	v
LISTE DES FIGURES.....	vi
LISTE DES ABRÉVIATIONS.....	vii
DÉDICACE.....	viii
REMERCIEMENTS.....	ix
CHAPITRE 1.....	1
INTRODUCTION.....	1
1.1 CONTEXTE.....	3
1.2 PROBLÉMATIQUE.....	4
1.3 OBJECTIFS.....	5
1.4 MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE.....	6
1.5 ORGANISATION DES CHAPITRES.....	7
CHAPITRE 2.....	8
REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	8
2.1 INTRODUCTION.....	8
2.2 LES APPROCHES FONDAMENTALES DE DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS DANS LES PROCESSUS INDUSTRIELS.....	9
2.2.1 MÉTHODES DE DÉTECTION ET DE DIAGNOSTIC DES PANNES BASÉES SUR LES DONNÉES.....	10
2.2.2 MÉTHODES DE DÉTECTION ET DE DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS BASÉES SUR DES MODÈLES.....	13
2.2.3 MÉTHODES DE DÉTECTION ET DE DIAGNOSTIC DES PANNES BASÉES SUR LES CONNAISSANCES.....	16
2.3 RÉSEAUX DE PÉTRI.....	17
2.4 MÉTHODOLOGIES DES SYSTÈMES DE SUPERVISION BASÉ SUR LE GEMMA.....	19
2.4.1 LE FONCTIONNEMENT DE GUIDE GEMMA.....	19
2.4.2 ANALYSE DE LA PERSPECTIVE DE RECHERCHE.....	26

2.5 CONCLUSION	28
CHAPITRE 3	29
MÉTHODOLOGIE.....	29
3.1 INTRODUCTION	29
3.2 HYPOTHESES DE RECHERCHE.....	29
3.3 MÉTHODOLOGIE.....	30
3.3.1 GÉNÉRATION DE MODÈLE DE L'ÉTAT DE L'HUMAIN.....	31
3.3.1.1 MODELE DE LA FATIGUE	32
3.3.1.2 MODELE DE LA CONCENTRATION	34
3.3.1.3 MODELE DE SIGNAL DE STRESS	36
3.2 SYSTEME DE LOGIQUE FLOUE	40
3.2.1 FUZIFFICATION DES ENTRÉES.....	41
3.2.2 LES REGLES.....	45
3.2.3 INFÉRENCE FLOU.....	45
3.2.4 DÉFUZZIFICATION	46
3.3 LA STRUCTURE ET LA THÉORIE DE GEMMA.....	47
3.4 DÉFINITION DES TRANSITIONS ENTRE LES SOUS FAMILLES DANS LE GEMMA..	48
3.4.1 APPROCHE DE RÉSEAU DE PÉTRI FLOU.....	48
3.4.2 GRAPHE DE RÉSEAU DE PÉTRI FLOU PROPOSÉ POUR LE GEMMA	50
3.5 LIMITES DE PROJET	52
3.6 CONCLUSION	52
RÉSULTATS ET DISCUSSIONS	54
4.1 INTRODUCTION	54
4.2 SCÉNARIOS DE TEST PAR VALIDATION.....	54
4.2.1 SCÉNARIO 1 POUR LA FATIGUE.....	55

4.2.2 SCÉNARIO 2 POUR LA FATIGUE	58
4.2.3 SCÉNARIO 3 POUR LA FATIGUE	61
4.2.4 SCÉNARIO 1 POUR LA CONCENTRATION COMBINÉE AVEC LE STRESS	64
4.2.5 SCÉNARIO 3 POUR LA CONCENTRATION COMBINÉE AVEC LE STRESS	66
4.2.6 SCÉNARIO POUR PLUSIEURS JOURS DE FATIGUE	67
4.3 CONCLUSION	70
CHAPITRE 5	71
CONCLUSION	71
LISTE DE RÉFÉRENCES	73
ANNEXE	76

LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU 1: CLASSIFICATIONS DES METHODES DE DETECTION ET DE DIAGNOSTIC BASEES SUR DES MODELES.....	14
TABLEAU 2: COMPARAISON DE NOTRE ETUDE ET LES TRAVAUX DE RECHERCHE ANTERIEURS.....	27
TABLEAU 3: LES VALEURS UTILISEES POUR LES PERIODES D'ACCUMULATION DE LA FATIGUE	32
TABLEAU 4: LES VALEURS UTILISEES POUR LES PERIODES DE REPOS	33
TABLEAU 5: LES VALEURS UTILISEES POUR TRACER LA COURBE DE CONCENTRATION ..	35
TABLEAU 6: LES VALEURS UTILISEES POUR TRACER LE SIGNAL DE STRESS	37
TABLEAU 7: VALEURS DES COEFFICIENTS DE LE DERIVE LENTE.	38
TABLEAU 8: VALEURS DES FONCTIONS D'APPARTENANCES DE LA FATIGUE.....	41
TABLEAU 9: VALEURS DES FONCTIONS D'APPARTENANCES DE LA CONCENTRATION.	42
TABLEAU 10:VALEURS DES FONCTIONS D'APPARTENANCES DE STRESS	43
TABLEAU 11:VALEURS DES FONCTIONS D'APPARTENANCES DES MODES	44

LISTE DES FIGURES

FIGURE 1: INSTALLATION DE DESASSEMBLAGE DES BATTERIES QUI INTEGRE L'HUMAIN[1].....	4
FIGURE 2: METHODOLOGIE GENERALE	7
FIGURE 3: LA METHODOLOGIE GEMMA PROPOSEE POUR L'INDUSTRIE 3.0 [33].	25
FIGURE 4: LES ETAPES DE LA METHODOLOGIE ADOPTEE	31
FIGURE 5 : COURBE D'EVOLUTION DE LA FATIGUE DE L'HUMAIN DURANT UNE JOURNEE DE TRAVAIL.....	34
FIGURE 6: COURBE D'EVOLUTION DE LA CONCENTRATION DE L'HUMAIN DURANT UNE JOURNEE DE TRAVAIL	35
FIGURE 7: SIGNAL CONTENANT DES EVENEMENTS DE STRESS.....	38
FIGURE 8: MODELE DE STRESS UTILISE DANS LE SIGNAL	39
FIGURE 9: DETECTION DES EVENEMENTS DE STRESS SUR LE SIGNAL PAR DTW.....	40
FIGURE 10: SYSTEME DE LOGIQUE FLOUE UTILISE.	41
FIGURE 11: FUZZIFICATION DE LA FATIGUE	42
FIGURE 12: FUZZIFICATION DE LA CONCENTRATION.....	42
FIGURE 13: FUZZIFICATION DE STRESS	43
FIGURE 14: FUZZIFICATION DE LA SORTIE MODES.	44
FIGURE 15: RESULTAT DE DEFUZZIFICATION.....	46
FIGURE 16: LE GEMMA ADAPTER POUR INDUSTRIE 5.0	48
FIGURE 17: GRAPHE DE RESEAU DE PETRI FLOU PROPOSE POUR LE NOUVEAU GEMMA.....	50
FIGURE 18: SCHEMAS DE SCENARIO 1	56
FIGURE 19: CHRONOGRAMME D'EVOLUTION DE RDPF POUR LA FATIGUE, SCENARIO 1..	58
FIGURE 20: SCHEMA DE SCENARIO 2.	59
FIGURE 21: CHRONOGRAMME D'EVOLUTION DE RDPF POUR LA FATIGUE, SCENARIO 2..	61
FIGURE 22: SCHEMA DE SCENARIO 3.	61
FIGURE 23: CHRONOGRAMME D'EVOLUTION DE RDPF POUR LA FATIGUE, SCENARIO 3..	64
FIGURE 24: CHRONOGRAMME D'EVOLUTION DE RDPF POUR CONCENTRATION ET STRESS, SCENARIO 1.	66
FIGURE 25: CHRONOGRAMME D'EVOLUTION DE RDPF POUR CONCENTRATION ET STRESS, SCENARIO 3	67
FIGURE 26: CHRONOGRAMMES D'EVOLUTION DE RDPF POUR 3 AMPLITUDES DIFFERENTES DE FATIGUE, SCENARIO1	68
FIGURE 27: CHRONOGRAMMES D'EVOLUTION DE RDPF POUR 3 AMPLITUDES DIFFERENTES DE FATIGUE, SCENARIO2.....	69
FIGURE 28: CHRONOGRAMMES D'EVOLUTION DE RDPF POUR 3 AMPLITUDES DIFFERENTES DE FATIGUE, SCENARIO 3	69

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Abréviation	Signification
GEMMA	Guide d'Étude des Mode de Marches et d'Arrêts
IHR	Interaction Humain Robot
IHM	Interaction Humain Machine
GRAFCET	GRAphe Fonctionnel de Commande par Étapes et Transitions
GG	GEMMA-Grafcet
RDPF	Réseau De Pétri Flou
DDD	Détection et Diagnostic des Défauts
IA	Intelligence Artificiel

DÉDICACE

Je dédie ce mémoire à :

À ma femme Rania, pour ton amour, ta patience et ta force discrète. Merci d'avoir cru en moi, même quand moi-même j'en doutais. Ce travail est aussi le tien.

Et mes parents, ma mère et mon père, pour leurs prières, leur soutien inconditionnel et leur confiance en moi, même dans les moments les plus difficiles.

Mes frères Farouk et Sidali, ainsi que mes sœurs Samira, Yasmina et Ikram, pour leurs encouragements constants tout au long de ce parcours.

REMERCIEMENTS

Avant toute chose, je rends grâce à Dieu, le Tout-Puissant, pour m'avoir donné la force, la patience et la persévérance nécessaires pour mener à bien ce travail. Sans Sa guidance et Sa bénédiction, rien de tout cela n'aurait été possible

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à mon directeur de recherche, le Professeur / Responsable du LAR.i, Martin J.-D. OTIS, pour son accompagnement, ses conseils avisés et sa disponibilité tout au long de ce mémoire.

Mes remerciements s'adressent également à mes collègues de laboratoire LAR.i, pour leur soutien, et les échanges constructifs qui ont enrichi cette expérience.

Je voudrais exprimer ma reconnaissance à toute ma famille qui me pousse à aller de l'avant et qui a toujours été là pour moi : merci pour votre confiance et votre soutien inestimable. Je vous suis reconnaissant et je vous dédie ce mémoire.

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

L'intégration croissante des robots dans les systèmes industriels, caractéristique majeure de l'industrie 4.0, évolue désormais vers une nouvelle dimension avec l'émergence de l'industrie 5.0. Cette nouvelle approche replace l'humain au centre du processus industriel en accentuant la collaboration humain-robot, notamment dans des opérations complexes telles que le désassemblage des batteries de véhicules électriques en fin de vie. Ces batteries, riches en matériaux stratégiques comme le lithium et le cobalt, nécessitent une stratégie efficace de démantèlement afin d'optimiser leur recyclage tout en garantissant la sécurité des opérateurs. Malgré les progrès dans l'automatisation robotisée, la variabilité des structures de batteries et les contraintes opérationnelles rendent indispensable l'intervention humaine.

Cependant, l'intégration de l'humain dans ces processus automatisés soulève de nouvelles problématiques en matière de sécurité opérationnelle, d'efficacité de la collaboration et surtout de gestion dynamique de l'état cognitif de l'opérateur. Les approches actuelles, notamment la méthodologie GEMMA (Guide d'Étude des Modes de Marches et d'Arrêts), conçue initialement pour l'industrie 3.0, ne prennent pas en compte le facteur humain dans leur stratégie de commande et de supervision. Cette lacune limite la réactivité et la flexibilité nécessaires à la gestion proactive des risques liés à la fatigue, au stress ou à la baisse de concentration de l'opérateur humain.

Ce projet de recherche propose ainsi une refonte substantielle du GEMMA afin de l'adapter aux exigences de l'industrie 5.0. L'objectif principal consiste à intégrer l'état mental de l'opérateur humain comme paramètre actif du système de commande, en utilisant des modèles dynamiques de fatigue, de concentration et de stress. Ces états cognitifs seront évalués en temps réel à travers un système combinant la logique floue et les réseaux de Petri flous. Cette approche permettra d'établir des transitions intelligentes entre différents modes

opérationnels, assurant une supervision optimisée qui garantit à la fois la sécurité et l'efficacité opérationnelle.

Les travaux antérieurs dans ce domaine se sont principalement focalisés sur l'application directe du GEMMA ou sur l'utilisation isolée de méthodes de diagnostic, sans toutefois proposer une intégration effective du facteur humain dans la supervision industrielle. La méthodologie proposée se distingue par son approche hybride, combinant un diagnostic en temps réel de l'état mental de l'opérateur avec un système décisionnel intelligent capable d'ajuster dynamiquement le processus de production. Cette recherche vise ainsi à établir un nouveau standard méthodologique aligné avec les objectifs de l'industrie 5.0, en privilégiant la sécurité humaine, la résilience du système et l'efficacité de la collaboration humain-robot.

L'industrie 5.0 marque une transformation profonde des systèmes manufacturiers en plaçant la collaboration humain-robot au centre de la production industrielle. Ce nouveau contexte impose de repenser les méthodes classiques de commande et de supervision, traditionnellement centrées sur l'automatisation pure.

Ce chapitre expose précisément cette nécessité d'intégrer activement le facteur humain dans les systèmes automatisés.

Dans les prochaines sections de ce chapitre introductif, le projet est d'abord placé dans son contexte, suivi de la problématique, des objectifs visés, des hypothèses de recherche et enfin de la méthodologie générale adoptée.

1.1 CONTEXTE

L'essor des véhicules électriques a engendré une augmentation importante des initiatives de recyclage des batteries, motivée principalement par la pénurie croissante de métaux essentiels, comme le lithium et le cobalt, ainsi que par la nécessité de réduire l'impact environnemental associé [3]. Le recyclage efficace de ces batteries en fin de vie passe nécessairement par une étape critique de désassemblage, qui vise à récupérer ces matériaux précieux pour assurer leur réutilisation durable [2].

Toutefois, ce processus de désassemblage ne peut pas être entièrement confié aux robots. Car, il requiert, pour l'extraction des câbles électriques, la présence d'un opérateur humain. Cette limitation technique souligne ainsi l'importance cruciale d'intégrer l'opérateur humain dans le processus. Une collaboration entre l'humain et le robot devient donc essentielle, permettant de combiner efficacement la précision robotique avec l'expertise, l'adaptabilité et le raisonnement humain.

Dans ce contexte, il devient nécessaire d'adapter la méthodologie GEMMA en y intégrant le facteur humain de manière explicite. Cette évolution vise à aligner le GEMMA avec les exigences de l'industrie 5.0, où la complémentarité entre les capacités des robots et les

compétences des opérateurs humains est essentielle pour améliorer l'efficacité des processus. Une telle collaboration, qui se déroule sans les barrières de sécurité classiques, demande une attention particulière aux aspects humains dans la conception et la supervision des installations de démontage, afin d'assurer à la fois la sécurité et la performance du système. Une vue d'ensemble de la cellule de désassemblage collaborative est illustrée dans la figure 1. L'installation, modélisée dans l'environnement RoboDK, montre la batterie placée sur la table de travail, l'humain est représenté dans la cellule collaborative, partageant l'espace avec le robot :

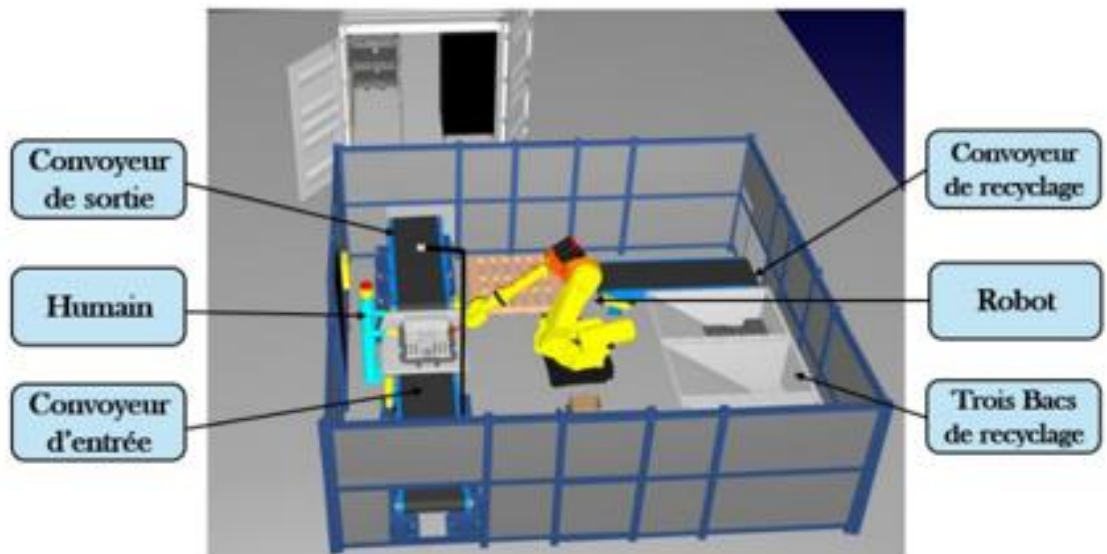


Figure 1: Installation de désassemblage des batteries qui intègre l'humain [1].

1.2 PROBLÉMATIQUE

Le démontage robotisé peut compenser les limites du démontage manuel, mais il demeure difficile pour les robots de finaliser seuls certaines étapes, notamment lors de nouvelles configurations de batteries. Pour pallier ces difficultés, la collaboration humain-robot est

envisagée, mais soulève des enjeux de sécurité. En effet, l'opérateur humain, soumis à la fatigue ou à une baisse de vigilance, risque de commettre des erreurs, surtout lorsque les robots ne sont pas conçus initialement pour fonctionner à proximité de l'humain.

Cette collaboration accrue accroît la complexité des protocoles de sécurité existants et requiert une approche pluridisciplinaire pour développer de nouvelles stratégies prévoyant une surveillance continue de l'état de l'opérateur. Dans ce contexte, il est nécessaire d'actualiser le Guide d'Études des Modes de Marche et d'Arrêt (GEMMA) afin de prendre en compte les exigences de l'industrie 5.0, où l'humain n'est plus seulement un opérateur, mais aussi un acteur essentiel dont le bien-être et la valorisation sont intégrés au système de production.

En parallèle, l'industrie 5.0 met l'accent sur l'économie circulaire et le développement durable, visant à optimiser les ressources et limiter les déchets. Par conséquent, la mise à jour du GEMMA doit non seulement renforcer la sécurité et l'efficacité opérationnelle, mais aussi promouvoir des pratiques respectueuses de l'environnement.

Concrètement, cette refonte de la méthodologie GEMMA vise à élargir les mesures de sécurité pour inclure l'évaluation de l'état mental et physique de l'opérateur, de manière à optimiser la collaboration humain-robot et, plus largement, humain-système manufacturier flexible. Par exemple, en cas de détection de fatigue chez l'opérateur, la situation n'appartient plus au mode de production normal défini par le GEMMA : on bascule alors dans un mode « dégradé », où le robot opère à une plus grande distance de l'opérateur et limite sa vitesse et sa force pour réduire les risques de collision.

Ce projet de recherche vise donc à améliorer la prise de décision dans le GEMMA en utilisant la surveillance de l'état psychophysiologique de l'humain pour choisir le mode de fonctionnement approprié pour l'installation.

1.3 OBJECTIFS

Cette recherche vise à développer une nouvelle méthodologie GEMMA, pour la conception de systèmes automatisés industriels dans un contexte d'industrie 5.0, où les facteurs humains

jouent un rôle essentiel. L'amélioration de la méthodologie GEMMA devraient favoriser des systèmes manufacturiers flexibles et réactifs, qui repose sur un double diagnostic : l'un appliqué aux équipements de l'installation et l'autre à l'état mental de l'opérateur, afin de permettre une prise de décision optimale quant au mode de fonctionnement à adopter.

L'objectif directeur de ce projet de recherche consiste à établir un nouveau standard de conception pour les ordonnancements industriels dédié à l'utilisation combinée d'une approche complexe d'interaction comportementale robotique avec l'humain, comprenant également les étapes séquentielles du procédé.

Pour atteindre cet objectif directeur, deux objectifs spécifiques seront poursuivis pour :

- le diagnostic combiné de l'installation industrielle et de l'humain ;
- la conception d'une nouvelle méthodologie GEMMA.

A travers ces objectifs notre approche va nous permettre d'offrir un outil performant et efficace pour diagnostiquer les systèmes manufacturiers flexibles. La section suivante présente la méthodologie générale adoptée pour atteindre les objectifs définis.

1.4 MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE

La figure 2 synthétise notre démarche partant d'un standard GEMMA enrichi, nous générons les données nécessaires, appliquons une logique floue, puis un réseau de Pétri flou avant la phase de validation. À chaque étape, l'état psychophysiologique de l'opérateur humain oriente la prise de décision, jusqu'à l'intégration finale dans la plateforme de simulation.

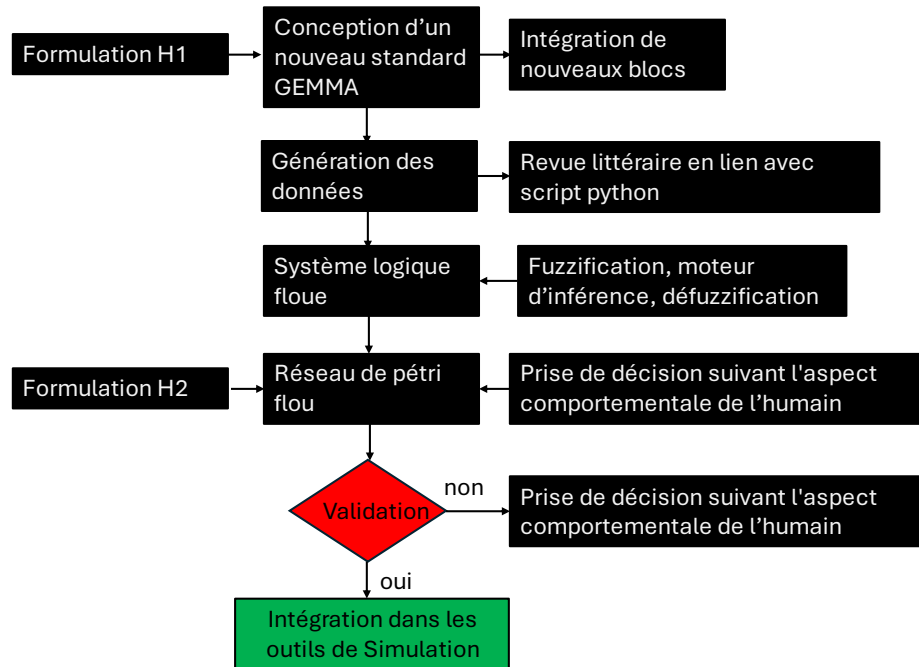


Figure 2: Méthodologie générale

1.5 ORGANISATION DES CHAPITRES

Ce mémoire comprend cinq chapitres, qui abordent respectivement les thèmes suivants :

- ❖ Le présent chapitre (chapitre1) présente le contexte du projet de recherche, la problématique, les objectifs et la méthodologie générale.
- ❖ Chapitre 2 présente une revue de la littérature relative à la méthodologie GEMMA et les approches de diagnostic ainsi que les réseaux de pétri flous.
- ❖ Chapitre 3 explique la méthodologie suivis en détaillant chacune des étapes, pour atteindre les objectifs de ce projet à savoir la génération du modèle de l'état de l'humain, la conception d'une nouvelle méthodologie GEMMA, le système de raisonnement flou et enfin le réseau de pétri flou proposé pour le GEMMA.
- ❖ Chapitre 4 présente les résultats obtenus
- ❖ Chapitre 5 présente la conclusion tirée de ce projet de recherche ainsi que les travaux futurs.

CHAPITRE 2

REVUE DE LA LITTÉRATURE

2.1 INTRODUCTION

Après avoir introduit le contexte général de l'étude et souligné les enjeux d'intégration de l'humain dans les systèmes industriels collaboratifs.

Cette transition vers l'industrie 5.0 repose sur une interaction plus étroite entre opérateurs humains et systèmes automatisés, ce qui exige de nouvelles approches pour garantir la sécurité et l'efficacité des procédés.

C'est dans cette perspective que s'inscrit la présente revue de la littérature. Ce chapitre vise à regrouper et analyser les travaux scientifiques récents portant sur les approches de diagnostic dans les systèmes industriels, en examinant les réseaux de Petri flous et les possibilités d'évolution de la méthode GEMMA.

Un aperçu global des méthodes classiques et récentes de diagnostic utilisées pour la surveillance des procédés industriels est présenté, et les lacunes persistantes sont soulignées dans la littérature actuelle.

Pour répondre à ces objectifs, ce chapitre est structuré en trois sections complémentaires. La première section présente les différentes approches de diagnostic, en distinguant les méthodes classiques, qualitatives et basées sur l'intelligence artificielle. La deuxième section est consacrée aux réseaux de Petri flous, en tant qu'outil capable de modéliser des comportements incertains dans des systèmes complexes. Enfin, la troisième section examine l'évolution et les limites des systèmes de supervision fondés sur le GEMMA, en soulignant l'enjeu majeur de l'intégration de l'humain dans une démarche de supervision industrielle adaptée à l'industrie 5.0.

2.2 LES APPROCHES FONDAMENTALES DE DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS DANS LES PROCESSUS INDUSTRIELS

La détection et le diagnostic de défauts est devenu un domaine de recherche important en cybernétique en raison de sa capacité à améliorer la fiabilité et la sécurité des systèmes [2].

Les défauts réduisent l'efficacité des processus industriels et des machines, entraînant des répercussions opérationnelles et économiques importantes. La détection et le diagnostic des défauts sont un sous-domaine clé de l'ingénierie de commande, combinant des principes de diverses disciplines pour identifier et corriger les comportements anormaux des systèmes. La détection des défauts consiste à identifier les anomalies dans le fonctionnement d'un système. En revanche, le diagnostic des défauts consiste à surveiller le système pour isoler la source de l'anomalie et en déterminer la nature [3].

Il est essentiel de définir clairement la terminologie utilisée dans le domaine de la surveillance des procédés. Un défaut peut être défini comme un écart inacceptable d'une variable de procédé par rapport à un état ou un comportement normal. Plus précisément, un écart non admissible indique la différence entre une valeur seuil et une valeur de défaut, et ce défaut peut entraîner un dysfonctionnement ou une défaillance du procédé. Les défauts peuvent être déjà présents dans le procédé ou apparaître à un moment inconnu, et leur vitesse d'apparition peut varier. Selon leur instant d'apparition, les défauts sont généralement classés comme brusques (appelés défauts par paliers), naissants (appelés défauts de dérive) ou intermittents. De plus, selon leur représentation, les défauts sont classés comme additifs ou multiplicatifs [4]. Une défaillance est définie comme une interruption permanente du système lors de l'exécution d'une fonction demandée. Ainsi, en tant qu'indicateur de fin de fonction d'une unité de processus, la défaillance est attribuée à plusieurs défauts. Selon leur prévisibilité, les types de défaillance peuvent être classés en trois catégories : les défaillances aléatoires (imprévisibles), les défaillances déterministes et les défaillances systématiques ou occasionnelles. Enfin, un dysfonctionnement est défini comme une interruption sporadique de l'exécution d'un processus ou d'un système et résulte généralement de défauts [4].

Au fil du temps, de nombreuses approches ont émergé pour relever ce défi, depuis des méthodes classiques fondées sur la physique ou l'expertise terrain jusqu'aux techniques modernes d'intelligence artificielle exploitant les données massives de l'Industrie 4.0. Cette section propose une revue structurée de ces méthodes de diagnostic des défauts et anomalies, en couvrant :

- méthodes de détection et de diagnostic des pannes basées sur les données ;
- méthodes de détection et de diagnostic des défauts basées sur des modèles ;
- méthodes de détection et de diagnostic des pannes basées sur les connaissances ;
- méthodes nouvelles de détection et du diagnostic des défauts et hybrides et pronostic des pannes.

2.2.1 MÉTHODES DE DÉTECTION ET DE DIAGNOSTIC DES PANNES BASÉES SUR LES DONNÉES

Les approches de détection et du diagnostic des défauts pilotées par les données ont reçu beaucoup d'attention de la part de diverses industries et ont été largement appliquées dans la surveillance de processus industriels complexes [5, 6]. L'utilisation réussie des approches DDD pilotées par les données dépend des modèles analytiques utilisés ainsi que de la qualité des données historiques [7].

La transition des méthodologies classiques de détection et de diagnostic des défauts (DDD) vers des approches fondées sur les données s'accompagne de nombreux défis, notamment dans les systèmes industriels complexes où les méthodes traditionnelles deviennent parfois inadaptées en raison de limites liées à la modélisation ou à l'expertise humaine disponible[8]. Les approches basées sur les données tirent parti de l'intelligence artificielle (IA) et de l'apprentissage automatique pour extraire des connaissances directement à partir des données, apportant ainsi une alternative plus

flexible et évolutive aux méthodes conventionnelles. Cette évolution souligne le rôle central et transformateur que jouent l'IA et l'apprentissage automatique dans les stratégies modernes de diagnostic, comme cela sera présenté dans la section suivante.

L'intelligence artificielle regroupe un ensemble de technologies visant à doter les systèmes de capacités cognitives comparables à celles des humains, telles que l'apprentissage, le raisonnement et la prise de décision [3]. Son champ d'application est vaste, allant des véhicules autonomes aux systèmes de diagnostic médical. L'apprentissage automatique, qui constitue un sous-domaine fondamental de l'IA, permet aux machines d'apprendre à partir de données, transformant profondément la façon de résoudre des problèmes complexes. Parmi les techniques les plus répandues figurent la régression logistique et les réseaux de neurones, particulièrement efficaces dans des domaines comme le diagnostic de défauts ou l'optimisation des processus industriels.

Les approches fondées sur les données se généralisent progressivement dans les systèmes de DDD. Elles exploitent les données historiques issues des capteurs de procédé ainsi que des algorithmes d'apprentissage automatique pour détecter les schémas représentatifs d'anomalies. En identifiant les tendances inhabituelles dans les données, ces méthodes permettent de révéler des défaillances potentielles, notamment dans les cas où les modèles physiques sont difficiles à établir ou exigent une expertise spécialisée [9]. Le développement rapide de ces techniques s'explique par la disponibilité croissante de données industrielles et par les progrès en capacité de calcul, qui ont renforcé leur efficacité et leur adoption dans de nombreux secteurs.

Les innovations continues en IA, et en science des données façonnent profondément le domaine du DDD, en ouvrant de nouvelles perspectives mais aussi de nouveaux défis pour la gestion des pannes complexes dans l'industrie. On distingue trois grandes

catégories d'apprentissage machine : l'apprentissage supervisé, qui repose sur l'entraînement à partir de données étiquetées et s'avère particulièrement utile pour la prédiction en contexte industriel ; l'apprentissage non supervisé, qui identifie des régularités dans des données non étiquetées, souvent utilisé pour la détection d'anomalies ; et enfin l'apprentissage par renforcement, qui s'appuie sur un processus itératif d'essais-erreurs adapté aux systèmes autonomes évoluant dans des environnements dynamiques.

Malgré leur potentiel, ces technologies requièrent des compétences spécifiques. Le manque de professionnels qualifiés en apprentissage automatique, comme les scientifiques des données, constitue un frein à leur adoption généralisée [3]. Pour y remédier, la recherche développe des outils d'apprentissage automatique automatisé, permettant aux non-spécialistes de concevoir et d'utiliser des modèles d'apprentissage automatique. Ces derniers automatisent plusieurs étapes cruciales, telles que la sélection des variables, le choix des modèles, et le réglage des hyperparamètres, facilitant ainsi la démocratisation de l'apprentissage machine dans divers domaines d'application. Ce processus favorise des solutions interdisciplinaires et renforce la collaboration entre experts métiers et spécialistes des données.

Pour illustrer concrètement ces avancées, on peut citer plusieurs travaux récents qui montrent comment les approches pilotées par les données sont mises en œuvre dans des contextes industriels réels. **Yin et al.**, [6], ont examiné plusieurs méthodologies pilotées par les données, y compris des cadres de conception utiles pour la surveillance et le DDD dans les processus industriels. Pour cela, ils ont d'abord introduit les schémas de surveillance de processus basés sur l'ACP (Analyse en Composantes Principales) et la méthode des moindres carrés partiels, puis ont examiné les modifications nécessaires pour une mise en œuvre réussie de ces schémas. Dans une autre étude **Wang et al.**, [10] ont étudié les techniques de commande tolérantes aux pannes ainsi que les méthodes DDD pilotées par les données. En particulier, ils ont discuté des avancées ainsi que des développements généraux des approches DDD pilotées par les données

et des approches DDD basées sur les connaissances largement utilisées dans de nombreux processus industriels dynamiques. Ils ont fourni un exemple d'application réussie et présenté les futures orientations de recherche, y compris de nombreuses questions difficiles en matière de DDD.

En conclusion, les approches basées sur les données apportent flexibilité et efficacité au diagnostic industriel, tout en posant de nouveaux défis liés aux compétences et à la qualité des données.

2.2.2 MÉTHODES DE DÉTECTION ET DE DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS BASÉES SUR DES MODÈLES

Différentes approches de détection de défauts utilisant des modèles ont été développées au cours des vingt dernières années, en particulier, basées sur des modèles de processus ou basées sur des modèles mathématiques [11].

Les méthodes basées sur des modèles reposent sur l'utilisation de représentations mathématiques ou physiques précises décrivant le comportement normal attendu d'un système industriel. Ces approches utilisent typiquement des modèles déterministes construits à partir des lois physiques, chimiques ou mécaniques régissant les processus (par exemple, équations différentielles, bilans matière-énergie, modèles d'état). L'objectif principal est de générer des résidus, définis comme la différence entre les valeurs mesurées en temps réel et celles prédites par le modèle. Un écart significatif entre ces deux valeurs indique une anomalie potentielle ou un défaut dans le système [4].

Les approches de détection et de diagnostic des défauts basées sur des modèles sont classées en trois catégories comme l'indique le tableau 1 suivant :

Tableau 1: Classifications des méthodes de détection et de diagnostic basées sur des modèles.

Méthode basée sur un modèle quantitatif	Méthode basée sur un modèle qualitatif	Méthode basée sur l'historique des processus
- Basé sur l'observateur. - Basé sur l'équation de parité. - Basé sur le filtre de Kalman.	- Modèle causal - Modèle hiérarchique	- Systèmes experts - Analyse des tendances

❖ **Méthodes basées sur un modèle quantitatif**

Les méthodes de détection et de diagnostic des pannes basées sur des modèles quantitatifs reposent sur des représentations mathématiques précises du comportement normal d'un système. Ces modèles permettent de générer des résidus, c'est-à-dire des écarts entre les sorties mesurées et les sorties prédites, qui servent d'indicateurs pour détecter et diagnostiquer les anomalies [12]. Les approches courantes incluent l'utilisation d'observateurs d'état, de relations de parité, de filtres de Kalman et de techniques d'estimation de paramètres. Ces méthodes sont particulièrement efficaces pour les systèmes linéaires et bien modélisés, offrant une détection rapide et précise des défauts.

Par exemple **Hwang et al., [13]**. Ont discuté des méthodes FDIR (détection, isolation et reconfiguration des défauts) basées sur des modèles. Ils ont classé les méthodes FDIR en trois catégories basées sur trois techniques, à savoir les techniques de génération de résidus, de décision statistique et de commande de reconfiguration. Ils ont également discuté de diverses méthodes de génération de résidus basées sur des modèles pour plusieurs situations différentes. Dans une autre **Schubert et al., [14]**. Ont présenté un nouveau schéma FDI (détection, isolation des défauts) combiné, qui se compose d'une approche traditionnelle basée sur un modèle et de techniques MSPC (surveillance statistique des processus multivariée). Dans cette recherche, ils ont utilisé la technique d'identification de modèle de sous-espace (SMI) afin de construire un modèle approprié en suivant les opérations d'un processus et ont appliqué le schéma proposé pour générer des statistiques appropriées basées sur un résidu

multivarié. Pour démontrer les performances du schéma proposé, ils ont fourni trois applications industrielles impliquant trois types de défauts, à savoir les défauts de capteur, les défauts de processus et les défauts d'actionneur.

❖ **Méthodes basées sur un modèle qualitatif**

Ces méthodes utilisent des représentations symboliques pour décrire le fonctionnement d'un système. En analysant les relations causales entre variables, elles permettent de détecter des incohérences sans recourir à des modèles mathématiques précis, ce qui les rend adaptées aux systèmes complexes ou partiellement connus [15].

Jiang et al.,[16]. Ont proposé un cadre hybride de diagnostic de défauts pour un réseau de lignes de transmission d'énergie, combinant plusieurs techniques d'analyse. Leur méthode exploite différentes sources de connaissance structurée pour raisonner sur les pannes. Dans une autre étude **Schlechtingen et Santos,[17]** ont utilisé des modèles basés sur le comportement normal du système ainsi que des méthodes comme la reconstruction complète du signal.

❖ **Méthodes basées sur l'historique des processus**

Contrairement aux approches basées sur des modèles, qui requièrent une connaissance a priori (quantitative ou qualitative) du processus, les méthodes basées sur l'historique des processus nécessitent uniquement la disponibilité d'un grand volume de données historiques. Il existe différentes manières de transformer ces données et de les présenter sous forme de connaissance a priori à un système de diagnostic. C'est ce qu'on appelle l'extraction de caractéristiques. Ce processus d'extraction peut être qualitatif ou quantitatif. Deux des principales méthodes d'extraction d'informations historiques qualitatives sont les systèmes experts et les méthodes de modélisation des tendances [18].

Plusieurs articles traitent des applications des systèmes experts au diagnostic de pannes de systèmes spécifiques. Les premières tentatives d'application de systèmes experts au

diagnostic de pannes sont présentées dans [19, 20] présentent un système expert de diagnostic pour un procédé de fabrication de garniture fouettée. Les objectifs de ce système expert étaient doubles. Premièrement, le système classe les causes du problème observé comme une erreur de l'opérateur, une panne d'équipement ou une perturbation du système. Deuxièmement, le système expert propose des solutions prescriptives pour rétablir le fonctionnement normal du procédé.

2.2.3 MÉTHODES DE DÉTECTION ET DE DIAGNOSTIC DES PANNES BASÉES SUR LES CONNAISSANCES

Les méthodes de détection et de diagnostic de pannes basées sur les connaissances font référence à un ensemble de méthodes qui exploitent le savoir d'experts humains ou des modèles conceptuels du système pour détecter et identifier des défaillances dans les systèmes industriels. Contrairement aux approches purement numériques ou basées données (par exemple algorithmes d'apprentissage automatique entraînés sur de grands jeux de données), les méthodes à base de connaissances utilisent des représentations formelles de l'expertise (règles logiques, relations causales, ontologies, etc.) afin de réaliser un raisonnement explicable sur les symptômes et causes de pannes. Ces approches ont émergé avec les systèmes experts dans les années 1970-1980 et ont évolué en incorporant des techniques d'intelligence artificielle symbolique, des modèles qualitatifs et plus récemment des ontologies issues du Web sémantique [4]. L'enjeu principal est de capturer et formaliser le savoir-faire humain et de l'exploiter pour diagnostiquer rapidement et de manière fiable les anomalies dans des environnements industriels complexes.

S'appuyant sur cette expertise humaine accumulée et sur la représentation qualitative des relations causales entre symptômes et pannes, ces méthodes mobilisent concrètement des outils tels que : les systèmes experts à base de règles, les arbres de défaillance, l'Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité

(AMDEC), les réseaux de Petri pour modéliser la dynamique des processus, ainsi que les systèmes à logique floue pour gérer l'incertitude des mesures.

Razavi-Far et al., [21]. Ont considéré un problème de diagnostic de défauts des centrales nucléaires. Pour cela, ils ont présenté deux types de schémas FDI basés sur des approches de réseaux neuro-flous pour les générateurs de vapeur à tubes en U dans les centrales nucléaires. Dans cet article, ils ont utilisé des modèles flous de Takagi-Sugeno pour la génération de résidus et l'isolation des défauts, et un modèle de réseau neuro-flou de type Mamdani pour le FDI.

Verbert et al., [22]. Ont considéré un problème de diagnostic de défauts dans les systèmes CVC. Dans cette étude, ils ont proposé une approche de réseau bayésien basée sur plusieurs modèles, en tenant compte des interdépendances des composants du système et du cas de plusieurs modes de fonctionnement. Ainsi, ils ont développé un modèle de diagnostic de défauts différent basé sur le réseau bayésien et diverses conditions du système, telles que l'interdépendance et les lois de conservation.

2.3 RÉSEAUX DE PÉTRI

Un réseau de Petri est l'un des meilleurs outils de modélisation mathématique pour les systèmes de commande. Il a été découvert par Carl Adam Petri en 1962. Il a démontré sa fiabilité et son efficacité pour la modélisation et la simulation de systèmes de commande [23].

Un réseau de Petri est généralement utilisé pour modéliser, commander et analyser différents événements dans un système dynamique. Il est défini par la distribution des événements, le processus piloté, les conflits, le parallélisme et les processus asynchrones. Les réseaux de Petri sont particulièrement utilisés pour la modélisation et l'analyse des processus de fabrication en raison de leur précision et de l'efficacité de l'analyse fournie par l'interaction entre les événements [24].

De plus, ils fonctionnent logiquement grâce à leur connaissance du fonctionnement du système et fournissent la solution à certains conflits de modèle. De plus, ils exécutent des analyses en

temps réel. Les réseaux de Petri sont utilisés pour la modélisation graphique et le test analytique des événements parallèles qui se produisent dans le système et sont certainement très appropriés pour la modélisation et l'analyse d'un système de fabrication [25].

Les modèles de réseaux de Petri décrivent graphiquement la structure du système et sa distribution. Les réseaux de Petri sont composés de deux nœuds différents reliés par des arcs orientés et pondérés. La structure d'un réseau de Petri est très utile pour illustrer le système et expliquer son fonctionnement. Un graphe de réseau de Petri est constitué de cercles et de barres. Les cercles représentent les positions ou états du graphe, et les barres représentent les transitions ou événements. Les arcs entre les positions et les transitions du graphe représentent la relation entre entrée et sortie. Chaque arc est connecté d'une position (p_j) à une transition (t_j) et détermine la position comme entrée de la transition. Si une transition comporte plusieurs entrées, il y aura plusieurs arcs, et chaque arc indiquera une entrée de la transition. La sortie d'une position est définie par un arc qui part de la position et se dirige vers la transition. S'il y a plusieurs sorties, il y aura plusieurs arcs, comme pour les entrées[26].

❖ Réseaux de pétri flous pour le diagnostic

Dans le domaine du diagnostic de défaillances et de pannes, les réseaux de Petri flous offrent une solution puissante pour raisonner sur des comportements ambigus. Ils sont particulièrement utiles pour identifier l'origine probable d'un défaut dans des systèmes complexes, où plusieurs causes peuvent interagir, et où les données sont incomplètes ou incertaines [27].

Zhou [27]. Il a proposé une méthode de diagnostic fondée sur un réseau de Petri flou pondéré étendu, permettant d'analyser à la fois la probabilité d'occurrence d'un défaut et l'influence relative des causes. Cette approche introduit une matrice de marquage floue pour améliorer la représentation des relations causales complexes dans un système industriel critique.

Xu et al.,[28]. Les auteurs développent un réseau de Petri flou optimisé par algorithme d'essaim particulaire (CLPSO) pour le diagnostic de pannes dans les moteurs à roulements. L'optimisation automatique des paramètres améliore la précision du diagnostic en réduisant l'influence des réglages subjectifs.

Zhao et al., 2021 [29] présentent une méthode de diagnostic de capteurs basée sur un réseau de Petri flou à arcs adaptatifs, dont les paramètres sont appris automatiquement à l'aide d'un réseau de croyance profond (DBN). Cette approche améliore l'adaptabilité du système face aux dérives ou à l'incertitude dans les données capteurs.

Wang et al., 2024 [30] proposent une méthode hybride de diagnostic dans les stations de conversion HVDC, combinant un réseau de Petri flou pour le raisonnement logique et un réseau de neurones pour l'analyse des signaux. La fusion des résultats par la théorie de Dempster-Shafer permet d'accroître la fiabilité du diagnostic.

2.4 MÉTHODOLOGIES DES SYSTÈMES DE SUPERVISION BASÉ SUR LE GEMMA

Cette section s'intéresse aux différentes façons d'utiliser le modèle GEMMA pour superviser des systèmes automatisés. Elle montre comment ce cadre méthodologique contribue à simplifier le pilotage des processus industriels et à renforcer leur efficacité.

2.4.1 LE FONCTIONNEMENT DE GUIDE GEMMA

Le Paradigme du Guide GEMMA (Guide d'Étude des Modes de Marche et d'Arrêt) est né dans le but de développer un outil qui facilite l'automatisation des systèmes de production. Il a été développé en 1984 par l'ADEPA (Agence Nationale pour le Développement de la Production Automatisée) en France [31]. Le GEMMA est présenté comme un diagramme en blocs caractérisé par différents états et les conditions possibles de l'évolution entre eux. Un problème important lié à l'automatisation d'un processus est de définir correctement quels seront les différents modes de

fonctionnement et ce que chacun d'eux fera. Le paradigme du Guide GEMMA permet de revoir les différents modes opératoires qui peuvent ou non être développés. Il est très utile pour analyser les étapes. Puisqu'il fournit un modèle qui inclut tous les modes de fonctionnement possibles, il est possible de choisir les modes qui répondent aux besoins dans le cadre de la spécification fonctionnelle [32]. L'utilisation du Paradigme du Guide GEMMA combine la communication entre l'opérateur et le système, et évite les malentendus qui peuvent apparaître entre eux. En d'autres termes, cela permet d'éviter les retards et les échecs du projet qui peuvent survenir en raison d'une mauvaise communication [33].

L'automatisation des machines et des processus industriels doit prendre en compte tous les états possibles dans lesquels la machine ou le processus peut se trouver, y compris le fonctionnement normal, les situations de panne, l'arrêt d'urgence, la réinitialisation, le démarrage, les vérifications diverses et les modes de test. Un programme d'automatisation doit donner la priorité à la détection des pannes possibles dans la partie opérationnelle et à l'exécution de l'arrêt d'urgence lorsqu'une panne se produit.

Un autre enjeu très important est de ramener la machine à son état de production normal dès que possible, notamment lorsque la production doit impérativement se poursuivre. Cependant, lorsqu'il n'est pas possible de continuer, le processus doit être redémarré. Chaque programme d'automatisation doit prendre en compte ces situations afin de réduire au minimum les temps d'arrêt de la machine. De plus, il est nécessaire de simplifier le redémarrage et les changements de mode de fonctionnement. Par exemple, passer d'une commande manuelle à une commande automatique [31].

Le GEMMA qui a été développé pour l'industrie 3.0 est constituer des modes d'automatisation suivants :

- Production normale.
- Mode de vérification (permet le contrôle manuel de la machine).
- Mode test.
- État d'arrêt initial (place la machine dans son état initial).

- Procédure en défaillance.
- Procédure d'arrêt (gestion de l'arrêt et de la réinitialisation de la machine).

Le GEMMA est un guide pour l'étude des modes de fonctionnement et d'arrêt. Il offre une représentation très claire des différents modes et états d'un processus de production automatisé. Il illustre également de manière adéquate les transitions entre ces états [31]. Ces états sont organisés en trois groupes principaux :

- **PROCÉDURE D'ARRÊT (A) :** Cette procédure comprend plusieurs processus d'arrêt. L'un d'eux est un arrêt demandé en fin de cycle, et un autre est un arrêt demandé dans un certain état de la machine. Elle comprend également le processus de démarrage de la machine pour remettre le système dans son état initial.
- **PROCÉDURE DE FONCTIONNEMENT (F) :** Cette procédure décrit les processus de production nécessaires à la fabrication des produits. Outre le mode de production normal « **F1** », elle comprend également les processus de démarrage et d'arrêt de l'état initial, ainsi que les différents modes de vérification et de test.
- **Procédure de défaillance (D) :** Cette procédure comprend les processus de panne qui sont activés par une panne de la machine ou à la demande de l'opérateur lorsque le bouton d'urgence est enfoncé.

La procédure de production est décrite par un rectangle contenant tous les modes de production possibles. Il peut s'agir de la procédure de production pour le processus d'exploitation ou de démarrage. Ce groupe contient également tous les modes de fonctionnement dans lesquels le système est arrêté, ainsi que les modes qui conduisent à l'arrêt du système et qui permettent au système de passer de l'état de défaut à l'état d'arrêt afin de le redémarrer.

La figure 3 décrit le paradigme du guide GEMMA avec ses différents états, qui ont été expliqués précédemment.

Dans chaque groupe, il existe quelques modes qui peuvent être activés selon certaines situations. Les différents modes sont les suivants :

Procédure d'arrêt :

❖ **A1 – Arrêt en état initial** : il s'agit du premier et principal mode de la machine. Il est représenté par un double rectangle, et normalement la machine est représentée dans ce mode.

❖ **A2 – Arrêt demandé à la fin du cycle** : il s'agit d'un mode temporaire de la machine, auquel elle accède depuis le mode F1 (production normale). Il doit rester actif jusqu'à la fin du cycle, puis être désactivé au moment où il transmet vers le mode d'état initial. Ce mode permet de mémoriser l'arrêt demandé par l'opérateur jusqu'à ce que la machine termine l'exécution du cycle, puis retourne à l'état d'arrêt initial.

❖ **A3 – Arrêt demandé dans un état déterminé** : ce mode mémorise l'arrêt demandé par l'opérateur, la machine s'arrête dans un état intermédiaire du cycle et est placée dans un mode d'arrêt (état non initial).

❖ **A4 – Arrêt obtenu** : ce mode correspond à un état intermédiaire du cycle machine, similaire à l'état initial.

Selon la machine, différents modes d'arrêt peuvent être mis en œuvre. Cela dépend des modes intermédiaires requis dans le processus de fabrication. Il existe donc plusieurs options sur le panneau de commande et l'opérateur peut faire la demande appropriée.

❖ **A5 – Préparation pour remise en route après défaillance** : Dans ce mode, les actions nécessaires doivent être entreprises pour corriger la défaillance ou le défaut ayant entraîné l'exécution de l'arrêt d'urgence. Ces actions peuvent être effectuées par les techniciens de maintenance, et le système est capable d'indiquer approximativement

où se situe la panne. Une fois le processus terminé, l'opérateur peut choisir comment redémarrer la machine. Autrement dit, l'opérateur peut décider de passer la machine en A6 (Réinitialisation à l'état initial) pour la remettre à l'état initial, ou en A7 (Mise en état non initial) pour replacer la machine dans un état spécifique identique à celui précédant la défaillance.

❖ **A6 – Réinitialisation à l'état initial** : La machine effectuera automatiquement la préparation appropriée vers l'état initial grâce à l'automate programmable.

❖ **A7 – Mise en état non initial** : Ce mode est un mode temporaire de la machine, qui y accède depuis A5 (Préparation au redémarrage après une défaillance). À cette étape, c'est l'opérateur qui a décidé de replacer la machine dans un état différent.

Lorsqu'il s'agit de redémarrer la production depuis un état différent de l'état initial, cela peut être important dans le cas où la production doit se poursuivre sans repartir de zéro. Généralement, en cas de défaillance, la machine a interrompu le processus de production à un endroit précis, et n'a pas pu le terminer correctement.

Procédures de fonctionnement :

❖ **F1 – Production normale** : ce mode correspond au processus de production normal de la machine. Il s'agit de l'état le plus important, représenté par un rectangle épais. Le mode de production normal est généralement un fonctionnement automatique.

❖ **F2 – Marche de préparation** : ce mode effectue automatiquement les actions nécessaires pour mettre la machine en mode de production normal, comme chauffer le four ou préparer les composants nécessaires à la production.

❖ **F3 – Marche de clôture** : ce mode prépare automatiquement la machine à revenir à l'état initial une fois le processus de production terminé, par exemple en vidant ou en nettoyant la machine.

❖ **F4 – Marche de vérification dans le désordre** : la machine est placée en mode de commande manuelle, et l'opérateur peut la contrôler manuellement. Ces manipulations doivent être réalisées dans le respect des conditions de sécurité de la machine. Ce mode est généralement utilisé pour régler correctement certains composants, comme les capteurs, ou pour positionner la machine.

❖ **F5 – Marche de vérification dans l'ordre** : dans ce mode, la machine exécute l'ensemble du cycle d'opération de manière ordonnée. En général, ce mode est utilisé pour valider le processus de production de la machine.

❖ **F6 – Marche de test** : le système de contrôle automatisé vérifie le bon fonctionnement de la machine et de ses composants.

Procédure de défaillance :

❖ **D1 – Arrêt d'urgence** : dans ce mode, la machine doit être mise en situation sécurisée à la fois pour l'opérateur et pour le processus de production. En général, ce mode implique un arrêt rapide de l'ensemble de la machine. Le système de contrôle automatisé doit mémoriser l'état du mode précédent afin de pouvoir replacer la machine au même point après la défaillance (si cela s'avère nécessaire), permettant ainsi à la machine.

❖ **D2 – Diagnostic et/ou traitement de la défaillance** : le système de contrôle automatisé est capable de guider l'opérateur afin d'indiquer approximativement où se situe le défaut. Toutefois, la réparation sera effectuée par l'opérateur ou par les techniciens de maintenance.

❖ **D3 – Production tout de même** : ce mode est utilisé dans les cas où il est nécessaire de poursuivre la production même si le système ne fonctionne pas correctement. Il peut être activé lorsque la défaillance ne présente aucun danger pour l'opérateur ni pour la machine. Par exemple, si une opération échoue mais peut être corrigée par l'opérateur, ou s'il y a un défaut de positionnement sur la ligne de production, mais que la production peut être poursuivie grâce à une duplication.

Le GEMMA, dont la version originale est présentée dans la figure 3, a été initialement proposé par l'Agence nationale pour le développement de la production automatisée :

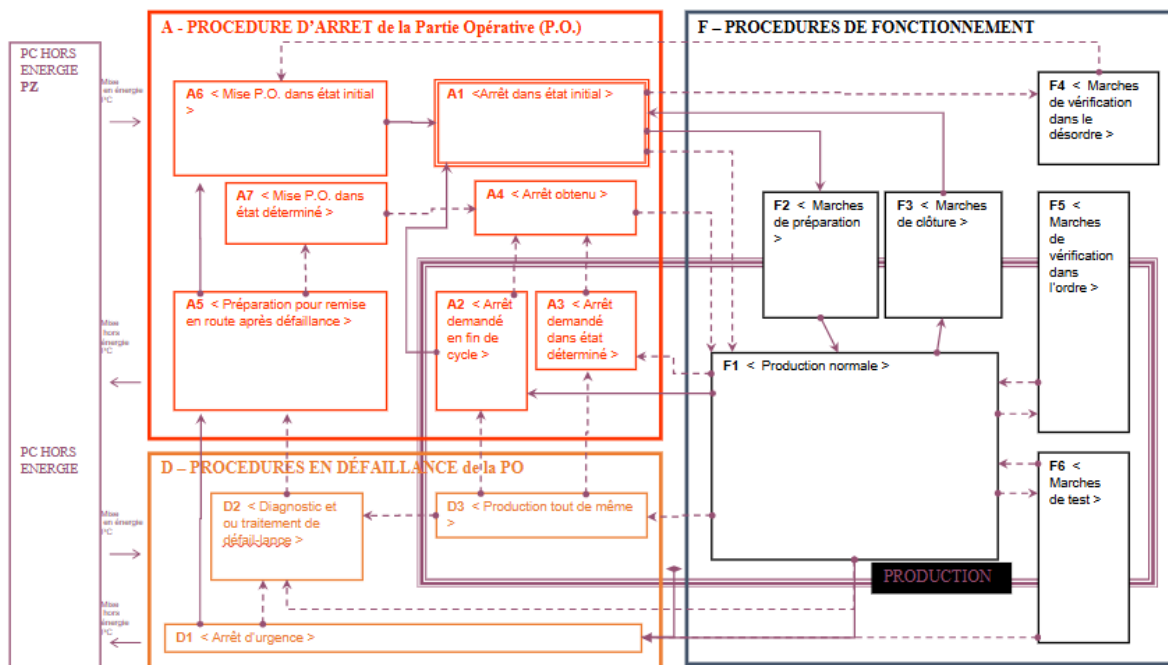


Figure 3: la méthodologie GEMMA proposée pour l'industrie 3.0 [33].

Parmi les travaux réalisés en utilisant cette méthodologie, **Ponsa et al., 2006** [34] ont étudié l'interaction de l'opérateur dans les systèmes automatisés via un panneau de contrôle en utilisant la méthode du GEMMA. L'objectif est de montrer comment intégrer efficacement l'opérateur dans les dispositifs d'automatisation et d'adapter les interfaces et les processus de communication pour améliorer la sécurité et l'efficacité des systèmes. Dans une autre approche, **Yakrangi et al., 2021** [35] présentent un algorithme de réseau de Petri flou pour améliorer la prise de décision et le contrôle des

systèmes automatisés en utilisant la méthode GEMMA. Cette étude se concentre sur l'amélioration de la sécurité et de l'intelligence dans les systèmes de contrôle industriels. Ils appliquent des règles de logique floue et des réseaux de Petri pour la gestion des différents modes opératoires selon la méthode GEMMA.

Selon les travaux de **J. D. Hernandez et al.** [38] avait pour objectif l'élaboration d'architectures décentralisées renforçant la résilience et la flexibilité des systèmes de production intelligents. Les résultats obtenus montrent que l'architecture GEMMA décentralisée permet d'améliorer la flexibilité et la gestion des défaillances dans les systèmes de production intelligents, contribuant ainsi à une meilleure robustesse et adaptabilité opérationnelle.

Une autre étude réalisée par **Barbieri et Gutierrez, 2021** [36] propose une méthodologie pour la mise en œuvre de jumeaux numériques dans les systèmes d'automatisation industrielle. L'approche consiste à utiliser la représentation GEMMA-GRAFCET (GG) pour standardiser le vocabulaire et la gestion des modes opérationnels des systèmes d'automatisation industrielle.

La méthodologie GG a été comparée par **Alejandro Mejia et al., 2022** [37] à une approche basée sur les diagrammes d'état pour générer du code API, en utilisant des analyses statiques qui examine le code sans l'exécuter pour identifier les erreurs potentielles et dynamiques qui s'effectue en exécutant le code pour détecter des bugs ou des problèmes qui ne peuvent pas être détecté statiquement. Ils ont constaté que le code GG est plus complexe et plus lent, mais plus facile à maintenir.

2.4.2 ANALYSE DE LA PERSPECTIVE DE RECHERCHE

Dans cette analyse approfondie des études précédentes, nous avons cherché à mieux comprendre comment la méthodologie GEMMA a été adaptée et appliquée dans différents secteurs industriels. Le but principal est de faire le point sur les avancées

obtenues grâce à cette approche tout en repérant clairement les limites qui existent encore aujourd'hui et qui pourraient guider les recherches futures.

Il est important de noter que la plupart des travaux existants se sont concentrés principalement sur l'application directe du GEMMA en tant qu'outil de gestion des modes de fonctionnement industriels. Cependant, peu d'études ont envisagé sérieusement des améliorations méthodologiques significatives, notamment concernant l'intégration du facteur humain, pourtant central dans les nouvelles approches industrielles comme l'Industrie 5.0.

Cette lacune constitue une réelle opportunité pour les recherches futures. Il serait particulièrement intéressant d'envisager des extensions du GEMMA qui intègrent le facteur humain dans le processus automatisé.

Un tableau comparatif sera proposé pour récapituler les différentes études précédentes sur le GEMMA, présentant clairement les méthodes utilisées, les contextes industriels étudiés, ainsi que les objectifs fixés. Ce tableau 2 facilitera ainsi l'identification rapide des manques actuels.

Tableau 2: Comparaison de notre étude et les travaux de recherche antérieurs

Référence	Méthode	IHR	IHM	Décision Automatique	Optimisation des tâches temps réel	Objectif
Notre Approche	GEMMA / RDPF	Oui	Oui	Oui	Oui	Inclusion de l'humain dans GEMMA.
[35]	GEMMA	Non	Non	Oui	Non	Amélioration de la prise de décision des systèmes automatisés.
[38]	GEMMA	Non	Non	Oui	Oui	Validé une architecture décentralisée avec le GEMMA.
[34]	GEMMA	Non	Non	Non	Non	Intégré l'humain au cycle d'automatisation.
[36]	GEMMA	Non	Non	Non	Non	Améliorer la communication
[37]	Diagramme d'état/GEMMA	Non	Non	Non	Non	Évaluer code PLC par la méthodo GEMMA

2.5 CONCLUSION

En résumé, cette revue de la littérature a exploré les différentes approches et perspectives relatives au diagnostic des systèmes manufacturiers flexibles, notamment les réseaux de Petri flous et les méthodes de supervision basées sur le GEMMA. L'analyse des études récentes révèle la nécessité de combiner plusieurs techniques afin d'assurer efficacement le diagnostic de l'état de l'humain dans son milieu de travail, particulièrement dans le contexte spécifique du désassemblage des batteries de véhicules électriques. Les travaux de recherche existants montrent que le réseau de Petri flou constitue un outil puissant pour diagnostiquer les pannes et les défauts grâce à son raisonnement flou capable de gérer l'incertitude inhérente aux systèmes industriels. Par ailleurs, l'application de la méthodologie GEMMA dans divers contextes industriels a démontré son efficacité et sa fiabilité.

En conclusion, il convient de souligner que les travaux de recherche analysés ont principalement utilisé GEMMA dans une perspective d'automatisation des processus. Cependant, une lacune a été identifiée concernant l'introduction d'une nouvelle conception du GEMMA adaptée aux exigences de l'industrie 5.0. Notre étude propose ainsi une nouvelle version du GEMMA intégrant explicitement l'humain, tout en assurant la validation et le test de cette approche. Deux hypothèses sont formulées et une méthodologie spécifique est adoptée pour atteindre ces objectifs, détaillés dans le chapitre 3.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE

3.1 INTRODUCTION

La revue de la littérature a permis de constater une lacune importante : les méthodes classiques comme le GEMMA ne tiennent pas compte de l'état mental et physique des opérateurs humains. Cette limite est critique dans l'industrie 5.0 où humains et robots collaborent étroitement.

Ce chapitre propose donc une méthodologie intégrant en temps réel l'évaluation de l'état humain dans le GEMMA afin d'assurer une meilleure sécurité et efficacité du système. Il présente également une nouvelle conception de la feuille GEMMA, adaptée spécifiquement pour inclure l'opérateur humain comme partie intégrante du système.

Pour y parvenir, trois étapes seront suivies : d'abord la génération des données simulant l'état psychophysiologique de l'humain (fatigue, stress, concentration), ensuite la mise en place d'un système décisionnel basé sur la logique floue, et finalement la modélisation par un réseau de Petri flou des transitions entre les différents modes opérationnels du nouveau GEMMA proposé.

3.2 HYPOTHESES DE RECHERCHE

La revue de la littérature présentée au chapitre 2, la version classique du GEMMA reste centrée exclusivement sur l'automatisation industrielle, sans tenir compte explicitement de l'opérateur humain, ce qui limite sa capacité à répondre aux nouvelles exigences de l'industrie 5.0. Ainsi, afin d'atteindre les objectifs de cette recherche, deux hypothèses principales ont été formulées :

Hypothèse 1 (H1) : propose une mise en œuvre de la méthode du GEMMA en utilisant un réseau de pétri flou dont les transitions sont des fuzzifications pour établir le degré

d'appartenance des indicateurs de performance du procédé. L'hypothèse est donc qu'il est possible de combiner le diagnostic de l'humain et de l'infrastructure.

Hypothèse 2 (H2) : suggère que la version actuelle de la méthodologie GEMMA, centrée sur l'automatisation industrielle, ne prend pas en compte le rôle de l'humain au sein du système de production. Cette lacune limite la flexibilité et l'efficacité des processus dans les environnements manufacturiers modernes, notamment dans le contexte de l'industrie 5.0, où l'interaction humain-robot est essentielle. L'hypothèse est que l'ajout des sous familles dans la méthode du GEMMA, pour incorporer l'humain comme un système à part entière au sein de l'architecture automatisée, permet d'adapter la production conformément aux principes de l'industrie 5.0.

3.3 MÉTHODOLOGIE

Dans cette section consacrée à la méthodologie, les outils pour diagnostiquer L'infrastructure et l'humain dans une cellule de désassemblage des batteries des véhicules électriques est décrite.

Cette méthodologie permet de fournir une compréhension détaillée des approches adoptés pour atteindre les résultats précis et fiable. Ainsi les trois grandes parties constituant notre approche sont illustrés dans la figure 4, il s'agit de la génération des entrées (données), conception d'un nouveau système dédié à l'industrie 5.0 et la définition des transitions entre les modes du GEMMA.

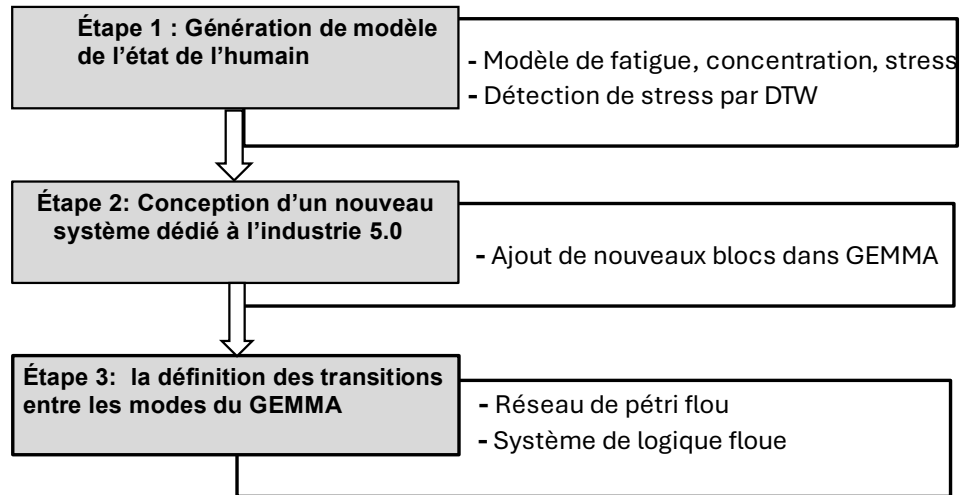


Figure 4: Les étapes de la méthodologie adoptée

3.3.1 GÉNÉRATION DE MODÈLE DE L'ÉTAT DE L'HUMAIN

Les différents indicateurs de l'état mental, tels que la fatigue, le stress, et la concentration, seront définis sous forme de vecteurs de données représentant leur intensité. Ces vecteurs, reflèteront l'évolution de chaque comportement au cours d'une journée typique d'un opérateur. La validité des données générées sera vérifiée en les comparant aux données réelles issues de la revue de littérature. Ces données, déjà utilisées pour justifier l'exactitude des modèles, serviront de référence pour évaluer la fiabilité des vecteurs simulés.

Les modèles mathématiques de la fatigue, de la concentration et du stress retenus dans ce travail sont issus de l'état de l'art, où ils ont déjà été validés dans des contextes similaires. Leur intégration garantit une base scientifique solide, tout en permettant d'adapter ces modèles aux besoins spécifiques du système étudié.

Les données validées seront ensuite préparées pour être utilisées comme entrées dans les simulations du système GEMMA. Cette intégration permettra de tester la réponse du système aux variations de l'état mental de l'opérateur, simulant divers scénarios et analysant l'impact de ces changements sur les performances du système.

Les modèles mathématiques utilisés dans ce travail reposent sur des paramètres, ces valeurs n'ont pas été fixées de manière arbitraire : elles ont été choisies en s'appuyant sur les tendances rapportées dans la littérature scientifique portant sur la modélisation de la fatigue, de la concentration et du stress en milieu de travail.

3.3.1.1 MODELE DE LA FATIGUE

L'accumulation de la fatigue d'un travailleur au cours du temps est modélisée par une fonction exponentielle croissante, selon l'équation :

$$F_i(t) = F_0 + A_{max} - F_0(1 - F_0)e^{-\lambda kt} \quad (1)$$

- $F_i(t)$: niveau de fatigue pendant la session i avec $i=1,2,3,4$.
- F_0 : niveau de fatigue initial (au début de la session)
- A_{max} : amplitude maximale
- K : Coefficient d'intensité
- λ : facteur de croissance de la fatigue
- t : temps de travail écoulé

La courbe de fatigue est constituée de 4 périodes de travail (4 parties d'accumulation) le tableau 3 présente les différentes variables et valeurs utilisées pour chaque période de travail :

Tableau 3: les valeurs utilisées pour les périodes d'accumulation de la fatigue

Segment	Équation	Variables			
		F_0	A_{max}	λ	k
Période 1 (F1)	$F_1(t) = 0.5 + 1.5(1 - e^{-3.75t})$	0.5	2	2.5	1.5
Période 2 (F2)	$F_2(t) = 1.4351 + 1.5649(1 - e^{-3t})$	1.4351	3	2.5	1.2

Période 3 (F3)	$F_3(t) = 1.1651 + 2.8349(1 - e^{-2.75t})$	1.1651	4	2.5	1.1
Période 4 (F4)	$F_2(t) = 2.9754 + 2.0246(1 - e^{-2.5t})$	2.9754	5	2.5	1

Pendant les pauses, la fatigue décroît selon une fonction exponentielle décroissante, donnée par :

$$R_i(t) = F_{cible} + (F_0 - F_{cible})e^{-\mu kt} \quad (2)$$

- $R_i(t)$: niveau de fatigue pendant la période de récupération.
- F_0 : niveau de fatigue initial (au début de la session)
- F_{cible} : niveau de fatigue visé après une pause
- K : Coefficient d'intensité
- μ : facteur de récupération.
- t : durée de la pause

La courbe de fatigue est constituée de 4 périodes de récupération le tableau 4 suivant présente les différents variables et valeurs utilisés pour chaque période de récupération (pause)

Tableau 4: les valeurs utilisées pour les périodes de repos

Segment	Équation	Variables			
		F_0	F_{cible}	μ	k
Période 1 (R1)	$R_1(t) = 0.8 + 1.3446(e^{-3t})$	2.1446	0.8	2	1.5
Période 2 (R2)	$R_2(t) = 1 + 2.2232(e^{-2.6t})$	3.2232	1	2	1.3
Période 3 (R3)	$R_3(t) = 1.5 + 2.6884(e^{-2.4t})$	4.1884	1.5	2	1.2
Nuit-repos	$R_3(t) = 0.5 + 4.6495(e^{-2.4t})$	5.1495	0.5	2	0.4

La figure 5 présente la courbe brute d'évolution de la fatigue durant la journée de travail ainsi que courbe normalisée :

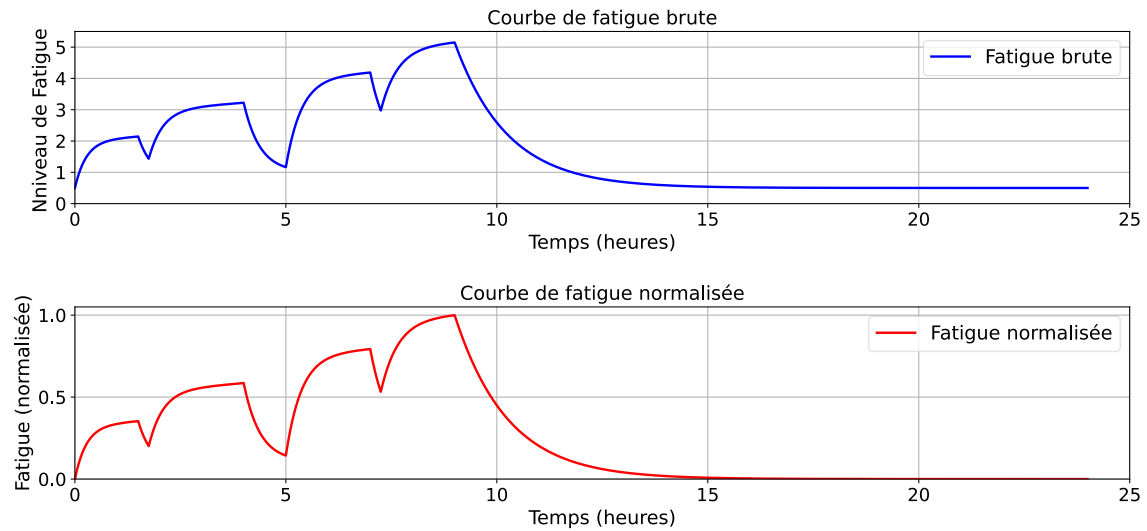


Figure 5 : Courbe d'évolution de la fatigue de l'humain durant une journée de travail.

3.1.1.2 MODELE DE LA CONCENTRATION

La fonction de base utilisée dans le modèle est donnée dans l'équation 3 :

$$C(t) = C_i e^{-\lambda(t-t_0)} \quad (3)$$

Avec :

- $C(t)$: niveau de concentration au temps t
- C_i : concentration initiale à un moment donné
- λ : taux de décroissance
- t : temps écoulé depuis le début de la période considérée

Le tableau 5 présente les variables retenues pour modéliser l'évolution de la concentration ainsi que les valeurs associées à chacune d'elles. Ces paramètres servent de base à la génération de la courbe de concentration utilisée dans les simulations

Tableau 5: les valeurs utilisées pour tracer la courbe de concentration

Segment	Équation	Niveau de concentration C_i	Taux de croissance λ	Décalage t_0
Période 1	$C(t) = 100e^{-0.4(t)}$	100	0.4	0
Période 2	$C(t) = 70e^{-0.4(t-2)}$	70	0.4	2
Période 3	$C(t) = 80e^{-0.4(t-4)}$	80	0.4	3
Période 4	$C(t) = 50e^{-0.4(t-7)}$	50	0.4	7
Période 5	$C(t) = 33.5e^{-0.4(t-8)}$	33.5	0.4	8

La figure 6 présente la courbe brute et normalisée de la concentration durant la journée de travail :

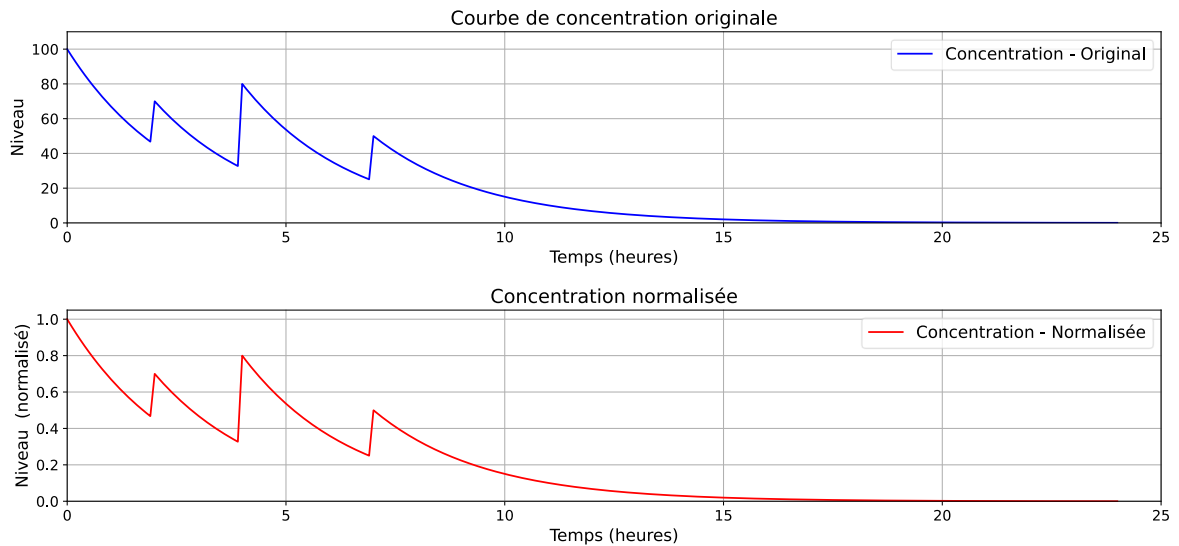


Figure 6: Courbe d'évolution de la concentration de l'humain durant une journée de travail

Dans notre modèle de concentration, chaque période de travail est décrite par une décroissance exponentielle, car la littérature établit qu'une tâche cognitive soutenue entraîne une perte progressive et rapide d'attention selon une loi $C(t) = C_i e^{-\lambda(t-t_0)}$. Les remontées que l'on voit aux instants

2 h, 4 h et 7 h ne résultent pas d'une fonction de croissance ; ce sont des points de réinitialisation : au début de chaque pause, on assigne un nouveau niveau initial C_i (70 %, 80 % ou 50 %) plus élevé que la valeur atteinte juste avant la coupure. Ces sauts traduisent l'effet quasi-immédiat d'une pause courte sur la vigilance : en pratique l'opérateur ressent une récupération soudaine dès les premières minutes, puis la concentration recommence à décroître pendant la session suivante.

3.1.1.3 MODELE DE SIGNAL DE STRESS

Le signal de stress présenté dans cette section n'est pas une mesure directe de stress, elle correspond à une modélisation synthétique du signal d'activité électrodermale (EDA), c'est-à-dire de la conductance cutanée captée au poignet. L'EDA est reconnue comme l'un des indicateurs physiologiques les plus fiables de la réponse au stress : l'augmentation de la sudation, pilotée par le système nerveux autonome, se traduit par des pics phasiques superposés à un niveau tonique plus lent. En adoptant le gabarit d'évènement décrit par **Housseini et al.** [39] prétraitement, séparation tonique/phasique et injection ponctuelle de pics, nous reproduisons donc un profil de stress artificiel entièrement basé sur la dynamique EDA, ce qui garantit que la validation reste cohérente avec les études actuelles de détection de stress.

Le signal utilisé pour la détection d'évènement de stress est construit à partir de l'équation suivante :

$$F(t) = B(t) + \sum_i S_i(t) + N(t) + D(t) \quad (4)$$

- $F(t)$: signal global
- $B(t)$: équation sinusoïdale
- $S_i(t)$: modèle de stress injectées à certains moments

$$B(t) = A. \sin(2\pi ft) \quad (5)$$

$$S(t) = \begin{cases} P_1(t) \\ P_2(t) \\ \vdots \\ P_n(t) \end{cases} \quad (6)$$

$$P_n(t) = a_i + b_i(t - t_i) + c_i(t - t_i)^2 + d_i(t - t_i)^3$$

- $N(t)$: bruit gaussien avec $N(t) = \sigma \cdot \epsilon(t)$ σ : l'amplitude de bruit
- $D(t)$: dérive lente (drift polynomiale)

$$D(t) = a_5 \cdot t^5 + a_4 \cdot t^4 + a_3 \cdot t^3 + a_2 \cdot t^2 + a_1 \cdot t + a_0$$

- t : le temps
- $a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5$: Coefficients déterminant la forme du drift

Les valeurs des variables utilisées pour tracer le signal de stress sont résumées dans le tableau 6. Elles correspondent aux paramètres des équations $B(t)$ et $N(t)$, définissant respectivement la composante sinusoïdale et le bruit aléatoire du signal sur une période de 8 heures.

Tableau 6: les valeurs utilisées pour tracer le signal de stress

Équation	Variables		
$B(t) = A \cdot \sin(2\pi f t)$	$A = 0.005$	$f = 0.001 \text{ hz}$	$t = 0-8 \text{ h}$
$N(t) = \sigma \cdot \epsilon(t)$	$\sigma = 0.003$	$\epsilon(t)$: bruit gaussien	

Le tableau 7 présente les valeurs numériques des coefficients utilisés pour la dérivée lente du signal. Ces coefficients servent à définir précisément la courbe d'évolution lente intégrée au modèle.

Tableau 7: valeurs des coefficients de le dérivé lente.

Coefficients	Valeurs numériques
a_5	5.8053×10^{-6}
a_4	-1.6514×10^{-5}
a_3	-9.3672×10^{-4}
a_2	7.2922×10^{-3}
a_1 ,	-2.3817×10^{-2}
a_0	7.8326×10^{-4}

Les évènements de stress, qui apparaissent sous forme de pics par rapport au reste du signal, sont illustrés dans la figure 7 :

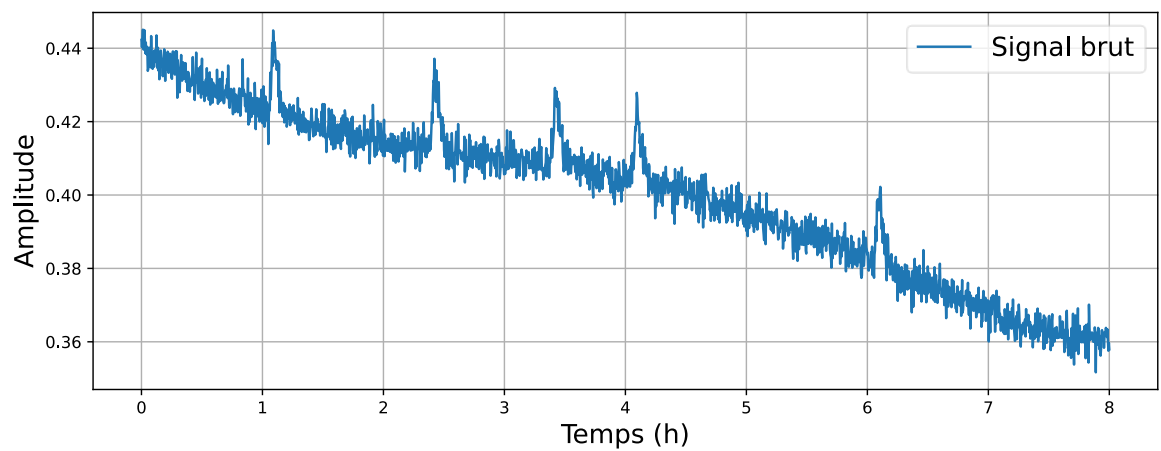


Figure 7: Signal contenant des évènements de stress.

La figure 8 représente la forme du modèle d'évènement de stress $S_i(t)$ utilisé dans le signal global :

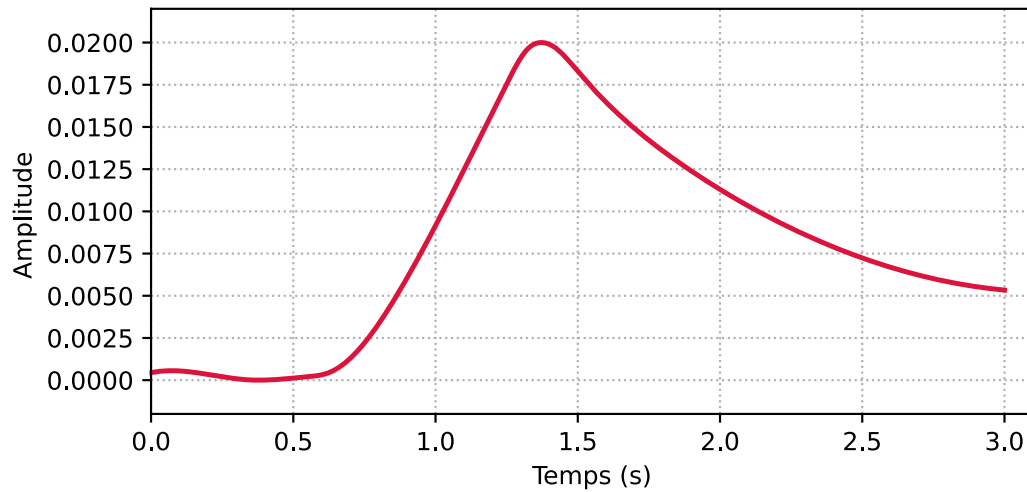


Figure 8: Modèle de stress utilisé dans le signal

DÉTECTION DE STRESS

Dans cette étude, l'algorithme Dynamic Time Warping (DTW) a été appliqué au signal à l'aide d'une fenêtre glissante de 3 secondes, déplacée d'un pas de 0,1 s, et un chevauchement de 50 % entre deux fenêtres successives. À chaque position, la portion du signal située dans la fenêtre est alignée sur un motif de stress de référence au moyen du DTW, qui autorise des dilatations et compressions locales pour s'adapter au mieux la forme du motif. Dans la deuxième partie de la figure 9 on voit l'évolution de la distance DTW calculée entre le modèle de stress $S_i(t)$ et les segments successifs du signal global. Les valeurs faibles de la distance indiquent une forte similarité avec le modèle, permettant ainsi la détection des événements de stress lorsque cette distance passe sous le seuil prédéfini (27).

Le seuil de 27 a été fixé après une courte phase de calibration, nous avons d'abord fait glisser le modèle de stress sur deux séries d'essai et puis appliqué la DTW, l'une sans stress et l'autre avec cinq pics injectés. Les distances obtenues ont produit deux nuages distincts : les fenêtres « sans stress » se situaient presque toutes au-delà de 30, tandis que celles contenant un épisode de stress se concentraient entre 15 et 25. En traçant l'histogramme commun, le creux

le plus net là où les deux distributions ne se chevauchaient presque plus apparaissait à 27. Placer la coupure à cette valeur maximise donc la séparation : toute distance < 27 est classée « stress », toute distance ≥ 27 « pas de stress ».

Le résultat de la détection de l'événement de stress dans le signal global est illustré à la figure 9 :

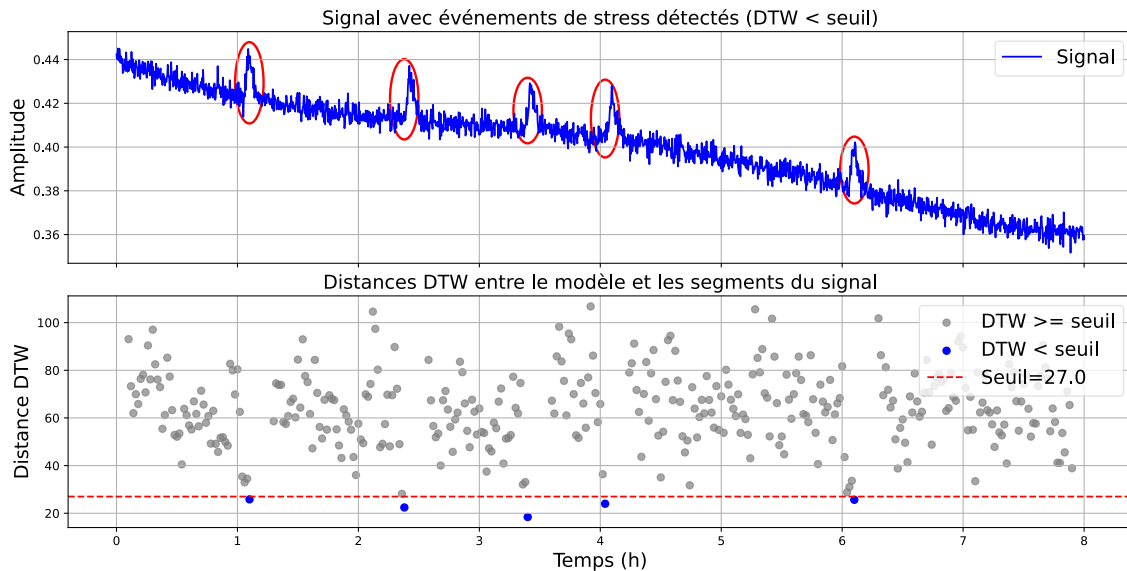


Figure 9: Détection des événements de stress sur le signal par DTW.

3.2 SYSTEME DE LOGIQUE FLOUE

Le diagnostic de l'état de l'opérateur humain dans l'installation de désassemblage des batteries repose sur l'évaluation de son état mental, lequel est modélisé à partir de trois composantes principales : la fatigue, la concentration et le stress.

Ces paramètres, par nature variables, présentent un degré d'incertitude. Pour les intégrer de manière efficace dans le processus décisionnel, une approche de fuzzification est mise en œuvre.

Cette étape permet de transformer les valeurs mesurées de chaque paramètre en degrés d'appartenance à des variables linguistiques tels que "faible", "moyen" ou "élevé", la forme trapézoïdale a été choisie pour avoir une zone appartenance maximale stable. Par la suite, ces degrés d'appartenance sont combinés à l'aide de règles d'inférence floues, ensuite on passe

à la défuzzification qui est l'inverse de la fuzzification dans laquelle la sortie agrégée est convertie en sortie nette, cette sortie sera exploitée par le réseau de pétri flou afin de déterminer les transitions de mode de fonctionnement.

La structure générale de notre système de logique floue est présentée dans la figure 10 :

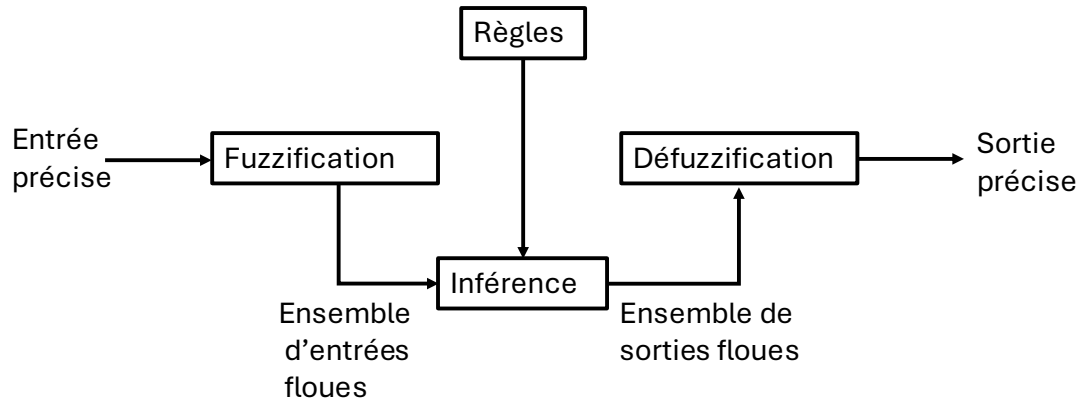


Figure 10: Système de logique floue utilisé.

3.2.1 FUZIFFICATION DES ENTRÉES

La fuzzification de la fatigue qui a [0-1] comme univers de discours nous considérons trois fonctions d'appartenances qui sont décrites dans le tableau 8.

Tableau 8: Valeurs des fonctions d'appartenances de la fatigue.

Valeur	Variable linguistique
[0 - 0.15]	Très faible
[0.1 - 0.3]	Faible
[0.25 - 0.65]	Moyenne
[0.55 - 1]	Élevée

La fuzzification de l'entrée fatigue est illustrée à la figure 11 :

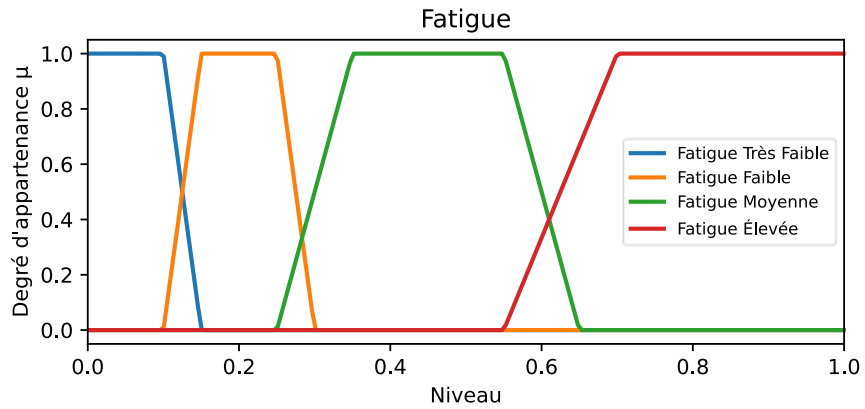


Figure 11: Fuzzification de la fatigue.

La fuzzification de la concentration qui a [0 - 1] comme univers de discours nous considérons quatre fonctions d'appartenances qui sont décrites dans le tableau 9.

Tableau 9: Valeurs des fonctions d'appartenances de la concentration.

Valeur	Variable linguistique
[0 - 0.3]	Faible
[0.25 - 0.65]	Moyenne
[0.55 – 0.9]	Élevée
[0.85 – 1]	Très élevée

La fuzzification de l'entrée concentration réalisée à partir des valeurs du tableau, est illustrée à la figure 12 :

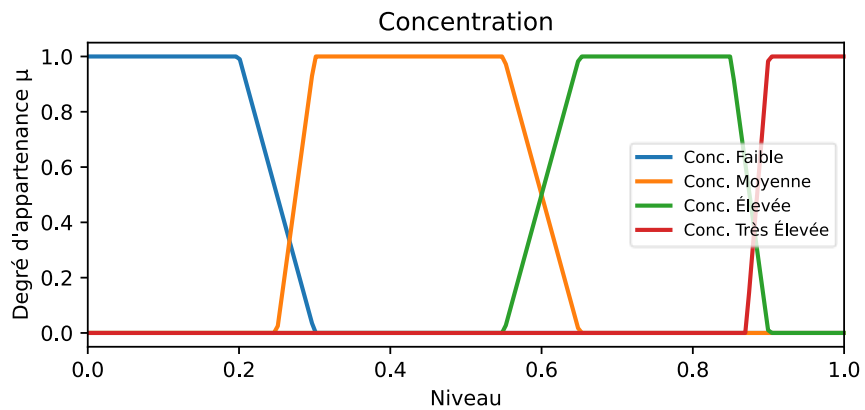


Figure 12: Fuzzification de la concentration.

La fuzzification du stress à partir de la détection obtenue par l'algorithme DTW est illustrée dans la figure 13. La distance DTW est d'abord convertie en un score de stress, Deux ensembles déterministes sont alors définis : absence et détection.

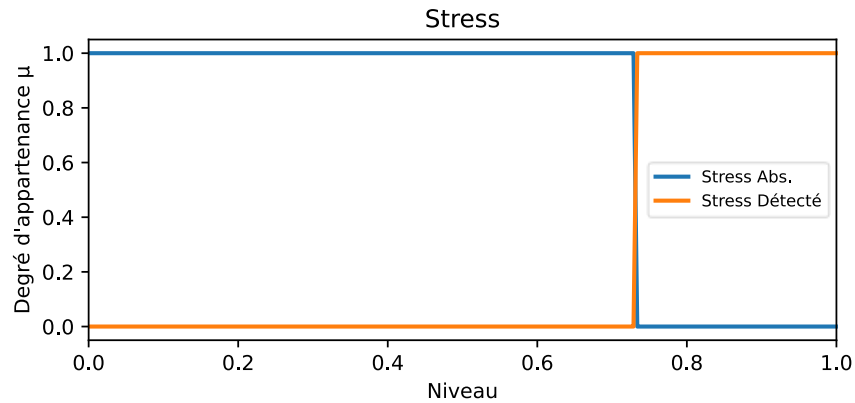


Figure 13: Fuzzification de stress

Comme on observe dans la figure 13 les fonctions d'appartenances ont été divisé en deux classes Soit il y a une détection de stress, ou soit il y a absence de stress.

Le tableau 10 présente les valeurs des fonctions d'appartenance définies. Deux intervalles linguistiques sont considérés : $[0 - 0,73]$ correspondant à la détection du stress (*stress ON*), et $[0,73 - 1]$ indiquant son absence (*stress OFF*).

Tableau 10: Valeurs des fonctions d'appartenances de stress

Valeur	Variable linguistique
$[0 - 0.73]$	Détection=stress ON
$[0.73 - 1]$	Absence= stress OFF

La sortie de notre système flou est les modes de fonctionnement soit : mode production tout de même D3a, mode arrêt demandé en fin de cycle A2, mode arrêt demandé dans état déterminé A3, mode diagnostic et/ou traitement de défaillance humaine.

Les intervalles de valeurs définissant ces modes sont présentés dans le tableau 11, servant de référence pour l'interprétation des résultats du système flou.

Tableau 11: Valeurs des fonctions d'appartenances des modes

Valeur	Variable linguistique
[0.16 - 0.25]	Mode A2
[0.26 - 0.4]	Mode A3
[0.41 - 1]	Mode D2a
[0.15 - 1]	Mode D3a
[0 - 0.15]	Mode F1

La fuzzification des modes de fonctionnement à l'aide des intervalles définis dans le tableau ci-dessus est présentée dans la figure 14 :

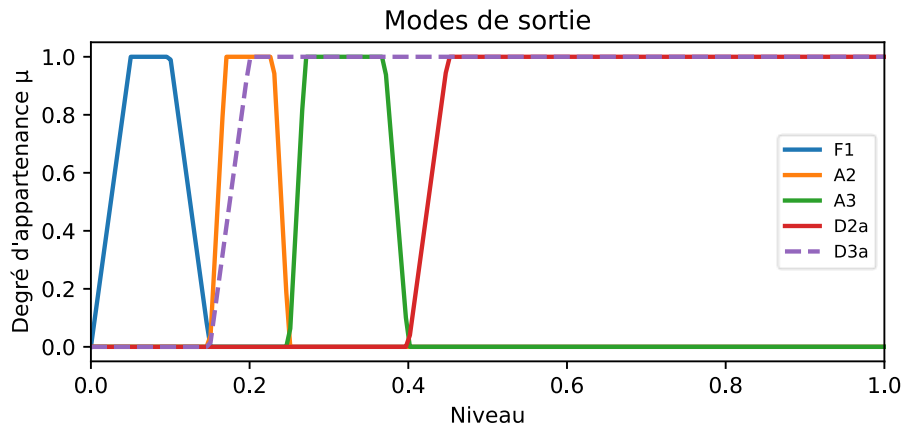


Figure 14: fuzzification de la sortie Modes.

Dans notre travail, les intervalles associés aux modes GEMMA n'ont pas été fixés de manière théorique, ils ont été calibrés pour refléter le niveau de criticité accepté à chaque étape du procédé.

On a estimé que tant que l'indice reste $\leq 0,15$, la production peut se poursuivre sans danger (mode F1). Au-delà, la montée de fatigue ou diminution de concentration ou aussi des pics de stress impose des actions d'arrêt plus ou moins immédiates.

Les simulations vérifient que chaque seuil déclenche bien la transition ciblée (λ égal à la borne haute) sans activer de chemin concurrent. La cohérence des marquages assure ainsi la sécurité et la continuité optimale de la production.

3.2.2 LES REGLES

Pour que le système flou puisse fonctionner correctement, il est nécessaire d'établir un ensemble de règles permettant de prendre des décisions sur la base des entrées fournies. Dans le cadre de cette étude, un ensemble de 17 règles a été défini et utilisé pour assurer un processus décisionnel. Dont quelques-unes sont détaillées ci-dessous à titre illustratif :

R1 : Si fatigue est faible ET concentration faible Alors mode est A2

R2 : Si fatigue est moyenne Alors mode est A3

R3 : Si concentration est faible Alors mode est D2a

L'ensemble complet des règles, incluant celles non détaillées ici, est présenté et clairement défini dans la section Annexe.

3.2.3 INFÉRENCE FLOU

L'inférence floue commence par convertir chaque entrée numérique en degrés d'appartenance à plusieurs ensembles linguistiques, créant un nuage d'information graduée plutôt qu'un simple seuil discret. Dans notre système Mamdani, les conditions de chaque règle sont combinées à l'aide de la t-norm minimum, ce qui retient le plus faible des degrés et fixe ainsi le « degré d'activation » de la règle. Ce degré d'activation découpe ensuite l'ensemble flou de conclusion, générant une surface partielle proportionnelle à son influence. Toutes ces surfaces sont enfin fusionnées au moyen

d'une s-norm maximum afin de produire un ensemble flou agrégé pour la sortie, prêt à être défuzzifié.

3.2.4 DÉFUZZIFICATION

Dans le cadre de notre système, la défuzzification est réalisée à l'aide de la méthode du centroïde (ou centre de gravité). Cette technique consiste à calculer le barycentre de la surface résultante de l'agrégation des sorties floues, fournissant ainsi une valeur précise qui peut être exploitée par le réseau de Petri flou. Cette approche est particulièrement adaptée à notre application, car elle permet de refléter l'influence relative de chaque règle activée sur la décision finale.

Un cas de défuzzification pour un niveau de fatigue et concentration est présenté dans la figure 15 :

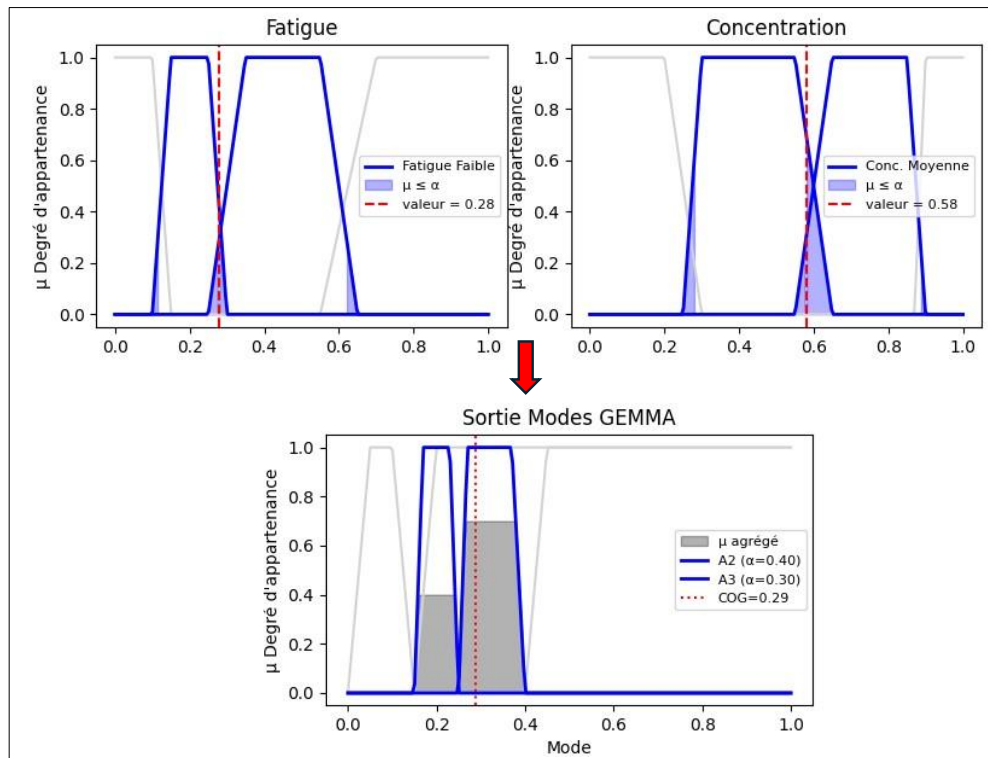


Figure 15: Résultat de défuzzification.

3.3 LA STRUCTURE ET LA THÉORIE DE GEMMA

Dans le cadre de la restructuration du GEMMA, un nouveau bloc désigné A8 sera intégré à la famille A, qui est associée aux « procédures d'arrêt ». Ce bloc A8 aura pour vocation spécifique l'évaluation de l'état mental de l'opérateur. Il est conçu comme un élément essentiel qui doit être validé avant d'initier toute procédure de fonctionnement standard, rattachée à la famille F. Ce mécanisme garantit que le fonctionnement de l'installation ne commence que lorsque l'état mental de l'opérateur est jugé conforme aux critères de sécurité et de performance optimale. En outre, une modification sera appliquée au bloc D3 de la famille D, normalement utilisé pour la « production tout de même » en cas de défaillance. Ce bloc sera scindé en deux sous-parties distinctes. Le premier, nommé D3a, sera spécifiquement consacré à la surveillance et à la gestion des conditions humaines impactant les opérations telles que le stress, fatigue, etc. Le second, D3b, sera spécifiquement dédié à la gestion des équipements de procédé.

Une autre modification sera appliquée au bloc D2 de la famille D, normalement utilisé pour le « Diagnostic et/ou traitement de la défaillance ». Ce bloc sera scindé en deux sous-parties distinctes. Le premier, nommé D2a sera spécifiquement utilisé pour le traitement de la défaillance humaine. Le second D2b sera dédié pour la gestion de défaillance des équipements de procédé.

La figure 16 présente le GEMMA modifier, adapté dans le cadre du projet de recherche qui inclut le facteur humain pour répondre aux exigences de l'industrie 5.0 et particulièrement pour l'interaction humain-robot dans un environnement de travail collaboratif.

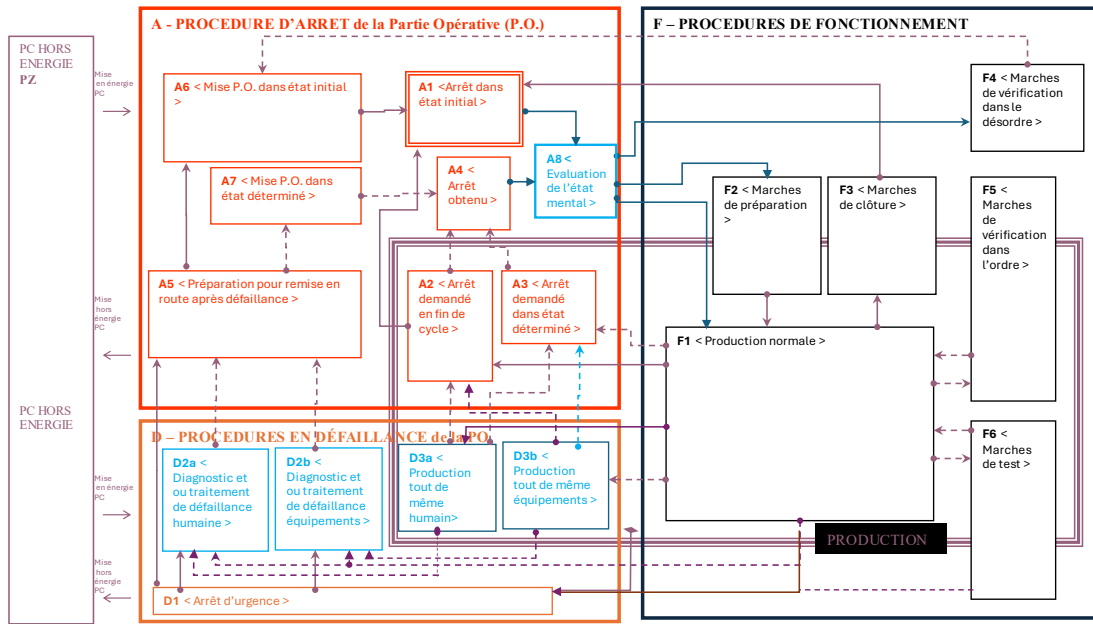


Figure 16: Le GEMMA adapter pour industrie 5.0

3.4 DÉFINITION DES TRANSITIONS ENTRE LES SOUS FAMILLES DANS LE GEMMA

Le changement de mode d'une manière automatique et intelligente se fait par un réseau de pétri flou qui traite des données provenant du système flou en temps réel et détermine le mode de fonctionnement approprié.

3.4.1 APPROCHE DE RÉSEAU DE PÉTRI FLOU

Le réseau de Petri flou est une méthode très utile pour un système décisionnel. Il repose sur la règle floue SI condition, ALORS action. Selon cette règle, lorsque la condition consomme, l'action produit. La connaissance du système décisionnel repose sur l'ensemble des règles. Chaque transition du réseau de Petri flou est définie comme une règle qui produit un changement d'état [40]. Formellement, le réseau de Petri flou est un tuple, et il est représenté mathématiquement de la manière suivante :

$$FPN = (P, T, I, O, \beta, \lambda, M_0) \quad (11)$$

L'ensemble fini des places est exprimé par :

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}, n > 0. \quad (12)$$

L'ensemble fini des transitions est exprimé par :

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}, m > 0. \quad (13)$$

La fonction d'entrée de l'arc dirigé du lieu à la transition est exprimée par :

$$I : P \rightarrow T. \quad (14)$$

La fonction de sortie de l'arc dirigé de la transition vers le lieu est exprimée par :

$$O : P \rightarrow T. \quad (15)$$

La fonction de degré de vérité est exprimée par :

$$\beta : T \rightarrow [0, 1]. \quad (16)$$

La fonction de seuil est exprimée par :

$$\lambda : T \rightarrow [0, 1]. \quad (17)$$

Le marquage initial est exprimé par :

$$M_0 : P \rightarrow [0, 1] \text{ avec} \quad (18)$$

$$\text{Le déclenchement de la transition} = \begin{cases} \text{Activé} & \min M(t_j) \geq \lambda(p_j) \\ \text{Sinon, bloqué} & \end{cases} \quad (19)$$

La valeur de chaque fonction de vérité $\beta(t)$ est située sous chaque transition et définit son degré de vérité. Si la transition est activée, la sortie transmise à l'étape suivante sera la multiplication de la valeur minimale ou maximale des entrées, selon le type de transition (minimum ou maximum), et de $\beta(t)$. Le réseau de Petri flou possède deux modes de transition qui constituent une méthode puissante pour le système d'aide à la décision. Le premier mode est le mode minimum. Cette transition fournit en sortie la multiplication de $\beta(t)$ par la valeur minimale des entrées. Le second mode est le mode maximum. Cette transition fournit en sortie la multiplication de $\beta(t)$ par la valeur maximale des entrées. Le type de transition est indiqué sous la transition par un maximum ou un minimum, et le type de transition est sélectionné selon les besoins de l'opérateur. Ces deux types de transitions peuvent être représentés mathématiquement dans l'équation ci-dessous :

$$M'(p) = \begin{cases} \text{mode 1 min}(M(t_j)) * \beta(t_j) \\ \text{mode 2 max}(M(t_j)) * \beta(t_j) \end{cases} \quad (20)$$

Les transitions ne peuvent être déclenchées que lorsqu'elles sont activées. Une fois la transition déclenchée, le jeton de l'entrée est supprimé et transmis à la sortie, selon les conditions de la transition. Ce fait est très spécifique à une transition donnée, car il n'affecte que les entrées et les sorties de cette transition. Autrement dit, la transition déclenchée effectue une action très simple : elle supprime le jeton des entrées et les transmet aux sorties. C'est pourquoi le réseau de Petri flou est un outil mathématique capable de fonctionner en parallèle.

Si deux transitions ou plus seront activées au même temps, la transition qui a le lambda plus grand est privilégiée, donc selon la règle de déclenchement du réseau de Petri flou, seule cette transition sera déclenchée (franchie).

3.4.2 GRAPHE DE RÉSEAU DE PÉTRI FLOU PROPOSÉ POUR LE GEMMA

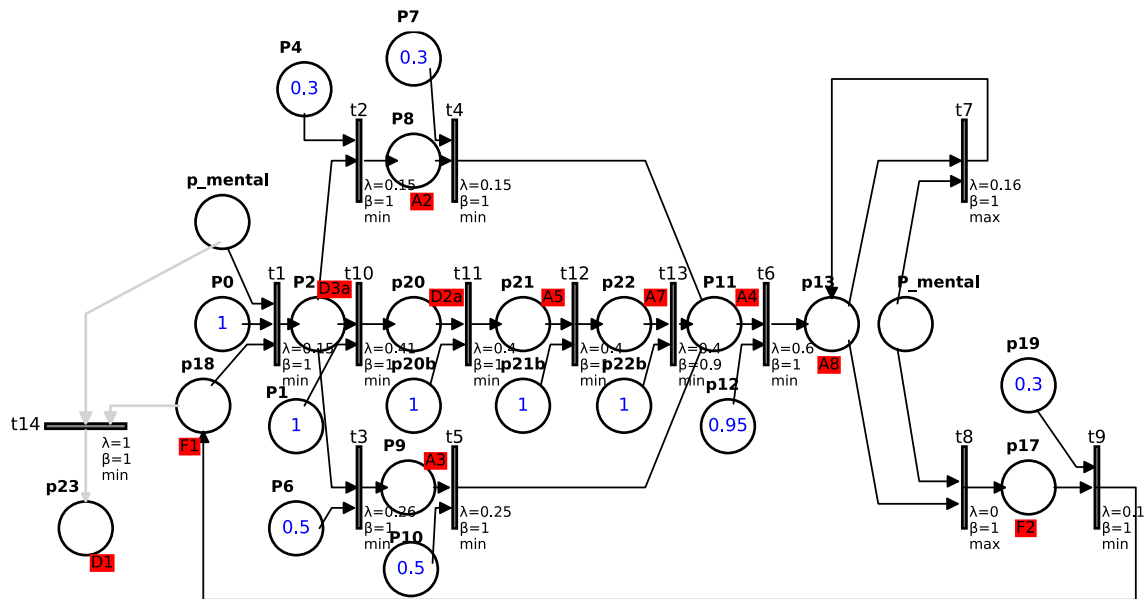


Figure 17: Graphe de réseau de pétro flou proposé pour le nouveau GEMMA [41].

La figure 17 illustre ce réseau de Pétri, qui représente les principaux passages du modèle GEMMA liés au diagnostic de l'état de l'humain. Il permet la transition du mode de production normale F1 vers différents modes de procédure en défaillance (D3a, D2a) et de procédure d'arrêt (A2, A3, A8, A4, A5, A7).

Le réseau est structuré autour d'une place centrale appelée p_mental , qui reçoit les valeurs défuzzifiées issu du système flou sous forme de marquage. Ce marquage, compris entre 0 et 1, représente le niveau de l'état mental de l'humain. Il est ensuite transmis aux autres places du réseau en fonction des conditions définies au niveau des transitions.

Chaque transition est associée à un seuil défini par une variable λ , représentant la fonction seuil à dépasser pour activer la transition vers un mode donné. Les valeurs seuils utilisées dans ce travail sont les suivantes : Certaines places du réseau sont initialement marquées. Ces marquages sont choisis en fonction des besoins de fonctionnement visés, et sont utilisés lors des calculs de conditions de tir au niveau des transitions.

Mode D3a : il faut une valeur de l'état mental soit supérieur ou égale 0.15.

Mode A2 : il faut une valeur de l'état mental soit supérieur ou égale 0.15.

Mode A3 : il faut une valeur de l'état mental soit supérieur ou égale 0.26.

Mode D2a : il faut une valeur de l'état mental soit supérieur ou égale 0.41.

Les places qui contiennent initialement un marquage sont utilisée pour le calcul au niveau des transition, leur marquage je l'ai choisi selon le besoin de fonctionnement je souhaite.

L'état mental : fait référence aux trois variables de base fatigue, stress et concentration.

Chaque signal est d'abord normalisé entre 0 et 1, puis converti en labels flous (*faible, moyen, élevé*). Un moteur d'inférence Mamdani combine ces labels par des règles du type : « Si fatigue élevée ET stress élevé ALORS état critique ». La surface floue résultante est défuzzifiée (centre de gravité) et fournit un indice unique **Pmental** compris entre 0 et 1.

3.5 LIMITES DE PROJET

Dans ce projet, une seule méthode de défuzzification a été utilisée pour convertir la sortie du système flou en une valeur numérique exploitable : il s'agit de la méthode du centre de gravité. Ce choix, bien qu'opérationnel, représente une limitation importante dans notre démarche. En effet, nous n'avons pas exploré ni comparé d'autres méthodes pourtant couramment utilisées, telles que la moyenne des maximums, la bissectrice ou encore les approches par plus petit / plus grand maximum. Cette absence de comparaison prive notre système d'une analyse critique sur la sensibilité du résultat final à la méthode de défuzzification choisie. Il est donc possible que d'autres méthodes auraient produit des comportements décisionnels différents, potentiellement plus rapides ou plus adaptés à certains types de signaux d'entrée, comme des pics soudains de stress ou de fatigue. De plus, le recours exclusif au centre de gravité nous empêche de juger si notre système est réellement robuste face à la variabilité des conditions. Cela soulève également un problème de portée des résultats : sans comparaison, nous ne pouvons pas affirmer que notre choix est optimal ni même adéquat dans des contextes industriels variés. Enfin, le fait de ne pas avoir inclus d'analyse de sensibilité à ce niveau limite la portée scientifique de notre démarche et montre que le volet expérimental reste partiellement exploré. Cette simplification méthodologique, bien qu'utile dans une phase de prototypage, devra être corrigée dans des travaux futurs afin de garantir la fiabilité et la crédibilité du système flou dans des environnements réels.

Une autre lacune de notre système concerne le comportement du réseau de Petri flou en cas d'urgence. Plus précisément, l'activation du mode d'arrêt d'urgence (D1) devrait être possible à tout moment, indépendamment de l'état actuel du système ou du déroulement du processus.

3.6 CONCLUSION

La méthodologie présentée dans ce chapitre a permis de définir les étapes clés pour intégrer l'évaluation en temps réel de l'état mental de l'opérateur dans la méthodologie GEMMA.

Après avoir décrit la génération des modèles de fatigue, de concentration et de stress, nous avons exposé la mise en place d'un système décisionnel flou et la modélisation des transitions via un réseau de pétri flou. Cette approche intégrée vise à renforcer la sécurité et l'efficacité de la collaboration humain robot dans un contexte d'industrie 5.0.

Le chapitre suivant présentera les résultats obtenus à partir des scénarios de validation, permettant d'évaluer la pertinence et la performance de la méthodologie proposée.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

4.1 INTRODUCTION

Après avoir établi les fondements théoriques et méthodologiques de notre approche, il est désormais nécessaire d'en évaluer la validité à travers des résultats concrets. Cette étape permet de mesurer dans quelle mesure le modèle proposé répond aux exigences de l'industrie 5.0 en matière de supervision et de diagnostic intégrant l'humain.

Ce chapitre a pour objectif de présenter et de discuter les résultats issus de la mise en œuvre du système développé. Il vise notamment à valider la méthodologie de conception adoptée et à identifier des pistes d'amélioration pour renforcer l'aide à la décision dans les systèmes automatisés collaboratifs.

Pour répondre à cet objectif, ce chapitre présente une série de scénarios de validation du système. Les sous-sections décrivent successivement les résultats obtenus pour différents cas de fatigue, de concentration combinée au stress, ainsi que l'évolution du système sur plusieurs jours. Cette structure permet d'évaluer le comportement du modèle dans des situations variées et d'analyser la pertinence du raisonnement flou couplé au réseau de Petri dans le choix dynamique des modes de fonctionnement

4.2 SCÉNARIOS DE TEST PAR VALIDATION

L'objectif principal de ce projet est d'établir un nouveau standard qui permet de mieux définir les modes de marches et d'arrêts d'un système automatisé dans le contexte de l'industrie 5.0. Pour ce faire une nouvelle architecture GEMMA a été proposée. La validation de cette approche se base sur un système de logique floue et réseau de pétri flou développer dans un script python.

Pour réaliser la prise de décision de manière efficace, un raisonnement basé sur la logique floue est utilisé. Les données précises sur l'état de fatigue ou concentration ou stress de l'humain (mesurées et enregistrées sous forme de valeurs numériques précises) sont tout d'abord converties en degrés d'appartenance à différents ensembles flous. Ensuite, à partir d'un ensemble prédéfini de règles floues, le système évalue les conditions nécessaires pour activer chaque mode, les résultats flous obtenus (ensemble des modes possibles et leurs degrés d'activation) sont défuzzifiés afin d'obtenir une valeur numérique claire et exploitable dans le RDPF, ce qui permet de déclencher concrètement les transitions entre les modes du GEMMA en fonction de l'état réel de l'opérateur humain.

Dans cette section, les résultats obtenus par la simulation des scénarios de validation proposés pour l'état de fatigue de l'opérateur sont présentés et analysés. Trois scénarios typiques, correspondant chacun à différents niveaux de fatigue (légère, moyenne et élevée), sont discutés afin de démontrer la capacité du système GEMMA à gérer dynamiquement la collaboration humain-robot en fonction de l'état réel de l'opérateur. Les transitions entre les différents modes de production et d'arrêt, ainsi que leurs implications opérationnelles, sont précisément détaillées.

Les simulations ont été menées en deux temps : d'abord en faisant varier uniquement la fatigue, les autres paramètres restant neutres, afin de mesurer son effet direct sur les passages de modes, puis en couplant le stress à la concentration, car le stress isolé ne déclenche pas de transition (un opérateur peut rester performant malgré un stress), tandis que, combiné à une chute de vigilance, il accentue l'indice P_{mental} et accélère le basculement vers les modes d'arrêt ou de diagnostic.

Afin de tester notre approche trois scénarios seront définis dans la section suivante :

4.2.1 SCÉNARIO 1 POUR LA FATIGUE

Le schéma du scénario 1, issu de la méthode GEMMA, est présenté à la figure 18.

Cette illustration permet de visualiser l'enchaînement des étapes et des transitions propres à ce scénario.

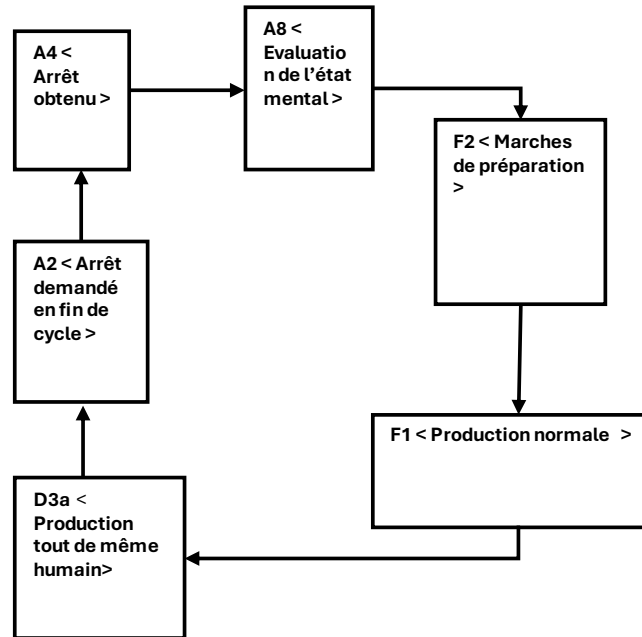


Figure 18: Schémas de scénario 1.

Au production normale, l'humain arrive en état de fatigue (légère fatigue), ce qui entraîne le refus d'ouverture de la barrière d'accès à l'espace de travail, car il est jugé inapte à travailler. Dans ce cas, une ré optimisation des tâches est réalisée afin que le robot exécute, dans la mesure du possible, des opérations ne nécessitant pas la présence humaine. Le système passe ainsi du mode de production normale (F1) au mode de production « tout de même humaine » (D3a), conformément aux seuils prédéfinis.

À un certain moment, le robot atteint ses limites : il ne peut plus poursuivre ses tâches tant que l'humain n'a pas accompli les siennes, comme le débranchement des câbles électriques de la batterie. Cette situation nécessite un arrêt demandé en fin de cycle, correspondant au mode A2.

La simulation de ce scénario repose sur un jeu de données dont les valeurs appartiennent à l'intervalle [0.15 – 0.25] de la courbe de la fatigue qui seront passées par le système décisionnel flou, ce qui permet d'activer le passage au mode D3a (qui

exige un marquage ≥ 0.15), puis le passage vers le mode A2 lorsque les conditions sont remplies.

Le résultat de ce scénario dans le RDPF a produit le chronogramme présenté à la figure 19.

La lecture des données issues du système flou est affichée dans la place p_mental sous forme de marquage, transféré ensuite vers différentes places selon les conditions de déclenchement des transitions.

Au départ, le mode de production normale F1 est activé, ce qui signifie qu'aucune défaillance n'est détectée — la valeur de fatigue étant inférieure au seuil prédéfini ($M_0(p_mental) < 0.15$). Par la suite, une augmentation de la fatigue est détectée ; la transition $t1$ peut alors être déclenchée selon la règle de déclenchement du RDPF : $\min M(t1) \geq \lambda(t1)$. Cela entraîne l'activation du mode D3a et la désactivation du mode F1. Ensuite, la transition $t2$ s'active selon les mêmes conditions, le marquage est transféré vers la place $p8$, activant ainsi le mode A2 (arrêt demandé en fin de cycle). De manière similaire, la transition $t4$ s'active, le marquage passe à $p11$, activant le mode A4 (arrêt obtenu). Puis, la transition $t6$ s'active à son tour, et le marquage est transféré à la place $p13$, activant le mode A8 (réévaluation de l'état mental).

Dans ce mode, il est important de vérifier si l'humain est apte à travailler avant de redémarrer la production. Cette réévaluation s'effectue à l'aide d'une mesure de fatigue, affichée dans la place P_mental . Si cette mesure de fatigue est supérieure au seuil nécessaire pour autoriser la reprise de la production. $M_0(P_mental) = 0.2$, elle est comparée aux seuils des transitions $t7$ et $t8$ (respectivement $\lambda(t7) = 0.16$ et $\lambda(t8) = 0$). Puisque les deux transitions sont potentiellement activées ($0.2 > 0.16$ et $0.2 > 0$), celle avec le seuil le plus élevé est priorisée : $t7$ est alors activée et $t8$ désactivée. Ce choix entraîne un nouveau cycle de réévaluation (le type de transition $t7$ est de type max), car $p13$ est vidée temporairement puis réinitialisée, réactivant le mode A8.

Une seconde mesure de fatigue, cette fois inférieure au seuil défini ($M_0(P_mental) = 0.1$), est lue dans P_mental . On vérifie à nouveau les conditions : $0.1 < \lambda(t7)$ donc $t7$

est désactivée, tandis que $0.1 > \lambda(t8)$ permet d'activer t8. Le marquage est alors transféré vers p17, activant le mode F2 (marche de préparation), avant de retourner vers le mode de production normale F1.

Séquence complète des modes : **F1 → D3a → A2 → A4 → A8 → F2 → F1.**

Chaque étape correspond au tir successif des transitions t1, t2, t4, t6, t7/t8 et t9, matérialisant le déplacement de marquage dans le réseau de pétri flou et illustrant la dynamique du scénario sur la figure 19 :

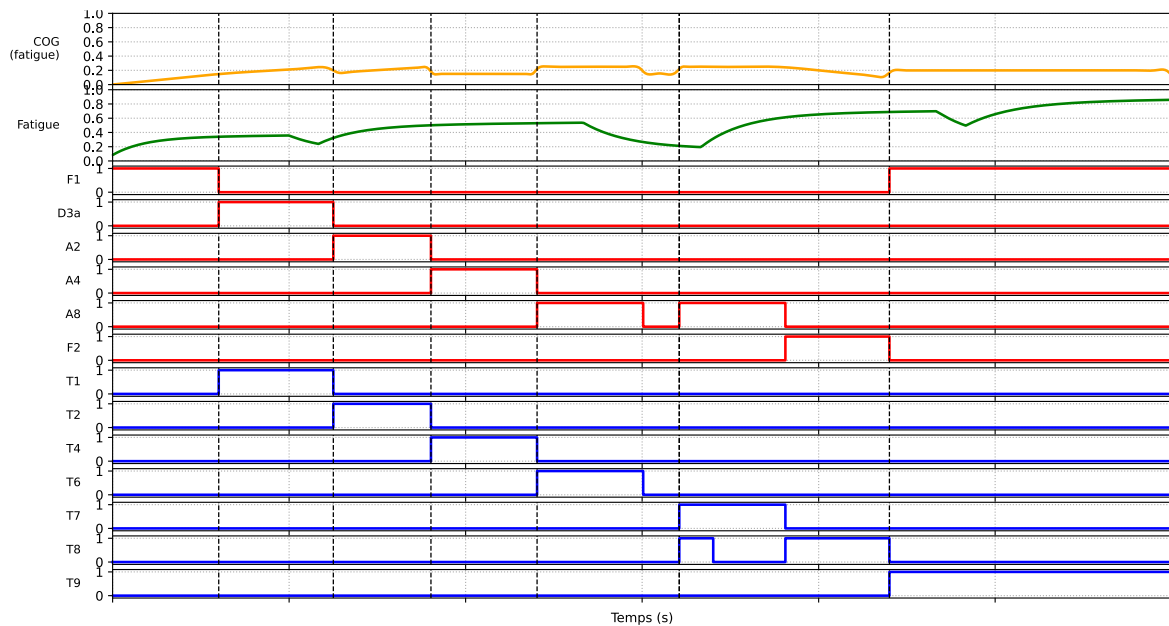


Figure 19: Chronogramme d'évolution de RDPF pour la fatigue, scénario 1

4.2.2 SCÉNARIO 2 POUR LA FATIGUE

Le schéma du scénario 2, issu de la méthode GEMMA, est présenté à la figure 20. Cette représentation met en évidence la structure et les transitions spécifiques à ce scénario.

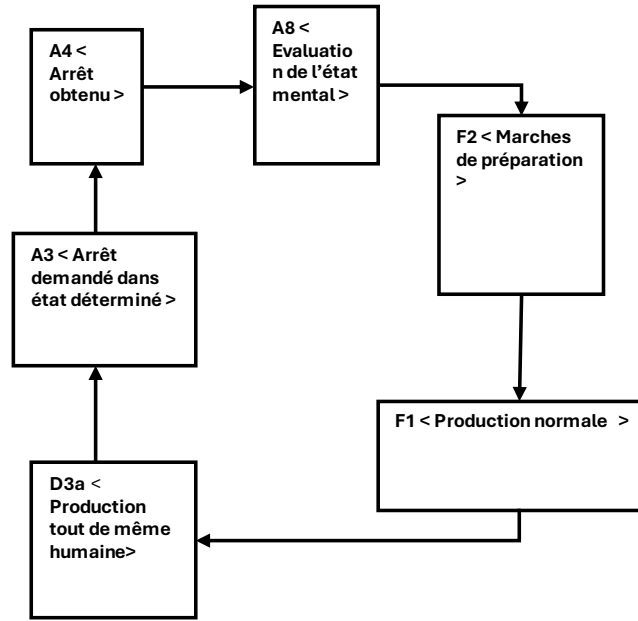


Figure 20: Schéma de scénario 2.

L'humain est en train de faire sa tâche en collaboration avec le robot, on remarque qu'il prend beaucoup de temps pour réaliser sa tâche, le système décide alors que l'humain a une fatigue importante (fatigue moyenne) donc on passe de production normale F1 vers production tout même D3a puis directement on passe à un arrêt demandé dans un état déterminé mode A3.

La simulation de ce scénario repose sur un jeu de données dont les valeurs appartiennent à l'intervalle [0.26 – 0.4] de la courbe de la fatigue.

Dès le début du cycle, le mode **F1** (production normale) est actif, la fatigue est en-dessous du premier seuil ($< 0,15$). Lorsque la courbe franchit 0,15, **T1** ($\lambda = 0,15$) devient franchissable : le jeton alimente la place p2 est donc active le mode **D3a**, La fatigue continue de croître et dépasse 0,26 ; à cet instant, **T2** (vers A2, $\lambda = 0,15$) et **T3** (vers A3, $\lambda = 0,26$) sont toutes deux actives, mais la règle de priorité impose le tir de **T3**, dont le λ est le plus élevé : le système bascule donc directement en **A3** (arrêt demandé dans un état déterminé), plus critique que le mode A2. Une fois l'arrêt exécuté, **T5** transfère le marquage vers **A4** (arrêt obtenu) puis **T6** l'achemine jusqu'à **A8** pour réévaluation de l'état mental. Au premier échantillon de réévaluation, la nouvelle mesure

de fatigue ($M(P_mental) = 0,3$) est supérieure au seuil de reprise 0,15 ; les deux transitions **T7** ($\lambda = 0,16$) et **T8** ($\lambda = 0$) deviennent simultanément franchissables. Conformément à la même règle de priorité, **T7** se tire et consomme le marquage de p13 et se vide momentanément, d'où la brève désactivation du signal A8 au chronogramme, puis y réinjecte immédiatement le jeton, maintenant le mode A8 actif.

Un second échantillon de donnée est alors lu ; cette fois, la fatigue est inférieure au seuil ($M(P_mental) = 0,1$). La condition de **T7** n'est plus satisfaite ($0,10 < 0,16$), tandis que **T8** reste franchissable ; **T8** se tire donc seule, transférant le jeton vers **F2** (marche de préparation). Enfin, **T9** ramène le jeton dans **F1**, rétablissant la production normale. Ce chronogramme illustre ainsi la séquence : **F1** → **D3a** → **A3** → **A4** → **A8** → **F2** → **F1**, en soulignant que :

- **T2 et T3** sont activables conjointement, mais **T3** l'emporte grâce à son seuil plus élevé.
- **T7 et T8** s'activent simultanément, et **T7** est choisie pour la même raison, avant qu'une seconde mesure plus basse ne permette finalement à **T8** de restaurer la production

La figure 21 présente ce chronogramme en détail, mettant en évidence la succession des modes et l'impact des règles de priorité sur les transitions. Elle illustre visuellement les passages critiques, notamment **F1** → **D3a** → **A3** puis le retour vers **F1** :

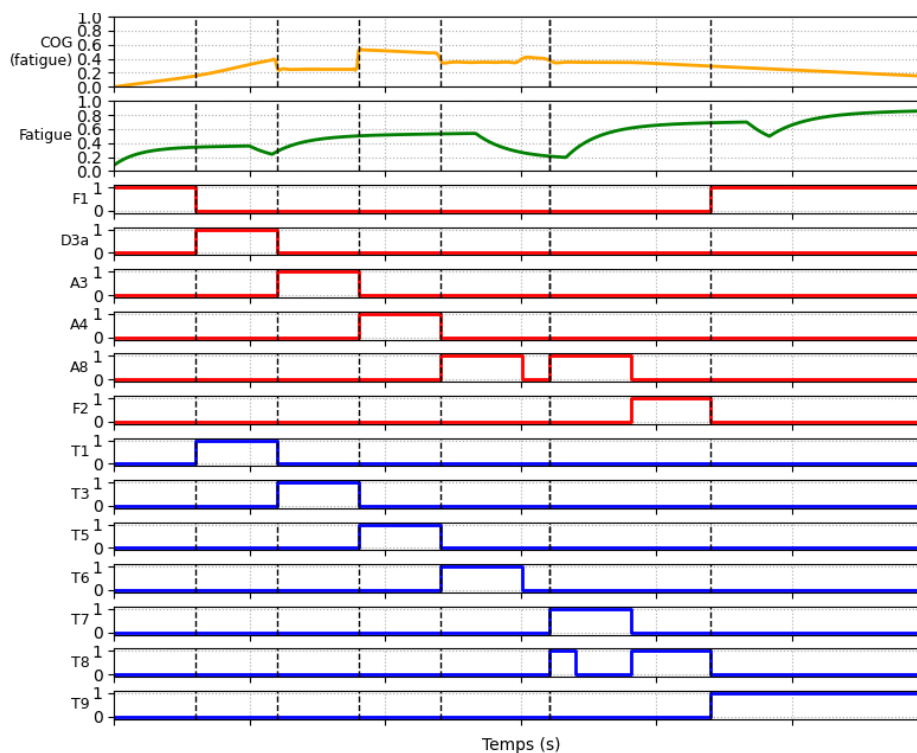


Figure 21: chronogramme d'évolution de RDPF pour la fatigue, scénario 2.

4.2.3 SCÉNARIO 3 POUR LA FATIGUE

Le schéma du scénario 3, issu de la méthode GEMMA, est présenté à la figure 22.

Cette illustration met en lumière les étapes et les transitions de ce scénario.

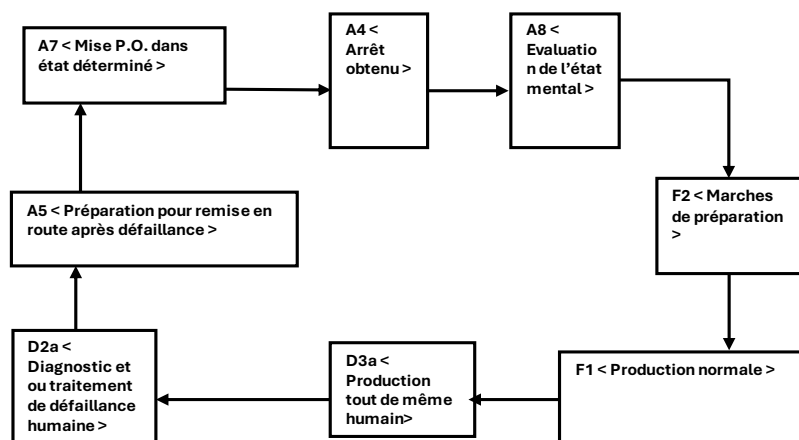


Figure 22: Schéma de scénario 3.

Une dégradation élevée de la fatigue le système passe de la production normale **F1** vers le traitement ET/OU de défaillance humaine **D2a**. il faut que l'humain prenne une pause pour récupérer, le robot également passe en arrêt car il ne peut pas continuer tant que la tâche de l'humain n'a pas été complétée. La simulation de ce scénario repose sur un jeu de données dont les valeurs appartiennent à l'intervalle $[0,41 - 1]$ de la courbe de la fatigue.

Au départ, **F1** (production normale) est actif: le marquage réside dans p_0 (fatigue $< 0,15$). Lorsque la fatigue franchit la valeur **0,15**, la transition **t1** ($\lambda = 0,15$) se tire; le marquage passe de p_{mental} à p_2 , désactivant **F1** et activant **D3a** le mode fonctionnement tout de même.

La fatigue continue d'augmenter et dépasse le seuil minimum **0,41**, les transitions **t2** qui alimente vers p_8 associée au mode **A2**, $\lambda = 0,15$ et la transition **t10** qui alimente p_{20} associée au mode **D2a**, $\lambda = 0,41$ et la transition **t3** qui alimente la place p_9 associée au mode **A3** arrêt demandé dans un état déterminé sont toutes activées, mais la règle de priorité privilège le tir de **t10**, dont le seuil est le plus élevé. Le marquage passe alors de p_2 à p_{20} , activant le mode **D2a**, mode diagnostic ET/OU traitement de défaillance humaine: l'opérateur doit prendre une pause et le robot s'arrête puisqu'il ne peut pas poursuivre sans l'intervention humaine.

Une fois dans ce mode **D2a**, **t11** ($\lambda \approx 0,41$) se déclenche et envoie le marquage vers p_{21} , activant mode préparation en outre après défaillance **A5**. La séquence d'arrêt se poursuit la transition **t12** transfère le marquage à p_{22} , déclenchant le mode mise partie opérative dans état déterminé **A7** puis **t13** l'achemine jusqu'à p_{11} , ce qui active **A4** (arrêt obtenu).

La transition **t6** déplace ensuite le marquage de p_{11} à p_{13} , active **A8** le mode réévaluation de l'état mental.

Dans ce mode, il est important de vérifier si l'humain est apte à travailler avant de redémarrer la production.

- **Première mesure (l'opérateur n'est pas suffisamment reposé) :**

$M(P_mental) \approx 0,25 > 0,16$; **t7** ($\lambda = 0,16$) et **t8** ($\lambda = 0$) sont simultanément activables, mais **t7** est prioritaire. Elle vide temporairement p13, d'où la désactivation de la place p13, puis elle se réactive par t7, ce qui rend A8 actif.

- **Seconde mesure (l'opérateur a pris une pause) :** $M(P_mental) \approx 0,08 < 0,16$;

t7 n'est pas active donc elle est bloquée, **t8** est activé et franchissable : le marquage passe de p13 à p17, activant **F2** (marche de préparation).

Enfin, la transition **T9** ($\lambda = 0,10$) transfère le marquage de p17 vers p18, activant **F1** et reprenant la production normale.

Séquence chronologique résultante :

F1 → D3a → D2a → A5 → A7 → A4 → A8 → F2 → F1.

Chaque front montant de ligne rouge (mode) et de ligne bleue (transition) sur le chronogramme reflète le tir du marquage entre les places du RDPF en fonction :

- Des franchissements successifs des seuils de fatigue (0,15 puis 0,41),
- De la règle de priorité qui sélectionne toujours la transition au λ le plus élevé parmi celles activables,
- La boucle de réévaluation A8 qui garantit une reprise uniquement lorsque la fatigue retombe sous 0,16.

La figure 23 illustre ce chronogramme en détail, mettant en évidence la progression vers le mode D2a, la chaîne des arrêts successifs, puis la reprise progressive de la production après réévaluation :

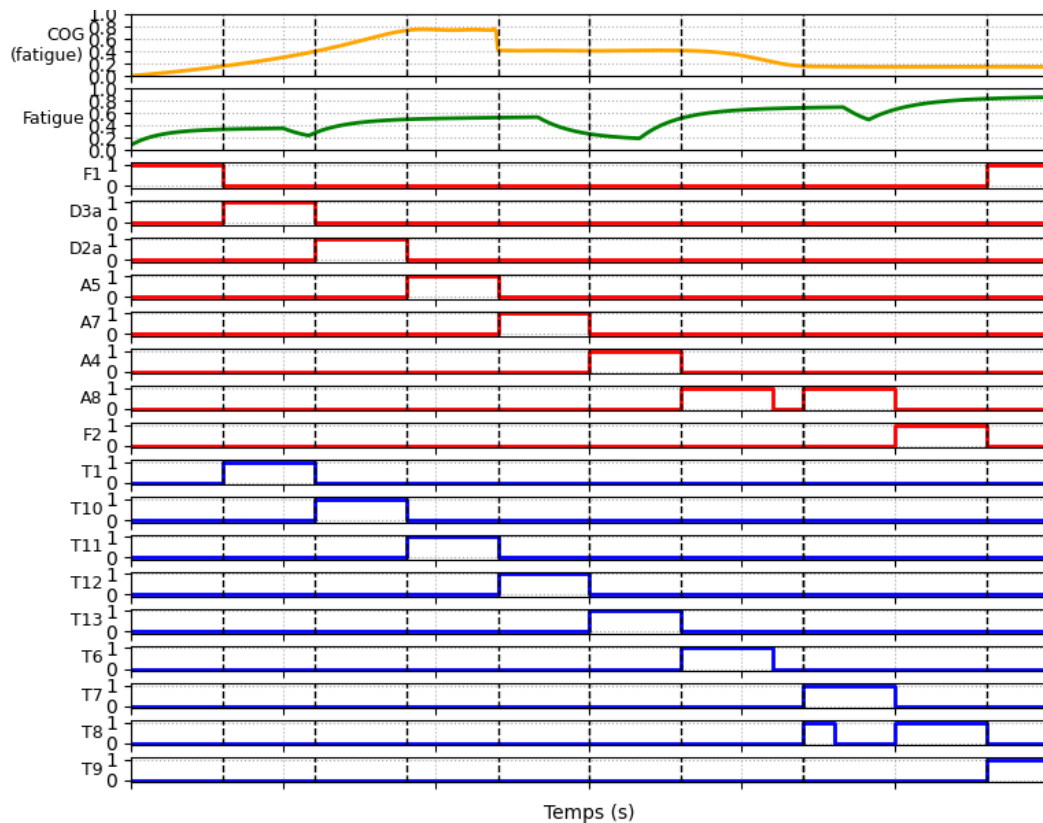


Figure 23: chronogramme d'évolution de RDPF pour la fatigue, scénario 3.

4.2.4 SCÉNARIO 1 POUR LA CONCENTRATION COMBINÉE AVEC LE STRESS

Le chronogramme présenté sur la figure 24 issu d'une simulation associant un système de logique floue à un réseau de Petri flou. L'objectif est de modéliser de manière réaliste l'influence combinée de la concentration de l'opérateur et des événements ponctuels de stress sur les modes de fonctionnement lors du désassemblage des batteries.

Le résultat défuzzifié issu du système de logique floue représente une valeur entre 0 et 1 qui détermine le marquage d'initial de la place de l'état mental dans le RDPF. Cette sortie constitue alors l'entrée au RDPF, influençant directement l'activation des transitions entre différents modes.

Lors du désassemblage des batteries, l'opérateur débute son travail avec un niveau de concentration maximal (100%). Cependant, ce niveau peut diminuer progressivement en fonction de la charge de travail. On considère dans des conditions normales, cette

baisse reste insuffisante pour atteindre le seuil critique déclenchant une transition vers le mode de traitement de la défaillance.

Si un pic de stress est détecté simultanément, cela peut accentuer la diminution de la concentration. Cette combinaison de concentration élevée et stress détecté peut conduire à franchir le seuil minimal requis (0.15) pour activer un autre de mode fonctionnement. Ainsi, même si la concentration initialement élevée n'aurait pas suffi à elle seule à déclencher une transition, l'apparition d'un stress important engendre une baisse de la concentration, provoquant l'activation du mode D3a (production tout de même).

Ce mode permet la poursuite temporaire du processus malgré l'état cognitif dégradé de l'opérateur. Par la suite, le robot atteint une limite d'exécution autonome, un arrêt demandé en fin de cycle (mode A2) est déclenché pour garantir la sécurité de l'opération.

Le processus commence au mode de production normale avec une concentration initialement élevée.

Transition T1 ($F1 \rightarrow D3a$) :

Le résultat de défuzzification est transmis au réseau de Petri flou sous forme d'une valeur numérique continue. Cette valeur numérique dépassera le seuil ainsi la transition T1 est activée immédiatement, déclenchant le passage du mode F1 (normal) vers le mode dégradé D3a (production tout de même).

Ensuite, la transition t2 s'active selon les mêmes conditions, le marquage est transféré vers la place p8, activant ainsi le mode A2 (arrêt demandé en fin de cycle). De manière similaire, la transition t4 s'active, le marquage passe à p11, activant le mode A4 (arrêt obtenu). Puis, la transition t6 s'active à son tour, et le marquage est transféré à la place p13, activant le mode A8 (réévaluation de l'état mental).

Dans ce mode on évalue si l'humain est apte avant de redémarrer la production,

On effectue une mesure lorsque l'opérateur a pris une pause, cette mesure a donné le marquage suivant : $M(P_mental) \approx 0,1 < 0,16$; t7 n'est pas active donc elle est bloquée,

t8 est activé et franchissable : le marquage passe de p13 à p17, activant **F2** (marche de préparation).

Enfin, la transition **T9** ($\lambda = 0,10$) transfère le marquage de p17 vers p18, activant **F1** et reprenant la production normale.

Séquence chronologique : **F1** → **D3a** → **A2** → **A5** → **A7** → **A4** → **A8** → **F2** → **F1**.

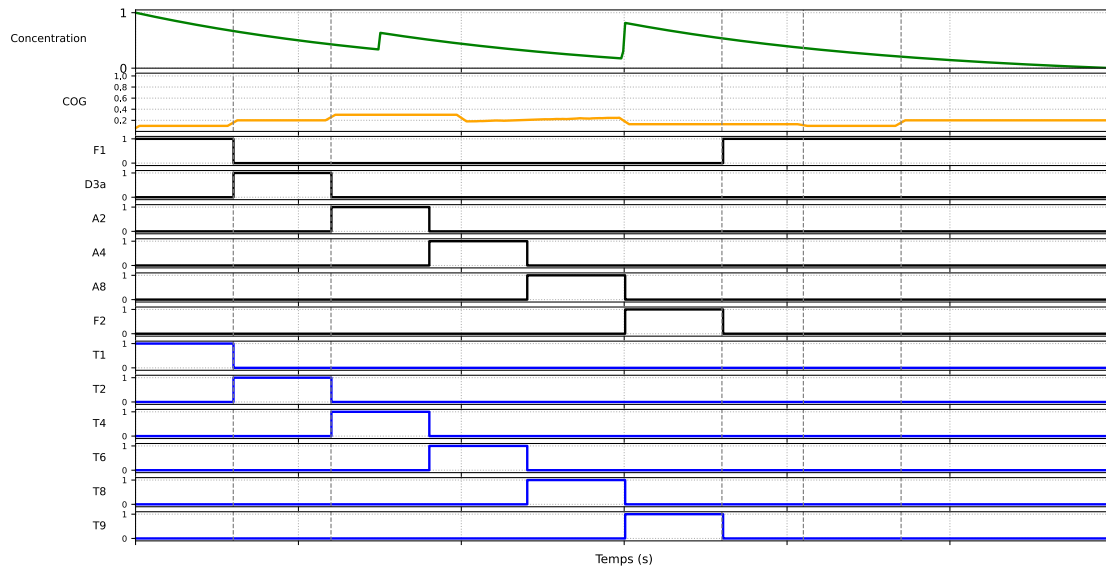


Figure 24: Chronogramme d'évolution de RDPF pour concentration et stress, scénario 1.

4.2.5 SCÉNARIO 3 POUR LA CONCENTRATION COMBINÉE AVEC LE STRESS

Le chronogramme illustré dans la figure 25 montre un scénario similaire au précédent, avec toutefois une différence cruciale : au lieu d'une concentration initiale élevée, l'opérateur débute son travail avec une concentration moyenne. Lorsqu'un pic de stress est détecté, la combinaison de cette concentration déjà dégradée et du stress franchit directement le seuil critique supérieur (λ plus élevé), activant ainsi immédiatement un mode plus critique D2a (diagnostic ET / OU traitement de défaillance)

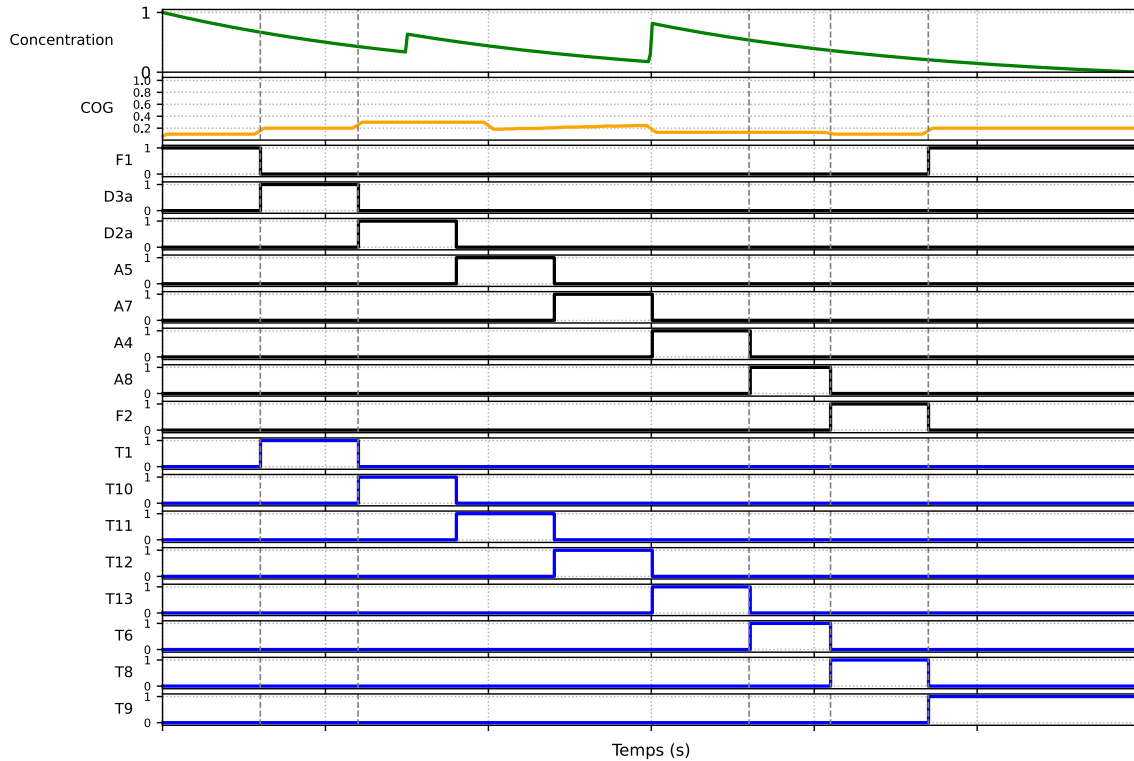


Figure 25: Chronogramme d'évolution de RDPF pour concentration et stress, scénario 3

4.2.6 SCÉNARIO POUR PLUSIEURS JOURS DE FATIGUE

Les chronogrammes illustrés sur les figures 26, 27 et 28 montrent clairement l'effet de différentes amplitudes statiques de fatigue sur les modes GEMMA à travers trois scénarios distincts. Dans chacun des scénarios, on observe un ordre d'apparition directement lié à l'intensité de la fatigue humaine introduite dans le système de logique floue. La fatigue, utilisée comme entrée, produit des valeurs de sortie qui influencent les transitions dans le réseau de Petri flou, déclenchant ainsi les modes appropriés.

Dans le scénario 1 (figure 26), la courbe verte (fatigue maximale) apparaît en premier, car la fatigue atteint rapidement les seuils critiques nécessaires pour activer les modes D3a, A2, A4, A8 puis F2, avant le retour au mode F1 (production normale). La courbe bleue (fatigue moyenne) apparaît ensuite, avec des transitions légèrement retardées, suivie par la courbe rouge (fatigue minimale) qui se déclenche en dernier en raison de la progression lente vers les seuils critiques.

Le scénario 2 (figure 27) confirme cette tendance. La fatigue maximale (courbe verte) franchit rapidement les seuils critiques, provoquant une transition précoce vers les modes D3a puis A3 (arrêt demandé dans un état déterminé). La fatigue d'amplitude moyenne (courbe bleue) déclenche les modes plus tardivement, suivie enfin par la fatigue minimale (courbe rouge), qui présente un délai encore plus important avant d'activer ces modes.

Enfin, dans le scénario 3 (figure 28), la tendance est similaire mais accentuée par la gravité des modes déclenchés. La fatigue maximale conduit très tôt à l'activation du mode D2a (traitement de défaillance humaine), impliquant une pause obligatoire de l'opérateur et l'arrêt du robot. Comme précédemment, la fatigue moyenne et minimale entraîne une activation retardée des mêmes modes critiques.

Ces résultats démontrent clairement que la fatigue influence directement et significativement les transitions du réseau de Petri flou et la dynamique d'activation des modes GEMMA.

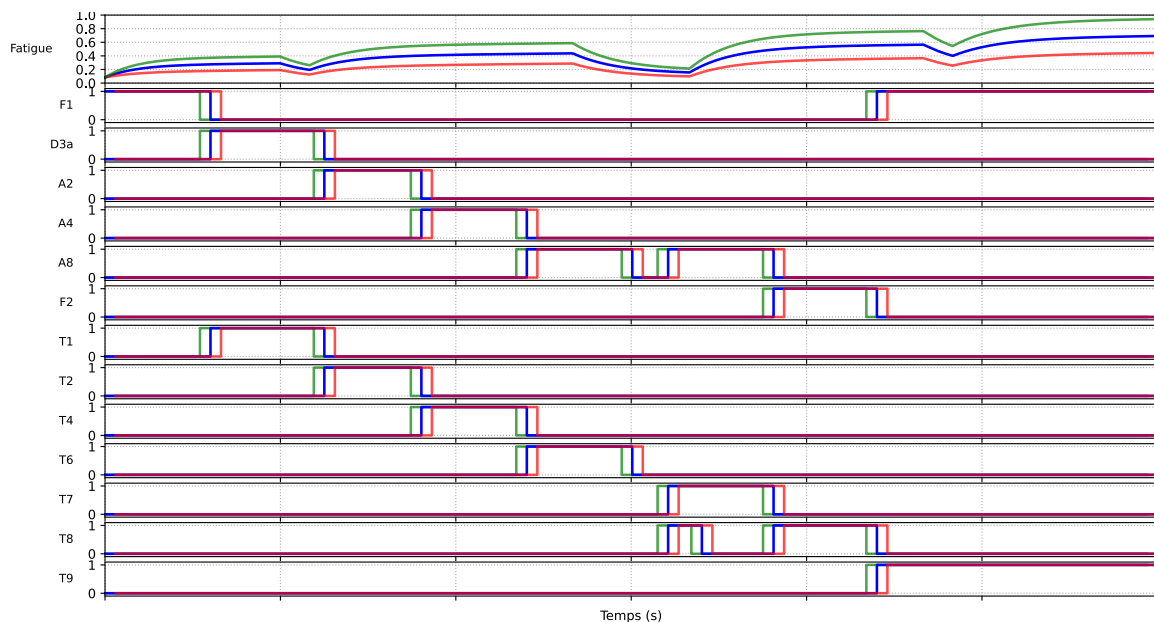


Figure 26: chronogrammes d'évolution de RDPF pour 3 amplitudes différentes de fatigue, scénario1

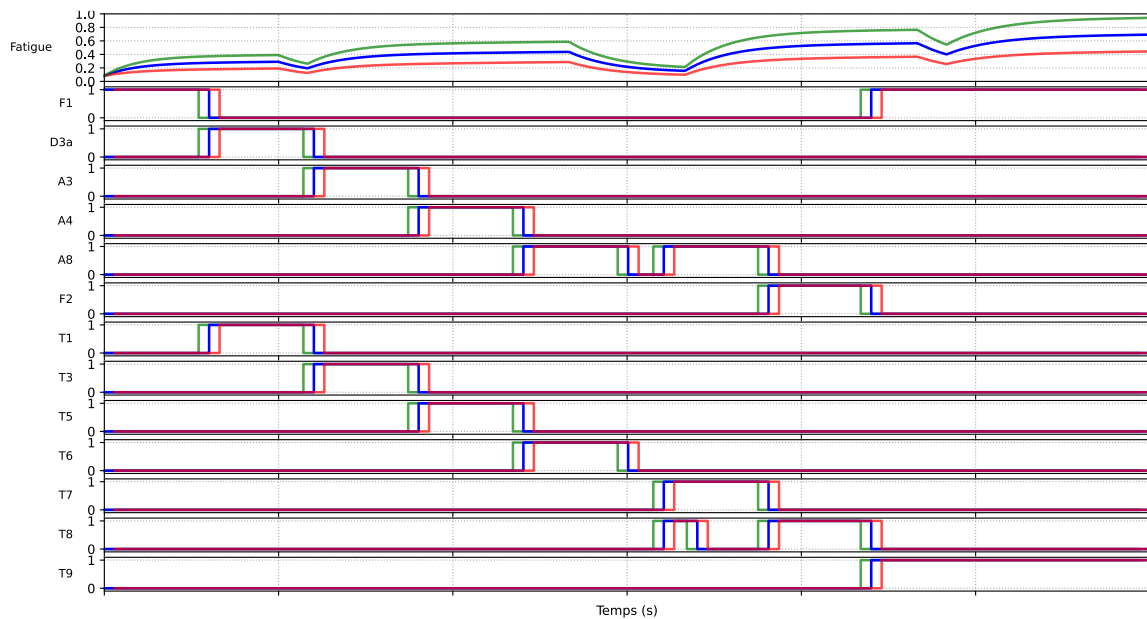


Figure 27: chronogrammes d'évolution de RDPF pour 3 amplitudes différentes de fatigue, scénario2.

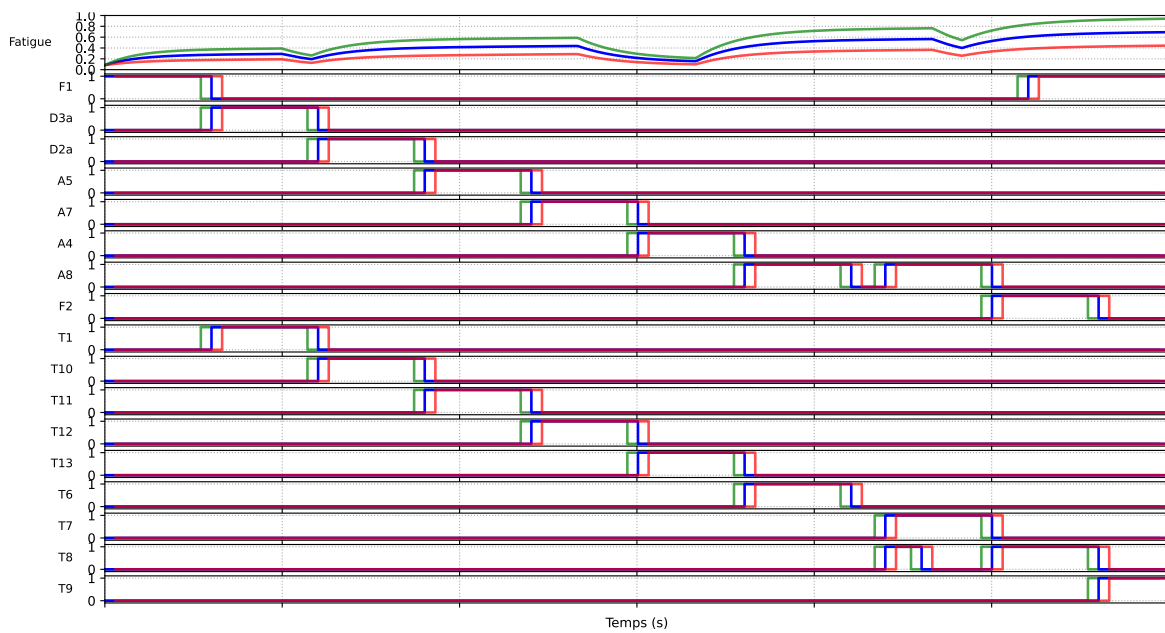


Figure 28: chronogrammes d'évolution de RDPF pour 3 amplitudes différentes de fatigue, scénario 3

4.3 CONCLUSION

Les résultats obtenus à travers les différents scénarios de test confirment la capacité de la méthodologie proposée à adapter dynamiquement le mode de fonctionnement du GEMMA en fonction de l'état mental de l'opérateur. Les simulations valident la robustesse du système de logique floue et du réseau de Petri flou pour assurer à la fois la sécurité et la continuité opérationnelle. Ces performances ouvrent la voie à une intégration effective dans des environnements industriels réels, ce qui sera discuté dans la conclusion générale du mémoire.

CHAPITRE 5

CONCLUSION

Ce travail de recherche s'inscrit dans le contexte de l'industrie 5.0, où la collaboration entre l'humain et les robots devient un pilier central des environnements manufacturiers modernes. L'objectif principal de cette étude était de proposer une méthodologie innovante fondée sur une refonte du paradigme GEMMA, en intégrant de manière systématique l'humain comme un système à part entière dans les processus industriels, tout en répondant aux exigences de flexibilité, et de sécurité.

La contribution majeure de cette recherche repose sur trois axes complémentaires. Premièrement, la modélisation comportementale de l'opérateur humain, prenant en compte la fatigue, la concentration et le stress, a permis de simuler des états cognitifs réalistes basés sur des lois mathématiques validées par la littérature. Deuxièmement, un système de logique floue a été conçu pour gérer l'incertitude liée à ces paramètres humains, assurant une prise de décision robuste et contextuelle. Troisièmement, l'intégration d'un réseau de Petri flou (RDPF) au cœur du nouveau modèle GEMMA a permis de piloter dynamiquement les transitions entre les modes de fonctionnement, en tenant compte de l'état mental et physique de l'opérateur.

Les simulations réalisées dans divers scénarios ont confirmé la pertinence du modèle proposé. Par exemple, en cas de fatigue légère, le système a activé le mode production tout de même humain (D3a), suivi d'un arrêt de fin de cycle (A2), garantissant une pause pour l'opérateur. En présence de fatigue modérée ou élevée, le système a réagi en activant des modes d'arrêt spécifiques (A3, D2a), assurant ainsi la sécurité de l'humain. Ces comportements dynamiques et adaptés ont été validés par les chronogrammes d'évolution du réseau de Petri flou, illustrant la capacité du système à diagnostiquer efficacement l'état cognitif de l'opérateur et à adapter les séquences de production en conséquence.

L'ensemble des résultats obtenus confirme les deux hypothèses initiales. D'une part, il est possible de combiner le diagnostic de l'humain et de l'infrastructure pour piloter de manière intelligente les

transitions GEMMA (H1). D'autre part, l'ajout de sous-familles intégrant l'humain dans l'architecture du GEMMA permet d'assurer une production conforme aux principes de l'industrie 5.0 (H2).

Enfin, plusieurs perspectives s'ouvrent à la suite de cette recherche. L'intégration de blocs GEMMA dédiés à la maintenance prédictive et à l'évaluation de la durée de vie restante des équipements industriels permettrait d'anticiper les pannes et d'améliorer la performance globale du système. De plus, l'utilisation de données réelles issues d'installations industrielles pour valider l'approche renforcerait la pertinence du modèle proposé. Une extension future pourrait également inclure d'autres dimensions de l'état mental, telles que la douleur ou la posture, pour enrichir la capacité d'adaptation du système aux situations complexes du travail collaboratif.

LISTE DE RÉFÉRENCES

- [1] G. V. T. M. Djogdom, Ramy; Otis, Martin J.-D., "Robust dynamic robot scheduling for collaborating with humans in manufacturing operations," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 88, 2024.
- [2] Z. Zhang, X. He, et D. Zhou, "Active Fault Diagnosis for Uncertain LPV Systems: A Zonotopic Set-Membership Approach," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 21, no. 4, pp. 5110-5120, 2024. doi: 10.1109/tase.2023.3308576.
- [3] D. A. Leite, Emmanuel ; Rativa, Diego ; Maciel, Alexandre M. A., "Fault Detection and Diagnosis in Industry 4.0: A Review on Challenges and Opportunities," *Sensors (Basel)*, vol. 25, p. 60, 2025.
- [4] Y. J. F. Park, Shu Kai S. ; Hsu, Chia Yu, "A Review on Fault Detection and Process Diagnostics in Industrial Processes," *processes* vol. 8, p. 1123, 2020.
- [5] F. He, C. Wang, et S.-K. S. Fan, "Nonlinear fault detection of batch processes based on functional kernel locality preserving projections," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 183, pp. 79-89, 2018. doi: 10.1016/j.chemolab.2018.10.010.
- [6] S. Yin, S. X. Ding, X. Xie, et H. Luo, "A Review on Basic Data-Driven Approaches for Industrial Process Monitoring," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, no. 11, pp. 6418-6428, 2014. doi: 10.1109/tie.2014.2301773.
- [7] N. S.-O. Laouti, Nida; Othman, Sami, "Support Vector Machines for Fault Detection in Wind Turbines," Dans *18th World Congress of the International Federation of Automatic Control (IFAC'11)*, Milano, Italy, 2011, pp. 7067–7072: IFAC.
- [8] S. L. Yu, Jeong-Min, "A review on fault detection and diagnosis of industrial processes using causal models," *Journal of Process Control*, vol. 99, 2021.
- [9] J. J. G.-O. Cárdenas, Lina A.; Vélez-Gallego, Maria C.; Cadavid, Jorge, "Fault detection and diagnosis: Computational intelligence and active fault-tolerant control strategies," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 100, 2021.
- [10] Y.-J. Park, S.-K. S. Fan, et C.-Y. Hsu, "A Review on Fault Detection and Process Diagnostics in Industrial Processes," *Processes*, vol. 8, no. 9, 2020. doi: 10.3390/pr8091123.
- [11] R. Isermann, "Model-based fault-detection and diagnosis – status and applications " *Annual Reviews in Control*, 2005.
- [12] Venkat Venkatasubramanian a, Raghunathan Rengaswamy b,* , Kewen Yin c, , et S. N. Kavuri, "A review of process fault detection and diagnosis Part I: Quantitative model-based methods," *Computers and Chemical Engineering*, 2003.
- [13] I. Hwang, S. Kim, Y. Kim, et C. E. Seah, "A Survey of Fault Detection, Isolation, and Reconfiguration Methods," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 18, no. 3, pp. 636-653, 2010. doi: 10.1109/tcst.2009.2026285.
- [14] U. Schubert, U. Kruger, H. Arellano-Garcia, T. de Sá Feital, et G. Wozny, "Unified model-based fault diagnosis for three industrial application studies," *Control Engineering Practice*, vol. 19, no. 5, pp. 479-490, 2011. doi: 10.1016/j.conengprac.2011.01.009.
- [15] P. M. FRANK, "Analytical and Qualitative Model-based Fault Diagnosis – A Survey.," *Automatisierungstechnik*, 1996.

- [16] J.-A. Jiang, N. T. U. Department of Bio-Industrial Mechatronics Engineering, Taipei, Taiwan, et C.-L. C. Y.-C. W. C.-H. H. J.-Y. W. C.-H. Lee, "A Hybrid Framework for Fault Detection, Classification, and Location—Part I: Concept, Structure, and Methodology," *IEEE Transactions on Power Delivery* 2011.
- [17] M. Schlechtingen, , et I. F. Santos, "Comparative analysis of neural network and regression based condition monitoring approaches for wind turbine fault detection," *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011.
- [18] V. V. a *et al.*, "Revue de la détection et du diagnostic des défauts de processus : Partie III : Méthodes basées sur l'historique des processus," *Informatique et génie chimique*, 2003.
- [19] E. Henley, "Application of expert systems to fault diagnosis," présenté à AIChE annual meeting, 1984.
- [20] D. L. D Chester, P Dhurjati, "Rule-based computer alarm analysis in chemical process plants," présenté à In Proceedings of 7th Micro-Delcon, 1984.
- [21] R. Razavi-Far, H. Davilu, V. Palade, et C. Lucas, "Model-based fault detection and isolation of a steam generator using neuro-fuzzy networks," *Neurocomputing*, vol. 72, no. 13-15, pp. 2939-2951, 2009. doi: 10.1016/j.neucom.2009.04.004.
- [22] K. Verbert, R. Babuška, et B. De Schutter, "Combining knowledge and historical data for system-level fault diagnosis of HVAC systems," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 59, pp. 260-273, 2017. doi: 10.1016/j.engappai.2016.12.021.
- [23] W. S. *, , et H. Ying, "Fuzzy control theory: The linear case," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 33, pp. 275-290, 1989.
- [24] H. Costelha et P. Lima, "Modelling, analysis and execution of robotic tasks using petri nets," présenté à International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2007.
- [25] R. V. C Girault, *Petri nets for systems engineering: a guide to modeling, verification, and applications*. new york, 2013.
- [26] S. Murillo, "Redes de Petri: Modelado e implementación de algoritmos para autómatas programables," *Tecnología en Marcha*, 2008.
- [27] J. Zhou, "A Fuzzy Petri-Net Approach for Fault Analysis Considering Factor Influences," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 72229-72238, 2020. doi: 10.1109/access.2020.2986306.
- [28] C. Xu, J. Li, et X. Cheng, "Comprehensive Learning Particle Swarm Optimized Fuzzy Petri Net for Motor-Bearing Fault Diagnosis," *Machines*, vol. 10, no. 11, 2022. doi: 10.3390/machines10111022.
- [29] S. Zhao, J. Li, et X. Cheng, "Sensor Fault Diagnosis Based on Adaptive Arc Fuzzy DBN-Petri Net," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 20305-20317, 2021. doi: 10.1109/access.2021.3053272.
- [30] S. Wang *et al.*, "Fault Diagnosis Method for Converter Stations Based on Fault Area Identification and Evidence Information Fusion," *Sensors (Basel)*, vol. 24, no. 22, Nov 16 2024. doi: 10.3390/s24227321.
- [31] G. Rochouse, "La pratique du GEMMA et du GRAFCET: Le passage du GEMMA au GRAFCET," *Journal de L'Equipment Electrique et Electronique*, vol. 551, pp. 19–23, 1987.

- [32] G. C. J.-J. Paques, "GEMMA, the complementary tool of the GRAFCET," présenté à Fourth Annual Canadian Conference Proceedings., Programmable Control and Automation Technology Conference and Exhibition, Toronto, ON, Canada, 1988.
- [33] ADEPA, "GEMMA (Guide d'Étude des Modes de Marches et d'Arrêts)," Agence Nationale pour le Développement de la Production Automatisée, Paris, France, 1981.
- [34] P. Ponsa, R. Vilanova, et M. Diaz, "Gemma Guide Approach for the Introduction of the Human Operator into the Automation Cycle," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 39, no. 6, pp. 285-290, 2006. doi: 10.3182/20060621-3-es-2905.00050.
- [35] O. Yakrangi *et al.*, "An Intelligent Algorithm for Decision Making System and Control of the GEMMA Guide Paradigm Using the Fuzzy Petri Nets Approach," *Electronics*, vol. 10, no. 4, 2021. doi: 10.3390/electronics10040489.
- [36] G. G. Barbieri, David Andres, "A GEMMA-GRAFCET Methodology to Enable Digital Twin Based on Real-Time Coupling," *Procedia Computer Science*, vol. 180, pp. 13–23, 2021.
- [37] A. G. Mejia, Andres Felipe; Barbieri, Giacomo, "Assessment of the PLC Code generated with the GEMMA-GRAFCET Methodology," Dans *3rd International Conference on Industry 4.0 and Smart Manufacturing*, 2022, pp. 699–709.
- [38] J. D. Hernandez, D. A. Gutierrez, et G. G. Barbieri, David Andres, "A GEMMA-based Decentralized Architecture for Smart Production Systems," Berlin, Germany, 2011.
- [39] E. F. Hosseini, Ruijie; Zhang, Ruoyu; Parenteau, Anna; Hang, Sally; Rafatirad, Setareh; Hostinar, Camelia; Orooji, Mahdi; Homayoun, Houman, "A Low Cost EDA-based Stress Detection Using Machine Learning," 2022.
- [40] C. G. Looney, "Fuzzy Petri Nets for Rule-Based Decisionmaking," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 18, no. 1, pp. 178–182, 1988.
- [41] Abdessalem, H., & Otis, M. J. (2025, August 18). Source code for improved GEMMA adapted to industry 5.0. <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/CNHGY>

ANNEXE

Règle 1 : si fatigue faible alors le mode A2

Règle 2 : si la fatigue est moyenne alors le mode A3

Règle 3 : si la fatigue est élevée alors mode D2a

Règle 4 : si concentration est faible alors D2a

Règle 5 : si concentration moyenne alors A3

Règle 6 : si concentration élevée ET stress 1 alors A2

Règle 7 : si concentration moyenne ET stress 1 alors D2a

Règle 8 : si fatigue élevée ET concentration élevée alors D2a

Règle 9 : si fatigue moyenne ET concentration élevée alors A3

Règle10 : si fatigue faible ET concentration élevée alors A2

Règle 11: si concentration moyenne ET fatigue moyenne alors A3

Regle12 :si stress détecté et concentration élevé alors A2

Regle13: si stress détecté et concentration moyenne alors D2a

Regle14: si stress détecté et concentration faible alors D2a

Regle15: si concentration moyenne alors le mode est A3

Regles16: si fatigue très faible ET concentration très élevée alors F1

Règle 17: Si Fatigue n'est pas Très Faible ou Concentration n'est pas Très Élevée ET aucun des modes A2, A3 ou D2a n'est encore activé Alors D3a