



HAL
open science

Aide à l'expertise humaine de systèmes nucléaires par jumeau numérique : application au diagnostic de groupe motopompe primaire

Corentin Ascone

► To cite this version:

Corentin Ascone. Aide à l'expertise humaine de systèmes nucléaires par jumeau numérique : application au diagnostic de groupe motopompe primaire. Automatique / Robotique. Université Polytechnique Hauts-de-France, 2024. Français. ⟨NNT : 2024UPHF0040⟩. ⟨tel-05354927⟩

HAL Id: tel-05354927

<https://theses.hal.science/tel-05354927v1>

Submitted on 8 Nov 2025

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

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



HAL Authorization

THÈSE DE DOCTORAT

pour obtenir le grade de Docteur de

l'UNIVERSITÉ POLYTECHNIQUE HAUTS-DE-FRANCE

spécialité

AUTOMATIQUE, PRODUCTIQUE

présentée et soutenue par

CORENTIN ASCONE

Le 26 novembre 2024, à Valenciennes.

AIDE À L'EXPERTISE HUMAINE DE SYSTÈMES NUCLÉAIRES PAR JUMENTO NUMÉRIQUE

École Doctorale :	École Doctorale Polytechnique Hauts-de-France (ED PHF n°365).	
Unité de Recherche :	Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique Industrielles et Humaines (LAMIH - UMR CNRS 8201).	
Présidente de Jury :	Nada MATTA.	Professeure, UTT Troyes.
Rapporteurs :	Vincent CHEUTET.	Professeur, INSA Lyon.
	Christophe MERLO.	Professeur, ESTIA Biarritz.
Examineur :	Benjamin VERHAEGHE.	Docteur, FRAMATOME Jeumont.
Directeur de thèse :	Frédéric VANDERHAEGEN.	Professeur, INSA HDF Valenciennes.
Financements :	Région Hauts-de-France. Base Installée de Jeumont, FRAMATOME (IB-J).	

AIDE À L'EXPERTISE HUMAINE DE SYSTÈMES NUCLÉAIRES PAR JUMEAU NUMÉRIQUE :

Application au diagnostic de groupe motopompe primaire

Corentin ASCONE

AIDE À L'EXPERTISE HUMAINE DE SYSTÈMES NUCLÉAIRES PAR JUMEAU NUMÉRIQUE © 2024 by
Corentin ASCONE is licensed under CC BY-SA 4.0. To view a copy of this license, visit
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>



Résumé

Le diagnostic des équipements nucléaires tels que les groupes motopompes primaires (GMPP) nécessite un haut niveau d'expertise difficile à acquérir et à capitaliser au sein d'une entreprise. Cette thèse menée en collaboration entre l'industriel FRAMATOME (Base Installée de Jeumont, IB-J) et le laboratoire LAMIH (UMR CNRS 8201) est une recherche exploratoire visant le développement d'un système d'aide à base d'Intelligence Artificielle pour assister les experts humains dans leurs activités de diagnostic de ce type de composants complexes. Elle se base sur le concept de Jumeau Numérique (JN) de système humain-machine et l'applique aux besoins de FRAMATOME. Un état de l'art approfondi a permis de définir une nouvelle approche holistique de conception de JN à partir de neuf dimensions qui constituent le cadre méthodologique appliqué au développement de l'outil EXPERIA. Celui-ci comporte une architecture logicielle permettant de gérer plusieurs types de GMPP, d'intégrer leurs données, et d'utiliser des modèles algorithmiques d'Intelligence Artificielle (IA) afin de fournir des services de diagnostics aux utilisateurs. Les contributions majeures liées à l'élaboration d'un tel JN résident avant tout dans l'intégration de données de sources multiples, mais également la prise en compte d'un nombre très réduit de données caractéristiques aux défaillances. En effet, les niveaux d'exigence de sécurité des systèmes nucléaires étant très élevés, les scénarios de défaillances sont rares. Cela pose alors un problème lors de la création de modèles algorithmiques de diagnostic basé sur ces données. La solution proposée repose sur l'approche holistique de conception des JN se basant sur des modélisations multiples d'un même système et sur la complémentarité entre les données techniques et les connaissances humaines associées. La conception de l'outil EXPERIA a vu le jour dans cet objectif permettant ainsi d'assister les experts dans leurs tâches de diagnostic des GMPP tout en capitalisant leurs connaissances expertes. EXPERIA intègre des modèles d'apprentissage automatique non supervisé et supervisé et un module basé sur la théorie de Dempster-Shafer pour gérer les divergences entre modèles et fiabiliser ainsi le diagnostic. D'autres modèles issus de connaissances humaines sont également implémentés et permettent d'établir un diagnostic explicite de bon ou mauvais fonctionnement. Les interfaces EXPERIA permettent aux utilisateurs d'explorer à leur guise plusieurs modèles. Les résultats préliminaires sont encourageants et des perspectives sont proposées pour le diagnostic et le pronostic de fonctionnements normaux et anormaux de composants nucléaires pour l'optimisation de leur maintenance.

Abstract

The diagnosis of nuclear equipment such as reactor coolant pump (RCP) requires a high level of expertise that is difficult to acquire and capitalize on within a company. This thesis, carried out in collaboration with FRAMATOME (Installed Base of Jeumont, IB-J) and the LAMIH laboratory (UMR CNRS 8201), is an exploratory study aimed at developing an Artificial Intelligence-based help system to assist human experts in their diagnostic activities on this type of complex component. Thesis is based on the Digital Twin (DT) concept of human-machine systems and applies it to the needs of FRAMATOME. An in-depth state of the art has enabled us to define a new holistic approach to DT design, based on nine dimensions which form the methodological framework applied to the development of the EXPERIA tool. Such tool provides a software architecture for managing several types of RCP, integrating their data, and using Artificial Intelligence (AI) algorithmic models to provide diagnostic services to users. The major contributions of such a JN lie above all in the integration of data from multiple sources, but also in the consideration of a very small number of fault characteristics. As the safety requirements for nuclear systems are very high, failure scenarios are rare. This poses a problem when creating algorithmic diagnostic models based on these data. The proposed solution is based on a holistic approach to JN design, based on multiple modeling of the same system, and on the complementarity between technical data and associated human knowledge. With this in mind, the EXPERIA tool was designed to assist experts in their RCP diagnostic tasks, while capitalizing on their expert knowledge. EXPERIA integrates unsupervised and supervised machine learning models, as well as a module based on Dempster-Shafer theory to manage discrepancies between models and make diagnosis more reliable. Other models based on human knowledge are also implemented, enabling explicit diagnosis of good or bad operation. EXPERIA interfaces enable users to explore several models at will. Preliminary results are encouraging, and prospects are proposed for the diagnosis and prognosis of normal and abnormal functioning of nuclear components, with a view to optimizing their maintenance.

Remerciements

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique Industrielles et Humaines de l'Université Polytechnique Hauts-de-France, au sein du département Automatique. Cette thèse a été dirigée par le Professeur d'Université Frédéric VANDERHAEGEN de l'INSA Hauts-de-France. Je tiens à témoigner toute ma reconnaissance au laboratoire, ainsi qu'à ma direction de thèse pour le soutien et la confiance qu'ils m'ont accordée.

Je remercie la Région Hauts-de-France et l'entreprise FRAMATOME pour les financements de cette thèse, permettant ainsi d'appliquer mes travaux de recherches et de développements à une entreprise de la région.

Je remercie très vivement le docteur Benjamin VERHAEGHE, Ingénieur R&D au sein de l'entreprise FRAMATOME, Base Installée de Jeumont, pour m'avoir permis de faire une immersion de terrain auprès des experts de l'ingénierie. Son accueil et sa bonne humeur m'ont permis de mener à bien mon intégration au sein des équipes de Jeumont, quant à sa « peer pressure », elle m'a permis d'achever la thèse à temps en disposant d'un outil opérationnel. J'exprime également ma gratitude aux collègues de FRAMATOME Jeumont, plus particulièrement les collègues Stéphane, Baptiste, Jean-Etienne, Alexandre, Johnny, Laurent, Joffrey et Mickaël pour leur sympathie et accueil pendant ces 22 mois d'immersion.

Je remercie les doctorants du LAMIH pour leur bonne humeur, leur soutien, et leurs échanges qui m'ont permis de me sentir comme chez moi. Je tiens particulièrement à remercier Vinicius avec qui j'ai commencé cette aventure pour sa joie de vivre et les parties d'échecs réalisées. Je remercie Jorge et Rafael avec qui je termine cette aventure, mes deux collègues de bureaux devenus de vrais amis. Je finis par remercier Benjamin et Saulo qui m'ont accompagné pendant trois années dans la direction du Bureau des Doctorants du LAMIH. J'espère avoir pu aider un maximum de doctorants étrangers à accomplir leurs thèses doctorales plus facilement et de manière plus chaleureuse en France.

J'exprime ma gratitude à toute l'administration du LAMIH pour leurs soutiens administratifs et moraux lors de ces trois années. Merci à Mélanie, Josèphe, Bénédicte, Katia, Sabine, Isabelle, Marlène et plus particulièrement Corinne que j'ai fortement dérangée avec les plus de 160 ordres de missions réalisés.

J'exprime avant tout ma reconnaissance à ma famille, ma mère Anne, mon père Vincenzo et ma sœur Marion, pour l'éducation et le soutien qu'ils m'ont fournis jusqu'à ce jour et sans qui tout cela ne serait possible. Je les remercie également pour la relecture réalisée de ce manuscrit.

*Je finis par te remercier Juliette pour qui les mots
ne seraient seuls définir le soutien incommensurable
que tu m'as offert ces trois dernières années...*

Table des matières

Introduction Générale.....	1
CHAPITRE 1. Étude de cas.....	3
1.1 Quelques chiffres sur le nucléaire français	3
1.2 La transformation de tout un secteur	4
1.3 Le système et sa maintenance	6
1.4 La notion d'expertise.....	9
1.5 Le groupe d'experts en GMPP :	10
1.6 La notion de néo-experts	11
1.7 Le service RCP Solution.....	13
1.8 Conclusion	14
CHAPITRE 2. État de l'art du Jumeau Numérique	15
2.1 Introduction.....	15
2.2 L'émergence d'un nouveau concept	15
2.3 Les architectures de conception.....	18
2.4 Les neuf dimensions holistiques.....	21
2.5 Conclusion	25
CHAPITRE 3. Prétraitements et gestionnaire des données	27
3.1 Introduction.....	27
3.2 La collecte des données.....	27
3.3 La standardisation des données	31
3.4 Le nettoyage des données.....	34
3.5 Mise en place du gestionnaire de données.....	36
3.6 Le stockage et l'accessibilité des données	38
3.7 Conclusion	40
CHAPITRE 4. Modèles GMPP et gestion des incertitudes	43
4.1 Introduction.....	43
4.2 Diagnostic d'un GMPP	43
4.2.1 Choix du type de modélisation :	43
4.2.2 IA pour l'identification de défaillance :	45
4.2.3 Méthodes d'IA non abordées :	47
4.3 Modèles de GMPP par apprentissage supervisé.....	48
4.3.1 Mise en place des jeux de données :	48
4.3.2 Classification par les k plus Proches Voisins :	51
4.3.3 Classification par Forêts Aléatoires :	54
4.3.4 Classification par Réseau de Neurones Artificiels :	58
4.3.5 Bilan des modèles de classification du GMPP	63
4.4 Gestion des incertitudes par la théorie de Dempster-Shafer	63
4.4.1 Redondance algorithmique :	63
4.4.2 Définition :	64
4.4.3 Application :	65
4.4.4 Résultats :	67
4.5 Conclusion	69

CHAPITRE 5.	Compétences et Modèles Experts.....	71
5.1	Introduction.....	71
5.2	Le Système-Expert.....	72
5.2.1	Définitions préalables.....	72
5.2.2	Principe et historique.....	72
5.2.3	Extraction des connaissances :.....	74
5.2.4	Formalisation des connaissances :.....	75
5.2.5	Conception du moteur d'inférences :.....	77
5.2.6	Requêtes et interfaces utilisateur :.....	80
5.2.7	Mise à jour et Maintenabilité :.....	82
5.3	Conclusion.....	84
CHAPITRE 6.	Utilisation et Validation d'EXPERIA.....	85
6.1	Introduction.....	85
6.2	Apprentissage non supervisé.....	85
6.2.1	IA pour la détection de défaillance :.....	85
6.2.2	Mise en place du jeu de données :.....	86
6.2.3	Algorithme des k-Means :.....	86
6.2.4	Réduction de dimension par éléments principaux :.....	87
6.2.5	Identification des capteurs influents :.....	91
6.2.6	Bilan de l'apprentissage non supervisé :.....	93
6.3	Une mise à jour par la rédaction :.....	94
6.4	Validation d'EXPERIA :.....	95
6.4.1	Validation du prétraitement des données.....	96
6.4.2	Validation de l'analyse experte.....	96
6.4.3	Validation de la génération de rapport.....	97
6.5	Conclusion.....	97
CHAPITRE 7.	Perspectives d'EXPERIA.....	99
7.1	Autonomie et Mise à jour des compétences.....	99
7.2	Méthodes hybrides ascendantes/descendantes.....	101
7.3	Perspectives de modélisation pour le pronostic.....	102
7.4	EXPERIA pour d'autres systèmes :.....	103
Conclusion Générale.....		105
Annexes.....		107
Références.....		117

Table des figures

Figure 1 : Exemples de Groupes Motopompes Primaires conçus par FRAMATOME.....	7
Figure 2 : Terminologie de la maintenance inspirée de Mercier 1987 [13]	8
Figure 3 : Processus d'expertise RCP Solution adapté de chez FRAMATOME	14
Figure 4 : Caractérisation des Doubles Numériques inspirée de Kritzinger et al. 2018 [28] ..	16
Figure 5 : La boucle Physique-Digital-Physique.....	16
Figure 6 : Évolution du nombre de documents par an avec le terme « digital twin »	17
Figure 7 : Architecture de JN à cinq dimensions issue de Tao et al. 2018 [37]	19
Figure 8 : Liste des huit dimensions d'un JN issue de Stark et al. 2019 [35]	19
Figure 9 : Architecture d'un JN Humain à cinq dimensions inspiré de [37] et [40].....	20
Figure 10 : Architecture Holistique d'un JN adaptée de Ascone et al. 2022 [50]	24
Figure 11 : Classification des Jumeaux Numériques	25
Figure 12 : EXPERIA, une interface de JN Holistique pour Experts et GMPP	26
Figure 13 : Identification des dimensions d'EXPERIA traitées dans le CHAPITRE 3.....	27
Figure 14 : Schéma simplifié des éléments constituant un GMPP.....	28
Figure 15 : Exemple de défaillance d'un capteur de température stator	29
Figure 16 : Exemple de défaillance ponctuelle de l'enregistreur.....	30
Figure 17 : Diagramme de relation entre Réacteur, GMPP, Capteur et Donnée	32
Figure 18 : Filtre Correctif Multicouches pour le nettoyage des données.....	34
Figure 19 : Exemple d'interfaces pour la modélisation d'équipements.....	37
Figure 20 : Procédure de traitement des données brutes implémentée dans EXPERIA.....	37
Figure 21 : Interface de requête des données standardisées et nettoyées dans EXPERIA.....	40
Figure 22 : Identification des dimensions d'EXPERIA traitées dans le CHAPITRE 4.....	43
Figure 23 : Stratégie de classification des états d'un GMPP	46
Figure 24 : Schéma conceptuel d'un modèle d'apprentissage supervisé	48
Figure 25 : Schéma conceptuel du fonctionnement d'un algorithme k -NN	53
Figure 26 : Matrices de confusion des prédictions k -NN (données de test respectives)	54
Figure 27 : Exemple de structure d'un arbre de décision	55
Figure 28 : Schéma conceptuel du fonctionnement d'un modèle RFC.....	56
Figure 29 : Matrices de confusion des prédictions RFC (données de test respectives)	57
Figure 30 : Exemple d'architecture neuronale d'un MLP.....	59
Figure 31 : Modèle d'un perceptron pour MLP.....	59
Figure 32 : Structures des modèles MLP pour le MOTEUR, les JOINTS et la BOUCLE.....	62
Figure 33 : Matrices de confusion des prédictions MLP (données de test respectives)	63
Figure 34 : Stratégie de gestion des incertitudes pour la classification des GMPP.....	66
Figure 35 : Résumé de la stratégie appliquée à la classification du sous-système JOINTS	67
Figure 36 : Résumé de la stratégie appliquée à la classification du sous-système MOTEUR..	68
Figure 37 : Résumé de la stratégie appliquée à la classification du sous-système BOUCLE ..	68
Figure 38 : Identification des dimensions d'EXPERIA traitées dans le CHAPITRE 5.....	71
Figure 39 : Exemple d'ontologie d'un symptôme de GMPP inspiré du triplet RDF	77
Figure 40 : Système Expert à chaînage avant pour le diagnostic expert de défaillances.....	79
Figure 41 : Interface utilisateur du SE pour les requêtes de symptômes	80

Figure 42 : Stratégie de gestion des multiples défauts identifiés par le SE.....	81
Figure 43 : Interface pour l’affichage du défaut identifié par le SE.....	82
Figure 44 : Interface proposant des services supplémentaires associés à un défaut	82
Figure 45 : Résultat de la méthode k-Means sur le scénario n°1.....	87
Figure 46 : Résultat de la méthode de réduction de dimension linéaire sur le scénario n°1 ..	89
Figure 47 : Résultat de la méthode <i>t</i> -SNE sur le scénario n°1.....	90
Figure 48 : Répartition des capteurs selon la PCA (scénario de test n°1)	91
Figure 49 : Matrice de corrélation calculée à partir du scénario n°1	93
Figure 50 : Extrait anonymisé de rapport généré automatiquement	95
Figure 51 : Méthodologie d'extraction et de traduction de symptômes en triplet RDF	100
Figure 52 : Passerelle de modélisation ascendante vers descendante	101
Figure 53 : Passerelle de modélisation descendante vers ascendante	102

Introduction Générale

Cette thèse s'intéresse à faire évoluer la maintenance nucléaire en proposant d'outiller une activité d'expertise de systèmes. L'amélioration de cette maintenance passe par une phase de diagnostic plus rapide des équipements nucléaires et une seconde de détection et d'identification plus précise des anomalies. En détectant des défaillances sur les systèmes nucléaires de façon localisée, il sera possible de remonter aux causes plus facilement et de perdre moins de temps dans les interventions. Les diagnostics de systèmes mêlent des données techniques issues des équipements et des analyses issues des compétences humaines. La prise en compte de ces compétences, de leur sauvegarde, de leur enrichissement, comme de leur détérioration, est indispensable dans la conception d'un tel système automatisé mêlant données et compétences expertes.

Parallèlement à cette transition technologique et aux défis qu'elle suggère, il est question de faire accepter socialement ces innovations. Les approches visant à générer des victoires à court termes, de permettre l'action en enlevant des barrières, ou encore de consolider les gains et accentuer le changement, seront mises en place dans cette thèse grâce à la technologie. Le développement d'une application centrée utilisateur proposant des modélisations de système permettra d'aborder ces sujets et d'intégrer au mieux la transition digitale auprès des experts de FRAMATOME.

La thèse étudiera le concept de Jumeau Numérique de système afin de garder une copie actualisée des ressources techniques et humaines associées au système. Le CHAPITRE 1 présentera l'étude de cas avec FRAMATOME et identifiera les premiers verrous scientifiques de la thèse. En CHAPITRE 2, un état de l'art du concept de Jumeau Numérique (JN) sera présenté et permettra d'identifier les différentes dimensions que doit composer un JN. Le CHAPITRE 3 s'intéressera au système technique et aux problématiques que les données représentent dans l'élaboration d'un JN. Le CHAPITRE 4 permettra la mise en place de modèles dit « Machine » du JN dans le cadre d'analyse de diagnostic d'équipement nucléaire. Le CHAPITRE 5 présentera les experts, à la fois sujet de modélisation et utilisateurs finaux du JN. Les dernières fonctionnalités d'EXPERIA et sa validation auprès des experts seront toutes deux présentées en CHAPITRE 6. Le CHAPITRE 7 rassemblera les perspectives du projet. Finalement une conclusion générale de la thèse sera présentée.

CHAPITRE 1. Étude de cas

1.1 Quelques chiffres sur le nucléaire français

Le nucléaire représente 4% de la production énergétique mondiale [1]. La France se trouve quant à elle être le pays possédant la proportion d'énergie produite par le nucléaire la plus importante du monde avec 57 réacteurs produisant 72% de l'électricité du pays [2]. La production d'énergie nucléaire française a été multipliée par trente entre 1973 et 2006, passant de 14,8 TWh à 450,2 TWh. Cependant, elle n'a cessé de diminuer entre 2006 et 2010, alors que le nombre de centrales nucléaires à production d'électricité (CNPE) actives n'a pas changé. Cela s'explique par une diminution du coefficient de production. Cette diminution est principalement attribuable à l'allongement des arrêts temporaires de production des réacteurs entraînant un coefficient de production plus faible [3]. L'énergie produite par les CNPE dépend de la combinaison de trois facteurs : la capacité installée, le coefficient de disponibilité K_d et le coefficient d'utilisation K_u . Le produit de K_d par K_u permet d'obtenir le coefficient de production K_p qui reflète le taux effectif de production d'électricité par les CNPE. Ces 3 coefficients reflètent à eux trois la variabilité annuelle de la production. Le coefficient de disponibilité K_d intègre l'indisponibilité technique des réacteurs dû par exemple à des pannes ou des maintenances de l'installation. Tandis que le coefficient d'utilisation reflète les cas où, depuis que l'installation était disponible, l'énergie pouvant être produite n'a pas été utilisée par le réseau. Dans ce cas, cela peut se produire à cause d'une faible demande, d'une abondance des ressources hydroélectriques, d'une indisponibilité locale du réseau de transport électriques ou encore par contraintes environnementales telles que la limitation des rejets thermiques dans les cours d'eau. Après une augmentation continue de 1999 à 2005, passant de 71,8 à 77,6 %, le coefficient de production K_p a ensuite chuté pour atteindre 70,7 % en 2009 (baisse de 7%) [4]. En effet, K_p diminue depuis de nombreuses années et aucune nouvelle CNPE n'a été construite et mise en production depuis.

Pour les 56 réacteurs nucléaires de production française d'ancienne génération, la moyenne d'âge est de plus de trente-huit années d'existence. La France a donc connu une diminution progressive de ses compétences en construction de CNPE sur son territoire. Parallèlement, l'industrie nucléaire française a développé une expertise précieuse dans la production d'énergie nucléaire, la gestion du cycle du combustible et la maintenance d'équipements spécifiques. Selon le Groupement des Industriels Français de l'Énergie Nucléaire [5], le nucléaire représente 6,7 % de l'emploi industriel français. Avec 220 000 salariés et 3 200 entreprises, dont 85 % de petites et moyennes entreprises, l'industrie nucléaire joue un rôle majeur dans le dynamisme de l'industrie française et contribue au développement des économies locales à travers ses implantations sur l'ensemble du territoire.

Le groupe EDF (Électricité De France) dispose et gère l'ensemble du parc nucléaire français. L'État français a donné son accord à EDF pour le planning du « Grand Carénage ». Ce programme vise à moderniser les CNPE et reporter leur durée de vie de 10 à 20 années soit jusqu'à 50 ou 60 ans pour certains des sites [6]. Ce choix est plus que nécessaire et serait une

opportunité économique pour la France en permettant d'amortir le coût de construction des centrales. Mais toutes n'auront pas cette chance, il est prévu la fin de l'exploitation de 14 réacteurs sur la période 2029-2035. C'est pourquoi le gouvernement français a décidé de prendre les devants en établissant de nouveaux réacteurs sur son territoire.

Depuis 1970 la France n'a cessé de construire des réacteurs avec une moyenne de deux réacteurs par an (le dernier en 2000) puis s'est arrêtée pendant 7ans sans nouvelle construction. En 2007 a débuté le chantier du réacteur de nouvelle génération de Flamanville (FA3) [7]. Ce nouveau réacteur a accumulé plus de douze années de retard sur le planning initial, le chargement du combustible de FA3 s'est finalement opéré en Mai 2024 (17 ans après le début du chantier). Même s'il s'agit d'une nouvelle technologie de réacteur (EPR), cela prouve que la France a du mal à faire preuve de compétences en construction de CNPE. Toutefois, ces dix-sept dernières années passées à la construction de FA3 permettent à EDF de se remettre à jour en termes de compétences et d'apprendre des expériences en construction obtenues sur ce réacteur. Le retour d'expériences sur l'EPR de FA3 est tellement important et précieux que EDF a décidé de revoir la technologie EPR afin de délivrer à l'avenir une seconde version de réacteur, nommé EPR2. L'achèvement de l'EPR de FA3, permettra de mettre en place des nouveaux réacteurs de génération EPR2 ; six sont déjà en planification sur le territoire français.

1.2 La transformation de tout un secteur

Il est vrai, l'industrie nucléaire française se transforme. En janvier 2019, elle s'est engagée auprès du gouvernement français en signant, par l'intermédiaire du Comité Stratégique pour l'Industrie Nucléaire, un contrat sectoriel couvrant la mise en œuvre d'un plan d'action en quatre axes :

1. Maintien des compétences et de la formation,
2. Poursuite de la transformation numérique de l'industrie,
3. Recherche et innovation pour l'économie circulaire, et
4. Développement sur le marché international.

Les travaux de cette thèse s'intéressent tout particulièrement aux deux premiers axes de ce plan dans le but de maintenir les compétences expertes via l'automatisation et les outils du numérique.

Pour ce qui est de la digitalisation de l'industrie nucléaire, elle est en cours et passe par l'utilisation de systèmes automatisés, d'outils de simulations et par l'accès à de grand ensemble de données collectées. L'évolution des technologies et les expériences de plus de cinquante années dans le domaine nucléaire ont permis d'améliorer la sécurité et l'automatisation des CNPE [8]. Tous les réacteurs nucléaires français en cours de production sont à eau pressurisée. Leur combustible est un oxyde d'uranium enrichi. Ses atomes sont fissiles, c'est-à-dire que leur noyau peut se casser sous l'impact d'un neutron. Une centrale renferme environ cent tonnes de matière radioactive par réacteur, qu'il faut confiner car elles représentent un danger potentiel pour les humains et l'environnement [9]. L'industrie nucléaire présente donc un risque spécifique, lié aux substances radioactives qu'elle utilise. Maîtriser ce risque est l'objectif de la sûreté nucléaire définie par « l'ensemble des dispositions techniques et des mesures d'organisation relatives à la conception, à la construction, au fonctionnement, à l'arrêt et au démantèlement des installations nucléaires

[...], ainsi qu'au transport des substances radioactives, prises en vue de prévenir les accidents ou d'en limiter les effets » [10].

La transition numérique souhaitée n'est donc pas sans risques. L'automatisation et les systèmes automatisés sont le résultat d'une course à une fabrication plus fiable et plus sûre et maintenant que notre société est dominée par de nombreuses machines automatisées et de boîtes noires, une certaine crainte se développe à l'égard de ces systèmes, plus encore pour le secteur nucléaire. D'une part, l'automatisation a apporté confort, sécurité et qualité au système et à son contrôle. D'autre part, la moindre erreur dans un système de commande automatique défaillant peut causer une catastrophe. Pour être aussi sécuritaire que possible, un réacteur n'a pas besoin de l'intervention humaine et est entièrement automatisé. Malheureusement certains systèmes autonomes ne permettent aucune flexibilité, et c'est un élément qui peut changer le résultat d'un scénario à risque élevé. L'humain dans ces systèmes est en même temps un garant de la fiabilité, mais peut aussi être imprévisible et causer des problèmes dans les systèmes automatisés (voir ce qui est arrivé à Apollo13 et Three Mile Island [11]).

L'objectif de la thèse est de transformer une activité humaine au sein de l'entreprise FRAMATOME grâce à la digitalisation. FRAMATOME, un équipementier de renom dans le secteur nucléaire dispose du site de Jeumont spécialisé dans la conception, la fabrication et la maintenance de composants mobiles des CNPE. Cette thèse s'intéressera donc à la digitalisation d'une activité du site de Jeumont afin d'améliorer le travail d'expertise de l'équipe associée.

La digitalisation est certes un challenge technique mais elle représente également des verrous scientifiques sociaux et psychologiques. Par exemple, l'évolution d'une activité manuelle en une activité assistée par le digital peut poser des problèmes au niveau de l'acceptation des outils à instaurer. Transformer les habitudes d'un secteur et les méthodes d'une industrie ne sont pas minces affaires. Au sein des entreprises, l'implantation de nouveaux projets relatifs au développement de l'intelligence artificielle est sans cesse mis en place. Pour réussir dans ces projets, une conduite du changement est souvent initiée, créant une rupture dans les habitudes des salariés.

Selon J. Kotter, professeur à la Harvard Business School, il existe huit phases importantes pour conduire le changement. Il les résume dans le cadre méthodologique suivant [136] :

1. Créer un sentiment d'urgence
2. Former une coalition directrice
3. Définir une vision et stratégie d'entreprise
4. Responsabiliser les salariés
5. Permettre l'action en enlevant des barrières
6. Générer des victoires à court terme
7. Consolider les gains et accentuer le changement
8. Ancrer les pratiques dans la culture d'entreprise

Parmi ces huit étapes, les quatre premières sont là pour débloquer un statu quo sclérosé, c'est-à-dire fortement ancré. Les trois phases suivantes introduisent de nouvelles pratiques. Enfin, la dernière étape permet de pérenniser la conduite du changement en l'insérant dans la culture d'entreprise [137]. Cette thèse s'inspirera notamment des phases 4 à 7 afin

d'introduire la transformation digitale et les solutions technologiques développées au sein de l'entreprise du nucléaire FRAMATOME. Les autres phases relèvent davantage du management et de la vision interne de l'entreprise avec lesquelles cette thèse est en accord mais ne traitera pas dans ce mémoire.

La transformation digitale n'est pas à confondre avec la digitalisation seule. En effet, la transformation digitale n'est pas seulement des outils mais est également des ressources humaines et des organisations qui sont impactées dans leurs habitudes et modes de fonctionnement. La transformation est plus du ressort de la sociologie, alors que la digitalisation du côté technologique. Elle oblige dans n'importe quel type de métiers à transformer les modes de travail, de pensée. Le développement d'outils du digital doit prendre en compte les besoins et critères des utilisateurs finaux afin de conduire le changement efficacement.

Changer ce qui fonctionne déjà n'est pas courant dans la culture de l'industrie nucléaire. Dans le but d'introduire la digitalisation dans les activités des salariés de FRAMATOME, il a été décidé de responsabiliser les employés en les intégrant dans le développement de l'outil. Une immersion de terrain était alors nécessaire afin d'enlever les barrières psychologiques qu'il pouvait y avoir entre les utilisateurs finaux et les développeurs. Finalement, développer l'outil en plusieurs phases permettra de générer des victoires à courts termes et ainsi consolider les gains et accentuer le changement.

La mise en place de cette digitalisation s'est faite pendant trois années selon le principe du design participatif. Le design participatif est une approche de conception qui implique activement les utilisateurs finaux dans le processus de développement d'un produit ou d'un service. L'idée principale est de collaborer avec les utilisateurs pour s'assurer que leurs besoins, leurs attentes et leurs expériences sont pris en compte dès le début et tout au long du projet. Toutes les parties prenantes, y compris les utilisateurs finaux, les designers, les développeurs, sont impliquées dans le processus de conception. L'immersion réalisée au sein de l'entreprise FRAMATOME pendant près de 22 mois a permis de premièrement bien cerner les besoins mais également d'accompagner les utilisateurs finaux dans l'acceptabilité et l'utilisation de l'outil.

Des ateliers ont été organisés où les participants peuvent partager leurs idées, leurs préoccupations et leurs suggestions. Ces ateliers ont permis de recueillir des informations précieuses et de générer des idées innovantes. Les idées recueillies sont transformées en prototypes qui sont ensuite testées par les utilisateurs. Plusieurs versions de l'outil (quatre) ont été présentées aux utilisateurs durant le processus. Leurs retours sont utilisés pour affiner et améliorer l'outil après chaque mise à disposition. Le processus est itératif, ce qui signifie qu'il y a plusieurs cycles de conception, de test et de révision. Cela permet d'assurer que le produit final répond bien aux besoins des utilisateurs.

1.3 Le système et sa maintenance

L'usine de Jeumont est un acteur historique majeur de la filière nucléaire française. Elle produit les seuls composants mobiles de la boucle primaire mais aussi des pièces destinées au secteur de la Défense nationale. L'un des produits phares du site FRAMATOME de Jeumont est le Groupe Motopompe Primaire (GMPP). Des exemples de GMPP sont illustrés en Figure 1. Un type de GMPP est une composition unique de trois éléments : ensemble hydraulique, système de joint et moteur.

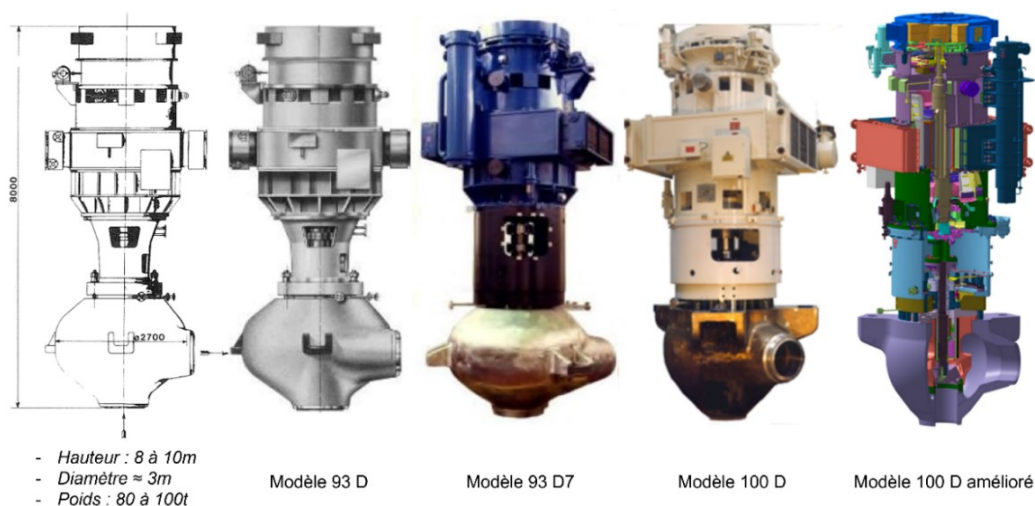


Figure 1 : Exemples de Groupes Motopompes Primaires conçus par FRAMATOME

Les GMPP ont le rôle de mettre en circulation le liquide caloporteur (eau du circuit primaire), vaincre les pertes de charge du circuit et amener l'eau réchauffée par le combustible jusqu'au générateur de vapeur. Ce sont des groupes verticaux constitués d'une pompe dans le bas, d'un moteur vertical sur le dessus et d'un système d'étanchéité entre les deux. Produits en acier inoxydable, les GMPP sont composés de plus de 1300 pièces différentes et nécessitent plus de 2 500 opérations de fabrication et de contrôle [9]. Un réacteur nucléaire de production française, appelé aussi « tranche », peut être composé de trois ou quatre pompes primaires selon les modèles. Il s'agit de pompes de circulation munies de roues hélico-centrifuges à un étage, à axe vertical et dotées d'un dispositif d'étanchéité dynamique à fuite contrôlée, constitué de trois joints montés en cascade.

Les équipements nucléaires sont comme tous systèmes industriels sujets à des opérations de maintenance. La maintenance est souvent perçue de manière différente où chaque institution la décompose à sa façon selon ses problèmes rencontrés. La société EDF, qui possède l'intégralité de la production nucléaire française, se réfère quant à elle à la norme AFNOR NF-X 60 000 [12]. Cette norme définit la maintenance comme un ensemble d'activités destinées à maintenir ou rétablir une machine dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise. Ces activités sont une combinaison d'activités techniques, administratives et de management.

D'un point de vue littérature, la maintenance est définie dans [13] comme étant une combinaison de quatre ensembles : des concepts, des événements initiateurs, des états du matériel et finalement des actions à effectuer. Cette terminologie est décrite plus en détail en Figure 2. Les principaux concepts de maintenance sont :

- La maintenance corrective. Il s'agit d'une maintenance qui survient sur des matériels défectueux et donc à la suite d'un événement initiateur indésirable. L'état défectueux du matériel est donc connu et induit alors une restauration ou remplacement du matériel.
- La maintenance préventive systématique. C'est une maintenance qui intervient de manière périodique avant une défaillance du système. L'idée est d'intervenir de façon régulière sur le système afin d'effectuer des opérations de restauration ou remplacements de pièces quel que soit l'état du système.

- La maintenance préventive conditionnelle. Comme son nom l'indique, cette maintenance s'opère sous certaines conditions. Des critères sont définis et des inspections, des contrôles, de tests ou encore des visites permettent de savoir si les conditions de bon fonctionnement du système sont respectées ou non. La réalisation ou non des opérations de maintenance est décidée par évaluation de ces conditions.
- La maintenance préventive prédictive. Cette maintenance s'opère avant l'occurrence d'une défaillance sur la base de prédictions. Ces prédictions permettent de supposer l'état du système dans le futur et d'intervenir en conséquence. L'événement initiateur de cette maintenance est alors plus difficile à identifier puisque la décision d'intervention s'effectue grâce à une analyse continue de paramètre et d'extrapolation de paramètres non mesurés.

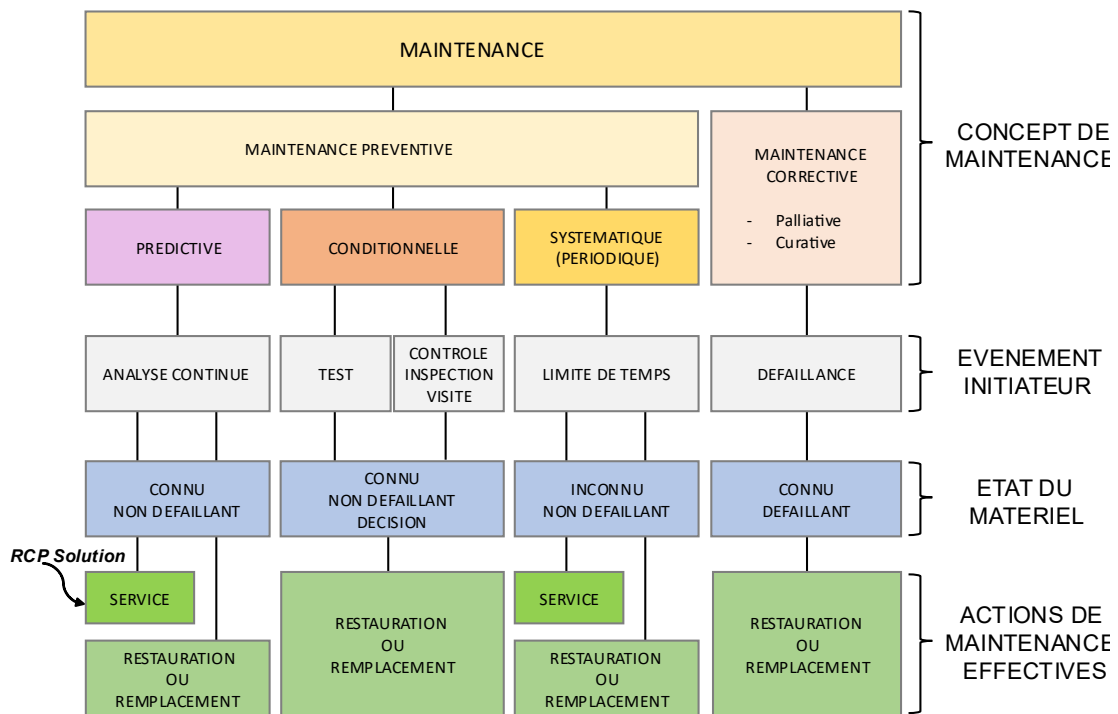


Figure 2 : Terminologie de la maintenance inspirée de Mercier 1987 [13]

Afin de maintenir les CNPE, les exploitants réalisent des opérations de maintenance préventives systématiques sur les équipements de centrales. C'est lors de ces arrêts de tranche que FRAMATOME réalise tous les dix-huit mois des opérations de contrôle et d'inspection des GMPP. Ces opérations permettent de planifier des maintenances conditionnelles pour les prochains arrêts de tranche par exemple. FRAMATOME réalise également des opérations de maintenance corrective lors d'une panne ou casse non prévue de tout ou partie du GMPP. Dans le jargon nucléaire, cet événement est un fortuit.

L'ensemble de ces opérations de maintenance est long et difficile tant le nombre de pièces est important et les sous-ensembles sont imbriqués. Les opérateurs opèrent souvent à l'aveugle, dans le sens où ils ne savent pas toujours dans quels états seront ces sous-ensembles internes lorsqu'ils démonteront la pompe. De plus l'objectif de la maintenance préventive prédictive est de limiter les temps d'arrêt dus à de la maintenance non nécessaire et de détecter les déviations de comportement pour réaliser les maintenances préventives sans risquer de devoir réaliser un arrêt en cours de cycle (18 mois). C'est pour toutes ces

raisons que FRAMATOME s'est tourné vers de la maintenance préventive prédictive, c'est-à-dire de prédire les anomalies avant qu'elles ne se produisent et de façon plus précise. Cette thèse est donc née dans le but d'améliorer la maintenance en créant des modèles de GMPP afin de connaître l'état du système à tout moment et d'en prédire de possible dérives ou anomalies dans son fonctionnement. Le but est de réaliser un double numérique qui permettra de prédire plus efficacement de futures défaillances et d'anticiper les opérations de maintenance plus rapidement aussi bien en ressources humaines qu'en ressources matérielles. Il faut savoir qu'une tranche en arrêt pendant une journée entière équivaut à plus d'un million d'euros de pertes de production d'électricité. L'importance d'un tel système d'expertise prend tout son sens afin d'optimiser les opérations et gagner en disponibilité de production.

1.4 La notion d'expertise

La notion d'expertise est définie par la norme AFNOR NF X 50-110 comme étant un « ensemble d'activités ayant pour objet de fournir à un client, en réponse à la question posée, une interprétation, un avis ou une recommandation aussi objectivement fondée que possible, élaborée à partir des connaissances disponibles et de démonstrations, accompagnées d'un jugement professionnel » [14], [15]. Une différence est à faire entre l'adjectif expert qui désigne le fait d'avoir acquis « une grande habileté par l'expérience et par la pratique » (exemple du technicien expert) et le nom ou titre expert qui désigne « un individu choisi pour ses connaissances éprouvées et chargé de faire des examens, constatations ou appréciations de fait ». Selon [16], l'expert ne peut être que celui qui a expérimenté et qui a donc, par répétition, exécuté avec succès une activité pour laquelle il se trouvait auparavant être non-expert. Une interrogation peut alors émerger sur l'aspect quantitatif ou qualitatif des conditions d'obtention du statut d'expert. Certes, les critères varient en accord au domaine considéré ou à l'individu/institution qui délivre le titre, mais des généralités sont mises en avant dans [16]. La condition de succès d'une activité experte est attendue et indispensable à sa réalisation mais n'est pas une condition suffisante. La propriété de la connaissance experte ne peut se réduire aux conditions de succès de l'activité. Le travail d'expertise est apprécié autant pour sa finalité, le résultat, que par sa méthodologie employée, le savoir-faire.

D'après ces définitions, connaissances et compétences semblent être les deux grands piliers de l'expertise, on les connaît également sous les noms de savoirs et savoir-faire [17]. Un savoir-faire peut alors être décrit comme un ensemble de propriétés attachées à une étape de l'activité experte. Guittard et Welter ajoutent dans [18] que l'expert est une personne « dont la compétence, l'indépendance et la probité lui valent d'être formellement reconnue apte à effectuer des travaux d'expertise ». Une qualité de droit, incorruptible et intègre est peut-être le critère qui rend l'individu si unique et différent des autres. Ce critère supplémentaire n'est ni un savoir, ni un savoir-faire, il s'agit d'un savoir-être et il s'ajoute donc à la liste des caractéristiques de l'expert. Le savoir-être est un ensemble de qualités professionnelles qui reflètent la manière dont un individu se comporte dans un environnement professionnel. De nos jours, la société a de plus en plus souvent recours aux experts qu'ils soient de spécialité médicale, comptable, judiciaire, ou même en politique ou en économie. Malgré des domaines éligibles nombreux et une grande demande, la présence d'expert reste faible pour une activité spécifique du fait de son haut niveau de savoirs qu'il requiert. L'exemple du regain de la filière nucléaire française, désireuse d'accélérer sur

l'innovation et la formation aux métiers du nucléaire, a montré qu'il était difficile aujourd'hui de trouver des personnes compétentes. Le gouvernement français espère atteindre les objectifs d'embauche annoncés que sont 100 000 recrutements d'ici 2030 [19].

Les domaines complexes tel que celui du nucléaire apportent des définitions plus précises de ce qu'est un expert. Dans un contexte où l'expertise est au service de la prise de décision à haut risque, il a été montré que les décisions prises sont de meilleures qualités lorsqu'il y a présence : de l'argumentation [20], de consignes [21], et de la reconnaissance [22]. L'expertise serait donc plus efficiente lors d'interaction avec un second expert ou un groupe d'experts. De même, cela induirait à montrer qu'une association de plusieurs expériences individuelles et subjectives tendraient vers une expertise commune objective. L'intérêt de disposer de modèles cognitifs d'un groupe d'expert prend son sens contrairement à l'élaboration d'autant de modèles qu'il y a d'experts. Il est à noter également que l'élaboration du double d'un groupe d'individus laisse moins de possibilité à quiconque de réutiliser les informations ou données qui en découlent à des fins malveillantes. L'aspect éthique de tout système digital est à considérer lors de sa conception et de son utilisation dès lors que des données humaines y sont présentes.

Les chercheurs en systèmes humains préconisent une approche de conception de système automatisé centrée sur l'humain, par opposition à une approche centrée sur la technologie. Une approche axée sur la technologie est caractérisée par un intérêt marqué pour les possibilités technologiques où les capacités de contrôle humain sont dans ce cas peu prises en compte [23]. Aux problèmes liés à la sécurité et la fiabilité s'ajoutent alors des problématiques liées à l'humain. L'automatisation peut entraîner des pertes de compétences, d'implication des experts, de flexibilité ou même apporter un manque de confiance des utilisateurs dans les automatismes par leur non-connaissance de la solution. Paradoxalement, dans de nombreuses situations, les experts sont mis en place comme une dernière ligne de défense contre la défaillance du système [24]. Le but de la conception anthropocentrée (« Human-in-the-Loop » en anglais) est précisément de répondre à ces défis en mettant l'humain au centre de la conception, puis d'améliorer l'ensemble du système.

À cela, se rajoute des questions sur le maintien des connaissances et compétences expertes dans le temps au sein des institutions, ainsi que sur l'héritage de celles-ci. La capitalisation et le transfert d'expertise est l'objet de recherche depuis des décennies, les solutions rapides à mettre en place et viables à long terme sont quant à elles rares. L'objectif est de comprendre et de reproduire les mécanismes de l'intelligence humaine afin reproduire des connaissances mises en œuvre dans l'accomplissement des tâches cognitives comme l'expertise.

1.5 Le groupe d'experts en GMPP :

Les experts GMPP sont présents à la base installée de FRAMATOME Jeumont (IB-J) pour répondre à des constats ou encore aider les opérateurs sur site lorsque la maintenance requiert un haut niveau de savoirs sur le GMPP. Ces experts possèdent d'importantes compétences sur le système, son exploitation et sa maintenance. Leurs compétences sont variées et précieuses à l'entreprise. Ils sont peu nombreux mais apportent un réel avantage concurrentiel à FRAMATOME puisque les exploitants de CNPE ne possèdent pas ce haut niveau de compétences sur les GMPP.

Afin d'identifier au mieux les compétences expertes, une première étude a été menée sur cinq experts de chez FRAMATOME. Il a été mis en évidence certaines disparités et d'autres

similitudes dans les profils d'experts sondés. L'étude réalisée au début de la thèse consistait à une série de questions disponibles en ANNEXE 1.

Premièrement, tous les experts sont issus d'un cursus d'ingénieur généraliste ou de spécialité en mécanique (Question 2). L'ancienneté à ce poste varie fortement allant de deux ans à trente-trois années (Question 1). Cette différence induit grandement sur le niveau de compétences des experts, puisque sur une échelle de 1 à 10 (1 pour « Je ne connais rien » et 10 pour « Je connais tout »), leur estimation sur leur propre niveau de compétences relatif à l'expertise varie de 6 à 9 (Question 3). Cela montre aussi qu'aucun individu connaissait tout sur son sujet (valeur 10), et conforte l'idée qu'une expertise absolue et unique est inatteignable pour un seul individu, même après trente-trois années de profession. L'outil aura donc pour objectif de favoriser l'échange de compétences entre experts. À la suite de deux années passées au sein des locaux de FRAMATOME IB-J et au milieu des experts GMPP, il a été observé une grande communication entre les experts. En effet, lors de sujets complexes, les experts argumentent et interagissent entre eux afin de trouver la solution optimale la plus juste au problème donné. Des principes d'interactions, de collaboration mais également de compétition s'entre-mêlent lors du processus d'expertise [25], [26].

Lorsqu'on leur demande quelles sont les compétences nécessaires à leur poste (Question 4), il ressort que les experts ayant plus d'ancienneté accordent moins d'importance aux capacités techniques et favorisent des capacités telles que la curiosité, la mémoire, la réactivité ou encore de méthodologie. À l'inverse, ce sont les capacités et connaissances techniques liées au nucléaire, aux systèmes ou produits étudiés et plus généralement à la mécanique, qui sont privilégiées par les experts juniors. En effet, c'est parce que les experts juniors s'estiment moins compétents sur ces sujets techniques de multi-physiques et du système nucléaire qu'ils y portent davantage attention. De même pour les seniors, cela pourrait s'expliquer par le fait que ces connaissances dites techniques soient totalement acquises et devenues des automatismes pour les experts seniors. Les développeurs doivent prendre en compte l'utilisateur dans la conception de ces interfaces et de ces services. L'utilisateur, encore aujourd'hui junior, peut avoir évolué en expert senior en moins d'une dizaine d'années. Via des interfaces modulaires et/ou personnalisables, l'outil pourrait alors traiter des besoins et capacités différents d'un utilisateur à un autre [27].

Les résultats de la Question 5, traitant de la manière dont ils ont obtenu leur expertise, montrent que la pratique est majoritairement le facteur clé à l'obtention de ces compétences. L'outil devra donc, comme les experts, apprendre de ses expériences qu'elles soient bonnes ou mauvaises, et ainsi mettre à jour ses bases de données et de connaissances. Ce principe met en évidence l'intérêt de concevoir un outil qui suivra aussi bien la machine que l'humain tout au long de sa période d'activité. La conception et l'utilisation de l'outil doit donc prendre en compte l'évolution des savoirs des experts pour ainsi favoriser l'apprentissage de nouvelles compétences pour les experts juniors et le renforcement et le maintien de celles des seniors.

1.6 La notion de néo-experts

De nos jours, l'omniprésence des données dans la société a provoqué de nombreux bouleversements idéologiques comme scientifiques. En industrie, les rôles et missions des agents (opérateurs, techniciens, experts, etc.) se sont vu modifiés dans leurs interactions physiques et cognitives avec l'apparition de nouveaux outils du numérique. Les tâches et

missions liées au numérique s'accroissent d'année en année et prennent une place plus importante dans la répartition des métiers en France : selon l'INSEE 4,3% des professions sont dites « du numérique » par leur lien aux domaines de l'informatique, la téléphonie mobile, le web, les données massives, l'IA, etc. [134]. On observe également ce phénomène chez les experts industriels qui doivent manipuler des données et logiciels liés aux nouvelles machines et nouveaux systèmes de productions.

La notion d'expert a fait l'objet de nombreuses recherches mais elle semble ne pas s'être intéressée à l'arrivée des nouvelles technologies et solutions d'aides qui vont changer le quotidien de tous dans les prochaines années. La révolution du BigData et de l'Industrie 4.0 a modifié considérablement les rôles et missions des analystes systèmes (plus d'informations à traiter, plus d'outils numériques, et moins de contact avec le terrain). Certains experts se retrouvent maintenant dans un rôle d'analyste de données et font face au BigData dans le but d'extraire des informations utiles. Le travail d'analyse experte se trouve alors entaché par un travail de management des données avant de réaliser cette expertise. Des solutions pour assister cette compétence analytique se retrouvent dans la littérature [135], où un opérateur dispose de capacités cognitives augmentées grâce aux outils d'analyse des BigData.

À la différence de cet opérateur, les experts disposent préalablement de capacités d'analyses et d'habiletés à démêler des informations utiles parmi d'autres. En effet, l'expert a souvent une vision plus large et plus détaillée du sujet, il a également les moyens de faire les liens entre divers éléments qui lui permettent d'aboutir à une meilleure compréhension de la situation et finalement de trouver une solution. Pour mettre en avant ce phénomène qui consiste à transformer les experts systèmes en expert systèmes et données, les termes de néo-expert et de néo-expertise sont définis. Ils qualifient ce phénomène où les données et le digital sont de plus en plus présents dans l'expertise.

Le questionnaire posé aux experts en début d'immersion (voir ANNEXE 1) s'est intéressé dans une seconde partie aux connaissances préalables des experts de FRAMATOME sur le sujet de l'Intelligence Artificielle (IA) et de leurs possibles interactions passées et futures. Parmi les cinq experts, trois personnes ont déjà utilisé de l'IA et deux jamais (Question7). Cela montre qu'il y aura nécessairement des difficultés à faire accepter l'outil ou à former les experts à son utilisation. On se rend également compte que les experts disposent de compétences très différentes lorsqu'il s'agit de l'IA. L'un des experts estime avoir un niveau à 9/10 alors qu'un autre s'est attribué une note de 2/10 (Question9). Lorsqu'on leur demande s'ils pensent que l'IA impacte déjà leur métier d'expert, on obtient des réponses hétérogènes d'un individu à un autre (Question10). Cependant, leurs réponses sont unanimes dès lors qu'on leur demande si l'IA peut dans un futur impacter leur métier, ils répondent tous « Oui » (Question11). Les experts sont alors conscients qu'une transition est en cours et possiblement un bouleversement de leurs habitudes de fonctionnement peut arriver.

Les néo-experts vont faire face à davantage de digital dans leurs tâches quotidiennes. Des solutions vont être développées pour les assister mais aussi possiblement pour remplacer certaines de leurs tâches. Un sentiment légitime pour ces néo-experts serait de se sentir en concurrence avec les solutions d'IA réalisées. Pourtant, la majeure partie des experts sondés ne pense pas que l'IA remplacera leur métier (4 « Non » pour 1 « Oui » sur la Question12) et

ils n'ont pas non plus peur de ne pas s'adapter à l'arrivée de l'IA (4 « Non » pour 1 « Oui » sur la Question14).

Globalement l'IA est bien accueillie parmi ces experts (Question15). Ces derniers ont toutefois des attentes en termes de résultats. D'après leurs réponses en Question 16, le meilleur avantage qu'un outil d'aide à base d'IA puisse leur fournir dans leur métier serait premièrement de monter en compétences, puis d'être plus précis et efficace, et enfin de gagner du temps. Le challenge est maintenant dans la conception de l'outil qui remplira leurs attentes et besoins.

1.7 Le service RCP Solution

Le but pour FRAMATOME est de réaliser un service de diagnostic des GMPP rapide et efficace pour les CNPE. Suite à la vente et installation de GMPP sur site, FRAMATOME offre actuellement un service de surveillance et d'expertise de leurs produits installés. RCP Solution (pour « *Reactor Coolant Pump Solution* ») est un service visant à connaître le comportement d'un GMPP depuis des données de fonctionnement de la machine. Auparavant ce service n'était pas automatisé, mais avec l'arrivée de la digitalisation au sein de l'entreprise il le deviendra grandement. Ce service permet une surveillance de l'état de santé des pompes par les experts et permet de fournir un bilan de santé de qualité par tranches surveillées. Les données de fonctionnement reprennent les différents capteurs placés au niveau de la pompe et du moteur dans le but de savoir si les maintenances prévues sont nécessaires, sous-dimensionnées ou surdimensionnées.

Le service RCP Solution se découpe en plusieurs phases :

1. La collection des données brutes,
2. La standardisation en données formatées,
3. Le nettoyage de ces données, puis
4. L'analyse des données afin de diagnostiquer le GMPP, et
5. Le pronostic permettant la prédiction de l'état future du GMPP, enfin
6. La rédaction de ces résultats dans un rapport.

Le détail de RCP Solution est inscrit dans la Figure 3. Ce service consiste à collecter des données transmises brutes pour une plage de temps définie et les mettre en forme pour exploitation par des experts. Les experts filtrent les données standardisées en données nettoyées et utilisables pour analyse. Les courbes sont alors analysées par les experts dans le but d'extraire des informations quant à l'état de santé de tout ou partie des composants constituant la pompe, il s'agit du diagnostic. Les données issues de cette phase sont dites augmentées puisqu'elles disposent d'informations supplémentaires quant à l'état du système. Souvent, il n'y a qu'un seul expert effectuant une analyse par tranche mais il arrive que les conclusions d'un expert fassent l'objet d'une discussion collective (avec d'autres experts) à des fins de confrontation ou de vérification des résultats obtenus. Une fois l'analyse faite par les experts, les résultats sont alors complétés par des préconisations sur les futures opérations de maintenance et des prédictions sur l'état de santé du système, il s'agit de la phase de pronostic et ainsi de données ou informations construites. L'ensemble des analyses est rédigé sous la forme d'un rapport et sera finalement retranscrit aux exploitants de CNPE.

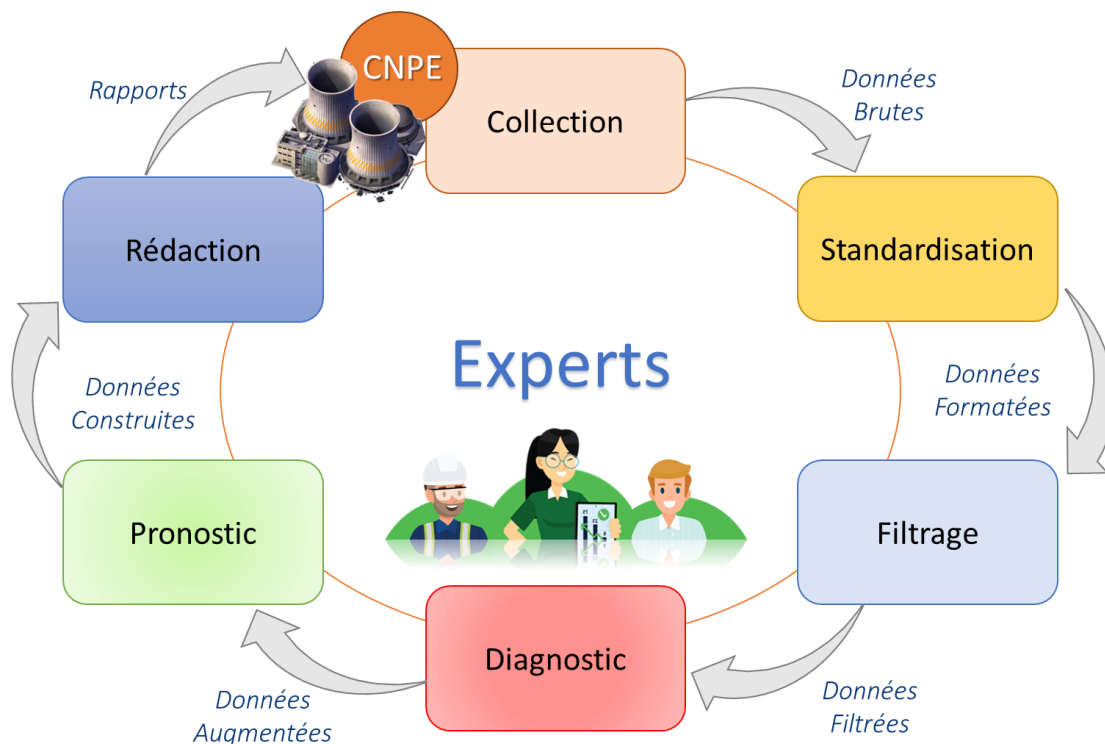


Figure 3 : Processus d'expertise RCP Solution adapté de chez FRAMATOME

1.8 Conclusion

Le secteur du nucléaire veut prendre un tournant dans son histoire avec le pari de la digitalisation. FRAMATOME Jeumont s'oriente dans cette direction avec la réalisation d'un Jumeau Numérique permettant de capitaliser, reproduire et améliorer l'expertise de ses équipes. Dans un souci d'amélioration continue et d'accroissement du service RCP Solution, l'intérêt de la thèse est d'apporter des innovations à cette activité. Afin d'accueillir ces nouvelles évolutions de l'activité d'expertise et de répondre au besoin de la filière nucléaire en termes de digitalisation et de maintien des compétences, il a été convenu de réaliser un double digital des compétences expertes de l'ingénierie de FRAMATOME Jeumont. Le principe de Jumeau Numérique sera étudié et appliqué tout au long de cette thèse.

CHAPITRE 2. État de l'art du Jumeau Numérique

2.1 Introduction

Chercher à représenter ou reproduire des capacités humaines remonte à de nombreuses années. Les êtres vivants ont depuis toujours été sujets à imitation et à reproduction. Les premières traces de l'histoire du biomimétisme, c'est-à-dire de créer en s'inspirant de la nature, remontent sans aucun doute à des milliers d'années. De nos jours, il est possible de représenter des systèmes bien plus complexes avec une granularité de modélisation de plus en plus fine. « *Industrie 4.0* », « *Fabrication intelligente* », « *Société 5.0* », « *Made in China 2025* », « *Industrie du futur* », etc., malgré une nomenclature multiple la quatrième révolution industrielle est bien présente et chaque pays a un objectif commun : intégrer le monde virtuel au monde réel. Grâce aux nouvelles technologies de l'information et aux technologies opérationnelles, à la disponibilité des données, à la connexion en temps réel et à la synchronisation des données, l'application des concepts de l'Industrie 4.0 est possible. L'émergence du terme Jumeau Numérique (JN) fait alors son apparition et vise à représenter des systèmes le plus fidèlement possible avec une actualisation en temps réel des modèles. Puisque le terme de JN est relativement récent, l'objet de ce chapitre a pour but de démystifier ce concept et d'en identifier les dimensions qui le caractérisent.

2.2 L'émergence d'un nouveau concept

Les doubles ou entités numériques existent depuis de nombreuses années et permettent des représentations digitales de systèmes physiques afin de répondre à divers besoins de diagnostic, d'amélioration de conception ou encore de prédiction via la simulation. Un double numérique se base forcément sur une entité physique (une machine par exemple) ainsi que sur une entité numérique. Des données circulent ensuite entre la machine et son double digital. Selon Kritzinger et al. [28], il s'agit des techniques de communication entre les entités qui définissent la nature du double. Si la communication n'est pas automatique et se fait en différé alors il s'agit tout simplement d'un modèle digital. Si au contraire la solution digitale se nourrit en information directement à la source, la machine par exemple, mais ne reboucle pas sur la partie physique alors on parle d'empreinte ou ombre numérique (« *Digital Shadow* » en anglais). Dans le cas d'une totale connexion en temps réel des deux entités, il est alors question de JN, ou « *Digital Twin* » en anglais. Cette différence du « tout manuel » au « tout automatique » fait une toute première apparition via une formalisation apparue dans [28] où les auteurs apportent une réelle classification sur ce qu'est un JN et ce qui ne l'est pas, voir Figure 4.

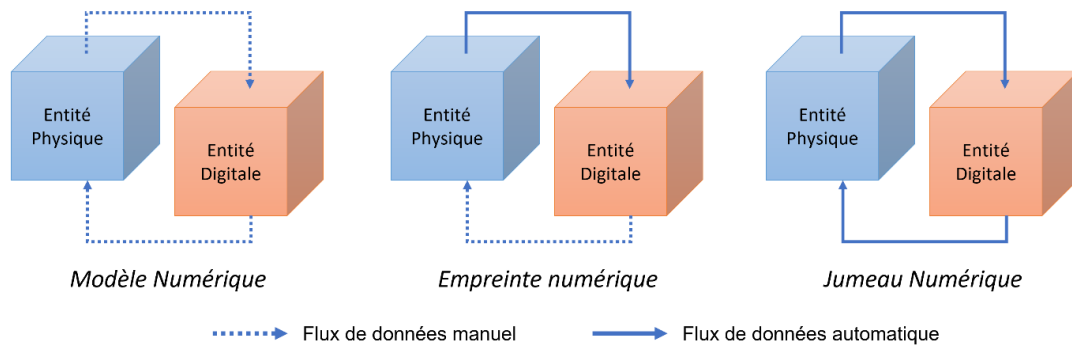


Figure 4 : Caractérisation des Doubles Numériques inspirée de Kritzinger et al. 2018 [28]

Le développement du concept de modèle numérique pour du contrôle de système remonte aux années 1970, lorsque la NASA [29] a lancé le programme Apollo avec de multiples simulateurs et répliques de véhicules dans leurs bâtiments pour permettre de refléter les conditions de la mission, y compris les scénarios de défaillance. Selon [30], la boucle Physique-Digitale-Physique (P-D-P) peut dorénavant être réalisée afin d'élaborer des JN. La boucle P-D-P consiste de façon générale à enregistrer et capturer des données depuis l'espace physique, puis à les utiliser dans l'espace digital pour finalement générer des actions dans l'espace physique en fonction des analyses et traitements effectués par la partie digitale. Cette boucle a permis l'émergence de JN, une nouvelle tendance pour une variété de besoins dans plusieurs domaines. Avant les JN, les fabricants utilisaient l'espace digital et l'espace physique séparément et que l'humain devait faire le lien entre les deux espaces. Par exemple, ils concevaient des Modèles Numériques de leurs produits, les réalisaient en usine et vérifiaient manuellement si les critères de réalisation reflétaient ceux des modèles. Maintenant, les JN permettent d'utiliser les deux parties simultanément avec une synchronisation en temps réel entre elles, et donc d'adapter les modèles en fonction du réel et vice-versa. Cette nouveauté d'autoadaptation du JN apporte une réelle flexibilité dans l'utilisation de solution digitale à long terme. C'est pourquoi les JN sont de véritables solutions pour les besoins de la quatrième révolution industrielle.

Grievés dans [31], s'inspire de la boucle P-D-P en Figure 5 pour définir le premier modèle de JN. L'auteur caractérise le JN comme étant l'union de trois dimensions avec un concept de modélisation digitale de système connecté à son entité physique via des flux de communications automatiques.

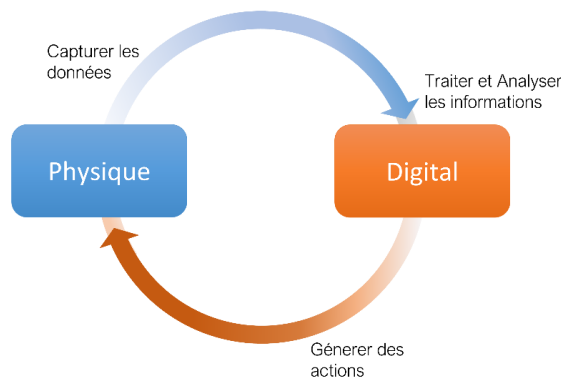


Figure 5 : La boucle Physique-Digital-Physique

Minerva et Crespi supposent que tous les JN ont les mêmes propriétés et capacités [32]. D'après la littérature sur les JN, il est remarqué qu'il existe presque autant de définitions que de JN réalisés. Lorsque que l'on fait une recherche du terme « Digital Twin » sur diverses bases de données, on remarque que le concept fait de plus en plus parler de lui. Quatre bases de données en ligne que sont Scopus, WebOfScience, IEEE et PubMed, sont analysées afin d'identifier le nombre d'articles/documents présentant le terme « digital twin » dans le titre, le résumé ou les mots clés. Ces quatre bases de données peuvent inclure des articles identiques, l'idée derrière cette étude est avant tout d'observer la tendance et l'évolution du terme. La Figure 6 montre les résultats de cette recherche sur les trente dernières années.

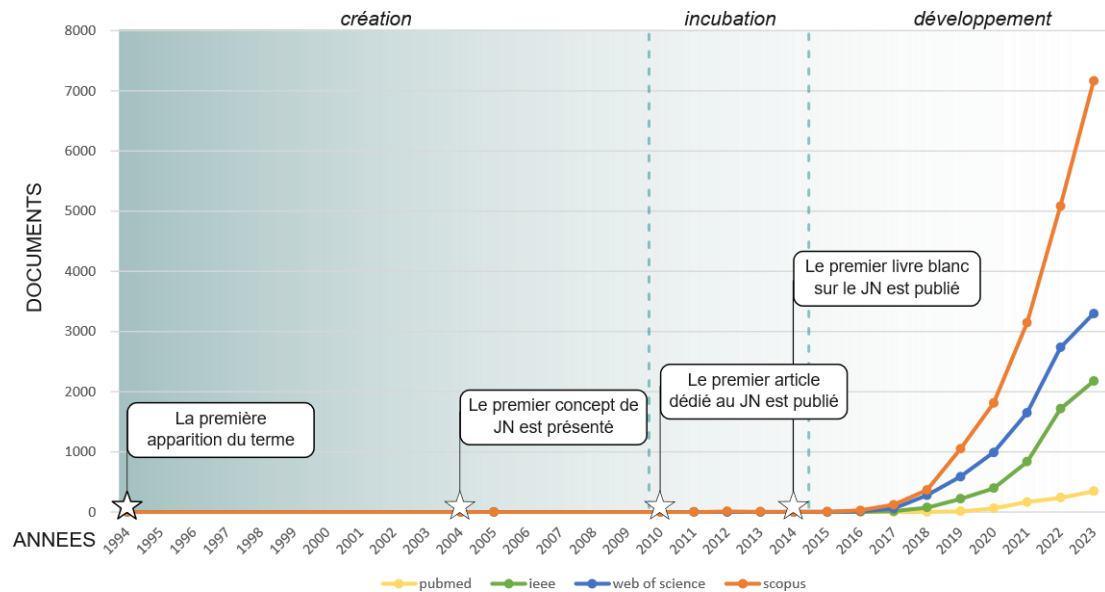


Figure 6 : Évolution du nombre de documents par an avec le terme « digital twin »

Une étude similaire a été réalisée six ans plus tôt dans [33] où il a été identifié trois phases distinctes dans l'histoire du JN (observations sur une base en ligne seulement). Ces trois phases sont davantage observables dans cette nouvelle recherche réalisée le 23 mai 2024.

La première phase serait celle des premières apparitions du terme dans divers milieux mais sans vraiment en dédier des travaux de recherche. Grieves serait le premier à avoir introduit le concept de JN dans un cours de gestion du cycle de vie des produits en 2003. Toutefois, un article a été retrouvé [34] en 1994 dans lequel le terme de « jumeau digital » est utilisé pour décrire un modèle numérique. De ce moment jusqu'à la première apparition du concept dans un article scientifique, la période est dite phase de création.

La seconde étape est quant à elle la phase d'incubation où des premiers articles sont publiés dans des colloques et des journaux. Peu nombreux, ils permettent néanmoins aux chercheurs de comparer leurs points de vue scientifiques sur ce nouveau concept de JN. Trois architectures de conceptions de JN se confrontent alors durant cette période avec [31], [33], [35].

En 2014, le premier livre blanc [31] sur le JN est publié et lance la troisième phase qu'est le développement du concept de JN et son utilisation par un grand nombre d'individus. Le terme de JN devient à la mode et beaucoup l'utilisent aujourd'hui. De la centaine d'articles recensés

entre 1994 et 2014, les bases de données présentent dorénavant des milliers d'articles. La croissance d'apparition et d'utilisation du terme semble être exponentielle selon la Figure 6.

Le marché des JN, en pleine expansion, indique que les JN sont déjà utilisés dans de nombreux secteurs. Puisque la demande de JN va continuer à augmenter pendant un certain temps, il est important de cadrer leur conception. Diverses architectures de JN ont vu le jour depuis son origine, chacune avec des spécificités qu'il est judicieux de prendre en compte dans des situations particulières. Ces concepts de JN seront utilisés dans la suite de ce chapitre afin de définir l'architecture de conception appliquées tout au long de la thèse.

2.3 Les architectures de conception

Depuis 2014, la phase de développement de JN a commencé [33] et de nombreuses architectures de conception d'un JN ont émergées. Chaque architecture dispose de caractéristiques élémentaires à la bonne réalisation d'un JN. Dans cette thèse, le terme de « dimension » est utilisé afin de traiter de ces caractéristiques. Elles seront définies grâce à l'exploration de diverses architectures permettant d'extraire les dimensions indispensables à la construction d'un JN.

Les premières créations de JN ont fait initialement l'objet d'une modélisation d'un système technique tel qu'un produit ou une machine. Le terme de JNM est défini pour traiter du JN d'une Machine. Une machine, un modèle et des liens entre ces deux entités représentent les trois dimensions élémentaires d'un JNM. En effet, ce trio indispensable résulte de premières architectures de JN définie initialement par [31] dans laquelle se composent trois dimensions : une partie « physique », une partie « numérique » et un « flux de données » entre le partie physique et la virtuelle. La plupart des critiques et des états de l'art sur le JN confirment l'architecture tridimensionnelle [36].

Une seconde architecture à ensuite vue le jour. Tao et al. [37] proposent une architecture de conception de JNM à cinq dimensions. Sur la base du modèle à trois dimensions de [31], les auteurs ont ajouté les nouvelles dimensions des « données » et des « services ». Dans le processus d'interaction entre les espaces numériques et physiques, l'intégration des données est un point incontournable à considérer. Les données de la réalité sont transmises au double virtuel à travers les capteurs pour compléter la simulation, la validation et l'ajustement dynamique. Les données de simulation sont dans un second temps transmises à l'entité physique pour répondre par exemple aux changements de conception d'un produit ou améliorer le fonctionnement global du système. La notion de service apparait dans ce modèle afin d'insister sur le fait que l'on conçoit un JNM pour répondre à un besoin (de simulation, de prédiction, etc.) et donc qu'il existe autant de JNM qu'il existe de besoins.

Les modèles et services ne sont donc pas exhaustifs et se focalisent sur certains aspects, critères ou fonctionnalités du système physique. Par conséquent, la boucle PDP, le BigData et les divers services peuvent interagir dans une même architecture afin de promouvoir une fabrication dite intelligente. Cette architecture est mise en avant par la Figure 7.

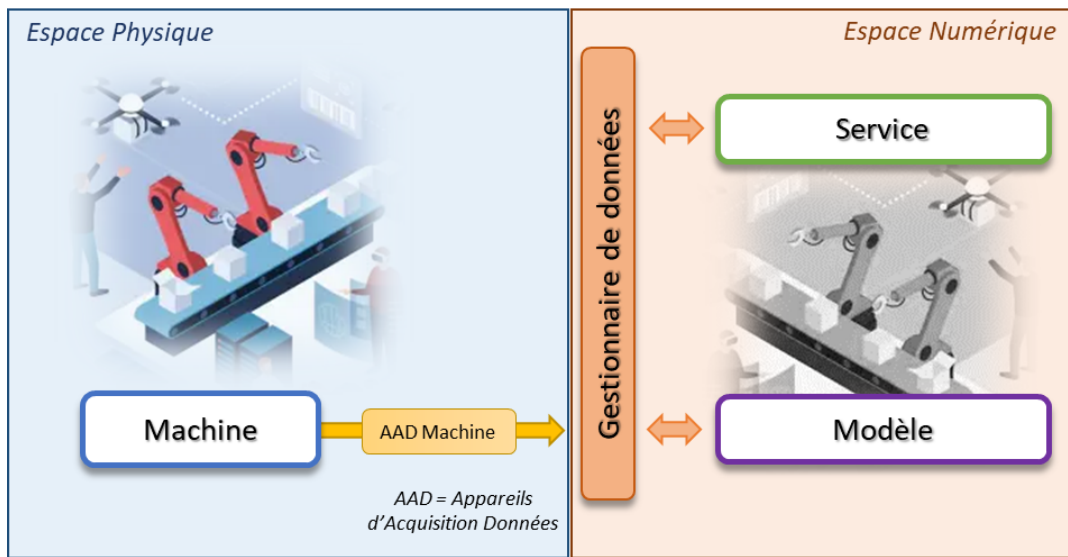


Figure 7 : Architecture de JN à cinq dimensions issue de Tao et al. 2018 [37]

Le JN permet d’avoir accès aux informations du système réel par le biais d’appareils d’acquisition de données. Ces données sont stockées et traitées par un gestionnaire de données afin d’alimenter le modèle en information utile à sa mise à jour. Le JN permet aussi de générer des données ou informations utiles au contrôle, à la commande ou encore à la prise de décision de système complexe. Un JN peut impliquer plusieurs flux d’informations entre l’objet physique et sa partie digitale, mais aussi entre lui-même et les systèmes d’entreprise tels que la planification des ressources de l’entreprise, le système de contrôle de la production ou la gestion du cycle de vie des produits [36], [38]. C’est pourquoi un gestionnaire de données doit être mis en place afin de gérer les données collectées et dans un but de redistribuer les informations générées par la dimension de service.

En théorie ces cinq dimensions pourraient suffire à l’élaboration d’un JNM, mais lorsqu’il s’agit de suivre l’évolution d’un produit ou le cycle de vie d’une machine, d’autres dimensions sont à prendre en compte. Selon Stark et al. dans [35], un JNM est la représentation numérique d’un produit ou machine qui détermine ses propriétés, son état et son comportement au moyen de modèles, d’informations et de données. Contrairement à [33], leur définition est un peu différente. Du point de vue de Stark, les JNM sont conçus pour être utilisés dans la conception, le prototypage et la manipulation de copies virtuelles de produits grâce à des données en temps réel. Ici, la tendance est plus à la fabrication avec un JNM développé pour l’ensemble du cycle de vie du produit. Stark et al. [35] ont donc identifié huit dimensions clés à la création d’un JNM en industrie. Elles sont résumées dans la Figure 8.

Jumeau Numérique							
Environnement			Richesses des Comportements et des Fonctionnalités				Cycle de vie
1. Gamme d’intégrations	2. Modes de connexions	3. Fréquence de mise-à-jour	4. Intelligence du JN	5. Capacités de simulation	6. Richesse des modèles	7. Interactions humaines	8. Cycle de vie du produit

Figure 8 : Liste des huit dimensions d’un JN issue de Stark et al. 2019 [35]

Le contexte et l'environnement de JNM sont représentés par les trois premières dimensions : gamme d'intégration, modes de connexions et fréquence de mise-à-jour. Puis des dimensions telles que l'intelligence du JN, les capacités de simulation, la richesse du modèle numérique et l'interaction humaine correspondent aux divers comportements et fonctionnalités que le JN doit avoir. Finalement, la notion de temporalité avec la considération du cycle de vie du produit représente la dernière dimension d'un JN selon [35]. De cette caractérisation, il est important de retenir que le système physique s'intègre dans un contexte et un environnement particulier et le JN est amené à suivre un produit ou une machine à long terme pour lequel il doit se mettre fréquemment à jour.

À la suite de l'apparition du terme de JN pour des Machines ou autres systèmes techniques, l'idée de concevoir un JN d'un être vivant a émergé. Le JN Humain (JNH) est une incarnation dans le monde numérique d'un humain du monde physique. Naudet et al. définissent le JNH comme étant une sous-classe du concept de JN avec comme particularité une prise en compte de l'entité humaine à doubler [39]. Tout comme pour le JNM, les capacités du JNH résident dans la mise à jour du JN et son actualisation permanente pour accompagner l'humain jusqu'à la fin de sa mission, ou même de sa vie. Sur cette classification et puisqu'aucune architecture de conception de JNH n'a été définie, il est proposé dans cette thèse de reprendre l'architecture cinq dimensions présentée en Figure 7 et de l'adapter au système humain dans la Figure 9.

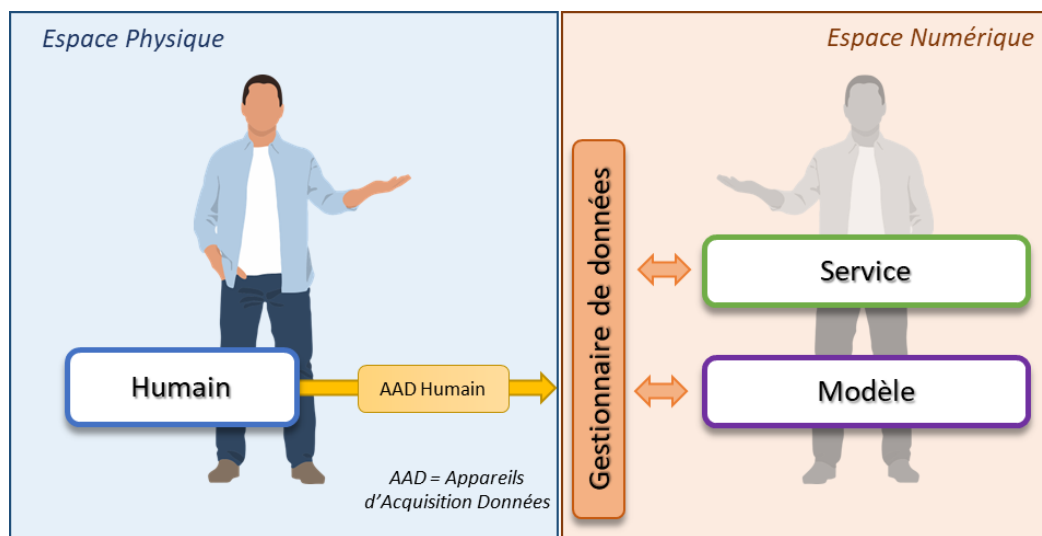


Figure 9 : Architecture d'un JN Humain à cinq dimensions inspiré de [37] et [40]

En théorie, l'humain est un système pour lequel il n'est pas impossible d'accéder aux informations qu'il renferme. L'acquisition des données dites humaines peut se réaliser grâce à divers appareils de collecte de données. Une modélisation réaliste de l'humain peut également être réalisée à tous niveaux de capacités physiques et cognitives. La dimension de gestion des données a davantage d'importance lorsqu'il s'agit d'un humain et de l'actualisation du modèle pour correspondre en temps réel à son double physique. Puis les services peuvent cette fois-ci servir une tierce personne ou directement l'humain physique afin d'alerter de l'état cognitif ou physique de l'humain par exemple. La dimension de l'utilisateur du JN doit également être intégrée dans une architecture plus exhaustive. La principale nouveauté qu'il y a entre le JNH et le JNM se joue donc dans la prise en compte de l'humain dans chaque dimension du JN.

Le JNH (ou « Human Digital Twin » en anglais) apparaît dans la littérature assez tardivement. Des premiers articles traitant du terme de JNH sont publiés entre 2019 et 2020 [41], [42], [43], contrairement à des concepts déjà existant tels que l'Humain Virtuel [44], [45], l'Humain Digital [46], [47] ou encore l'Avatar utilisateur [48], [49]. Alors que les travaux sur l'Avatar et l'Humain Digital sont utilisés pour désigner uniquement le rendu visuel ou la motricité du « corps humain digital », l'Humain Virtuel privilégie la modélisation des fonctions humaines supérieures tels que la parole ou le cognitif [45]. Une différence s'est donc faite dans la littérature entre les JNH centrés Cognitif et les JNH centré Corporel.

D'autres classifications de JN existent encore que ce soit dans la littérature scientifique que du côté industriel notamment avec l'apparition de JN pour les Systèmes Humain-Machine. Il est alors judicieux à ce jour de faire un bilan de JN réalisés et d'observer les limites de ceux-ci afin de faire évoluer le concept générique de JN pour qu'il réponde aux problématiques humaines et machines de la thèse.

2.4 Les neuf dimensions holistiques

Dans l'objectif de continuer cette caractérisation du JN, il a été décidé de mener une étude sur une série d'articles et d'extraire les principales dimensions des JN développés. Pour cela, la thèse reprend l'étude réalisée deux ans plus tôt par Ascone et Vanderhaegen dans [50] et la complétons avec de nouveaux articles. Cette étude permet de mettre en avant 9 dimensions propres à la conception de futur JN :

Dimension D1 : le système, une entité physique à doubler

Un JN n'a de sens que s'il existe initialement un double physique, réel. Cette entité physique peut être un système industriel, une machine, un bâtiment, la météo ou même tout ou partie d'un être vivant. Tout système peut avoir son jumeau numérique à partir du moment où la boucle P-D-P peut être mise en place.

Dimension D2 : un ou plusieurs modèle(s) représentatif(s) du système

Le modèle est littéralement le moteur du JN. Il représente le double digital et est indispensable à son fonctionnement. Les mécanismes, lois, interactions qui régissent l'entité physique doivent être modélisés avec une granularité de précision définie. La modélisation du système ne doit pas forcément se limiter à un seul modèle mais peut éventuellement mettre en soutien ou en concurrence plusieurs modélisations de nature différentes.

Dimension D3 : un système de communication entre système et modèle

Les systèmes de communications représentent la dimension d'échange entre l'entité physique et son (ou ses) modèle(s). Ses échanges sont portés par des informations et des données relatives aux fonctionnements respectifs des deux précédentes dimensions. Des équipements permettant de faire la passerelle entre le monde physique et le monde numérique doivent être mis en place s'ils n'existent pas déjà.

Dimension D4 : des services répondants aux objectifs du JN

La réalisation d'un JN n'est pas sans attentes particulières. En effet, le JN doit répondre à des objectifs fixés ou des besoins spécifiques. Les principales élaborations d'un JN sont alimentées par la volonté d'accéder à des données difficilement voire non mesurables dans l'espace physique, et l'intérêt économique d'accéder à des entités numériques et donc de ne

pas manipuler des entités physiques. Ces besoins se traduisent par des services tels que des simulations, des prédictions ou des diagnostics que le JN offre à son utilisateur.

Dimension D5 : un système de gestion des données

Les données sont le carburant du JN et permettent d'alimenter les diverses dimensions numériques du JN dont le modèle. Lorsqu'il est question d'importante quantité de données avec un flux constant sur une longue durée, le développement d'un JN fait face à des problématiques de stockage et d'extraction des données similaires à celles du BigData. La gestion des données et les concepts du nettoyage et de prétraitement des données sont indispensables à court et à long terme pour le bon fonctionnement du JN.

Dimension D6 : une considération pour la dimension temporelle du système

Un JN est présent pour accompagner une entité physique à long terme ou même sur la durée totale du cycle de vie du système. Initialement afin de suivre le cycle de vie du produit, cette dimension s'accorde également pour les JN d'êtres vivants de leur naissance à leur fin de vie. La prise en compte de cette dimension induit d'avoir des équipements et capteurs permettant de collecter des données même lorsque le système évolue. Elle induit également de faire preuve d'une certaine aptitude à changer avec le temps, il s'agira de la flexibilité du JN développé.

Dimension D7 : une autonomie du JN

À partir du moment où l'on ferme la boucle P-D-P en interagissant de façon automatique dans le monde physique, il est question de système autonome. Le JN est donc un concept faisant part de plus ou moins d'autonomie lorsque des décisions doivent être prises dans le monde physique. L'autonomie est alors une dimension à part entière d'un JN. Lorsqu'il s'agit de Système Humain-Machine (SHM) il est également question de la part de contrôle de la partie digitale sur la partie physique. Contrôle pleinement autonome, contrôle partagé ou encore répartiteur de tâches, le JN peut présenter divers niveaux d'autonomie suivant le système et le contexte étudiés [51].

Dimension D8 : l'intégration du contexte et de l'environnement

Les systèmes physiques sont sujets à des variables externes au système que l'on ne peut toujours mesurer. La prise en compte de ces aléas doit permettre d'améliorer les modèles et/ou le module décisionnel. Pour mettre en place cette surveillance de la situation et de l'environnement, le JN doit mettre en place des outils tels que des capteurs enregistrant des données et informations diverses, voire indirectement liées au système physique.

Dimension D9 : un intérêt pour l'utilisateur du JN

Les JN sont conçus pour répondre à des besoins techniques mais ils seront possiblement utilisés par différentes personnes présentant des aptitudes et réactions diverses. Les JN sont des outils innovants créant une réelle transition digitale au sein des institutions les mettant en place. L'interfaçage entre les possibles utilisateurs et le JN doit alors être pris en compte dans la conception notamment sur les manières de fournir des informations à l'utilisateur. Dans le cadre de JNH ou de JN SHM, l'humain modélisé dans le JN peut être le bénéficiaire et utilisateur final du JN mais ce n'est pas toujours le cas. Des exemples dans le secteur de la médecine par exemple montrent que des JNH sont construits à l'effigie de patients mais

utilisés par les instances hospitalières, médecins, infirmiers ou chirurgiens pour informer ou s'informer de l'état de santé des patients. Dans le domaine industriel, il est tout à fait possible d'imaginer des opérateurs travaillant sur des machines et chaînes de production pour lesquels des JN SHM seraient développés aux services d'utilisateurs autres tels que des superviseurs ou manager de production.

Les résultats de cette étude sont résumés dans le tableau récapitulatif en Tableau 1. Pour chaque article sont identifiés la présence (« + ») ou non (« - ») des dimensions de D1 à D9.

Tableau 1 : Table de présence des dimensions d'un JN inspiré de Ascone et al. 2022 [50]

Références \ Dimensions	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9
[31]	+	+	+	-	-	-	-	-	-
[52]	+	+	+	-	-	+	-	-	-
[53]	+	+	+	+	-	+	+	-	-
[30], [37]	+	+	+	+	+	-	-	-	-
[54]	+	+	+	+	-	+	-	-	-
[35]	+	+	+	+	-	+	+	+	+
[55]	+	+	+	+	+	+	-	-	+
[56], [57]	+	+	+	+	+	-	+	-	+
[32]	+	+	+	+	+	+	+	+	-
[36]	+	+	+	+	+	-	-	+	-
[58]	+	+	+	+	+	+	-	+	-
[59]	+	+	+	+	+	+	+	-	-
[60]	+	+	+	+	+	-	+	+	-
[61]	+	+	+	+	+	+	-	+	+
[50], [62]	+	+	+	+	+	+	+	+	+
[63]	+	+	+	+	+	+	+	-	+
[64]	+	+	+	+	+	-	+	-	-
[65]	+	+	+	+	+	-	+	+	+

Le premier point pertinent de cette étude est la présence des dimensions D1, D2 et D3 dans chaque JN inspecté. Le système physique, le modèle numérique et la communication entre eux sont alors définis comme dimensions élémentaires à la réalisation d'un JN. Les notions de services D4, de management des données D5 apparaissent davantage après l'année 2020. Le but de la conception d'un JN est avant tout de fournir un service à l'utilisateur. En général, cela implique des informations sur l'état du système physique, mais aussi des prédictions, des diagnostics, des simulations ou même des tâches et actions correctives du côté physique. La dimension D6 de prise en compte du cycle de vie du produit est quant à elle un trait particulier du JN dépendant de l'application et se retrouve fortement présente dans les développements industriels.

Toutefois, ce qui ressort de cette étude est la faible présence de dimensions D7, D8 et D9, reflétant respectivement l'autonomie du JN, la prise en compte de son environnement et la considération de son utilisateur dans la conception. Ces neuf dimensions permettraient à la recherche et au développement de JN de progresser. En effet, les futurs JN doivent considérer non seulement les machines mais aussi les humains et utilisateurs du JN comme des parties physiques d'un Système Humains-Machines (SHM). Cette nouvelle façon de voir le JN est

apparue dans des ouvrages principalement lorsque la communauté s'est intéressée à modéliser des JN de collaboration Humain-Robot [62], [66], [67], [68], [69], [70]. De façon générale, très peu de JN représentent des SHM. Ils se concentrent davantage sur des JNM avec des systèmes tels que des machines ou des produits ou alors ne modélisent que la partie machine et non la partie humaine du SHM.

Pour concevoir des JN disposant les neuf dimensions présentées précédemment, il est proposé une architecture holistique pour la conception de JN de SHM. Cette architecture, représentée par la Figure 10, doit servir de patron pour concevoir un JN et vise à inclure les contraintes environnementales, le principe d'autonomie et enfin les aspects humains du système.

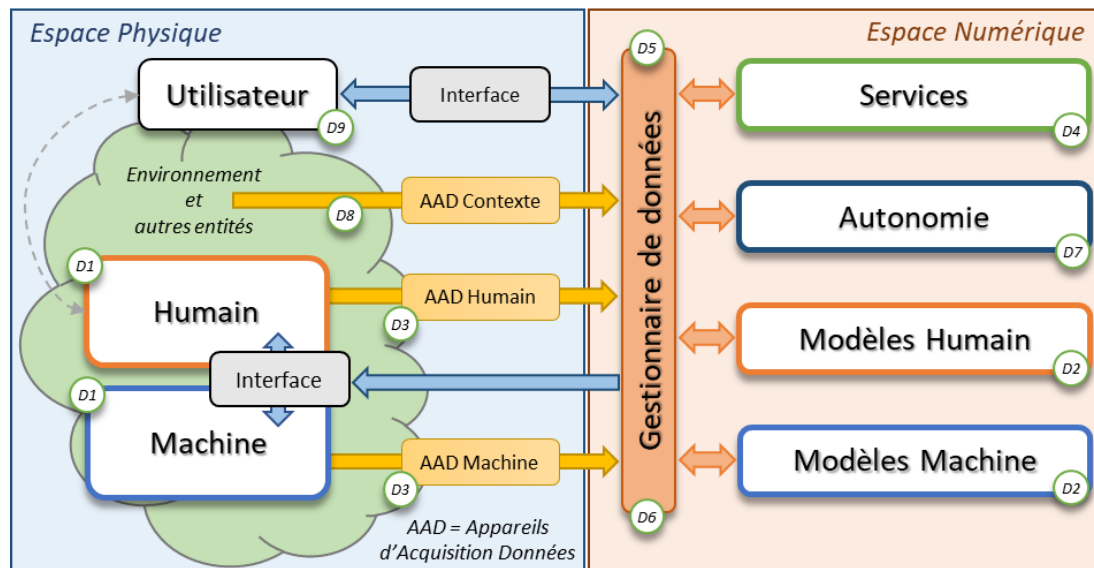


Figure 10 : Architecture Holistique d'un JN adaptée de Ascone et al. 2022 [50]

Dans l'architecture holistique proposée, l'humain est considéré comme une seconde entité physique du système global à digitaliser [D1]. Le comportement humain est intégré numériquement et les dispositifs de communication [D3] visent à animer les modèles respectifs [D2]. Les modèles dit « Machine » et « Humain » alimenteront le module de service [D4] en données générées par modèle afin de fournir des simulations et prédictions à l'utilisateur du JN [D9]. La dimension d'autonomie [D7] permettra un flux autonome d'informations collectées et générées et pourra également réaliser un contrôle partagé entre trois parties : l'opérateur humain, la machine et les modèles. Ces choix seront effectués en fonction de nombreuses données dites humaines, machines et situationnelles afin d'intégrer les entités physiques et leur environnement [D8] dans la prise de décisions. La collecte et la gestion des données [D5] devront poursuivre les entités physiques tout au long de leur vies et s'adapter aux variations qu'elles pourraient avoir dans le temps [D6]. Les JN ont d'abord été créés à des fins de développement de système et de gestion de la fabrication de produit, ils sont maintenant conçus pour mieux comprendre des systèmes bien plus complexes.

Cette structure de modélisation holistique permettra de mettre en place un JN basé sur des concepts spécifiques centrés sur l'humain. L'ensemble de ces nouvelles dimensions montre qu'il est temps de passer à une nouvelle façon de concevoir la prochaine génération de JN.

En soutien de [61], il est certain que le JN d'un être humain est la pièce manquante du puzzle pour la mise en œuvre holistique du concept du JN.

2.5 Conclusion

Ce chapitre a permis de mettre en lumière les différentes facettes du JN depuis son origine jusqu'aux nouveaux concepts émergents. Cette conclusion présente une classification en Figure 11 permettant de résumer l'état de l'art réalisé.

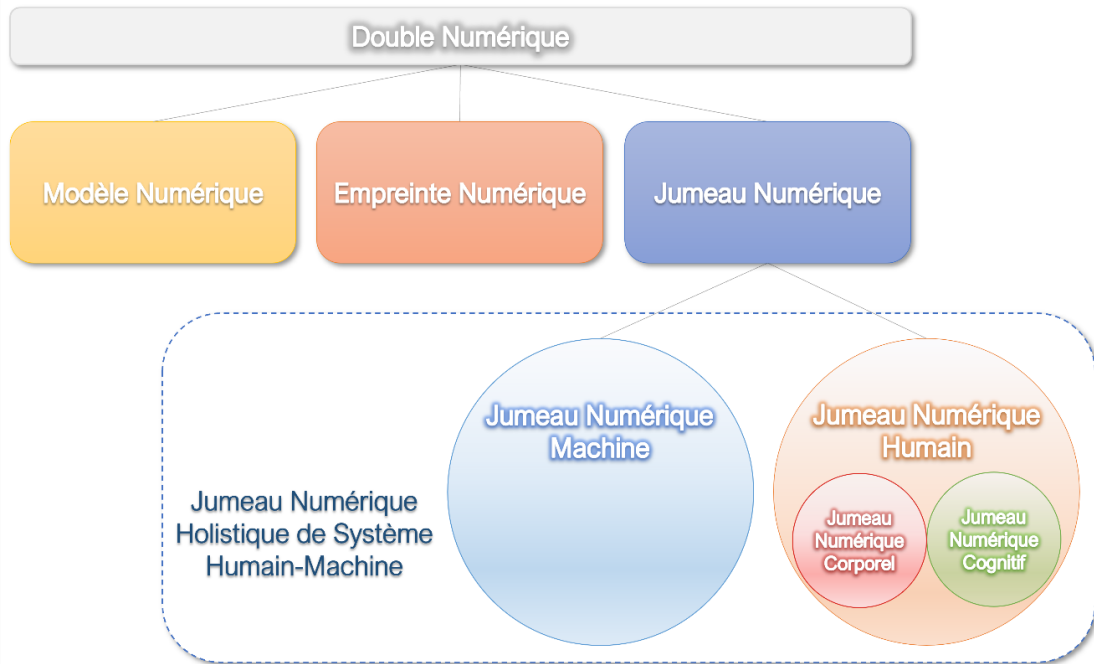


Figure 11 : Classification des Jumeaux Numériques

Avant l'apparition de JN et des flux de communications autonome les modèles puis empreintes numériques permettaient de doubler un système physique. L'émergence de JN orienté machine à tout d'abord vu le jour (JNM) puis est venu ceux orientés humains (JNH) pour lesquels il existe les JNH Cognitif et les JNH Corporel. Finalement, lorsqu'il est question de concevoir un JN de Système Humain-Machine (JN SHM) la thèse propose neuf dimensions holistiques afin d'y parvenir.

Quelle que soit la méthode utilisée pour concevoir la partie digitale d'un JN, elle doit être aussi représentative que possible du système réel. Bien sûr, si le JN n'est pas initialement bien conçu, il pourrait présenter des problèmes dans son utilisation et ses résultats. Il est donc important de prendre conscience de chaque aspect du système à modéliser tels que les fonctionnalités, la présence humaine dans le système, ou encore l'utilisation finale du JN. De plus, la prise en compte de l'humain dans les Jumeaux Numériques de SHM [40], [61], [71] est souvent limitée à une vision « corporel » de l'humain sans prendre en compte l'aspect cognitif du système humain. La notion de JN Cognitif (JNC) existe très peu sur l'aspect théorique et il n'y a à ce jour pas de cas applicatif opérationnel. La proposition d'un cadre holistique de conception mêlant technique et cognition doit être pris en compte dans le développement de futurs JN de SHM.

Cette thèse veut avant tout prouver la faisabilité de conception de cette architecture holistique de JN pour des systèmes techniques nucléaires et les expertises humaines associées. Le JN SHM sera supporté dans une interface expert-logiciel (EXPERIA) permettant aux experts d'interagir avec le JN SHM. L'enjeu est tout d'abord de capturer et reproduire l'expertise humaine via cette interface afin d'alimenter les modèles experts mais aussi d'y loger le JN et d'accéder à ses dimensions via ce nouvel outil. Le nom EXPERIA a été choisi pour définir cette interface qui fera à la fois la gestion du JN SHM par les utilisateurs et la délivrance d'un service d'expertise et d'assistance pour les experts.

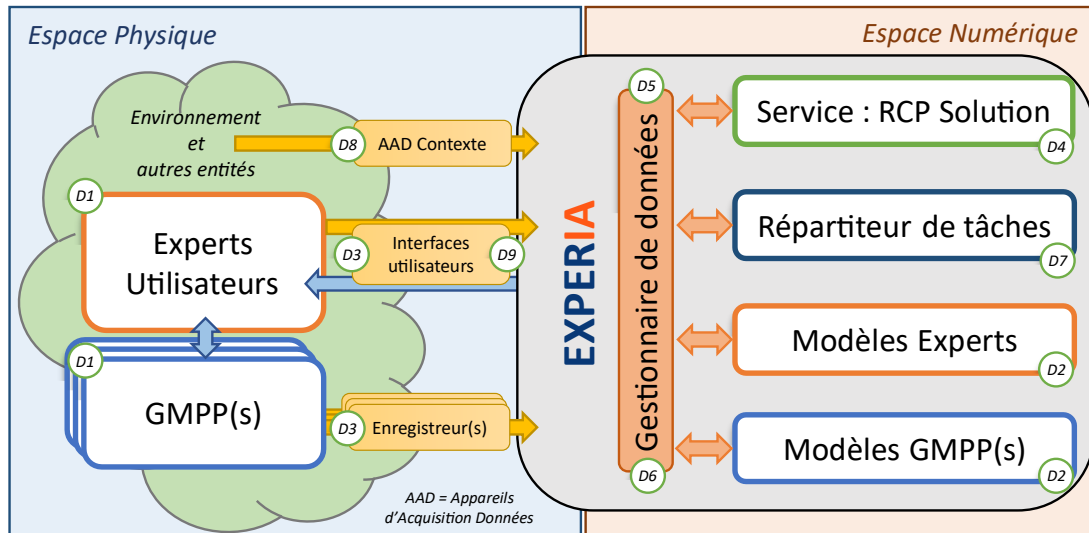


Figure 12 : EXPERIA, une interface de JN Holistique pour Experts et GMPP

Afin de mieux visualiser l'objectif final de la thèse, il est proposé de découvrir en Figure 12 l'architecture du JN Holistique de SHM basée sur la Figure 10 qui sera appliquée aux systèmes GMPP et aux Experts de FRAMATOME. Ici, les experts et les GMPP sont les sources des modélisations du JN. La principale différence avec l'architecture holistique initiale est l'intégration du rôle de l'utilisateur du JN parmi les experts. En effet, l'idée première était de séparer les rôles mais puisque les seuls utilisateurs finaux du JN seront les experts, le choix a été fait de les réunir. Les décisions qui conduiront à cette architecture présentée seront détaillés tout au long de cette thèse. Etablir une telle architecture mêlant modélisation de systèmes, création d'interfaces et reproduction de services peut rapidement devenir compliqué. Il a donc été choisi de se concentrer premièrement sur le système physique technique (D1) et sa connexion (D3) puis la gestion des données (D5) à travers le temps (D6).

CHAPITRE 3. Prétraitements et gestionnaire des données

3.1 Introduction

Ce chapitre a pour but de présenter les premiers travaux de la thèse se concentrant sur l'élaboration de JN SHM pour Expert et Groupe Motopompe Primaire (GMPP). La collaboration avec l'industriel FRAMATOME permet de mettre en application le concept de JN holistique identifié dans le chapitre précédent. Dans ce chapitre, les challenges que représentent la donnée dans la conception de JN seront identifiés. Puisqu'un JN est unique et ne représente qu'un système donné, des JN pour chaque type de GMPP que FRAMATOME s'occupe seront élaborés. Cette diversité nécessite de cadrer la conception d'un JN et d'aborder une méthodologie commune pour chaque instance JN à réaliser. Ce chapitre se focalise sur certaines dimensions de EXPERIA, elles sont identifiées sur la Figure 13 suivante.

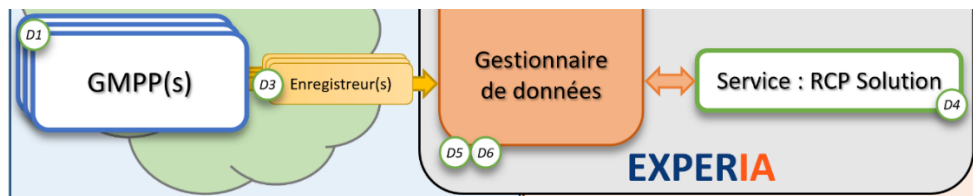


Figure 13 : Identification des dimensions d'EXPERIA traitées dans le CHAPITRE 3

La donnée représente l'essence même du double. De sa collecte à son utilisation pour la modélisation d'un JN ou la délivrance de service, la donnée donne vie au JN car sans elle il ne peut fonctionner. Ce chapitre traitera donc du système (D1) et de la dimension D3 afin d'apporter des solutions quant à l'acquisition des données et leurs prétraitements. Finalement, puisque le service défini par FRAMATOME prend en compte des traitements spécifiques sur les données, nous aborderons dans ce chapitre la standardisation et le filtrage des données brutes aussi bien pour la gestion du JN (D5) que pour le service proposé (D4). Pour des raisons de lisibilité et de facilité de compréhension de la thèse, ce chapitre ne fera référence qu'aux données issues des GMPP alors que celles issues de l'expert seront traités dans un chapitre prochain.

3.2 La collecte des données

Les GMPP sont des équipements nucléaires très complexes avec des rôles importants que sont le bon fonctionnement et la sécurité des CNPE. Ils font donc l'objet d'une surveillance attentive par les exploitants de centrales aussi bien à court terme qu'à long terme afin de planifier au mieux leurs entretiens. Pour cela, divers capteurs sont présents sur le système. Avant tout présents pour le contrôle du GMPP, ils représentent également des paramètres fonctionnels de surveillance. La Figure 14 montre de façon simplifiée les sous-éléments qui composent le GMPP.

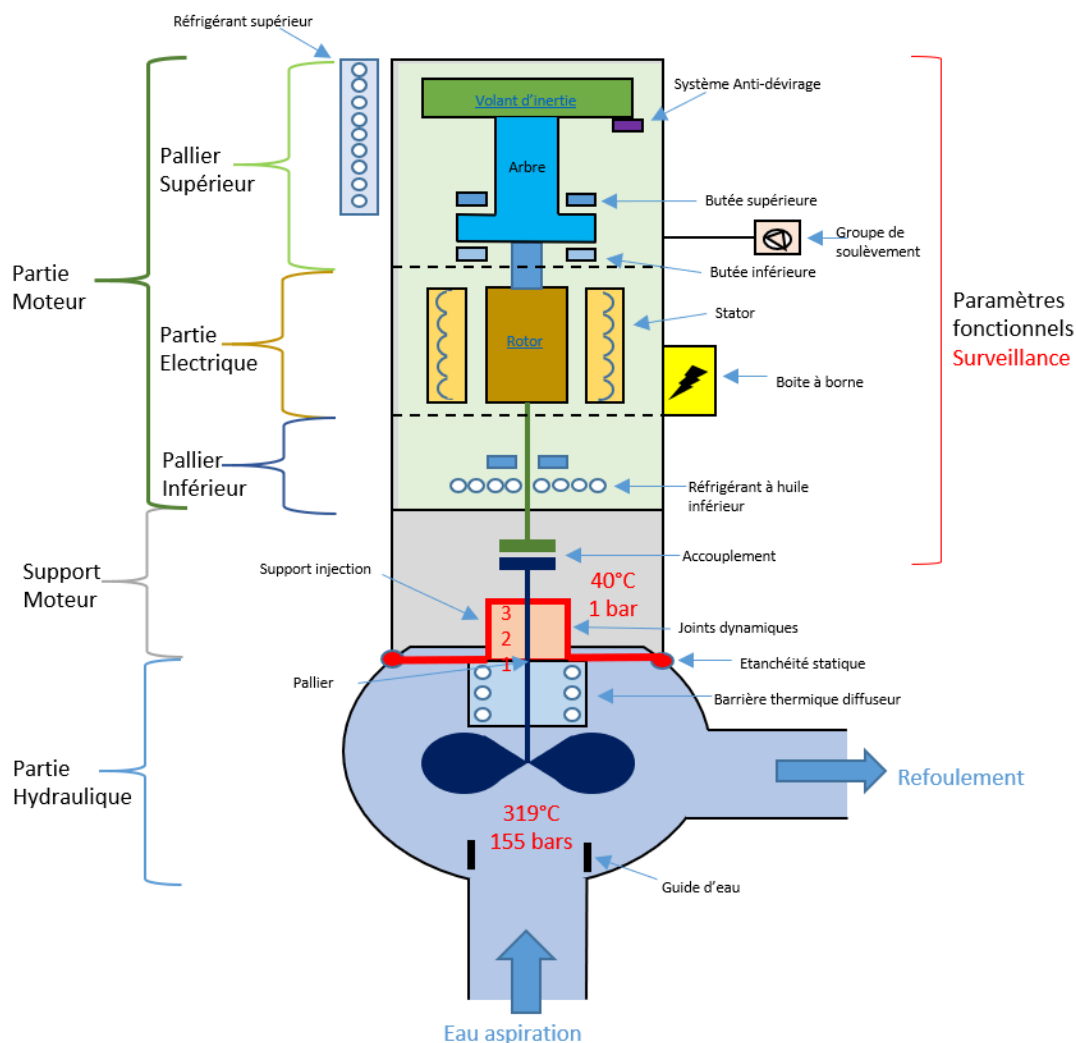


Figure 14 : Schéma simplifié des éléments constituant un GMPP

Les paramètres de surveillances enregistrés sont de diverses natures et diffèrent d'un type de GMPP à un autre. Les capteurs n'ont alors pas toujours les mêmes caractéristiques. De manière générale les CNPE surveillent en permanence des grandeurs physiques telles que :

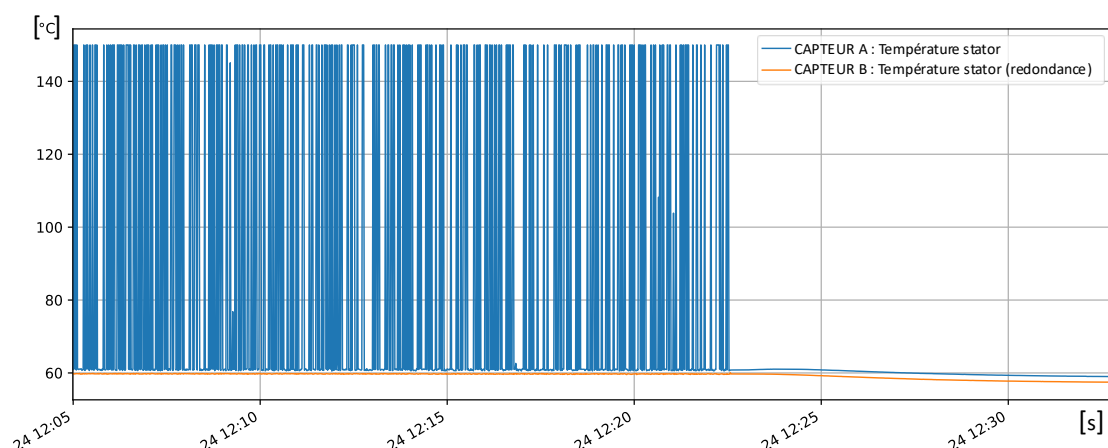
- Le débit de refoulement de la pompe [m³/h]
- La pression de la boucle primaire [bar]
- La température du fluide de la boucle primaire [°C]
- La vitesse de rotation de l'arbre [tr/min]
- Les déplacements de l'arbre [μm]
- Les vibrations de l'arbres et de la carcasse du moteur [μm/s²]
- Les températures aux niveaux des paliers supérieurs et inférieurs [°C]
- La température du stator à un ou plusieurs points de mesure [°C]
- Le débit d'injection au niveau des joints [m³/h]
- Les pressions en amont et en aval des joints [bar]
- Les débits de fuites des joints [L/h]

Les données d'un GMPP sont de natures différentes et peuvent aussi varier d'un type de pompe à un autre. Le contexte complexe dans lequel le GMPP est soumis peut également induire des perturbations ou des erreurs dans les mesures collectées. Cette diversité de

donnée, le flux important qu'elle représente et les nombreuses problématiques émergentes seront détaillées tout au long de ce chapitre et des solutions seront apportées sur la dimension D3 afin de cadrer la conception d'un JN.

FRAMATOME IB-J a accès pour certains réacteurs à l'ensemble des paramètres fonctionnels enregistrés. Les grandeurs physiques d'un GMPP sont mesurées à l'aide de nombreux capteurs, tous présentant des spécificités et des limites différentes. Les capteurs sont sujets comme tout système à un certain taux de fiabilité dans les mesures effectuées. La fiabilité d'un capteur est la probabilité que celui-ci remplisse sa fonction prévue sans défaillance ni dégradation sur une période spécifiée et dans des conditions spécifiées. La fiabilité du capteur dépend de plusieurs facteurs, tels que de sa conception, sa qualité de fabrication, son installation, son étalonnage, sa maintenance. Un taux d'échec non nul de la collecte de la donnée et des limites non infinies de mesures des grandeurs, sont deux exemples à prendre en compte dans le traitement et l'analyse des données.

Prenons l'exemple de la mesure de température du stator du moteur de GMPP. En fonctionnement nominal, la température est généralement aux alentours de 60 °C. Un capteur que l'on nommera « CAPTEUR_A » effectue cette mesure et la renvoie à fréquence d'une seconde. Lors d'un scénario de coupure du moteur après un certain temps de fonctionnement du GMPP, les valeurs mesurées sont enregistrées et présentées dans la Figure 15. La courbe bleue représente les valeurs mesurées par le CAPTEUR_A.



Trois points importants sont à remarquer dans cette Figure 15. Tout d'abord la mesure est fortement parasitée avec une oscillation de la courbe qui alterne entre 60 et 150 °C, rendant difficile sa lecture et sa compréhension. Deuxièmement, Ce parasitage n'est que positif et s'arrête autour de la valeur limite du capteur qui est de 150°C. Finalement, le capteur fournit la bonne information dès l'arrêt du moteur vers « 12 : 23 : 00 » sans parasites de mesure.

Ce premier exemple montre tout d'abord qu'un capteur peut fournir une information erronée et que des barrières ou solutions doivent être mises en place afin de l'identifier et de la corriger. De plus, la défaillance du capteur montre que celui-ci a des limites de mesures et qu'il est important de prendre en compte ces informations techniques contextuelles dans l'interprétation de la courbe. Dans ce cas, le problème peut être dû à une mauvaise isolation du capteur ou à un mauvais branchement. Après inspections, les équipes de FRAMATOME ont pu facilement identifier qu'il s'agissait d'une mauvaise isolation et corriger rapidement le

problème. Mais il se peut que des défaillances soient plus subtiles et pour lesquelles davantage d'efforts soient nécessaires à leurs résolutions. L'idée d'une redondance matérielle avec un second capteur peut être envisagée. La redondance est très fortement ancrée dans la culture nucléaire, tout système doit être redondant et disponible sous une autre forme pour éviter les pannes systémiques. C'est le cas sur la Figure 15 où un « CAPTEUR_B » est présent et montre effectivement que ses valeurs de mesure représentées par la courbe orange ne dépassent pas les 70°C et encore moins les 150°C indiqués par le CAPTEUR_A.

Avant d'être une défaillance réelle du GMPP, une mesure dans une plage de fonctionnement anormale peut être dû à un capteur défaillant mais aussi à une défaillance du système d'enregistrement des données. En effet, des enregistreurs font la passerelle entre les capteurs du GMPP et les interfaces de contrôle en salle de commande des CNPE. Ils collectent les mesures du GMPP et gardent en mémoire celles-ci pour un temps donné. Tout comme les capteurs, les enregistreurs peuvent être sujet à des dysfonctionnement provoquant une perte totale des données ou plus contraignant encore une modification de leurs mesures. Suite à des discussions avec les experts, il est possible d'affirmer que les enregistreurs provoquent rarement des anomalies pour un capteur unique et à un instant unique. Lorsque d'un dysfonctionnement intervient il s'opère généralement sur un capteur donné pendant une longue durée ou sur un instant donné mais pour l'ensemble des capteurs. Ce second cas est illustré par la Figure 16 où une défaillance ponctuelle apparaît sur l'ensemble des capteurs du GMPP.

TEMPS	CAPTEUR1	CAPTEUR2	CAPTEUR3	CAPTEUR4	CAPTEUR5	CAPTEUR6	CAPTEUR7	CAPTEUR8	CAPTEUR9	CAPTEUR10	CAPTEUR11	CAPTEUR12
09/07/2015 07:48:00	324.625	155.5	1489.5	99.859	56.099	54.6	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:49:00	324.625	155.5	1489.5	99.97	56.099	54.6	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:50:00	324.188	155.5	1489.5	100.399	56.099	54.551	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:51:00	324.25	155.5	1489.5	100.298	56.099	54.341	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:52:00	324.625	155.5	1489.5	99.723	56.099	54.6	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:53:00	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0	11.0
09/07/2015 07:54:00	324.625	155.5	1489.5	100.393	56.099	54.309	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:55:00	324.625	155.5	1489.5	100.045	56.099	54.89	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:56:00	324.625	155.091	1489.5	99.87	56.099	54.337	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799
09/07/2015 07:57:00	324.386	155.0	1485.0	99.859	56.099	54.299	45.899	65.625	64.875	63.375	65.4	30.799

Figure 16 : Exemple de défaillance ponctuelle de l'enregistreur

Dans cet exemple, on remarque qu'à « 07 : 53 : 00 » l'enregistreur indique une valeur unique égale à « 11.0 » sur l'ensemble des capteurs du GMPP. Cette séquence de donnée correspond effectivement à une défaillance de l'enregistreur puisque les valeurs sont presque identiques pour chaque capteur avant et après l'incident. De plus, il a été confirmé après recherches que l'enregistreur s'était éteint à cet instant à cause d'une perturbation électromagnétique provoquée par un typhon au-dessus de la CNPE en question. La prise en compte d'élément contextuel tels que les conditions météorologiques aurait pu aider à la résolution de cette défaillance. Ce scénario met en avant la nécessité de considérer la dimension D8 dans la conception de JN.

L'élaboration d'un JN pour chaque GMPP produit, impose de disposer d'une architecture commune de conception ainsi que des algorithmes ou programmes automatiques pour la modélisation du système. Pour cela, la façon la plus simple de réaliser des traitements automatiques sur les données consiste à disposer de données structurées et organisées de

telle manière que les algorithmes de détection des défaillances s'intègrent facilement pour chaque GMPP. Cette structuration doit s'inscrire dans un standard de données afin de disposer d'information facilement accessible et compréhensible par tous.

3.3 La standardisation des données

La réception des données de GMPP par IB-J pour analyse n'est pour le moment pas automatique mais doit le devenir sur les nouvelles générations de réacteurs EPR (de l'anglais « European Pressurised-Water Reactor » renommé en « Evolutionary Power Reactor »). À ce jour, les données arrivent chez IB-J par lots de trois semaines d'enregistrement environ toutes les 3 semaines. Ce délai n'est pas un problème en soi pour la conception d'un JN s'actualisant en temps-réel. En effet, les arrêts de tranches sont programmés tous les dix-huit mois (soit 78 semaines), et la durée de vie d'un GMPP se situe entre quarante et soixante ans (soit entre 2080 et 3120 semaines). La notion de temps-réel est définie par une condition de rafraîchissement du JN que l'on considérera alors à 3 semaines. Les données arrivent ensuite sous forme de tableaux présentant les valeurs de chaque capteur en fonction du temps. Les tableaux diffèrent d'une CNPE à une autre, aussi bien sur le format de fichier, le nom des capteurs, les unités de mesure ou leur ordre dans la table. De plus d'un lot de données à un autre il est possible que les informations relatives à un capteur ne soient présentes. Il est alors question de concevoir un outil de standardisation universel, adaptatif mais également évolutif pour accompagner un site pendant 40 à 60 années à minima. Dans un premier temps, il est proposé de s'orienter vers le concept de modélisation de données avec la création d'un référentiel de données, plus communément appelé sous le nom de standard de donnée. La modélisation de donnée représente le fondement même de la démarche de standardisation qui permet de disposer de données fiables, de qualité et en lesquelles on peut avoir confiance. Issue d'une phase de modélisation, le principe est donc basé sur une contextualisation de l'information à transmettre [72].

La modélisation d'équipement par la donnée (« Asset Modeling » en anglais) se trouve être un processus de description d'un équipement, d'une machine, d'un système ou encore d'un processus industriel, tout en prenant en compte la structure, les relations, les associations et les contraintes relatives aux données disponibles. L'intérêt de collecter une variable issue d'un travail de modélisation d'une CNPE, est justement de disposer d'un ensemble d'informations permettant de replacer la donnée et son contenu dans son environnement[73]. Dans le principe de modélisation, l'accent est mis sur le besoin organisationnel et de disponibilité des données et non sur la manière dont celles-ci seront traitées. Partant de ce fait, on peut définir une structure de l'équipement comme une documentation formelle. Cette structure du site connecté au standard de données d'un GMPP permet de lier une donnée à son site en passant par sa machine et sa source (le capteur) et par tout autre information contextuelle liée à cette structure. La modélisation d'équipement par la donnée correspond concrètement à un guide d'utilisation, d'implémentations ou d'extension des données et ressources. Il est recommandé d'établir et de respecter des normes de modélisation telle que de la norme OPC UA [74] quand il s'agit d'une variété d'applications et de situations comme l'intégration et le développement d'API, la conception de base de données ou encore la conception de Data Warehouse, Data Lake ou tout autre référentiel de données cloud.

Les représentations structurelles d'un réacteur nucléaire, d'un GMPP et d'un capteur de mesure peuvent être définies tels que sur la Figure 17.

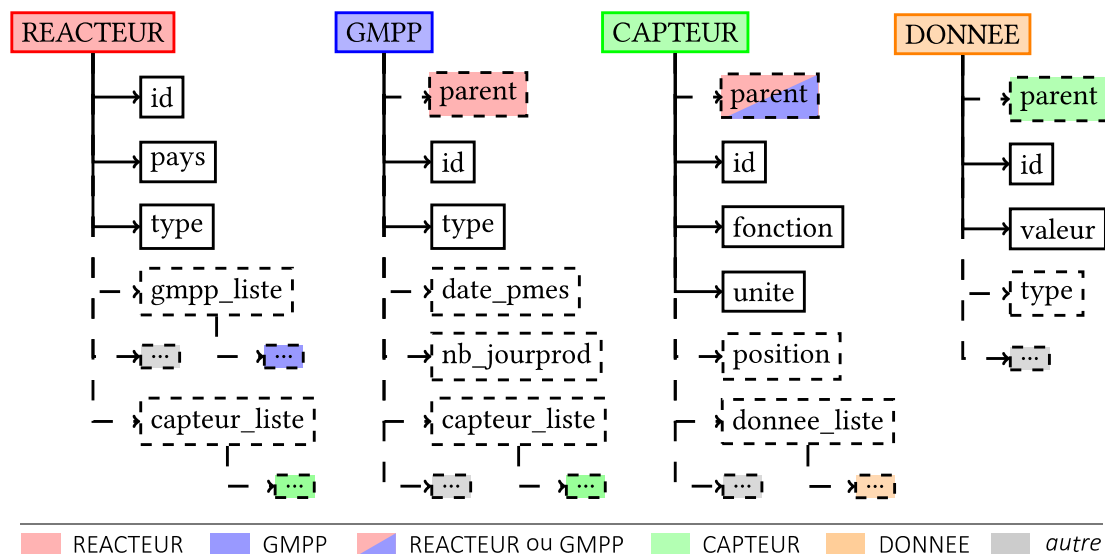


Figure 17 : Diagramme de relation entre Réacteur, GMPP, Capteur et Donnée

L'équipement « RÉACTEUR » en rouge représente une tranche spécifique d'un site nucléaire. Puisqu'il existe une combinaison unique entre le nom du site et le numéro de réacteur, une variable « id » unique par réacteur est générée (exemple : « Gravelines » et « 6 »), cette combinaison définit un identifiant du réacteur pour lequel il devient facilement identifiable. Diverses autres données sont présentes afin de fournir davantage d'information et de contexte sur le réacteur tel que sa localisation géographique « pays » ou le type de réacteur traité « type ». Un réacteur est bien évidemment lié à plusieurs GMPP, c'est pourquoi une liste « gmpp_liste » est définie pour stocker d'autres instances de structure d'équipement tels que les « GMPP ». Pour des raisons de facilité de manipulation de la structure, cette liste est rendue optionnelle, c'est ce que représente les pointillés.

La structure de donnée d'un GMPP se base sur un principe identique à celle du réacteur avec la présence des attributs « id » et « type ». Une légère différence s'opère au niveau de l'attribut nouveau nommé « parent ». En effet, une pompe n'a ici de sens que s'y elle est rattachée à un réacteur, l'attribut « parent » en rouge correspond donc à un réacteur auquel le GMPP est lié. Une relation de « parent / fils » est alors définie à chaque instance de « GMPP » associé sous la liste « gmpp_liste » du réacteur. La relation permet de se déplacer facilement dans le standard en allant chercher des informations que ce soit en partant de l'objet parent que de l'objet fils.

De même que pour le réacteur, des relations entre les données et les équipements sont définies pour un « GMPP » ainsi que pour un « CAPTEUR ». Ces trois structures disposent certes d'informations utiles à la surveillance de GMPP mais également diverses informations pertinentes que l'on nommera métadonnées. Le préfixe « méta » signifie « qui transcende » en grecque. Les métadonnées sont alors des attributs ou données qui apportent des informations sur une autre donnée. Elles sont souvent qualitatives et permettent de mieux comprendre les données par rapport à leur source ou leur type par exemple. La modélisation d'équipement par la donnée permet de définir les structures et les relations entre les équipements et permet de faciliter la réalisation du standard de données. Finalement des variables optionnelles sont représentées par les rectangles aux contours en pointillés et contrairement aux autres variables ne sont pas obligatoire pour le bon fonctionnement du

standard. Le standard de donnée défini pour la manipulation des données site dans le cadre cette thèse est résumé dans le Tableau 2.

Tableau 2 : Standard de donnée utilisé dans le cadre de la thèse

Asset	Variable	Type	Oblig.	Commentaires
RÉACTEUR	id	< texte >	OUI	Unique
	pays	< PAYS >	OUI	Choix parmi un liste prédéfinie
	type	< RÉACTEUR_TYPE >	OUI	Choix parmi un liste prédéfinie
	gmpp_liste	< liste < GMPP > >	OUI	Liste d'instances de < GMPP >
	capteur_liste	< liste < CAPTEUR > >	NON	Liste d'instances de < CAPTEUR >
GMPP	id	< texte >	OUI	Unique
	parent	< RÉACTEUR >	OUI	Choix parmi les instances de < RÉACTEUR >
	type	< GMPP_TYPE >	OUI	Choix parmi un liste prédéfinie
	date_pmes	< date >	NON	Date première mise en service
	nb_jourprod	< entier >	NON	Nb jour de production sans arrêt
	capteur_liste	< liste < CAPTEUR > >	OUI	Liste d'instances de < CAPTEUR >
CAPTEUR	id	< texte >	OUI	Unique
	parent	< RÉACTEUR > ou < GMPP >	OUI	Choix parmi les instances de < RÉACTEUR > ou de < GMPP >
	type	< CAPTEUR_TYPE >	OUI	Choix parmi un liste prédéfinie
	fonction	< texte >	OUI	Info sur le capteur
	unite	< UNIT >	OUI	Choix parmi un liste prédéfinie
	position	< PART >	NON	Choix parmi un liste prédéfinie
	plage	[<double> ; < double>]	NON	Bornes min et max de mesures
DONNÉE	id	< date heure >	OUI	Unique au format « JJ/MM/AAAA hh:mm:ss »
	parent	< CAPTEUR >	OUI	Choix parmi les instances de < CAPTEUR >
	type	< texte >	NON	Choix parmi [double ; texte ; booléen]
	valeur	< double > ou < texte > > ou < booléen >	OUI	Mesure du capteur à l'instant « id »

Les standards sont nécessaires au partage, à la portabilité et à la réutilisation des données [75]. La notion de données standardisées comprend les spécifications des champs de données et des ensembles de valeurs qui codent les données dans ces champs [76]. L'adoption d'un standard de donnée commun dans un secteur ou domaine tel que le nucléaire peut offrir plusieurs avantages tels que faciliter le partage et l'intégration des données, améliorer leur qualité et leur fiabilité, et permettre une analyse plus efficiente et efficace des données. Malheureusement, la diversité des sites nucléaires et leurs spécificités liées aux normes mises en place dans leurs régions rendent l'utilisation d'un standard commun difficilement réalisable. Néanmoins, FRAMATOME IB-J peut être initiateur de cette démarche et promouvoir un standard commun basé sur celui développé ci-dessus afin de faciliter le processus de conception des équipements nucléaires et de collecte des mesures et données qu'ils délivrent.

Dans le processus de collecte, de standardisation et de gestion des données une aparté est néanmoins à faire lorsqu'il s'agit de données de issues de mesure en milieu industriel. En effet, ces données peuvent présenter des incohérences ou anomalie dans leur format comme

dans leur contenu. Le principe de nettoyage de données existe dans le but de répondre à ces problématiques et sera détaillé dans la suite de ce chapitre.

3.4 Le nettoyage des données

Généralement, la période Δt entre deux séquences de données d'un GMPP est de l'ordre de la minute. Donc, avec une centaine de capteurs présents, la quantité de données sur 3 semaines de fonctionnement représente environ 3 millions de valeurs à analyser. L'enjeu de réalisation d'un JN avec des services de prédiction efficace et réactif réside aussi bien dans la qualité et quantité des données historiques à disposition que dans leurs interprétations. C'est pourquoi avant toute intégration des données pour la réalisation de services, notre intérêt s'est porté sur le nettoyage des données.

Le nettoyage des données est un processus utilisé pour déterminer les données incomplètes, inexacts ou déraisonnables dans un jeu de données, puis améliorer la qualité du jeu en corrigeant les erreurs et les omissions détectées. Généralement, le nettoyage des données réduit les erreurs et améliore la qualité des données initiales. Ce principe existe depuis quelques années et est devenu une étape indispensable que l'on retrouve dans l'élaboration de tout système et modèle basé sur la donnée [77], [78], [79], [80]. Il est alors proposé de développer un filtre correctif multicouches (CMC) afin de procéder au nettoyage des données issues des CNPE. Le principe de ce filtre CMC est détaillé dans la Figure 18.

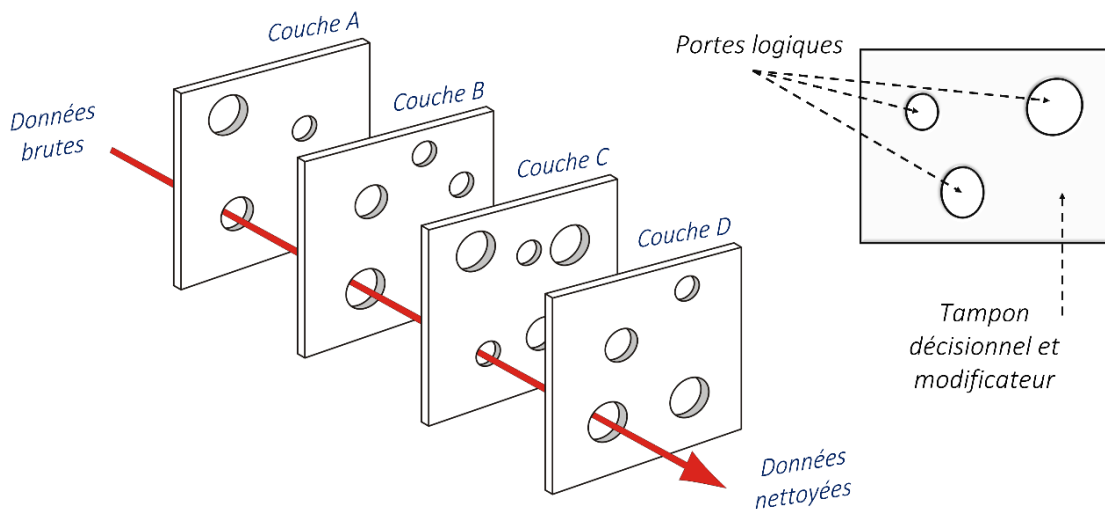


Figure 18 : Filtre Correctif Multicouches pour le nettoyage des données

Le principe de ce filtre CMC permet d'aborder différentes problématiques rencontrées dans les données et d'y répondre indépendamment sous forme de couches distinctes. Une couche est composée d'un tampon correctif permettant de réaliser une opération décisionnelle et/ou modificatrice des données ne remplissant pas la condition de passage de la couche. Ces conditions logiques de passage sont représentées par des portes logiques illustrées par des trous dans le tampon permettant de passer d'une couche à une autre. Lorsqu'une donnée remplit la condition de passage, elle traverse la porte logique et fait face à une nouvelle couche.

Pour les données de GMPP rencontrées, il a été identifié 4 besoins pour lesquels une couche doit être développée. Ces besoins sont détaillés selon les 4 couches suivantes.

- Couche A : Que doit-on faire lorsqu'il y a présence de doublons ?

La présence de doublons dans un jeu de données est un problème difficile à relever. Lorsqu'on parle ici d'un doublon il s'agit de deux données enregistrées à un même instant t . Les grandes questions qui se posent alors sont : Doit-on n'en garder qu'une sur les deux ? Doit-on n'en garder aucune ? ou Doit-on réaliser un procédé particulier afin d'obtenir une nouvelle valeur ? Ce phénomène a déjà été observé dans les jeux de données. Par chance, les données étaient identiques, il a donc été choisi de tout simplement supprimer le doublon. Mais si des valeurs diffèrent dans les deux séquences un choix plus complexe est à faire. Il serait sûrement plus judicieux de placer ce filtre en dernière position, afin de détecter si des valeurs du doublon sont manquantes, hors-limites ou non cohérentes, puis d'effectuer un choix en fonction de tous ces paramètres. Une fusion des doublons peut être réalisée si les données ne présentent pas une grande variance par rapport aux données qui les précèdent ou suivent. Dans ce cas une moyenne peut être opérée entre les doublons sinon et si l'apparition est ponctuelle il est préférable de supprimer les deux séquences doubles et de repasser dans la couche variable manquante (couche A du filtre) afin de la recréer.

- Couche B : Quelles sont les actions à réaliser quand la donnée est aberrante ?

Les valeurs aberrantes sont des données dont les valeurs s'écartent considérablement du reste des données. Les valeurs aberrantes peuvent être trouvées assez fréquemment dans les ensembles de données et leur traitement est l'une des nombreuses techniques de nettoyage des données. La plupart des algorithmes d'apprentissage automatique, principalement des modèles de régression linéaire, doivent traiter les valeurs aberrantes, sinon la variance du modèle peut être très élevée, ce qui conduirait à de fausses conclusions de la part du modèle. Deux cas sont identifiés : les données techniquement hors-limites et les données physiquement irréalisables. Le cas des données hors-limites consiste à disposer de données dont on sait que la valeur est en dehors de la plage de mesure réalisable par le capteur. Il est alors nécessaire de disposer des informations caractéristiques des capteurs et équipements de mesures afin de savoir si la valeur est aberrante ou non. Deuxièmement, il s'agit des valeurs donc on les sait physiquement non réalisables ou aberrantes par rapport au sujet traité. L'exemple d'un tableau de bord d'une voiture citadine indiquant que celle-ci roule à plus de 800 km/m, dont on la sait irréalisable, serait la preuve d'une information aberrante. Ces phénomènes doivent être jugés puis corrigés ou ne pas être pris en compte pour la suite de l'utilisation des données.

- Couche C : Que faire lorsque l'on fait face à des données erronées ?

L'un des problèmes les plus courants lors du nettoyage des données est de traiter des données incorrectes ou corrompues et de les convertir en données propres. Ces données sont celles qui surviennent lors de la mesure, de l'import des données ou d'autres types de « mauvaise manipulation ». Les données erronées peuvent être présentes sur n'importe quelles séquences et peuvent engendrer de fortes conséquences, leur correction en est également difficile.

Par exemple, s'il s'agit de valeurs textuelles il est possible de vérifier les fautes de frappe ou les incohérences. Pour les valeurs numériques, vérifier le bon format des données est indispensable. « Le format de date est-il correct ? », « Est-ce un entier ou un flottant ? » ou

« La partie décimale est-elle identifiée par un point ou virgule ? » sont des questions à se poser et à répondre.

- Couche D : Que fait-on lorsqu'une donnée est manquante ?

Le fait de se retrouver avec des données manquantes dans un jeu de données de GMPP est un phénomène qui se produit peu fréquemment qui se trouve être plutôt persistant. Le manque de données peut être dû à trois facteurs : Le capteur réalisant la mesure, l'enregistreur qui les collectent, ou l'humain manipulant ces données. En effet, il peut arriver que le capteur défaille dans sa mesure mais générale c'est l'ancienne mesure qui est maintenue ou alors c'est une valeur par défaut qui est renvoyée. L'enregistreur est quant à lui beaucoup plus sujet à des dysfonctionnements. Puisqu'il effectue la collecte de l'ensemble des données, un mauvais ou non fonctionnement de l'enregistreur induit une perte de tout ou partie des données sur l'intervalle de dysfonctionnement. De plus, les données sont aujourd'hui manipulées et renvoyées à IB-J via les opérateurs humains, le manque de données peut donc aussi être dû à une mauvaise copie ou un mauvais envoi. Lorsque la donnée manquante est ponctuelle, c'est-à-dire sur quelques séquences et ne persiste pas dans le temps, des algorithmes spécifiques peuvent recréer la donnée manquante. Régression ou simple moyenne mobile, il existe diverses méthodes assez simples à mettre en place pour réaliser le tampon de cette dernière couche.

Finalement il est possible d'ajouter d'autres couches au filtre ou encore de diviser certaines étapes en plusieurs afin de faciliter sa réalisation. Certaines étapes sont fortement dépendantes de l'application et du service qui sera réalisé et moins du système dont ces données sont issues. Le tampon et les portes du filtre doivent alors évoluer en fonction de l'application réalisée. Ce principe est utilisé dans la conversion des données sites en données standardisées utilisables pour l'analyse des GMPP.

3.5 Mise en place du gestionnaire de données

Les standards de données prennent en charge la découverte et l'interopérabilité des données, ce qui permet de comparer, d'agréger et de synthétiser les données. Le standard permettra d'apporter des solutions basées sur les données pour l'analyse de GMPP et la prise de décision sur les futures interventions de maintenances. Cependant ce standard ne peut être utilisé dès la collecte. En effet, les données collectées sur les GMPP ne disposent pas de format commun d'un site à un autre. Il est alors important de trouver une solution de conversion données reçues, dites données brutes, en données respectant le standard présenté précédemment, appelées données standardisées.

La gestion des différents sites et GMPP que FRAMATOME IB-J surveille doit se faire grâce au standard de donnée développé. Pour cela, des interfaces humain-machine (IHM) ont été programmés en langage Python et permettent de créer des instances de réacteurs, de GMPP et de capteurs et de créer les liens qu'il peut y avoir entre ces instances. Voici deux exemples d'IHM en Figure 19, l'une à gauche permettant de créer un « RÉACTEUR » et de définir ses attributs, l'autre à droite permettant de créer une liste de « CAPTEUR » ainsi que leurs attributs et de les associer à leur pompes respectives. Ces déclarations d'équipements sont à réaliser qu'une seule fois par site et sont bien évidemment modifiables afin d'accompagner les systèmes et leur JN durant les 40 à 60 années de vie d'une centrale.

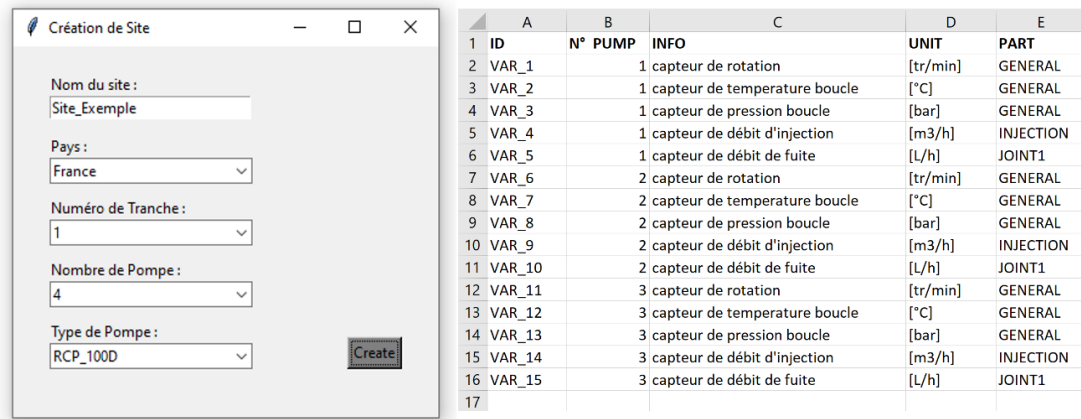


Figure 19 : Exemple d'interfaces pour la modélisation d'équipements

Suite à la déclaration des réacteurs et de leurs équipements, il est nécessaire de convertir les données brutes collectées au format standardisé. Ce travail était auparavant manuel et réalisé par les experts analysant les données GMPP. Afin de faciliter le travail des experts en GMPP dans la conversion des données brutes, cet outil se voulait être le plus autonome possible. Les travaux de thèse ont alors permis de développer une procédure automatique de conversion des données brutes basée sur plusieurs sites pris en charge par FRAMATOME IB-J. Cette procédure et les algorithmes qu'elle requiert pour fonctionner n'est pas une solution viable à long terme, en particulier si de nouveaux sites apparaissent et ne s'intègrent pas dans cette procédure définie. En attendant une révolution de la collecte de données, la procédure de conversion fonctionne et a été testée pour divers sites et trois différents formats de fichiers que sont le « .xlsx », le « .xls » et le « .csv ». La procédure est détaillée dans la Figure 20.

```

# RÉCUPÉRATION DES DONNÉES
1 - SÉLECTION DU FICHER BRUT
2 - EXTRACTION DU CONTENU DANS UN TABLEAU
# FORMATAGE
3 - ISOLEMENT DES INFORMATIONS
4 - DÉTECTION DES IDENTIFIANTS CAPTEUR
5 - SÉPARATION EN COLONNES ÉTIQUETÉES
6 - DETECTION DU FORMAT DE DATE UTILISÉ
7 - TRANSFORMATION DES DATES
# NETTOYAGE
8 - APPLIQUER LES FILTRES DE NETTOYAGE :
    8.A : GESTION DES DOUBLONS
    8.B : GESTION DES DONNÉES ABERRANTES
    8.C : GESTION DES DONNÉES ERRONEES
    8.D : GESTION DES DONNÉES MANQUANTES
# RECONSTRUCTION
9 - ÉCRITURE DU FICHER STANDARDISÉ
    
```

Figure 20 : Procédure de traitement des données brutes implémentée dans EXPERIA

Après avoir sélectionné le fichier de données brutes en étape 1, l'étape 2 consiste à extraire les informations du fichier tableur et de le transformer en une structure de donnée appelée

« DataFrame ». Cette structure Python issue du module « numpy » est un tableau de données bidimensionnelles, à tailles mutables et potentiellement hétérogènes. Une méthode Python est utilisée afin d'extraire des informations du fichier et de faire automatiquement leur conversion en « DataFrame ».

Les étapes 3 à 7 permettent ensuite d'effectuer un formatage de ces informations pour les soumettre au standard développé précédemment dans ce chapitre. Tout d'abord il s'agit d'isoler les données fonctionnelles du ou des GMPP des autres informations tels que des images ou du texte présents possiblement sur plusieurs feuilles du tableur. Puis de détecter les identifiants des capteurs dont il est question dans ce jeu de données pour associer chaque colonne de la table à son capteur. Finalement, une séquence de données est identifiée en ligne du tableau par un instant « date + heure ». Il est alors nécessaire d'identifier le format de l'instant et de le transformer pour correspondre au standard.

À la suite de l'étape 7 les données sont standardisées, mais il se peut qu'elles présentent des erreurs ou anomalies empêchant une bonne lecture du jeu de données et donc nécessitant une correction. L'application d'un filtre correctif en étape 8 peut alors aider à identifier ces anomalies et appliquer une opération spécifique sur celles-ci de manière automatique. Dans le cadre de la réception des données sites, un choix a été fait afin de rendre ces filtres bloquants. C'est-à-dire que toute donnée aberrante, erronée, ou en double est supprimée et est donc rendue manquante. Pour finir, il n'est appliqué aucun correctif sur les données manquantes et les cases restent vides dans la structure tabulaire. Ce choix peut être expliqué par l'objectif simple qui consiste à ne garder que des données réelles et non corrigées ou générées informatiquement par les filtres correctifs. Ces opérations de corrections pourront être réalisées dans un second temps pour l'analyse des GMPP et leurs interprétations en termes de diagnostic de l'état de ces systèmes. Pour le moment, il n'est question de ne garder que des données et mesures réelles par choix et mesures de prévention liées au secteur nucléaire. En effet, transformer des données de façon automatique induit à fausser l'analyse faite par les experts qui ne pourraient plus faire la différence entre données réelles et données corrigées. Dans certains cas ces données peuvent être générées par le filtre et l'expert pourrait faire des affirmations à des instants où les valeurs n'auraient jamais été mesurées sur le GMPP. Le choix de rendre ces filtres bloquants dans un premier temps n'empêchera pas de les utiliser plus tard dans l'analyse des données et de s'en servir comme une aide informative auprès des experts sur les valeurs possibles des capteurs à ces instants où les données sont manquantes.

La dernière et 9^{ème} étape de cette procédure de conversion des données, consiste à rendre aux experts un fichier facilement manipulable et modifiable si nécessaire. C'est pourquoi, la structure tabulaire python, maintenant standardisée et nettoyée, est retransformée dans un format de fichier « .xlsx ». Ce format de fichier dont les experts ont l'habitude d'utiliser leur permet facilement de contrôler et vérifier le processus de conversion réalisé et d'ajuster au besoin le fichier et ses informations. Ainsi la dimension D5 est achevée dans le cadre du JN de GMPP et d'experts.

3.6 Le stockage et l'accessibilité des données

Un fois les données collectées, standardisées et nettoyées, des problématiques de stockage de ces données sont apparues. Initialement enregistrées dans des tableurs les données ont été manipulées grâce à l'outil Excel. De nombreux professionnels et industriels utilisent l'outil

Excel pour analyser leurs données, mais cette approche n'est pas toujours la plus efficace. En effet, Excel présente des limites, notamment sa capacité à gérer un maximum d'un million de lignes par classeur [81]. Lorsque les experts voulaient réaliser des analyses de GMPP sur plusieurs années, ils étaient contraints de supprimer ces séquences de données et de ne garder que des moyennes quotidiennes ou lissées sur plusieurs jours. Ce fait réduisait la quantité de données à analyser et par la même occasion atténuait des facteurs de défaillances qui possiblement n'étaient plus pris en compte par les experts à cause de cette action. De plus, les analyses réalisées dans des feuilles de calcul Excel peuvent être lentes, pénibles et il est difficile de les reproduire ou de les partager. C'est pourquoi, les parties prenantes de cette thèse ont fait le choix de se tourner vers le SQL et le Python. En passant du tableur Excel au SQL, les experts de FRAMATOME bénéficieront de plusieurs avantages.

- **Rapidité** : Le SQL est plus rapide qu'Excel. Ce qui prendrait des heures dans Excel peut être accompli en quelques minutes avec le SQL.
- **Efficacité** : Le SQL permet d'interroger, récupérer, insérer, mettre à jour et supprimer des données de manière efficace. Il se concentre spécifiquement sur les tâches liées à la gestion des bases de données, ce qui le rend plus performant dans ce domaine.
- **Réutilisabilité** : Lorsque le SQL est utilisé, les données d'analyse sont stockées séparément, ce qui rend possible d'exécuter différents programmes sans altérer les données.

En résumé, le SQL est un pilier essentiel dans la gestion des données puisqu'il est le langage standard utilisé pour extraire et analyser les informations stockées dans les bases de données. Les fichiers Excel convertis en fichier SQL permettront de disposer de structure d'archivage sans réelle limites de stockage. L'outil SQL Server permet de traiter des fichiers d'une taille maximale de 16To. Estimant une séquence de données à 2Ko de mémoire SQL, il est possible de stocker 8 milliards séquences en SQL contrairement à 1 million sur Excel. À période d'une minute entre chaque séquence, cela correspond à un peu plus de 15 000 années en SQL alors que Excel ne pourrait en contenir que 2 années de fonctionnement d'un réacteur.

Le SQL est donc plus rapide, plus efficace et permet une utilisation sans problèmes des requêtes réalisées sur les bases de données. Cependant le SQL n'est pas natif pour nos experts et apprendre un langage informatique n'est pas facile et représentera une charge de travail supplémentaire. Tout d'abord les données converties sont enregistrées dans un fichier Excel (voir Figure 20 : Procédure de traitement des données brutes). Ce format est bien connu des experts et leur permet de vérifier les informations avant de les transformer en base de données SQL. Dans un premier temps, une méthode est programmée en python permettant de convertir des fichiers Excel standardisés en base de données SQL à la suite d'un simple appui sur un bouton. Dans un second temps, il a été question de rendre accessible la base de données aux experts. Des méthodes et des programmes spécifiques ont alors été réalisés pour effectuer des requêtes facilement et sans programmation pour les utilisateurs. Un exemple d'IHM pour effectuer ces requêtes est présenté en Figure 21.

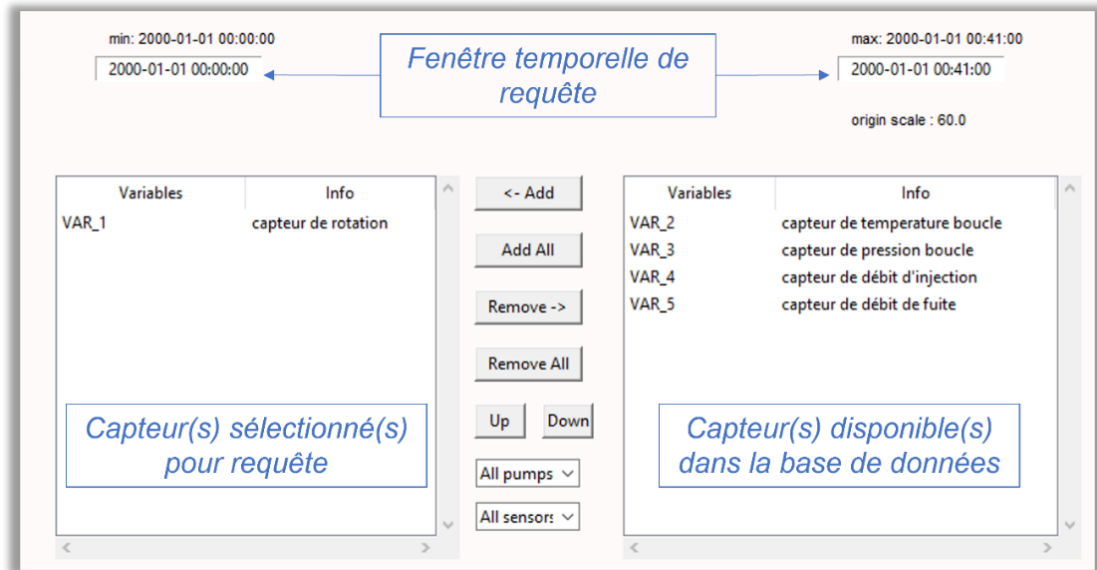


Figure 21 : Interface de requête des données standardisées et nettoyées dans EXPERIA

L'IHM développé en Figure 21 permet de requêter n'importe quelle base de données SQL au standard développé est d'en extraire les valeurs des capteurs sélectionnés dans une fenêtre de temps définie. L'utilisateur sélectionne tout d'abord dans la liste de droite les identifiants de capteurs. Ces identifiants sont récupérés parmi ceux présents dans le fichier SQL. Une fois sélectionnés et ajoutés via les différents boutons présents, les identifiants arrivent dans la liste de gauche. Uniquement les capteurs de liste de gauche seront présents dans la requête. Il est également possible de ne prendre en compte qu'un certain intervalle temporel via les champs d'entrées en haut de l'interface. Ces instants correspondent aux identifiants des données pour lesquels tous ceux compris entre eux seront présents dans la requête. L'union de la sélection des identifiants capteurs et de la sélection des identifiants données permettra d'effectuer une requête SQL sur la base de données de façon plus ergonomique que par le codage. Cette technique permet également d'éviter les erreurs de requête ou pire de dégradation de la base de données.

3.7 Conclusion

La quantité de données que produit le GMPP représente un atout dans la conception d'un JN qui doit s'actualiser et s'adapter pour répondre aux besoins de l'utilisateur. Cependant, il a été montré que les données qui seront utilisées pour réaliser ce JN sont parfois fausses, manquantes, de natures diverses et même de structures hétérogènes d'un GMPP à un autre. Les experts de FRAMATOME réalisaient finalement les étapes de collection, de standardisation et de filtrages des données de manières individuelles. Nous avons alors proposé des solutions pour répondre à ces problématiques. La première solution consistant à créer un standard de données pour structurer de façon uniforme la collecte et l'utilisation des données GMPP. Deuxièmement, nous avons conçu une architecture multicouche permettant de filtrer les données et de les modifier si nécessaire. Finalement, une solution de stockage et d'accessibilité des données est présentée en cette fin de chapitre afin de conserver efficacement les données de GMPP et permettre un accès plus rapide et sûr pour l'élaboration de JN. L'uniformisation proposée permettant d'avoir une méthodologie

commune de traitement des données de RCP Solution permet également de répondre à la dimension D5 consistant à disposer d'un gestionnaire de données dans un JN.

Cette première étape du projet est indispensable et a permis d'introduire facilement et efficacement le concept de JN pour la suite du projet. Les dimensions D3, D4 et D5 d'un JN traitant de la communication d'informations, des services et de la gestion des données sont introduites dans ce chapitre. En effet, D3 est symbolisée par l'envoi des données par les clients. Les étapes de standardisation et de filtrage déjà présentes dans RCP Solution et indispensables dans un JN permettent d'introduire des premiers services (D4). Finalement D5 est achevée par base de données SQL donnant une gestion et un accès facile par requête grâce l'interface développée. Le JN et son interface EXPERIA a supprimé des barrières techniques pour les experts en automatisant des étapes difficiles et longues permettant de laisser davantage de place et de temps aux experts pour d'autres tâches. De plus, la reproduction d'un outil manipulant les données et reproduisant l'ancien outils existant est également une seconde approche permettant d'introduire étapes par étapes un changement dans les habitudes des experts. La seconde phase consiste donc à intégrer par le biais de cet outils les solutions technologiques innovantes quant au diagnostic de GMPP.

CHAPITRE 4. Modèles GMPP et gestion des incertitudes

4.1 Introduction

Les étapes de collecte, de standardisation et de filtrages des données étant détaillées, améliorées et reproduites dans le chapitre précédent, ce chapitre-ci s'intéressera à l'analyse du GMPP afin d'en diagnostiquer le système. Le diagnostic est défini comme une étape du service RCP Solution (D4) permettant de détecter et d'identifier les états de bon fonctionnement, défectueux ou de dérives du GMPP pour une période définie connue. Ces services seront réalisés grâce à la dimension D2 du JN représentant les modèles de GMPP. La dimension D2 de l'architecture holistique est un pilier indispensable dans la conception de tout JN (Figure 22).

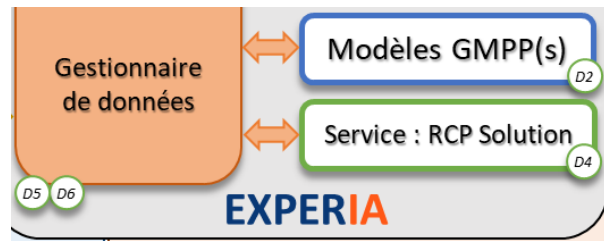


Figure 22 : Identification des dimensions d'EXPERIA traitées dans le CHAPITRE 4

Après avoir abordé la nature du diagnostic actuellement réalisé chez FRAMATOME, il sera question d'explorer les modélisations par apprentissage automatique issues du Machine Learning. Ce chapitre se divisera donc en trois sections. La première permettra d'expliquer en détail le diagnostic et les choix de modélisation. La seconde section traitera des techniques de Machine Learning supervisés permettant un diagnostic du GMPP. Finalement, une dernière section présentera la gestion des conflits émergeant lors de la divergence de résultats entre des modèles conçus pour réaliser la même tâche de diagnostic.

4.2 Diagnostic d'un GMPP

4.2.1 Choix du type de modélisation :

La modélisation de système est un domaine de recherche et de développement vaste présentant de nombreuses techniques pour atteindre les objectifs de représentation du système. Les objectifs sont multiples et des modèles peuvent être utilisés pour représenter les fonctions, la structure, le comportement ou les performances d'un système. Pour cela, les méthodes traditionnelles utilisées [82], [83], [84], [85], [86], [87], [88], [89] peuvent être de différentes natures avec des niveaux d'abstraction différents. Chaque type de modèle a sa propre utilité et son contexte d'application. Ils sont alors complémentaires et différents modèles peuvent être développés afin qu'ensemble ils apportent plusieurs services à leur bénéficiaire. Les JN ne doivent donc pas se restreindre à un unique modèle et peuvent tout à fait intégrer différentes modélisations pour lesquelles il faudra connaître les avantages et limites de chacune. La réalisation de modèles de GMPP pour l'assistance à l'expertise de ces

systèmes représente des contraintes et des objectifs spécifiques à prendre en compte pour le choix des modèles.

Tout d'abord, il est question d'une aide au diagnostic de GMPP pour les experts de FRAMATOME. Les experts sont qualifiés et connaissent très bien le système, les éléments et les relations qui le compose ou même leurs comportements à la suite de certains stimuli. Les modèles conceptuels n'apporteraient pas grande assistance à ces experts alors que les modèles comportementaux n'arriveraient dans le meilleur des cas qu'au même niveau que nos experts. Le besoin est donc plus grand et nécessite des résultats plus précis en sortie des modèles, tels que des prédictions sur l'état courant des sous-éléments du GMPP ou sur leurs états futurs.

Deuxièmement, les GMPP sont des systèmes très complexes pour lesquels de multiples grandeurs physiques sont présentes. La modélisation mathématique de GMPP relève d'un très haut niveau de théorie qui empêche la réalisation et l'utilisation de ces modèles. Les modèles mathématiques existent chez FRAMATOME, mais ils sont trop souvent concentrés sur un élément du GMPP et il n'y a ce jour aucun modèle mathématique pour l'ensemble du GMPP. Leur accès est également restreint et est réservé à l'ingénierie de production et non à l'ingénierie de maintenance qui surveille les machines sur site. On peut aussi rajouter que ces modèles théoriques sont trop éloignés de la réalité puisqu'ils ne prennent pas en compte des éléments contextuels tels que l'environnement dans lequel le GMPP opère. Ce constat s'est vérifié sur divers sites avec des phénomènes aux niveaux des joints d'arbres qui fluctuent en fonction de la température extérieure et donc en fonction d'un paramètre local et spécifique au site en question.

Pour ces raisons et par volonté de l'entreprise FRAMATOME, nous nous sommes tournés vers un tout autre type de modèle, les modèles computationnels. Dérivé de l'anglais « Computation Model », le mot « computation » en anglais signifie calcul. Un modèle computationnel est donc un modèle qui fait des calculs à partir d'informations données en entrée, et qui donne en sortie un résultat numérique [89]. Un modèle computationnel utilise des programmes informatiques pour simuler et étudier des systèmes complexes en utilisant des algorithmes et des données. Cette méthode de modélisation est largement utilisée dans un éventail diversifié de domaines allant de la physique, de l'ingénierie, de la chimie et de la biologie à l'économie, la psychologie, les sciences cognitives et l'informatique.

Le système à l'étude des modèles computationnels est souvent un système non linéaire complexe pour lequel des solutions analytiques simples et intuitives ne sont pas facilement disponibles. Plutôt que de dériver une solution mathématique analytique au problème, on expérimente avec le modèle en ajustant les paramètres du système dans l'ordinateur, et en étudiant les différences dans le résultat des expériences. Les théories de fonctionnement du modèle peuvent être dérivées/déduites de ces expériences computationnelles. En effet, l'historique du système et ses données de fonctionnement sont présentes en permanence dans le JN. Des modèles computationnels orientés données peuvent alors être facilement implémentés. Le domaine de l'Intelligence Artificielle (IA) et les nombreuses techniques qu'il propose permet à la fois d'obtenir des descriptions comportementales et des descriptions de phénomènes complexes grâce aux données. La plupart des techniques de prédictions issues de système d'IA se basent sur un historique de fonctionnement du système via des jeux de

données caractéristiques plus ou moins conséquents. Ces techniques sont donc parfaitement adaptées à la situation actuelle.

Divers scénarios problématiques peuvent produire une possibilité d'utilisation d'un modèle algorithmique. Le cas d'un accès partiel aux données en est un. Il existe une centaine de capteurs sur le système, mais seul certains sont renvoyés à nos experts. Ne pouvant gérer de façon sûre un accès aux données souhaitées, il a été proposé à FRAMATOME de disposer d'une solution de diagnostic pour chaque problème d'accès rencontré. Différentes méthodes algorithmiques d'IA sont alors étudiées dans chacun des cas permettant ainsi d'assister en permanence l'expert. Bien évidemment, ces aides disposent d'un niveau d'assistance relatif à la quantité de données à disposition.

4.2.2 IA pour l'identification de défaillance :

En CNPE, il existe une procédure spécifique de classification du système permettant d'annoncer à tout moment si le comportement du système se trouve dans un état normal ou s'il ne l'est pas. En effet, le GMPP étant un équipement élémentaire au bon fonctionnement d'un réacteur, il est sujet à une surveillance minutieuse de ces grandeurs de fonctionnement mesurées. En salle de commande, une surveillance automatique du GMPP est réalisée et permet de recevoir des alertes ou alarmes lors du changement d'état du GMPP. Il est donc possible d'obtenir l'état du GMPP grâce à des combinaisons de signaux de capteurs du système.

Les procédures de surveillances sur site peuvent diverger d'un site à un autre, mais elles se basent toutes sur des combinaisons d'états de capteurs spécifiques. Par définition, les capteurs permettant de définir l'état du GMPP par le biais de cette procédure sont appelés « capteurs primaires ». Ce sont ces capteurs que les experts regardent en premier lors d'une analyse experte, car ils sont suffisants à la production d'un diagnostic. Les capteurs non utilisés sont nommés « secondaires » et ne sont pas utilisés dans le cadre du diagnostic RCP Solution, parce qu'ils représentent des éléments de second plan ne permettant pas de diagnostiquer le système.

Cette proposition de diagnostic n'est cependant valable que dans certaines conditions. Tout d'abord, certains phénomènes ne sont détectables et identifiables rapidement que par un unique capteur. Alors si la séquence de ce capteur n'est pas enregistrée ou n'est pas transmise à FRAMATOME, le diagnostic en devient complexe, voire impossible. Comme présenté dans le chapitre précédent, les valeurs des capteurs ne sont pas toujours présentes ou fiables. Les logiques de surveillance des GMPP peuvent alors ne pas s'opérer ou être perturbées à causes de quelques capteurs, les primaires. Finalement, dans un souci de redondance de diagnostic, il a été proposé de disposer de modèles d'IA par Machine Learning supervisé ne prenant en compte aucune des valeurs des capteurs primaires et ne se basant ainsi que sur des données de capteurs secondaires. L'idée du double diagnostic est schématisée en

Figure 23, divisant ainsi les capteurs primaires pour lesquels la seule lecture de leurs données permet un diagnostic, des capteurs secondaires nécessitant des algorithmes de Machine Learning supervisé afin d'identifier l'état du GMPP.

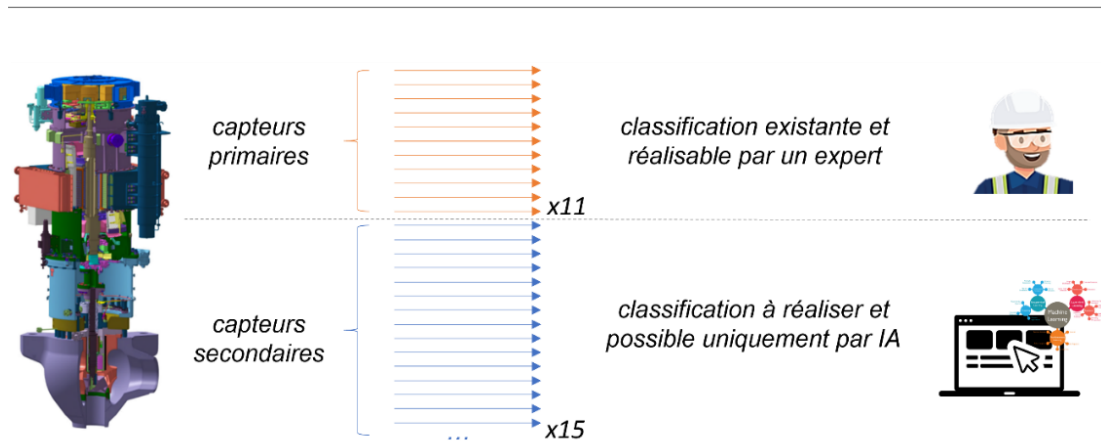


Figure 23 : Stratégie de classification des états d'un GMPP

La surveillance du système demande de disposer en permanence des bonnes informations délivrées par les capteurs primaires. Les capteurs secondaires sont plus nombreux, mais les informations qu'ils recèlent sont moins explicites quant à l'état du GMPP. Il est donc important de trouver une méthode permettant d'analyser ces capteurs secondaires de façon automatique et d'en extraire une logique de diagnostic toute aussi efficace que celle sur site si l'on disposait des capteurs primaires. L'intérêt de disposer d'IA permettant de détecter des changements d'états du GMPP et de les identifier avec un minimum de capteurs à disposition, rendrait l'analyse d'une part automatique, mais surtout plus rapide tout en étant tout aussi efficace. Voici l'objectif à atteindre dans la suite de ce chapitre.

Une stratégie est alors mise en place afin de diagnostiquer le GMPP dans le cas où les données primaires sont disponibles ou non. Dans le cas où les données primaires sont accessibles, la classification du GMPP pourra être opérée normalement grâce à la procédure habituelle. Dans le cas où les données primaires ne seront pas toutes accessibles, mais que les secondaires le seront, l'utilisation de modèles de Machine Learning sera opérée. De façon générale, le Machine Learning (ou « apprentissage automatique » en français) est un ensemble de techniques d'IA qui s'est largement démocratisée [88], [90]. De nos jours, on retrouve ces techniques dans plusieurs secteurs, des transactions boursières à la protection contre les logiciels malveillants en passant par la personnalisation du marketing. Les algorithmes de Machine Learning se décomposent en trois catégories distinctes : l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage par renforcement et l'apprentissage supervisé.

L'apprentissage supervisé [86], [87] consiste à apprendre l'IA par succession de paires de données : données d'entrées et données de sorties désirées. L'apprentissage supervisé de l'IA permettra de reconstruire ces sorties en fonction d'entrées fournies. Il existe deux types de Machine Learning supervisé : la Classification considérant les données de sortie comme étant des « familles » ou « classes » de données, ici on parlera d'états du GMPP ; puis la Régression où les données de sortie ont une valeur spécifique. L'élaboration de modèles d'apprentissages supervisés afin de réaliser un diagnostic du GMPP lorsque l'on ne dispose que des capteurs secondaires sera alors étudiée dans ce chapitre. Pour cela il est question d'avoir une base de données contenant les informations des capteurs secondaires et que cette base soit labellisée, c'est-à-dire qu'elle dispose de l'état du GMPP à chaque séquence de donnée.

Il est décidé de travailler la modélisation avec une seule base de données labellisée, mais contenant des séquences de données issues de nombreux scénarios différents afin de disposer d'une base de données des plus exhaustives possible. Diverses modélisations par IA seront présentées, allant de techniques d'apprentissages automatiques populaire jusqu'à des fonctionnements plus complexes par réseaux neuronaux artificiels. Le but de ces multiples modèles est de répondre à la problématique des experts faces aux données primaires manquantes.

4.2.3 Méthodes d'IA non abordées :

Le Deep Learning fait partie de la famille des techniques d'apprentissages profonds et forme un sous-ensemble du Machine Learning en se comportant de la même manière que les apprentissages supervisés à la différence que les algorithmes associés se reposent sur des modèles complexes de réseaux de neurones. Ces algorithmes possèdent de très nombreux paramètres et demandent un nombre très important de données afin d'être entraînés. La quantité de données du GMPP à disposition n'étant suffisante pour le Deep Learning, ce type de méthode ne sera pas abordée dans cette thèse. Cependant, des idées et essais non formalisés ont été réalisés et seront présentés dans les perspectives de la thèse. La détection et la classification des défaillances GMPP restent les principaux objectifs de la thèse et permettront de valider le service de diagnostic réalisé par le JN EXPERIA.

L'apprentissage par renforcement est une catégorie de Machine Learning qui ne sera pas non plus abordée dans ce chapitre. En effet, l'apprentissage par renforcement [71], [77] fait référence à des programmes informatiques interagissant avec un environnement dynamique dans lequel ils doivent atteindre un objectif final. Fortement populaire dans le domaine du jeu ou du déplacement en milieu incertain, l'algorithme reçoit un retour sous forme de récompenses et de punitions à chaque itération du problème afin de trouver la solution optimale dans le contexte considéré. Pour résumé, l'IA apprend à prendre des décisions qui maximisent ses récompenses. Il existe deux types d'apprentissage par renforcement : ceux dit de Monte Carlo où l'algorithme obtient ses punitions/récompenses à la fin de la mission ; et ceux par différence temporelle où les punitions/récompenses sont évaluées et accordées à chaque étape. Cependant, dans l'apprentissage par renforcement le système explore toutes les actions possibles, ici les états du GMPP, pour diverses entrées et en évaluant la récompense, il décide ce qui est mieux ou non pour la qualification de l'état. Il se peut aussi que jusqu'à ce qu'il obtienne le meilleur état, il puisse donner un mauvais état du GMPP car c'est la meilleure sortie possible qu'il ait trouvée jusqu'à présent. Ainsi, il n'utilise pas les connaissances spécifiques que l'on dispose sur les états, ce qui ralentit considérablement le taux de convergence par rapport à un apprentissage supervisé. Il est alors possible d'utiliser l'apprentissage par renforcement pour les problèmes de classification, mais cela n'apportera aucun avantage supplémentaire et ralentira plutôt le taux de convergence de l'IA.

L'apprentissage non supervisé ne permet pas une classification de l'état d'un GMPP, il ne sera donc traité dans cette partie. Néanmoins, de nombreuses fonctionnalités utilisant ces techniques ont été développées et permettent d'offrir d'autres services aux experts. Ces services alimentés par des techniques de Machine Learning non supervisés seront détaillés dans le CHAPITRE 6. Dans le cas de classification, ce sont les algorithmes supervisés qui permettront d'identifier l'état du GMPP. Diverses techniques sont abordées telles que le k -NN, le RFC et le MLP.

4.3 Modèles de GMPP par apprentissage supervisé

4.3.1 Mise en place des jeux de données :

Le modèle choisi pour l'élaboration d'un outil de diagnostic de GMPP sera de type supervisé. En effet, ce type de modèle est celui qui permet de reproduire une compétence de diagnostic du système. De plus, puisque nous disposons de données étiquetées ou étiquetable, c'est-à-dire que nous connaissons l'état du système à ces instants d'enregistrements des données, la réalisation de l'apprentissage du modèle en est possible. La qualité des modèles dépendra fortement des données à disposition ainsi que sur leur utilisation. L'élaboration d'un modèle d'IA supervisé, se base sur trois grandes étapes que sont le prétraitement des données, l'apprentissage du modèle, et finalement la validation du modèle par le test. Ces trois phases sont représentées par la Figure 24.

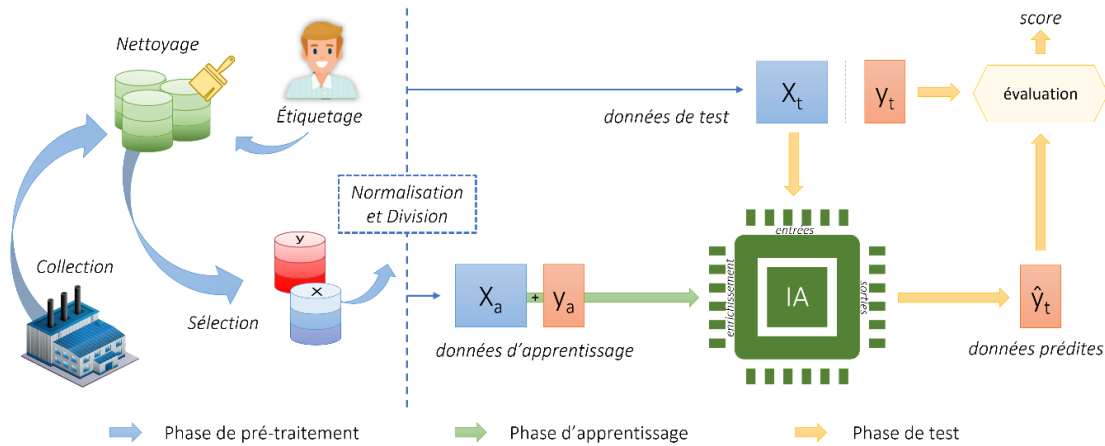


Figure 24 : Schéma conceptuel d'un modèle d'apprentissage supervisé

La phase de prétraitement des données se découpe en différentes étapes et dans un ordre spécifique :

- 1 Récupérer des données brutes
- 2 Nettoyer les données
- 3 Étiqueter si nécessaire les jeux de données (cas d'un problème de classification)
- 4 Sélectionner et isoler les données pertinentes de celles pouvant être parasites
- 5 Normaliser les données
- 6 Diviser les jeux de données pour l'apprentissage et pour le test du modèle d'IA créé.

La base de données utilisées se concentre sur un seul type de GMPP, c'est-à-dire une seule combinaison d'un moteur, d'un hydraulique et de joints spécifiques. 47 scénarios différents sont stockés dans cette base, avec près de 100 capteurs et plus d'1,2 million de séquences enregistrées, cette base forme à elle seule plus de 120 millions de valeurs brutes à traiter en amont. Le processus de nettoyage des données est une étape indispensable dans la réalisation du modèle. Sa réalisation n'est pas toujours facile, mais elle améliore la qualité du jeu de données et ainsi la fondation des modèles d'IA basées sur la donnée. Des solutions ont été mises en place dans le chapitre précédent afin de résoudre les problèmes de format, de stockage et de qualité des données de GMPP. Les étapes 1 et 2 du prétraitement seront donc considérées comme achevées.

L'étape 3 consiste à labelliser les données afin d'obtenir un modèle d'IA supervisé pour le diagnostic de GMPP. L'idée serait donc de disposer de données d'entrées « X » correspondants aux variables de fonctionnement et de surveillance du GMPP et de données de sorties « y » correspondant à l'état du système pour ces valeurs d'entrées X . Ces sorties y ne sont rarement disponibles dès la collection du jeu de données. Un processus d'étiquetage ou aussi dit de labellisation des données est ici nécessaire afin d'attribuer à chaque séquence de donnée X un état du fonctionnement du GMPP à y . Ce processus doit se faire par intervention humaine, mais il est possible d'imaginer des techniques pour accélérer et automatiser certaines parties de sa réalisation. La labellisation consistant à attribuer une étiquette, ou état, à chaque séquence de donnée peut être réalisée grâce à l'analyse par logique TOR ou l'analyse par logique Floue définie précédemment dans ce chapitre.

Lorsque le y est un état du système non mesurable ou non mesuré une intervention humaine est alors nécessaire. Par exemple, si les données accessibles ne sont que des grandeurs liées au moteur du GMPP telles que la tension et le courant, il serait impossible de trouver une relation analytique entre ces deux grandeurs et une tierce telle que la température de refoulement de la pompe. Il est souvent demandé à des spécialistes ou experts du système de réaliser cet étiquetage ou à minima d'indiquer les états du système pour chaque séquence de donnée reçue. La qualité de l'étiquetage défini induit inévitablement la qualité des prédictions réalisées par IA. Sa réalisation doit donc être méthodique et rigoureuse.

Dans certains cas, des grandeurs sont mesurées lors d'une phase d'essais du système ou lors de son développement et ne le seront plus après sa commercialisation ou tout simplement pendant son utilisation. Ces grandeurs mesurées peuvent être utiles, car contiennent parfois une information permettant l'étiquetage. Il est alors possible d'imaginer et de concevoir une labellisation des données selon ce ou ces paramètres supplémentaires de manière automatique. Deux éléments sont alors à prendre en compte. Tout d'abord, il s'agit de faire valider cet étiquetage automatique par un ou plusieurs experts afin de confirmer la bonne association des X au y . L'étape 3 a donc été vérifiée par des experts en GMPP afin d'éviter toutes erreurs d'hypothèses sur les étiquettes y attribuées. De plus, il ne faut pas que cette grandeur soit utilisée à termes dans le modèle d'IA. C'est-à-dire qu'il ne faut pas que la variable utilisée pour définir le y soit présente dans le X au risque de biaiser l'IA en apprenant trop sur ce paramètre. Ce deuxième point vient mettre en évidence la nécessité de l'étape de sélection des données.

La sélection des données ou plus particulièrement la « *features selection* » consiste à ne sélectionner que certaines variables (« *features* ») pour l'apprentissage du modèle d'IA. Le but est de disposer de données pertinentes pour l'apprentissage du modèle en évitant de garder celles parasitant le modèle. Il est également question de sélectionner les séquences de données en essayant d'obtenir un jeu de données des plus homogènes et exhaustifs que possible. Cette étape a deux objectifs que sont de réduire au maximum la dimension du jeu de données d'apprentissage tout en gardant un taux d'information suffisant pour que le modèle reste performant. Plusieurs choix sont donc à faire à ce niveau. Tout d'abord il faut définir la qualité minimale acceptable du modèle d'IA à réaliser des prédictions, puis il faut définir les critères de sélection des variables qui peuvent se faire selon leur influence, variance, ou même disponibilité. Cette étape est souvent faite de manière itérative, en ajustant à chaque fois les paramètres. Toutefois, la méthode de PCA et la matrice de

corrélation vue précédemment dans ce chapitre peuvent être des outils à utiliser afin de trouver le taux de réussite le plus élevé. Pour les prochains algorithmes, nous avons opéré une sélection de 15 capteurs tout en vérifiant que ceux-ci soient secondaires, non utilisés par la labellisation et non redondants (c.à.d. qu'ils ne mesurent pas la même grandeur physique).

L'avant-dernière étape consiste en une normalisation du jeu de données. La normalisation permet d'ajuster les valeurs des variables pour qu'elles se situent dans un intervalle spécifié, souvent entre zéro et un. Plusieurs méthodes existent, mais puisque les valeurs sont relativement comprises dans un ensemble fini, il est convenu d'utiliser la méthode normalisation dite « *MinMax* ». L'algorithme est alors le suivant.

Soit v une valeur brute de la série temporelle du capteur. Soit v_{min} et v_{max} , respectivement les valeurs minimales et maximales d'un capteur tel que :

$$\forall v, \quad v \in [v_{min}; v_{max}]$$

La valeur normalisée v_n est calculée selon l'équation suivante :

Équation 1 :

$$v_n = \frac{v - v_{min}}{v_{max} - v_{min}}$$

La normalisation est ensuite opérée sur l'ensemble des capteurs du jeu de données avec des valeurs v_{min} et v_{max} spécifiques à chaque capteur. Les algorithmes de Machine Learning peuvent ensuite être utilisés et construits sur ce nouveau jeu normalisé. Afin de reconstruire une valeur v dans l'échelle initiale il suffit de procéder à l'opération inverse, soit :

Équation 2 :

$$v = v_n * (v_{max} - v_{min}) + v_{min}$$

Vient finalement la division des jeux de données obtenus en deux paquets, l'un utile uniquement à la formation du modèle d'IA et l'autre servant de jeux de données test du modèle. Cette dernière méthode est utilisée pour estimer la performance des algorithmes d'apprentissage automatique lorsqu'ils sont utilisés pour faire des prédictions sur des données non utilisées pour former le modèle. La division de l'ensemble de données est essentielle pour une évaluation non biaisée des performances de prédiction. La base de données à disposition se compose alors de nombres divers de classes pour chaque labellisation. La répartition initiale de la base est présentée dans le Tableau 3 suivant.

Tableau 3 : Répartition initiale du jeu de données total par type de classe

Classe	MOTEUR	JOINTS	BOUCLE
ANORMAL	3 119	919	16 345
ATYPIQUE	423 479	164 509	41 259
NORMAL	867 352	328 827	508 060
BAS	39 402	200 962	149 369
ERREUR	43	638 135	618 362

Tout d'abord une sélection dite stratifiée est opérée sur le jeu de données complet afin d'obtenir un nombre plus au moins identique de séquences par classes qu'il existe (i.e. s'il y a deux classes distinctes, il est préférable d'avoir une proportion aux alentours des 50% par

classe). Cette première sélection permet d'éviter un sur apprentissage d'une classe par rapport à un autre. La seconde sélection divise généralement le jeu de données avec 85% du jeu pour la formation du modèle et 15% des données restantes pour la validation de celui-ci. Il est préférable d'avoir une division aléatoire, mais que l'on puisse facilement reproduire lors de plusieurs essais. Une « seed » est alors définie et est fixée dans le générateur aléatoire afin de permettre une reproduction de cette division dite alors pseudo-aléatoire. Cette fois-ci également il est préférable que la division soit stratifiée afin de disposer d'un nombre proportionnel de classes entre les jeux de données d'entraînement et de test. La répartition finale de la base est présentée dans le Tableau 4 suivant.

Tableau 4 : Répartition finale (post-division) du jeu de données total par type de classe

Classe	MOTEUR		JOINTS		BOUCLE	
	Entrnt. (85%)	Test (15%)	Entrnt. (85%)	Test (15%)	Entrnt. (85%)	Test (15%)
ANORMAL	2 651	468	781	138	13 893	2 452
ATYPIQUE	2 651	468	139 833	24 676	13 893	2 452
NORMAL	2 651	468	139 832	24 677	13 893	2 452
BAS	2 651	468	139 832	24 677	13 893	2 452
ERREUR	37	6	139 833	24 676	13 894	2 451

La base de données des capteurs secondaires a subi une labellisation afin de disposer de séquences de données étiquetées. L'identification de l'état du système à chaque instant étant manuellement difficile à réaliser, trois labellisations différentes ont été mises en place afin de disposer de l'état générale des trois parties constituantes du GMPP, c.à.d., le moteur avec son stator, l'hydraulique avec le système de joints, et finalement le déplacement et refroidissement de fluide caloporteur de la boucle primaire (respectivement les trois modèles *MOTEUR*, *JOINTS* et *BOUCLE*). Pour chacun des trois aspects du système cinq classes distinctes ont été définies sur la base des états de capteurs allant de (*ERREUR*, *BAS*, *NORMAL*, *ATYPIQUE*, *ANORMAL*). La phase de prétraitement des données dans le cadre d'une conception de modèles orientés données est nécessaire et même plus importante parfois que l'algorithme d'apprentissage en question. L'apprentissage du modèle dépend également de la méthode choisie. Prenons l'exemple de deux méthodes. La première est issue d'une technique de Machine Learning supervisée appelée *k*-NN.

4.3.2 Classification par les *k* plus Proches Voisins :

4.3.2.1 Concept et modélisation

L'algorithme des *k* plus proches voisins ou *k*-NN pour « *k*-Nearest Neighbors » est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé, simple et facile à mettre en œuvre qui peut être utilisé pour résoudre les problèmes de classification et de régression. L'algorithme *k*-NN est issu des travaux de [86], [91] et suppose que des « choses » similaires existent à proximité. En d'autres termes, des séquences de données similaires seraient proches les unes des autres dans un espace donné. L'algorithme *k*-NN repose sur le fait que cette hypothèse est suffisamment vraie pour que l'algorithme soit utile. Pour cela, l'algorithme admet le concept de similitude, parfois appelée distance ou encore proximité, avec certaines fonctions permettant le calcul de ces distances. Il existe bon nombre de façons de calculer la distance entre séquences et une façon pourrait être préférable à une autre selon le problème à

résoudre. Ici, le calcul de distance est réalisé par la méthode de Minkowski et se trouve être une généralisation de la populaire distance Euclidienne avec N dimensions.

Dans un espace à N dimensions, la distance de Minkowski d entre les points $A(a_1; a_2 \dots; a_N)$ et $B(b_1; b_2 \dots; b_N)$ est :

Équation 3 :

$$d(A, B) = \sqrt[N]{\sum_{i=1}^N (a_i - b_i)^N}$$

La procédure de l'algorithme de k -NN est la suivante.

Procédure :

- 1 Charger les données d'entraînement et leur affecter un index unique par séquence.
- 2 Initialiser k pour le nombre de voisins défini
- 3 Pour chaque nouvelle séquence de données :
 - 3.1 Calculer la distance entre le nouvel élément et les données entraînées
 - 3.2 Ajouter cette distance et l'index associé à une liste commune
- 4 Trier la liste des couples distance/index du plus proche au plus distant
- 5 Récupérer les k premiers éléments de cette liste triée
6. Récupérer les étiquettes ou classes de ces k voisins
- 7 Retourner la liste la classe la plus représentée parmi ces k voisins

La méthode de k -NN peut être symbolisée et représentée par la Figure 25 . Sur la Figure 25, le jeu de données d'apprentissage est réparti selon deux dimensions ($Axe1$ et $Axe2$) mais il pourrait y en avoir davantage comme dans le cas des GMPP. Lors de l'apparition d'un nouvel élément, une recherche de ses k plus proches voisins est réalisée selon la procédure précédemment expliquée. L'intérêt de choisir judicieusement une valeur k peut s'expliquer dans cet exemple où avec k égale à 3 le nouvel élément est classifié dans la classe A (2 voisins A et 1 voisin B) alors qu'avec k égale à 5 il est considéré comme étant de classe B (2 voisins A et 3 voisins B). Pour sélectionner le k qui convient le mieux aux données, cela se fait généralement de façon empirique avec plusieurs exécutions de l'algorithme k -NN pour différentes valeurs de k . Le k choisi est alors celui qui réduit le nombre d'erreurs lorsqu'il rencontre des données qu'il n'a pas vues auparavant.

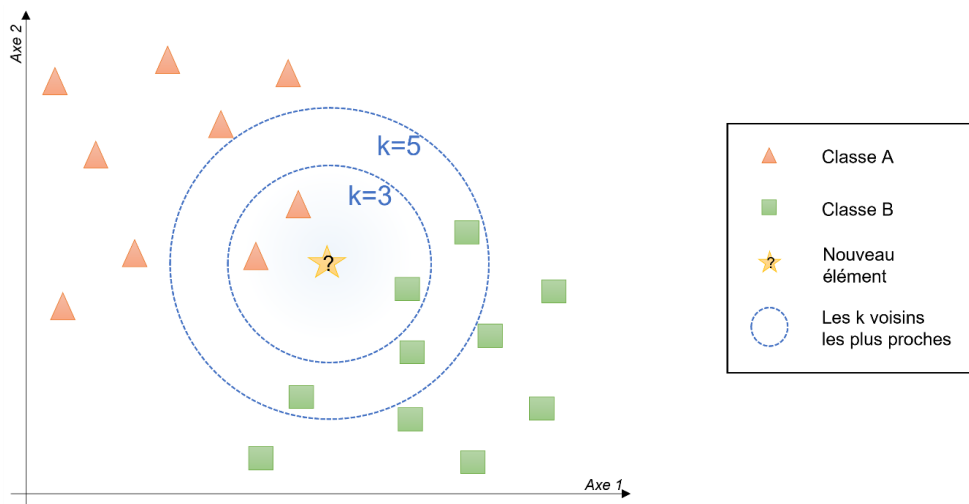


Figure 25 : Schéma conceptuel du fonctionnement d'un algorithme k -NN

4.3.2.2 Résultats

Des modèles k -NN sont construits sur ce principe et avec les données d'un type de GMPP précis afin de classifier les données et identifier l'état du système à chaque instant. Il y a donc trois modèles k -NN réalisés pour les trois parties du GMPP. Le premier modèle *MOTEUR* ainsi que les le second *JOINTS* et le troisième *BOUCLE* sont réalisés avec une valeur de k fixée à 50. De façon empirique il s'est avéré qu'une valeur de k avoisinant les 50 soit une solution optimale pour les trois classes et permet d'obtenir les meilleures performances pour chacun des modèles.

Afin de calculer et quantifier l'efficacité de chacun de ces modèles un score est défini. Le score est calculé pour chacune des bases de données par la moyenne des classes bien prédites par rapport à celle issues de la labellisation. Les scores en pourcentages sont inscrits dans le Tableau 5.

Tableau 5 : Scores des prédictions des modèles k -NN pour chacune des bases de données

Jeux de données	Score MOTEUR	Score JOINTS	Score BOUCLE
Base d'entraînement	0.9643	0.9532	0.9611
Base de test	0.9638	0.9504	0.9576

Dans l'ensemble la technique du k -NN permet d'obtenir des résultats très satisfaisant de plus de 95% de fiabilité de prédiction par rapport aux données labellisées. Ce n'est cependant pas l'unique observation à réaliser puisque les performances peuvent différer lorsqu'il s'agit de prédire une classe par rapport à une autre. Nous proposons de réaliser une matrice de confusion afin d'évaluer la performance de la classification. Par définition, une matrice de confusion C est définie tel que ces éléments $C_{i,j}$ soit égaux aux nombres d'observations présentes dans la classe i (en ligne) et prédites dans la classe j (en colonne). Les matrices de confusions sont alors calculées pour chacun des modèles *MOTEUR*, *JOINTS* et *BOUCLE* et chacun des états *ERREUR*, *BAS*, *NORMAL*, *ATYPIQUE*, *ANORMAL* lui étant associés.

réel	Moteur : K = 50					Joints : K = 50					Boucle : K = 50				
	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR
ANORMAL	463	5	0	0	0	125	13	0	0	0	2356	96	0	0	0
ATYPIQUE	0	459	9	0	0	9	23954	629	74	10	198	2247	7	0	0
NORMAL	0	43	424	0	1	0	2964	21105	608	0	0	70	2371	11	0
BAS	0	0	0	468	0	0	97	154	24416	10	0	18	37	2395	2
ERREUR	0	0	0	6	0	11	29	11	70	24555	7	7	2	40	2395
prédiction	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR

Figure 26 : Matrices de confusion des prédictions k-NN (données de test respectives)

La matrice de confusion permet d’observer les faux positifs ou les faux négatifs de chaque classe, entre observations en lignes et prédictions en colonnes. Puisque la classe *ERREUR* n’est pas représentées de manière suffisante dans le jeu de données du modèle *MOTEUR*, il est remarqué que les performances ne sont pas identiques pour cette classe que pour celle des autres. Il n’y a eu aucune bonne prédiction de l’état *ERREUR* sur les 6 séquences indiquées dans le Tableau 4 et cela pour la simple raison qu’il n’y a pas assez de séquences *ERREUR* avec des distances suffisantes pour les 50 voisins recherchés. Pour ce qui est du modèle *JOINTS*, on retrouve également la classe *ANORMAL* fortement sous-représentée. Néanmoins, les résultats de cette catégorie restent satisfaisants avec 125 bonnes prédictions sur les 138 observées. Mise à part ces deux cas, les diagonales des matrices de confusions sont majoritairement pleines et indiquent une quantité suffisante de bonnes prédictions sur les jeux de données test où les séquences n’ont jamais été observées dans la phase d’apprentissage.

L’algorithme des *k*-NN est simple et facile à mettre en œuvre. Il n’est pas nécessaire de construire un modèle complexe, d’ajuster plusieurs paramètres ou de faire des hypothèses supplémentaires. L’algorithme est aussi polyvalent et peut être utilisé pour la classification, la régression, cependant l’algorithme devient beaucoup plus lent lorsque le nombre d’exemples et/ou de variables indépendantes augmente. L’entraînement dans le cas du *k*-NN n’est qu’une simple sauvegarde des couples (X, y) servant de référentiels aux prochaines utilisations du *k*-NN. L’entraînement peut se faire en continu à chaque apparition d’un nouvel élément ou lorsque celui à une distance plutôt éloignée de son ou ses premier(s) voisin(s) pour éviter un surapprentissage. La puissance du *k*-NN réside dans l’algorithme de test et de calcul des distances des voisins. Cependant, les temps de calculs sont de plus en plus longs au fur et à mesure que la base de données d’entraînement s’agrandit. Afin d’atteindre ces capacités de classification tout en gardant une rapidité d’exécution lors des tests d’autres méthodes sont envisageables.

4.3.3 Classification par Forêts Aléatoires :

4.3.3.1 Concept et modélisation

Le second type de classification réalisé est un algorithme dit de Forêt Aléatoire que l’on nommera RFC pour « *Random Forest* » classifieur, un terme déposé par ses développeurs A. Cutler et L. Breiman [92], [93]. Une forêt aléatoire est un estimateur qui s’adapte à un certain nombre de d’arbres de décision sur divers sous-échantillons de l’ensemble de données et

utilise la moyenne pour améliorer l'exactitude prédictive et contrôler le sur-apprentissage. L'idée est tout d'abord introduite par T.K. Ho dans [94] afin de générer des sélections aléatoires de paramètres et ainsi générer une collection d'arbres de décisions. L'algorithme RFC réutilise ce principe en combinant l'idée de « bagging » de L. Breiman consistant à entraîner plusieurs modèles puis de produire un modèle final qui combine leurs sorties.

Puisque le modèle de RFC est composé de plusieurs arbres de décision, il est utile de commencer par décrire brièvement cet algorithme. Un arbre est composé de nœuds et de feuilles. Les arbres de décision servent à répondre à des problématiques générales, par exemple « Quel est l'état de mon GMPP ? ». À partir de là, il est possible de se poser une série de sous-questions pour déterminer une réponse finale, la feuille. Les sous-questions constituent les nœuds de décision dans l'arbre, agissant comme un moyen de diviser les données. Chaque sous-question aide à arriver à une décision finale. Les observations qui correspondent aux critères suivront la direction générale « oui » et celles qui ne correspondent pas suivront la voie alternative, « non ». Une feuille représente une répartition spécifique de séquences de données, donc une proportion certaine d'états du système. Un exemple d'arbre de décision est donné par la Figure 27.

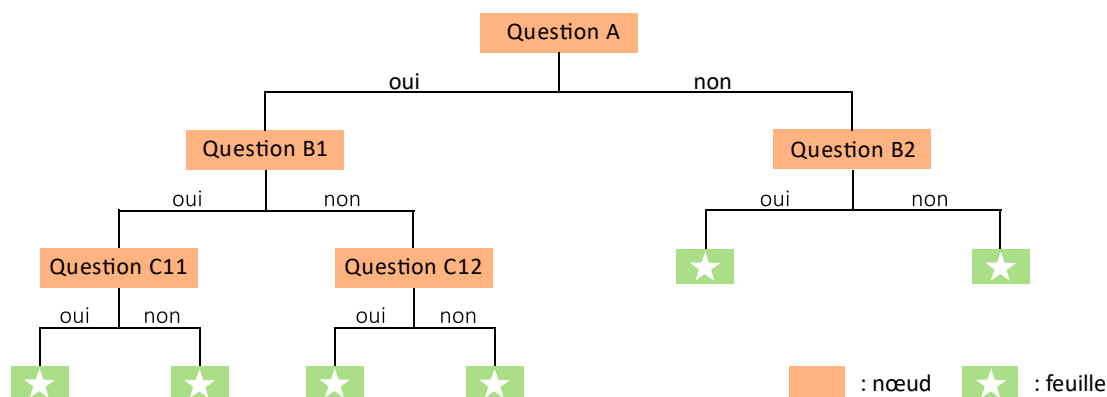


Figure 27 : Exemple de structure d'un arbre de décision

Tout nœud est défini par des combinaisons de conditions sur les entrées du modèle. Par exemple, pour une séquence de données d'entrée donnée un nœud pourrait être défini par la question « Est-ce que VAR1 > 0.5 et VAR7 < 0.3 ? », où VAR1 ET VAR7 seraient des entrées. Chacun des nœuds dispose d'un nombre limité d'entrées afin de former une question, généralement égale à la racine carrée du nombre total d'entrée. Les questions évoluent lors de l'apprentissage du modèle en fonction de critères spécifiques sur la division alors réalisée. Des mesures, telles que l'impureté de Gini, le gain d'information ou l'erreur quadratique moyenne, peuvent être utilisées pour évaluer la qualité de la division. Cette qualité est définie en remontant l'arbre depuis chaque feuille. Plus la présence d'un état est forte au sein de cette feuille, plus la branche est performante quant à la classification de cet état.

Bien que les arbres de décisions soient des algorithmes d'apprentissages supervisés courants, ils peuvent être sujets à des problèmes, tels que les biais et le sur-apprentissage. Cependant, lorsque plusieurs arbres de décision forment un ensemble dans un RFC, ils prédisent des résultats plus précis. La propriété de génération aléatoire d'arbre permet d'assurer un niveau bas de corrélation entre les arbres de décisions et leurs résultats respectifs. En tenant compte de toute la variabilité potentielle des données, il est ainsi possible de réduire le risque de sur-apprentissage, de biais et de variance globale, ce qui donne lieu à des prévisions plus précises.

Ce second modèle est ainsi mis en place afin de prédire efficacement l'état d'un GMPP, un exemple de modèle RFC est présenté en Figure 28.

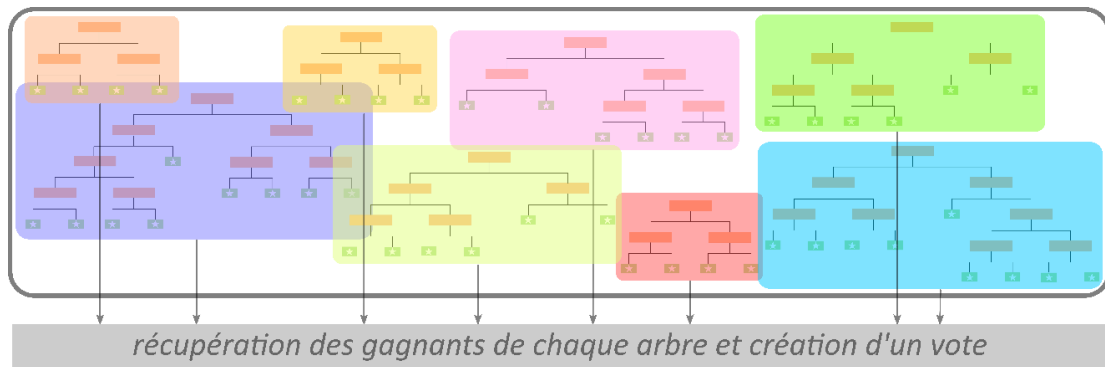


Figure 28 : Schéma conceptuel du fonctionnement d'un modèle RFC

Les arbres de décision dans une forêt aléatoire cherchent à trouver la meilleure répartition pour diviser les données, et ils sont généralement formés par l'algorithme de classification et de régression CART [95]. Il a été choisi de réaliser un RFC à 100 arbres générés de façon aléatoire. Pour cela, le principe de bagging est utilisé. Le bagging ou « *Bootstrap Aggregation* » sert de technique d'ensemble dans l'algorithme CART. Ses étapes sont les suivantes :

Procédure :

1. Sélection du sous-ensemble : Le bagging commence par le choix d'un échantillon aléatoire ou d'un sous-ensemble de l'ensemble de données.
2. Échantillonnage Bootstrap : Chaque modèle (arbre) est ensuite créé à partir de ces échantillons, qui sont prélevés à partir des données originales avec remplacement. Ce processus est connu sous le nom de « *Bootstrapping* » ou d'échantillonnage de lignes.
3. Formation de modèle indépendant : Chaque modèle est formé indépendamment sur son échantillon Bootstrap correspondant. Ce processus de formation génère des résultats pour chaque modèle.
4. Agrégation : Le résultat final est déterminé en combinant les résultats de tous les modèles (arbres) par vote à la majorité. Le résultat le plus couramment prédit parmi les modèles est sélectionné. Cette étape, qui consiste à combiner tous les résultats et à générer le résultat final basé sur le vote majoritaire, est connue sous le nom d'agrégation.

Un choix clé lors de la formation de ces structures est la sélection des entrées qui sont utilisées pour la ramification à chaque nœud. L'approche pour cette sélection est d'évaluer la capacité de chaque entrée à générer des partitions « pures », c'est-à-dire des partitions dans lesquelles chaque branche est très homogène par rapport à la distribution de classe de ses exemples. Pour mesurer l'impureté de chaque branche, des mesures d'impureté sont souvent utilisées. L'impureté de Gini est ici utilisée et permet de mesurer à quelle fréquence un élément choisi aléatoirement d'un ensemble serait mal étiqueté s'il était étiqueté aléatoirement et indépendamment selon la distribution des états dans l'ensemble [96].

4.3.3.2 Résultats

Trois modèles RFC ont alors été réalisés pour les sous-systèmes *MOTEUR*, *JOINTS* et *BOUCLE* comportant chacun 100 arbres générés par la technique du bagging. Chaque nœud est réalisé s’il y a un minimum de 2 séquences de données sous celui-ci et le nombre de nœuds par branche est limité à 5. De plus, une feuille n’existe que si elle contient à minima 1 séquence. Le critère de Gini est utilisé pour l’évaluation des divisions et le nombre maximum d’entrées par question est limité à la racine carrée du nombre total d’entrées soit $\sqrt{15}$ (ici la valeur 3 sera choisie).

Les trois modèles sont alors conçus et les apprentissages sur leurs bases de données respectives sont réalisés. Ainsi, il est possible de calculer les scores de chaque grâce à leur proportion de bonnes prédictions. Le Tableau 6 indique ces scores obtenus.

Tableau 6 : Scores des prédictions des modèles RFC pour chacune des bases de données

Jeux de données	Score MOTEUR	Score JOINTS	Score BOUCLE
Base d’entraînement	0.9986	0.8724	0.9103
Base de test	0.9957	0.8722	0.9146

Les scores mesurés sur les modèles RFC sont davantage hétérogènes que ceux par modèles *k*-NN, toutefois les scores restent satisfaisants. Un premier élément à remarquer est le score très élevé du modèle *MOTEUR* (>99%), la méthode RFC semble être très performante pour ce sous-système. Au contraire, le modèle *JOINTS* a des résultats moins concluants avec une moyenne de 87% de réussite. Il s’agit du modèle construit sur la plus grande des trois bases de données. Davantage de nœud par branches ou d’arbres dans le RFC devraient permettre d’améliorer ce score, mais ralentiraient en même temps l’utilisation du modèle.

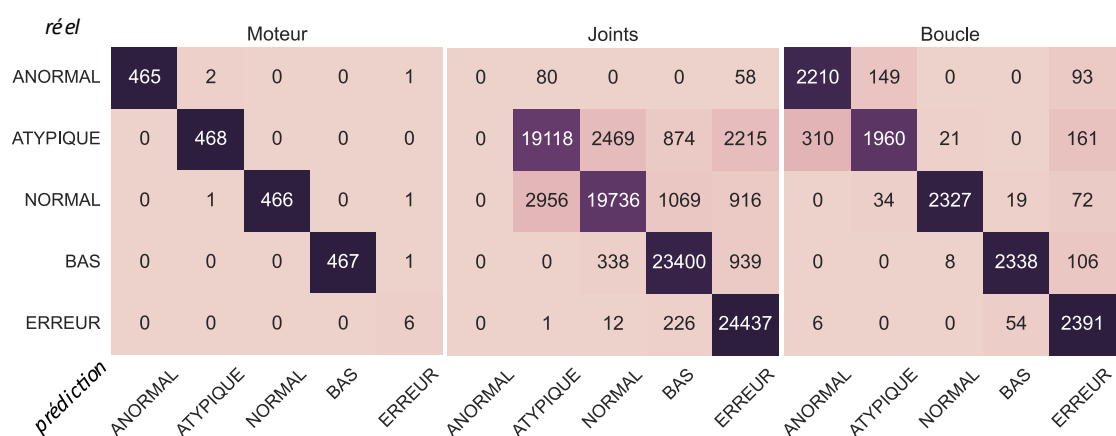


Figure 29 : Matrices de confusion des prédictions RFC (données de test respectives)

Les observations listées précédemment se retrouve également dans les matrices de confusions de chaque modèle, Figure 29. La matrice du modèle *MOTEUR* obtenue avec le jeu de données de test ne présente que très peu d’erreurs, 6 mauvaises prédictions au total sur les 1878 séquences à prédire. La matrice de confusion du modèle *JOINTS* présente quant à elle de nombreuses disparités. Les états sont de moins en moins bien prédits lorsqu’il s’agit de *ATYPIQUE* puis *ANORMAL* alors que les scores sont meilleurs en se rapprochant de

l'état *ERREUR*. L'état *ANORMAL* n'est quant à la lui pas une seule fois correctement prédit. Pour ce qui est du modèle *BOUCLE*, il est remarqué de bonnes prédictions pour la majorité des états, si ce n'est que l'état *ERREUR* à tendance à être prédit à tort sur les autres états. Un réajustement des paramètres du modèle pourrait permettre d'améliorer cela.

Pour conclure, le RFC est un algorithme d'apprentissage automatique flexible et facile à utiliser qui produit, avec peu de réglage des paramètres, un excellent résultat la plupart du temps. Il est remarqué que l'algorithme est davantage performant pour le *MOTEUR* que pour les *JOINTS* alors que le modèle *BOUCLE* a un score satisfaisant. Le RFC est également l'un des algorithmes les plus utilisés, en raison de sa simplicité et de sa diversité puisqu'il peut être utilisé pour les tâches de régression, mais aussi de classification comme avec les exemples mis en place dans cette section.

4.3.4 Classification par Réseau de Neurones Artificiels :

4.3.4.1 Concept et modélisation

Le troisième algorithme de classification est un réseau de neurones artificiels appelé MLP (« Multi Layers Perceptrons »). Le MLP est un modèle de traitement de l'information inspiré du fonctionnement du système nerveux biologique [97]. Comme le cerveau humain, un réseau neuronal apprend par l'exemple. Chaque réseau de neurones artificiels est configuré pour une application spécifique telle que la reconnaissance d'objets ou la classification de données, par le biais d'un processus d'apprentissage. Son architecture est composée de plusieurs couches, chacune contenant des unités de calcul appelées perceptrons (ou neurones) interconnectées et travaillant ensemble pour résoudre une tâche spécifique [98]. Les perceptrons sont répartis sur diverses couches dites « cachées » car elles se situent entre les entrées connues et la sortie prédite ou désirée. Un réseau de neurones dispose de plusieurs couches cachées de neurones chacune se composant d'un nombre divers de perceptrons. Les nombres de couches et de neurones choisis dépendent de l'application et des données à disposition. La liaison ou non d'un perceptron à un autre dépend également du choix d'architecture voulu. Une architecture multicouche à propagation avant est définie par l'interconnexion de chacune des sorties des perceptrons d'une couche à toutes les entrées de perceptrons de la couche suivante. En d'autres mots, chacun des neurones d'une couche sont alimentés par les neurones de la couche précédente. Le schéma de MLP en Figure 30 illustre ce type d'architecture pour un modèle à 3 entrées, 1 sortie et 2 couches cachées chacune composées de 5 perceptrons.

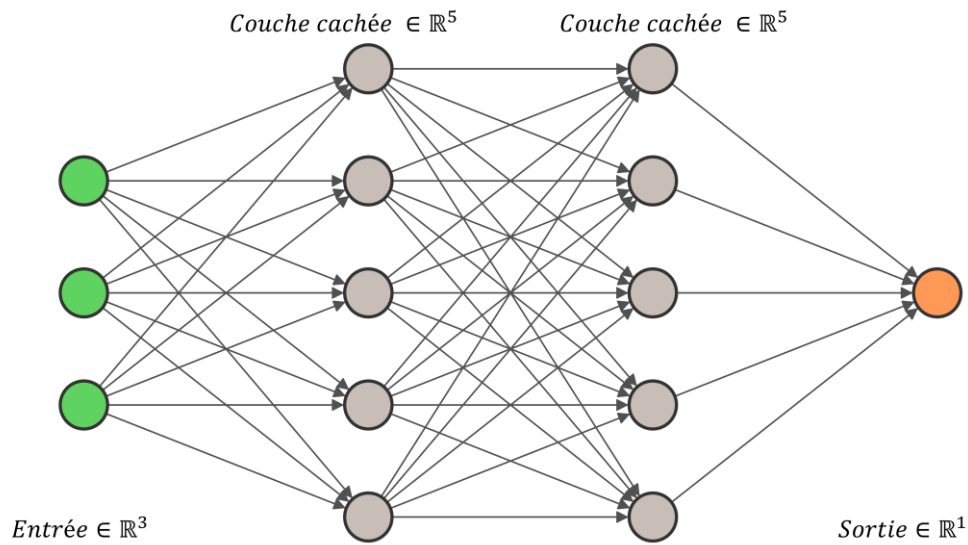


Figure 30 : Exemple d'architecture neuronale d'un MLP

La structure multicouche de neurones crée ainsi une réelle complexité dans le modèle qu'il ne serait possible de recréer par de simples équations physiques. L'ensemble du processus d'apprentissage d'un réseau de neurones multicouche peut être divisé en trois parties :

- La propagation vers l'avant
- Le calcul de la fonction de perte
- La propagation vers l'arrière

Un réseau de neurones est fait de plusieurs perceptrons empilés dans des couches. La connexion entre ces couches se fait grâce aux paramètres du réseau que sont les poids et les biais. Les poids contrôlent le niveau d'importance de chaque entrée tandis que les biais déterminent la facilité ou non d'un neurone à s'activer ou se désactiver. Au départ, tous ces paramètres sont initialisés de façon non nulle et aléatoires, puis la transformation des données d'un perceptron à un autre est mise en place suivant une méthodologie spécifique.

Un perceptron a plusieurs entrées connectées à une seule sortie comme le montre la Figure 31. Dans sa version la plus simplifiée, les entrées et les sorties sont booléennes. Plus généralement, les entrées peuvent être des nombres réels.

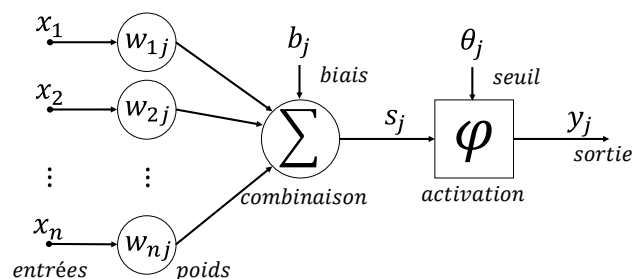


Figure 31 : Modèle d'un perceptron pour MLP

Tout d'abord, des valeurs aléatoires non nulles sont attribuées aux poids et aux biais de chaque neurone. C'est ce qu'on appelle l'initialisation des paramètres du réseau. Sur la base de ces valeurs assignées et des valeurs d'entrée, les calculs suivants sont effectués dans

chaque neurone du réseau. Le perceptron j calcul la sortie du neurone à partir de la somme pondérée des entrées x_1, x_2, \dots, x_n et de leurs poids respectifs $w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}$. La somme pondérée s_j ajoute un biais b_j pour former l'équation suivante.

Équation 4 :

$$s_j = b_j + \sum_{i=1}^n (w_{ij} * x_i)$$

où b_j représente le biais associé à ce neurone.

La fonction d'activation φ définit la sortie y_j en fonction du dépassement ou non du seuil d'activation θ_j par la somme s_j .

La fonction peut être de différente nature on peut imaginer une fonction d'activation binaire qui affecterait 1 à y_j si $s_j \geq \theta_j$ et inversement 0 si $s_j < \theta_j$.

Équation 5 :

$$\varphi = \begin{cases} 1 & \text{si } s_j \geq \theta_j \\ 0 & \text{si } s_j < \theta_j \end{cases}$$

D'autres fonctions d'activations existent telles que la tangente hyperbolique (*tanh*), la *sigmoïde*, ou encore la fonction *softmax*.

La fonction *tanh* est définie par l'équation :

Équation 6 :

$$\tanh(x) = \frac{\sinh(x)}{\cosh(x)} = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)}$$

La fonction *sigmoïde* est définie de la façon suivante : $\text{sigmoid}(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$. Pour des valeurs inférieures à -5 la fonction renvoie une valeur proche de zéro alors que pour de grandes valeurs (>5) le résultat de la fonction est proche de 1.

La plage de la fonction *sigmoïde* est fixée entre 0 et 1, tandis que la plage de la fonction *tanh* est fixée entre -1 et 1. La fonction *sigmoïde* a un taux de changement plus lent que la fonction *tanh*, ce qui signifie que la dérivée de la fonction *sigmoïde* sera plus petite que la dérivée de la fonction *tanh* pour une entrée donnée.

Dans le cadre d'une classification multiple donc à plusieurs sorties, l'intérêt de disposer d'un vecteur de sortie décrivant chaque valeur comme une probabilité d'appartenance à cette classe, est fortement apprécié. La fonction *softmax* permet de réaliser cela de telle façon que la somme de toutes les sorties du modèle soit égale à 1. L'équation de la fonction *softmax* d'un vecteur de sortie x est définie par l'Équation 7.

Équation 7 :

$$\text{softmax}(x) = \exp(x) / \text{sum}(\exp(x))$$

Softmax est souvent utilisée comme fonction d'activation dans la dernière couche d'un réseau MLP de classification du fait de son interprétation en tant que distribution de probabilité.

Le processus d'apprentissage est un processus itératif dans lequel les calculs sont effectués en avant et en arrière à travers chaque couche du réseau jusqu'à ce que la fonction de perte soit minimisée. Une fonction de perte est une fonction qui compare les valeurs de sorties souhaitées à celles prédites afin de quantifier les performances de l'apprentissage des données par le réseau. Pendant la phase d'entraînement, le but est de minimiser les pertes entre prédictions et valeurs désirées (ou réelles). Diverses fonctions de pertes existent également et le choix dépend du cas d'application étudié.

Notre sélection s'est portée sur l'erreur quadratique moyenne (*MSE*) permettant de mesurer la précision de la prédiction faite par chaque neurone. La perte de l'estimation d'une sortie \hat{y} à sa valeur réelle y est définie par l'Équation 8. Cette perte *MSE* est premièrement calculée par la dernière couche puis est propagée sur les précédentes afin d'ajuster les paramètres à des valeurs qui minimisent cette perte.

Équation 8 :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} (\hat{y}_i - y_i)^2$$

Afin de faciliter l'apprentissage et le calcul des pertes, il a été nécessaire de transformer chacune des sorties des bases de données en un vecteur de dimension 5 représentant chacune des classes possibles pour le système. La valeur 0 est affectée si la classe de sortie n'appartient pas à cette catégorie ou 1 si elle lui appartient. Le vecteur va de l'état *ERREUR* pour le premier élément à *ANORMAL* pour le dernier (exemple avec une sortie labellisée en état *BAS* qui devient un vecteur égal à $[0, 1, 0, 0, 0]$). Cet éclatement de la sortie en cinq nœuds distincts induit une architecture neuronale disposant une dernière couche à cinq neurones.

La propagation des erreurs vers l'arrière et l'ajustement des paramètres se fait selon un algorithme d'optimisation. L'algorithme utilise les erreurs calculées par la fonction de pertes afin de corriger les poids et biais de chaque neurone. L'algorithme d'optimisation *Adam* [99] est une méthode stochastique de descente du gradient de la fonction basé sur une estimation adaptative des moments du premier et du deuxième ordre. La méthode est simple à mettre en œuvre, est efficace en calcul, est invariante à la mise à l'échelle diagonale des gradients, et est bien adapté pour les problèmes qui sont importants en termes de données ou de paramètres.

4.3.4.2 Résultats

Diverses fonctions de pertes, des optimisations différentes et plusieurs structures de neurones ont été explorés et testés sur les jeux de données. De manière empirique les modèles représentés en Figure 32 ont pu être élaborés afin d'obtenir des scores satisfaisants.

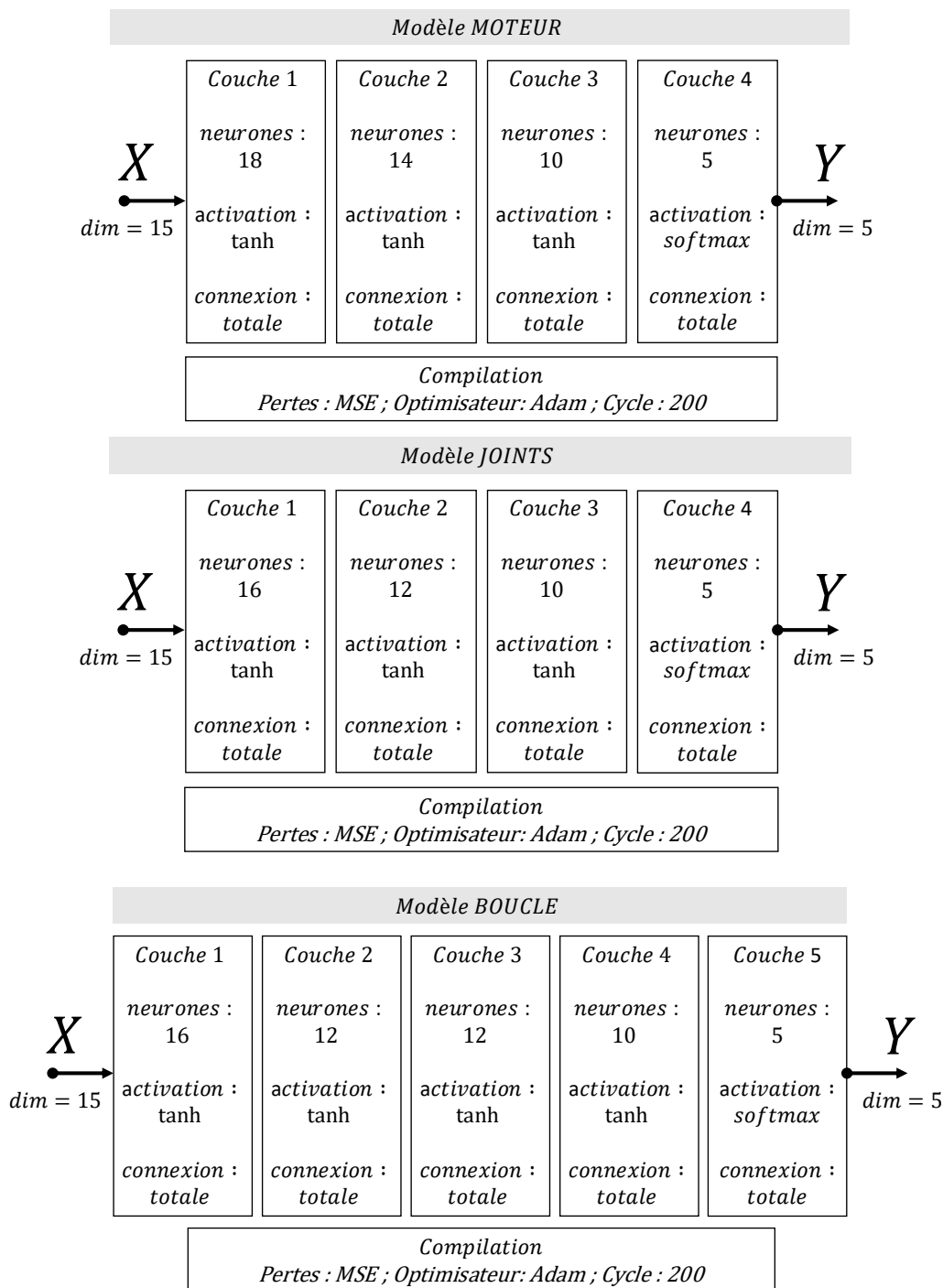


Figure 32 : Structures des modèles MLP pour le MOTEUR, les JOINTS et la BOUCLE

Les scores représentant les bonnes précisions sont exprimés dans le Tableau 7 suivant.

Tableau 7 : Scores des prédictions des modèles MLP pour chacune des bases de données

Jeux de données	Score MOTEUR	Score JOINTS	Score BOUCLE
Base d'entraînement	0.9746	0.9286	0.9441
Base de test	0.9702	0.9286	0.9451

Selon les résultats annoncés dans le Tableau 7, le modèle MLP pour le *STATOR* semble être légèrement plus performant que celui par *k*-NN avec plus de 97% de bonnes prédictions contre 96%. Les modèles MLP des *JOINTS* et de la *BOUCLE* sont quant à eux légèrement plus faible que ceux par *k*-NN, tous deux avec des scores inférieurs aux 95% annoncés par *k*-NN. Il est certain que davantage de recherche permettrait d'ajuster les structures de MLP afin d'obtenir des scores identiques voir légèrement supérieurs que pour ceux du *k*-NN. Les matrices de confusions viennent confirmer les scores précédents en observant une majorité prépondérante de bonnes prédictions sur l'ensemble des états de chaque modèle. Les états *ERREUR* du modèle *MOTEUR* et *ANORMAL* du modèle *JOINTS* disposent de quantités insuffisantes de données afin de réaliser un bon apprentissage de ces états. Il est important de noter que, même si l'état *ERREUR* du *MOTEUR* à été bien prédit dans chacun des six cas présents, cet état ne peut être validé par la phase de test de part cette quantité minime et insuffisante de données.

réel	Moteur					Joints					Boucle				
	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR
ANORMAL	465	3	0	0	0	12	80	1	0	45	2245	207	0	0	0
ATYPIQUE	0	447	21	0	0	7	22026	1125	1376	142	332	2105	8	7	0
NORMAL	0	0	468	0	0	0	2962	20976	718	21	0	47	2391	14	0
BAS	0	0	0	463	5	40	35	245	24176	181	0	11	4	2435	2
ERREUR	0	0	0	0	6	0	13	9	61	24593	7	5	0	29	2410
prédiction	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR	ANORMAL	ATYPIQUE	NORMAL	BAS	ERREUR

Figure 33 : Matrices de confusion des prédictions MLP (données de test respectives)

De manière générale les MLP sont tout aussi efficaces que les modèles *k*-NN développés. Les phases d'apprentissages sont toutefois plus longues chez le MLP mais permettent d'avoir des phases de test plus rapide a posteriori. Nos observations montrent que seulement quelques secondes de test sont nécessaires avec les MLP contre parfois quelques minutes pour le test d'un modèle *k*-NN.

4.3.5 Bilan des modèles de classification du GMPP

Les divers modèles présentés précédemment permettent d'obtenir de bons résultats de classification de l'état d'un GMPP. Dans l'ensemble, les trois techniques sont performantes avec, pour la majorité des modèles, des scores de bonnes prédictions supérieurs à 90%. Certains modèles sont plus efficaces sur un sous-système du GMPP que sur un autre. Une sélection des meilleurs modèles pourrait être fait afin de disposer des meilleures performances de chacun. Cependant, le choix a été fait de garder les trois modèles par sous-systèmes et d'appliquer une stratégie de gestion des incertitudes dès lors que l'un donne un résultat différent des autres.

4.4 Gestion des incertitudes par la théorie de Dempster-Shafer

4.4.1 Redondance algorithmique :

La redondance matérielle est un concept fortement ancré dans le domaine nucléaire. Les réacteurs disposant jusqu'à quatre GMPP afin de toujours disposer d'un flux contrôlé du

fluide calorifique primaire en est un bon exemple. La redondance matérielle permet de s'assurer d'un haut niveau de sureté des équipements. C'est dans ce même principe que nous avons imaginé la redondance algorithmique permettant de disposer de plusieurs modèles de diagnostic au sein d'un JN. L'intérêt serait maintenant de combiner les performances de chaque modèle afin d'améliorer l'identification des défaillances.

Les méthodes de classification du GMPP vues précédemment permettent d'identifier l'état de chaque sous-système selon cinq classes distinctes. Les algorithmes développés donnent de bons résultats avec des précisions de prédictions plus ou moins élevées. Ces diverses techniques peuvent néanmoins proposer des prédictions contradictoires aux utilisateurs du JN pour lesquels il serait difficile de les départager. Des méthodologies peuvent être mises en place afin de départager une IA par rapport à une autre et de n'afficher que le résultat de celle gagnante à l'issue du choix. Ce principe pourrait être performant, mais ne bénéficierait pas de la richesse de l'ensemble des algorithmes disponibles.

En effet, notre choix s'est tourné vers une méthodologie de gestion des incertitudes qui prend en compte l'ensemble des hypothèses issues des prédictions et qui génère un résultat à partir de celles-ci. La théorie de Dempster-Shafer est alors mise en place afin de réaliser cette gestion des incertitudes.

La théorie des fonctions de croyances, aussi connue sous le nom de théorie de l'évidence ou encore de théorie de Dempster-Shafer (TDS), est un principe général de raisonnement avec incertitudes. Premièrement introduite par le professeur Arthur P. Dempster dans un contexte d'inférence statistique, la théorie s'est ensuite développé plus tard grâce au professeur Glenn Shafer en un cadre de modélisation mathématique des incertitudes [100]. La TDS permet de combiner des évidences ou hypothèses de différentes sources et d'arriver à un degré de croyance qui prend en compte l'ensemble des hypothèses disponibles. Le degré de croyance est représenté par un objet mathématique appelé fonction de croyance. Puisque de nombreux auteurs ont développés diverses combinaisons de fonction de croyance le terme TDS est utilisé de façon générale [101].

4.4.2 Définition :

Soit X l'ensemble de tous les états d'un système appelé cadre de discernement. Une fonction d'affectation de masse m est une fonction qui satisfait :

Équation 9 :

$$m : 2^X \rightarrow [0,1], \quad m(\emptyset) = 0, \quad \sum_{A \subseteq X} m(A) = 1$$

Où A est un sous-ensemble de X et \emptyset est l'ensemble vide. Le terme $m(A)$ peut être interprété comme la probabilité d'obtenir exactement les résultats de l'ensemble A , et non un sous-ensemble de A .

La mesure de la croyance (Bel) est présentée comme le total des évidences à l'appui d'un résultat, définit selon l'expression suivante :

Équation 10 :

$$Bel_m(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$$

La mesure de la plausibilité (Pl) est définie comme la quantité totale de preuves pouvant appuyer un résultat. Cette formulation est la suivante :

Équation 11 :

$$Pl_m(A) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B)$$

Plusieurs sources de preuves exprimées par leurs fonctions d'attribution de masse du même cadre de discernement peuvent être combinées en utilisant la règle de Dempster [102]. Compte tenu de deux fonctions d'affectation de masse m_1 et m_2 , une nouvelle fonction d'affectation de masse m_c peut être construite par la combinaison des deux autres en utilisant la formule suivante :

Équation 12 :

$$m_c(A) = m_1(A) \oplus m_2(A)$$

$$m_c(A) = \frac{1}{1 - K} \sum_{B \cap C = A \neq \emptyset} m_1(B) * m_2(C)$$

Où K est une constante représentant le degré de conflit entre m_1 et m_2 et il est donné par l'expression suivante :

Équation 13 :

$$K = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B) * m_2(C)$$

Puisqu'il est maintenant possible de combiner des fonctions de masses de différentes preuves grâce à la TDS, il ne reste plus qu'à définir des fonctions d'attribution de masse pour chacune des sources et hypothèses obtenues.

4.4.3 Application :

Les méthodes de diagnostic développées dans ce chapitre qu'elles soient directes ou par capteurs secondaires permettent toutes d'obtenir des hypothèses quant à l'état du système. L'exemple du *MOTEUR* permet de supposer l'état selon 5 classes distinctes (*ERREUR*, *BAS*, *NORMAL*, *ATYPIQUE*, *ANORMAL*), les résultats obtenus possèdent donc des valeurs spécifiques $\in [0,1]$, souvent non nulles, pour chacun des états. Pour être utilisées par la TDS, les hypothèses fournies doivent être d'abord normalisées si elles ne le sont pas puis doivent ensuite être pondérées par un taux de certitude Δ_p dépendant des méthodes dont les hypothèses sont issues.

Équation 14 : Récupération de l'hypothèse d'un modèle

$$h_{brut} = [v_0, v_1, v_2, v_3, v_4]$$

Équation 15 : Normalisation de l'hypothèse brute

$$h_{norm} = \frac{h_{brut}}{sum(h_{brut})}$$

Équation 16 : Pondération de l'hypothèse normalisée

$$h_{pond} = \Delta_p * h_{norm}$$

Pour les techniques par utilisation de capteurs secondaires, il est proposé de pondérer les résultats par leur performance, soit par leurs scores S_m obtenus lors de l'évaluation des modèles avec les jeux de données de test ($\Delta_p = S_m < 1$).

À la suite de cette pondération, la somme des masses n'est donc plus égale à 1 et en est inférieure. Il est alors proposé de compléter l'hypothèse par l'ensemble vide \emptyset ayant pour valeur le complément manquant à la somme des valeurs pondérées pour atteindre 1.

Équation 17 : Complémentation de l'hypothèse

$$\emptyset = 1 - \text{sum}(h_{pond})$$

$$h_{finale} = [h_{pond}, \emptyset]$$

Les diverses hypothèses finales obtenues correspondent ainsi aux fonctions de masses à combiner. Soient les masses m_1, m_2, m_3 issues des hypothèses finales h_1, h_2, h_3 respectivement prédictions des trois modèles développés que sont k -NN, RFC et MLP.

La combinaison des fonctions de masse définie par la règle de Dempster en Équation 12 peut alors être appliquée pour plus de deux hypothèses. En effet, cette fonction est commutative et associative.

La masse combinée m_c est alors définie par :

$$m_c = m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$$

De cette masse obtenue, une nouvelle hypothèse combinée est générée et forme ainsi une prédiction unique pour l'ensemble des modèles.

Puisque cette opération peut générer des temps de calculs supplémentaires, la stratégie d'application de la TDS est de n'utiliser cette théorie uniquement lorsqu'un désaccord entre les modèles se présente. Le désaccord entre les trois modèles est défini dès lors que l'état prédominant d'une hypothèse est différent de l'état prédominant d'un ou des deux autres hypothèses. En effet, il n'est pas utile de générer la TDS pour chaque série de prédictions lorsque les hypothèses prédisent un état commun, il n'y aurait alors aucune incertitude à lever dans cette situation. La stratégie générale pour la classification de l'état d'un GMPP est résumée par la Figure 34.

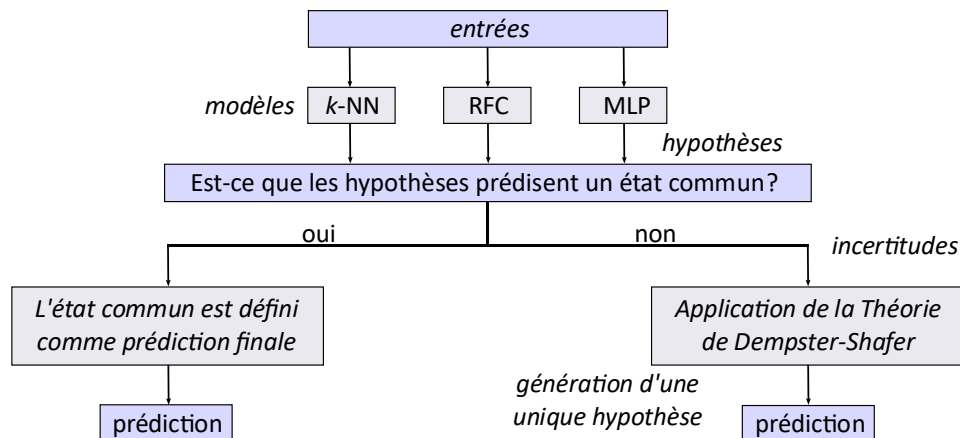


Figure 34 : Stratégie de gestion des incertitudes pour la classification des GMPP

Il a donc été question de tester cette théorie présentée précédemment et de l'appliquer à chacun des types de modèles à disposition.

4.4.4 Résultats :

TDS du sous-système JOINTS :

Pour les modèles *JOINTS* nous avons mis en comparaison les trois modèles de *k*-NN, RFC et de MLP développés précédemment dans ce chapitre disposant respectivement de scores de tests égaux à (0,9504 ; 0,8722 et 0,9286). La TDS n'a été mise en place que dans 7 347 cas sur les 98 844 de jeu de données de test. En effet, la TDS ne doit être utilisée que lorsque l'on admet un désaccord entre les résultats des trois modèles. Lorsque les différents modèles conviennent d'un état commun du sous-système *JOINTS* cet état est choisi par défaut. En combinant ainsi les trois modèles, il est possible de performer un score de plus de 96,13% sur ces cas où les résultats spécifiques sont identiques.

Dans le cadre d'un désaccord d'un des modèles, la TDS est mise en place. Sur les 7 347 cas sélectionnés la TDS permet d'obtenir 5 744 nouvelles bonnes prédictions qui n'auraient pu être achevées juste avec les modèles. Cette performance représente un taux de succès de 78.18% de la TDS avec les trois modèles de *JOINTS*. Finalement, avec cette stratégie de combinaison des prédictions des modèles, les états du sous-système de *JOINTS* sont correctement prédits dans 94,51% des séquences de tests. Ces résultats sont illustrés par la Figure 35.

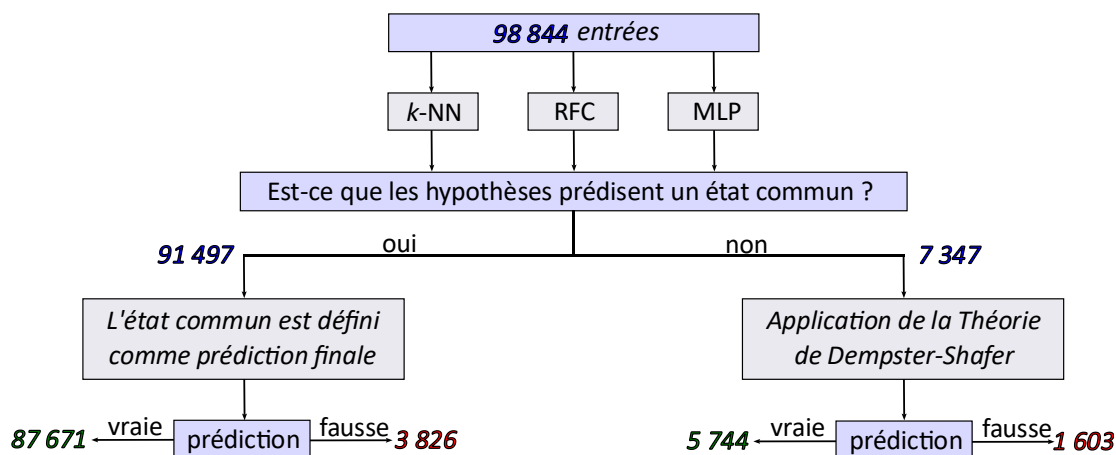


Figure 35 : Résumé de la stratégie appliquée à la classification du sous-système *JOINTS*

TDS du sous-système MOTEUR :

Pour les modèles *MOTEUR*, les trois modèles de *k*-NN, RFC et de MLP développés sont utilisés avec respectivement des scores de tests égaux à (0,9638 ; 0,9957 ; 0,9702). De même que la combinaison des modèles de *JOINTS*, les trois modèles du *MOTEUR* sont combinés et sur les 1 878 cas du jeu de données de test seuls 62 situations présentent un désaccord. Parmi donc les 1 814 prédictions communes entre les modèles seulement étaient fausses, soit un score de 99,84% pour cette première combinaison.

Pour les 62 cas où la TDS a été mise en œuvre, seulement 2 cas n'ont pas permis de départager les modèles sur leurs prédictions respectives, soit un taux de succès de 96,77%. Pour finir, les deux méthodes de combinaisons associées permettent de bénéficier d'un score global de 99,73% sur les prédictions de l'état du *MOTEUR*. Ces chiffres sont résumés par la Figure 36.

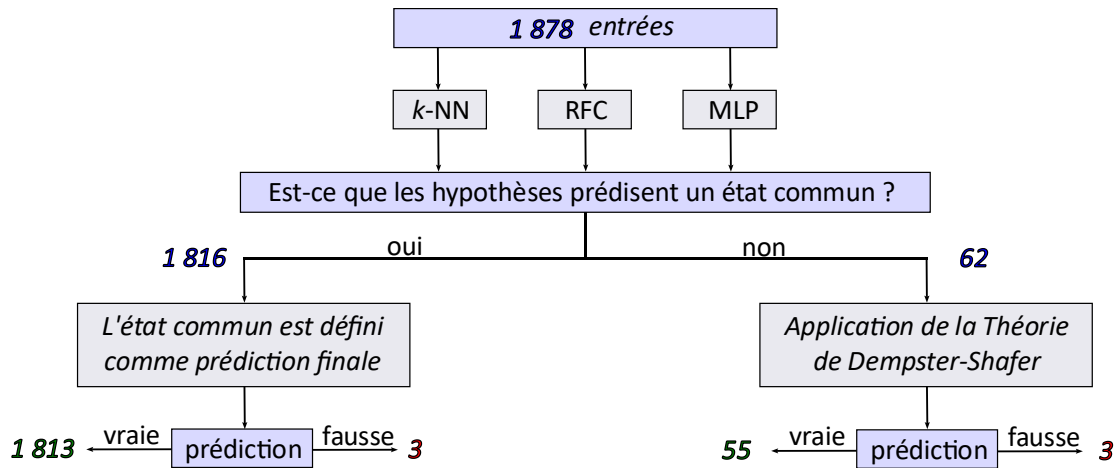


Figure 36 : Résumé de la stratégie appliquée à la classification du sous-système MOTEUR

TDS du sous-système BOUCLE :

Finalement, pour les modèles *BOUCLE*, les trois modèles de *k*-NN, RFC et de MLP développés sont également utilisés avec respectivement des scores de tests égaux à (0,9590 ; 0,9146 ; 0,9451). Sur les 12 259 séquences du jeu de données de test, 11 546 situations présentaient une prédiction commune entre les trois modèles. Sur ce premier accord, un score de 97,09% est trouvé puisque seul 335 cas sur les 11 546 n'étaient pas correctement prédits.

Pour ce qui des 713 hypothèses passées sous TDS, il y a 73,91% des situations qui se sont trouvées être correctement prédites grâce à l'algorithme de combinaison de TDS, soient 527 bonnes prédictions. Au total, il n'y a que 521 hypothèses (335 de l'état commun et 186 de la TDS) sur 12 259 qui ne sont pas parvenues à être bien prédites par la méthodologie proposée, soit un score global de 95,75%. Ces commentaires sont résumés en Figure 37.

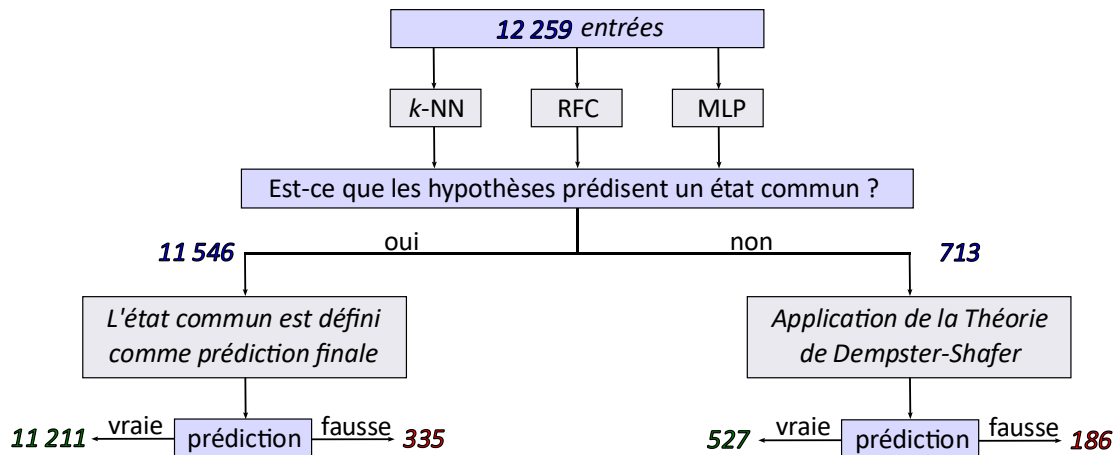


Figure 37 : Résumé de la stratégie appliquée à la classification du sous-système BOUCLE

La TDS ainsi que la méthodologie de mise en place de celle-ci toute deux présentées ci-dessus permettent de gérer les incertitudes que l'utilisateur peut avoir lorsque des modèles d'IA lui fournissent des résultats contradictoires. Dans la majorité des cas la procédure proposée permet de trouver un terrain d'entente entre les modèles et leurs prédictions. Dans les peu de cas observés où il n'est possible d'avoir un unique état prédit, l'utilisateur en sera informé

de l'échec de l'algorithme. L'outil lui présentera toutefois les résultats des différents modèles afin l'expert les départage au besoin. L'utilisateur reste finalement le dernier décisionnaire dans la gestion d'incertitudes.

4.5 Conclusion

Le diagnostic d'un GMPP était initialement réalisé par une procédure spécifique utilisant les capteurs primaires. Aujourd'hui, les experts disposent de multiples techniques de diagnostic permettant de les assister dans leurs tâches d'analyse et d'expertise du système. Lorsque les capteurs primaires ne sont pas disponibles, mais que les capteurs secondaires le sont. Il est alors possible de réaliser une classification automatique du GMPP. Les méthodes de k -NN, RFC ou encore MLP attestent de hauts scores de performances. Chaque modèle peut être utilisé indépendamment les uns des autres ou alors être combinés afin de gérer les possibles incertitudes présentes lorsqu'un ou plusieurs modèles donnent des résultats différents. La théorie TDS de combinaison de modèles a permis d'augmenter les scores de diagnostic pour chacun des sous-systèmes.

Les modèles orientés données « machine » présentent néanmoins des limites. En effet, ces modèles et leurs performances sont limités par la quantité, la nature et qualité des données utilisées. L'exemple de la caractérisation de l'état du GMPP par les méthodes de classification en est un exemple. La classification en 5 états distincts est utilisée, mais reste limitée par rapport à un expert capable d'identifier le composant ou phénomène responsable de cet état. Si les méthodes de classification ont été restreintes à 5 états globaux seulement, c'est avant tout parce qu'il n'y avait pas assez de données caractéristiques pour la multitude de défaillances possibles. Pour ces raisons, il est proposé d'explorer la modélisation de système basé sur les connaissances permettant d'apporter plus de savoirs et de compétences au sein du JN. Ces modèles vont ainsi former la deuxième partie manquante des modèles de SHM, les modèles « experts humains ».

CHAPITRE 5. Compétences et Modèles Experts

5.1 Introduction

Les diagnostics de GMPP via les modèles orientés données ont fait leurs preuves dans le cadre d'une analyse globale de trois sous-systèmes du GMPP. Dans le chapitre précédent, il était question de détecter une anomalie sur un des sous-éléments selon cinq états. Cette méthode est limitée et ne permet pas d'identifier les possibles causes et conséquences de chaque défaillance contrairement à une analyse détaillée que l'on nommera analyse experte. En effet, la caractérisation d'une défaillance d'un système nucléaire relève de l'expertise et à ce jour seuls les experts de FRAMATOME ont les compétences de cette tâche. Ce chapitre s'intéressera donc à l'intégration de savoirs et de compétences humaines au sein du JN. Des travaux sur la cognition, mais aussi sur la capitalisation et la reproduction de compétences font l'objet de nombreuses recherches depuis des dizaines d'années et permettraient d'accomplir cette seconde mission de réalisation de modèles « humains ». Il s'agira ici de comprendre les mécanismes experts, de les reproduire et de les faire évoluer pour accompagner les modèles orientés données qui se trouvent être en manque de connaissances.

Intégrer ces modèles experts permettra de compléter la partie « humaine » du JN holistique d'Experts et de GMPP. La Figure 38 met en avant les dimensions D1, D2, D3 relatives aux humains, avec les experts représentant D1, les modèles cognitifs basés sur les connaissances pour D2, et les différentes passerelles/communications entre ces deux entités grâce à D3.



Figure 38 : Identification des dimensions d'EXPERIA traitées dans le CHAPITRE 5

Tout d'abord, des définitions préalables seront présentées afin d'introduire le concept de Système Expert (SE) permettant de modéliser l'expertise humaine. Dans un second temps, il sera question de la formalisation de ces compétences expertes au sein d'une base de connaissances (traduction de l'anglais « Knowledge Base » qui fait miroir et s'oppose au terme « Data Base » qui signifie base de données). La base de connaissances, le moteur d'inférences et l'interface utilisateur forment les trois socles d'un SE permettant de reproduire des compétences expertes. Un SE sera développé afin de compléter le JN avec un modèle des experts. Finalement, il sera présenté les divers moyens mis en place dans le but de maintenir et mettre à jour le JN tout au long du cycle de vie des systèmes.

5.2 Le Système-Expert

5.2.1 Définitions préalables

Avant de reproduire des compétences, il est important définir ce qu'est une compétence et ainsi identifier les éléments qui la compose. Plusieurs définitions existent dans la littérature, les suivantes seront utilisées pour décrire ces éléments dans la thèse.

- Tout d'abord, le « fait » permet de caractériser une situation. L'exemple « La température est de 31°C. » caractérise un sujet « la température » avec le complément ici quantitatif de « 31°C ». Le mot « fait » désigne ici une assertion qui peut être vraie ou fausse.
- Une information est un fait réducteur d'incertitudes, puisqu'un fait acquiert son statut d'information dès lorsqu'il se présente en contexte : « Aujourd'hui, il fait 31°C dans mon salon. ». Le contexte précise l'espace dans lequel se place le fait et dans quelle mesure il apporte ainsi de l'information [103].
- Une connaissance diverge du fait et de l'information et ne sert pas à caractériser une situation. Au contraire, une connaissance utilise des informations et/ou faits et permet de faire le lien entre eux. Par exemple : « 31°C dans mon salon, c'est chaud » [104].

Les faits et informations peuvent être représentés par des objets alors que les connaissances correspondent aux relations entre ces objets. Il existe diverses méthodes de modélisation des connaissances, telles que les réseaux sémantiques, la modélisation conceptuelle ou encore l'ontologie qui présente les connaissances sous forme de concepts, de catégories et de relations entre eux [105], [106].

- Une capacité est une habilité souvent générale ou transverse utilisable dans des contextes variés. La capacité peut être comportementale ou opérationnelle.
- Une compétence est une capacité d'un individu à mettre en œuvre ou à exploiter une connaissance liée au métier et à une situation professionnelle définie et qui s'inscrit donc dans un contexte.

Les compétences sont réalisables d'une part grâce aux capacités (talents et potentiels) dont dispose l'individu, et d'autre part grâce aux savoirs, savoirs-faire et savoirs-être qu'il possède avec ses aptitudes et stratégies cognitives permettant l'utilisation de connaissances. Une compétence est donc un mélange de capacités opérationnelles et de capacités comportementales à exploiter des attitudes, des connaissances et des méthodologies dans un contexte dynamique défini.

5.2.2 Principe et historique

Un Système Expert (SE) est un programme informatique qui utilise des technologies d'IA pour simuler le jugement et le comportement d'un humain qui possède une expertise et une expérience dans un domaine particulier. Leur objectif principal est de reproduire les compétences décisionnelles d'un expert pour résoudre des problèmes complexes. Ils sont généralement destinés à compléter, et non à remplacer, les experts humains. Un SE est une modélisation de système essentiellement orientée sur le traitement des connaissances, alors que les programmes conventionnels d'IA vus dans le chapitre précédent sont des systèmes orientés données. Ces connaissances sont qu'elles sont souvent subjectives, mal formalisées, éventuellement incomplètes et sujettes au changement. Toutefois, l'accès aux connaissances ne suffit pas à faire d'un individu un expert. En effet, comme expliqué précédemment,

l'expertise signifie également avoir la capacité d'utiliser ces connaissances et ces savoirs de manière efficace, afin de parvenir rapidement à une solution. Cette capacité doit donc être présente dans un système expert.

Les premiers SE sont apparus dans les années 1970 avec des exemples populaires tels que MYCIN [107] et DENDRAL [108]. Un des premiers SE fut « MYCIN », il a été développé pour diagnostiquer des infections bactériennes et recommander des traitements antibiotiques. « DENDRAL » était quant à lui conçu pour analyser des données chimiques et aider à déterminer la structure moléculaire alors inconnue. Les SE, qui étaient très populaires dans les années 1970 et 1980, ont été progressivement délaissés pour plusieurs raisons. Premièrement, les SE sont généralement limités à des domaines très spécifiques et ne peuvent pas facilement s'adapter à des situations nouvelles ou imprévues. La mise à jour des bases de connaissances et des règles peut être également très laborieuse et coûteuse. Puis finalement, les SE peuvent devenir inefficaces lorsqu'ils doivent traiter un grand nombre de règles et de faits. En conséquence, d'autres techniques d'IA ont pris le relais, notamment le Machine Learning qui contrairement aux SE peut apprendre et s'améliorer à partir de données sans nécessiter de règles explicites. L'exemple de l'IA générative qui peut produire du texte, des images et même du code, offre une flexibilité et une adaptabilité supérieure aux SE traditionnels.

Toutefois, l'expertise est une analyse robuste face à des données incorrectes ou incomplètes puisqu'un expert peut toujours utiliser des connaissances générales et des méthodes de résolution de problèmes pour parvenir à une conclusion satisfaisante. Cette robustesse a été grandement recherchée dans la conception d'IA [109]. De nos jours, c'est un effet inverse à celui des années 1980 qui se produit et l'on cherche à redonner à l'IA toute son explicabilité et sa confiance sans en perdre ses performances [105]. L'explicabilité est un des éléments que l'on retrouve dans la définition d'un SE, avec Rijckaert et al [110] qui ajoutent qu'un SE « doit être capable d'expliquer ses conclusions ». En apprentissage automatique, des développements apparaissent sur le concept de XAI qui signifie « Explainable Artificial Intelligence » (Intelligence Artificielle Explicable). Le XAI regroupe un ensemble de méthodes et de processus permettant aux utilisateurs humains de comprendre et de faire confiance aux résultats produits par les algorithmes d'apprentissage automatique. Cette technique devra être envisagée à l'avenir. La robustesse et la confiance dans l'IA sont ainsi deux critères essentiels à la conception fiable et l'utilisation pérenne d'une IA dans le temps. La confiance dans le SE passe d'abord par la performance et la robustesse mais également par l'explicabilité de ces résultats obtenus. Les SE ont depuis toujours été orientés sur les connaissances et l'explicabilité, des éléments manquants à ce jour et qu'il est temps d'introduire dans la conception de nouveaux JN de SHM.

Les SE, qui ont connu un grand succès dans les années 1980, restent pertinents aujourd'hui, bien que leur rôle ait évolué avec les avancées technologiques. Les SE ont bénéficié des progrès en IA et en apprentissage automatique. Ils sont désormais plus puissants et capables de traiter des volumes de données beaucoup plus importants. Il existe désormais divers domaines d'applications tels que la médecine, la finance et la gestion environnementale. Par exemple, des systèmes comme MYCIN, initialement développé pour le diagnostic médical, ont inspiré des outils modernes plus sophistiqués [111]. Les SE sont souvent intégrés avec d'autres technologies d'IA, comme les réseaux neuronaux et les algorithmes d'apprentissage profond, pour améliorer leur précision et leur efficacité [112]. En effet, les SE modernes

combinent des bases de connaissances traditionnelles avec des techniques d'apprentissage automatique pour créer des systèmes hybrides capables d'apprendre et de s'adapter en temps réel, une qualité adéquate au développement de JN Holistique. Les interfaces utilisateur des SE ont également été améliorées pour être plus intuitives, permettant une adoption plus large et une utilisation plus facile par des non-experts. Les aspects éthiques de tous systèmes intelligents sont finalement pris en compte dans les nouveaux SE afin de préserver la vie privée et résister aux attaques par extraction de modèle [113].

En résumé, les SE ont non seulement maintenu leur pertinence, mais ils ont également évolué pour devenir des outils encore plus puissants et polyvalents grâce aux avancées en IA et en technologie. La réalisation d'un modèle expert pour le diagnostic détaillé des défauts des GMPP s'inscrit dans le cadre du service RCP Solution, aidant ainsi l'exploitant à maintenir et dépanner son équipement. Un SE sera donc mis en place afin de compléter le JN d'une modélisation humaine basée sur les connaissances. Une étape importante à la reproduction des compétences expertes est de regrouper et de formaliser les connaissances des experts, en particulier celles concernant les défauts des GMPP.

5.2.3 Extraction des connaissances :

Les connaissances forment un pilier indispensable à la réalisation d'un SE. Dans le cadre d'EXPERIA, les connaissances sont sujettes aux défauts et anomalies observables sur un GMPP. Une première version de fiches défauts a été élaborée par EDF en 1991 puis en 1992 dans le cadre du développement d'un SE pour le diagnostic des GMPP [114]. Ce SE n'existe dorénavant plus, mais les travaux de définition des fiches défauts ont été conservés et formeront la base du nouveau SE.

Les experts de FRAMATOME IB-J et les experts d'EDF ont donc identifié les défauts possibles et ont rédigé les fiches correspondantes. Des groupes de travail ont été constitués afin de présenter une liste d'environ 90 défauts concernant les GMPP. Chaque groupe était constitué d'experts d'EDF et d'IB-J et d'un cognitivien chargé d'aider à la rédaction des fiches. La méthode de travail a consisté dans chaque groupe à confronter les fiches rédigées par les experts IB-J à celles rédigées par les experts EDF après avoir défini en commun les défauts respectivement traités par les groupes. Dans chaque groupe, deux correspondants (un par entité) ont été chargés d'organiser les réunions d'expertise et d'animer les discussions.

Ce travail s'est intéressé a priori à tous les défauts de comportement de l'ensemble GMPP (moteur, pompe, joints et partie statique) et pour chaque type de réacteurs du parc nucléaire français (à l'exception de l'EPR de Flamanville qui n'était pas construit en 1992). En revanche, sont exclus les défauts extérieurs aux GMPP ayant des conséquences sur le comportement de l'équipement (circuit d'injection aux joints par exemple). Les défauts sont ainsi regroupés par sous-systèmes du GMPP. Chaque défaut est décrit, sous forme de fiche-défaut rédigée à travers divers critères (voir Tableau 8).

Ce travail d'extraction des connaissances et méthodologies des experts permet d'obtenir une liste de connaissances très exhaustives. Une première modification des fiches s'est opérée en rajoutant un identifiant unique pour chaque défaut, appelé « Code Défaut ». D'autres opérations seront nécessaires afin d'en tirer une base de connaissances solide de faits et de règles du domaine. Pour cela, il est important de retravailler et standardiser ces énoncés de défauts. Ces informations étant stockées dans un document texte, la réalisation du SE ne sera

possible qu'une fois qu'une base de connaissances requêteable de manière automatique sera réalisée.

Tableau 8 : Fiche Défaut dans l'objectif de réalisation d'un Système Expert

Code défaut :	Identifiant unique d'un défaut spécifique du GMPP
Description :	Description en une ou deux phrases, destinée à la compréhension du phénomène par un non-expert.
Symptômes nécessaires :	Symptômes exprimant les manifestations que l'on doit nécessairement observer pour pouvoir faire cette hypothèse de défaut.
Symptômes éventuels :	Symptômes exprimant les manifestations que l'on peut éventuellement observer dans cette hypothèse de défaut.
Symptômes de renfort :	Symptômes exprimant les manifestations qui renforcent cette hypothèse de défaut.
Symptômes hypothétiques :	Symptômes exprimant les manifestations que l'on devrait observer dans cette hypothèse de défaut, mais inobservables par exemple parce que les capteurs <i>ad hoc</i> ne sont pas encore installés.
Descripteurs :	Paramètres utilisés pour diagnostiquer le défaut (grandeurs capteurs, composantes des signaux...).
Contexte :	Conditions dans lesquelles le défaut est pertinent (type de pompe, régime de fonctionnement...).
Causes :	Phénomènes pouvant causer le défaut décrit (typiquement autres défauts ou des actions de conduite/maintenance)
Conséquences :	Phénomènes pouvant être entraînés par le défaut décrit (typiquement d'autres défauts).
Actions :	Actions à entreprendre si l'hypothèse de présence de défaut est vérifiée.
Diagnosticable :	Peut-on identifier le problème lors d'une étude de diagnostic (oui, non, peut-être avec des réserves) ?
Connu :	Le problème est-il déjà arrivé ou bien est-il basé sur une hypothèse théorique, en précisant si nécessaire le type de GMPP concerné 900 (pompe 93D), 1300 (pompe 100), N4 ?
Compétences :	Y a-t-il suffisamment de connaissances actuellement, ou bien y a-t-il un travail d'analyse et d'étude à faire sur le sujet ; où ces compétences peuvent être disponibles ?
Remarques :	Remarques et autres commentaires.
Références :	Les auteurs de la fiche, éventuellement les documents sur lesquels la rédaction s'est appuyée, date.

5.2.4 Formalisation des connaissances :

Les SE sont habituellement représentés par un triptyque composé de la base de connaissances, d'un moteur d'inférences permettant la mise en relation des connaissances, puis finalement d'une interface donnant la possibilité à l'utilisateur d'interagir avec les deux premiers éléments [115]. La base de connaissances sera alimentée par les fiches défauts préalablement réalisées, mais elle ne peut pas les utiliser dans le format actuel. Certes les fiches défauts sont une première formalisation des connaissances facilement interprétable par un humain, mais beaucoup moins pour un système informatique. Les énoncés présents sur ces fiches nécessitent une mise en forme et un accès plus simple et rapide dans le cadre du Système Expert à développer. L'un des défis de ce chapitre consiste donc à extraire des données issues de sources peu structurées.

Les différents champs présents sur une fiche défaut contiennent des informations textuelles donnant des descriptions longues et détaillées. Afin de disposer d'un SE maintenable et durable, la base de connaissances associée doit se séparer de ces synonymes et mots inutiles à la compréhension de l'énoncé. C'est pourquoi, il a été décidé de rendre les hypothèses de défauts plus concises en les formatant. Le formatage adopté pour cette base de

connaissances, s'est d'abord intéressé aux symptômes. Les symptômes représentent le point d'entrée du Système Expert puisque les utilisateurs commenceront par énoncer les faits relatifs au GMPP afin de connaître le ou les défauts possibles et ainsi remonter aux causes de la défaillance.

Une ontologie est une structure formelle qui décrit les types de concepts dans un domaine et les relations entre ces concepts. Elle permet de modéliser des connaissances de manière structurée et cohérente. Elle est utilisée pour organiser et structurer des informations, facilitant ainsi la compréhension et le partage des connaissances [116]. En science de l'information, l'ontologie d'un domaine peut être représenté sous un graphe de connaissances. Le graphe de connaissance représente des informations sous forme de nœuds (entités) et d'arêtes (relations) entre ces nœuds. Il intègre des données provenant de diverses sources et les relie de manière sémantique. Pour appliquer une ontologie à la description de symptômes d'un GMPP, une norme ou standard de description des informations est alors nécessaire. Les symptômes seront alors formatés selon le triplet sujet/prédicat/objet, issu de la norme RDF. Le *Resource Description Framework* (RDF) est un modèle de graphe destiné à décrire formellement des ressources web et leurs métadonnées [117]. Cette norme de représentation spécifique permet un traitement automatique des descriptions.

Développé par le *World Wide Web Consortium* (W3C), RDF est le langage de base du web sémantique. Décrire des connaissances humaines telles que des descriptions de symptômes d'un GMPP et les faire comprendre par un système automatisé relève effectivement de la sémantique visant à étudier le sens, la signification des signes et le langage. Selon la norme RDF, toute information peut être résumée en un triplet composé d'un sujet, un prédicat et un objet, représentant la plus petite structure de description de ressources. Pour résumé, une ontologie fournit une structure conceptuelle, un graphe de connaissance relie ces concepts de manière sémantique et les triplets RDF sont les unités de base qui composent ces graphes.

Dans le cadre du diagnostic du GMPP, chaque symptôme sera standardisé en un triplet RDF où le sujet sera un descripteur du symptôme et où l'objet correspondra à un qualifieur du descripteur selon un prédicat donné. Le triplet RDF initialement sujet/prédicat/objet devient donc le triplet descripteur/prédicat/qualifieur. Par exemple, le symptôme « *le débit de fuite du joint n°1 évolue de façon croissante* » est modélisé par un descripteur (« le débit de fuite du joint n°1 ») avec un prédicat (« évolue ») le liant à un qualifieur (« de façon croissante »). Cet exemple est illustré par la Figure 39. Pour des raisons d'automatisation et de faciliter d'accès, des identifiants uniques sont utilisés pour remplacer les éléments textuels. L'ontologie utilisée dans cette figure applique le format RDF à un énoncé de symptôme, où le sujet « DFJ1 » est de type descripteur et où l'objet « INC » est représenté par un qualifieur. Ici, le prédicat « hasEvolution » fait le lien entre descripteur et qualifieur.

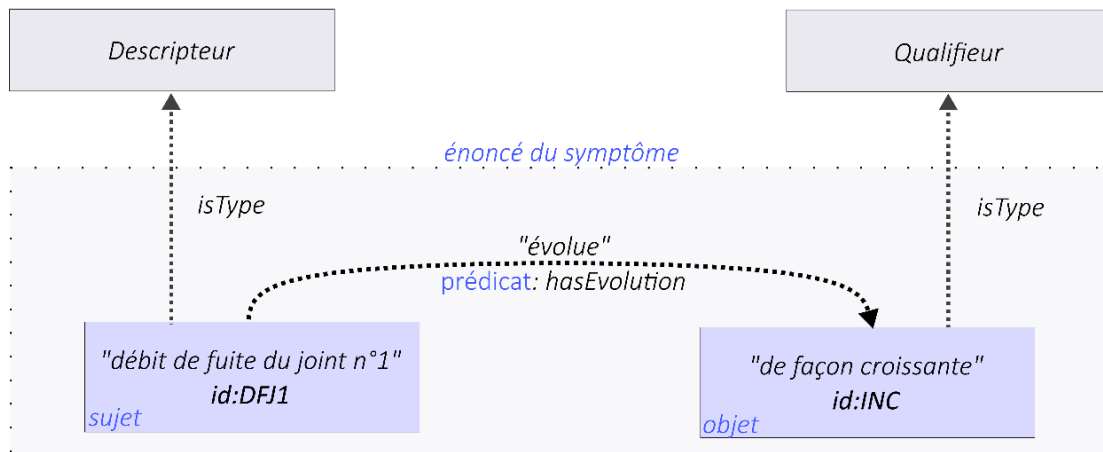


Figure 39 : Exemple d'ontologie d'un symptôme de GMPP inspiré du triplet RDF

Cette représentation des symptômes permet de renoncer à une structure par arborescence au profit d'une architecture décentralisée. Bien qu'il existe plusieurs initiatives privées de conception de graphes de connaissances, le choix s'est arrêté sur la norme RDF. En effet, il n'existe à ce jour que l'ontologie du web sémantique promue par le W3C qui garantit qu'un graphe de connaissances est ouvert à tous, gratuit et interopérable [118].

Pour convertir l'ensemble des symptômes en triplet RDF, il est avant tout nécessaire de définir des mots-clés (« id ») permettant de transformer chaque objet et sujet de l'énoncé en un identifiant unique. Une table de conversion permet de transformer chaque élément sujet/prédictat/objet en une combinaison d'identifiants et de prédicats. Une extraction partielle de cette table est disponible en Tableau 9.

Tableau 9 : Extrait partiel de la table de conversion texte/id

ID	MOT STANDARDISE	EXEMPLES DE MOTS BRUTS
SUJETS / DESCRIPTEURS		
DFJ1	débit de fuite du joint N°1	« le débit de la fuite du joint 1 »
DFJ2	débit de fuite du joint N°2	« débit de fuite de J2 »
...
OBJETS / QUALIFIEURS		
INC	croissance	« une croissance », « augmentation »
DEC	décroissance	« décroît », « réduction »
...
PREDICATS		
EVO	hasEvolution	« a une évolution », « évolue »
STT	hasState	« est dans un état »
...

Après cette conversion, tous les symptômes sont réécrits au format triplet RDF dans les fiches défauts. Chacune des fiches est ensuite sauvegardée dans un format tableur accessible par requête utilisateur depuis EXPERIA.

5.2.5 Conception du moteur d'inférences :

Le SE à développer pour la partie « Experts » du JN se traduit finalement comme un système de recommandation à l'utilisateur mettant les compétences d'un groupe d'experts à son service [119]. Le SE prend d'abord la requête des utilisateurs, puis en fouillant dans

l'historique de fiches défauts, il classe les connaissances dans un schéma de classification des sujets, et enfin il fournit une liste classée de connaissances dont les objets correspondent le mieux à la requête de l'utilisateur [120]. De cette manière, le SE peut réduire les coûts de recherche et de sélection des meilleurs experts et également pallier des soucis d'indisponibilité d'experts à un moment donné. Le SE fonctionne grâce à un moteur d'inférences logiques, c'est-à-dire que pour des symptômes d'entrées il nous donnera, s'il le peut, un ou plusieurs codes de défaillances de sorties. Ces codes de défaillances permettront ensuite de remonter à l'ensemble des autres informations des fiches défauts. Le moteur d'inférences est un composant essentiel d'un SE. Il permet de simuler le raisonnement logique d'un expert humain en appliquant des règles prédéfinies à une base de faits pour en déduire de nouvelles informations. Le moteur d'inférences peut fonctionner de trois manières différentes : à chaînage avant, à chaînage arrière ou à chaînage mixte.

Le chaînage avant, également appelé raisonnement progressif, part des faits connus et applique les règles pour déduire de nouvelles informations jusqu'à atteindre une conclusion. Le moteur d'inférences commence par les faits initiaux et applique les règles de la base de connaissances pour générer de nouveaux faits. Ce processus continue jusqu'à ce qu'aucune nouvelle information ne puisse être déduite. Ce type de moteur est souvent utilisé dans les systèmes de diagnostic et de surveillance où il est important de déterminer les conséquences des faits observés.

Le chaînage arrière, ou raisonnement régressif, commence par les hypothèses ou les objectifs et remonte aux faits nécessaires pour les prouver. Le moteur d'inférences part d'une conclusion hypothétique et cherche les faits qui peuvent la justifier en appliquant toutes les règles. Ce type de moteur est souvent utilisé dans les systèmes de planification et de résolution de problèmes où il est nécessaire de déterminer les étapes indispensables pour atteindre un objectif.

Le chaînage mixte combine les approches de chaînage avant et arrière pour tirer parti des avantages des deux méthodes. Le moteur d'inférences peut commencer par des faits ou des hypothèses et utiliser les deux types de chaînage selon les besoins pour arriver à une conclusion. Ce type de moteur est utilisé dans des systèmes complexes où il est nécessaire de naviguer entre les faits et les hypothèses pour résoudre des problèmes de manière efficace.

Les chaînages avant se construisent par les faits alors que les chaînages arrière sont guidés par les objectifs. Chaque type de chaînage possède des avantages et limites spécifiques. Le chaînage avant est simple à implémenter et efficace pour les systèmes de surveillance et de diagnostic, mais peut générer un grand nombre de faits intermédiaires inutiles. Le chaînage arrière est efficace pour atteindre des objectifs spécifiques et réduire le nombre de faits à considérer, cependant il peut nécessiter beaucoup de calculs pour remonter aux faits initiaux. Le chaînage mixte combine les avantages des deux méthodes, il est donc flexible et adaptable. Toutefois, il devient plus complexe à implémenter et à gérer.

Dans le cadre du diagnostic expert des GMPP, c'est le chaînage avant qui sera réalisé. En chaînage avant l'utilisateur n'est pas contraint de préciser sa question. Il convient bien à des connaissances empiriques éventuellement accompagnées de faits contextuels. Ce chaînage permettra une identification précise de défaillance grâce à une énumération initiale de symptômes du système. La Figure 40 met en image le principe de chaînage avant appliqué au diagnostic expert.



Figure 40 : Système Expert à chaînage avant pour le diagnostic expert de défaillances

Les recherches basées sur la reproduction de capacités humaines cognitives, telles que l'expertise humaine, ont donné lieu à la construction et à la mise en œuvre de systèmes experts extrêmement complexes fondés sur des règles. Le moteur d'inférences fonctionne en appliquant des règles logiques à la base de connaissances. Le moteur d'inférences commence par identifier les faits disponibles dans la base de connaissances et applique les règles de manière séquentielle dans le cas du chaînage avant. À chaque étape, le moteur d'inférences déduit de nouvelles informations à partir des faits et des règles. Les nouvelles informations sont ajoutées à la base de connaissances et le processus se répète jusqu'à ce qu'aucune nouvelle information ne puisse être déduite.

Dans le cadre de la démonstration de faisabilité de modèles experts, l'algorithme choisi pour réaliser la logique du moteur d'inférences est issue du module Python « *python_rule_engine* » [121]. Le moteur d'inférences est conçu pour évaluer des règles définies sous forme de chaînes de caractères. Ces règles sont écrites dans un langage d'expression personnalisé, similaire à Python, mais avec des fonctionnalités spécifiques pour la correspondance d'objets Python. Lors de la création d'une instance de moteur d'inférences, il est possible de définir un contexte personnalisé qui inclut des symboles et leurs types, leur format triplet RDF par exemple. Cela permet de contrôler les types de données utilisés dans les règles.

Les règles sont définies sous forme de chaînes de caractères et peuvent inclure des expressions logiques, des comparaisons et des expressions régulières. Une fois les règles définies, l'utilisation de symptômes est faite pour vérifier s'ils correspondent aux conditions spécifiées. De nombreux SE sont évalués soit de manière empirique en comparant le modèle à des experts humains, ou en étudiant la fiabilité et la convivialité, soit en examinant les résultats de simulations approfondies, et/ou en utilisant des approches de génie logiciel [122]. Toutefois, il est également important d'étudier la possibilité de vérifier mathématiquement les propriétés qualitatives des systèmes experts basés sur des règles générales qui interfèrent avec un utilisateur et un processus dynamique qui peut possiblement se comporter de manière imprévisible.

Une amélioration future du SE consistera en la réalisation d'un chaînage arrière supplémentaire afin de disposer d'un moteur d'inférences à chaînage mixte. Le principal problème du chaînage avant seule réside en deux points. Tout d'abord il faut être sûr des symptômes à mettre en entrée et deuxièmement il faut espérer disposer d'une base de connaissances exhaustive décrivant l'ensemble des phénomènes observables sur un GMPP. Ne pouvant certifier ces deux points, l'objectif du chaînage arrière sera de partir des conclusions hypothétiques et de chercher les faits qui peuvent la justifier. De cette manière, il est possible de classer l'ensemble des règles selon un degré de similarité avec les symptômes d'entrées. Ce degré permettra, lorsqu'une concordance n'est pas certifiée à 100%

unique, de disposer des règles et défauts qui se rapprochent le plus de la description initiale. Cette analyse de similarité par chaînage arrière permettra de toujours obtenir un défaut de sortie tout en indiquant à l'utilisateur son degré de similarité obtenu.

5.2.6 Requêtes et interfaces utilisateur :

Le SE a été conçu pour répondre à un besoin d'assistance des experts en appliquant la dimension D9 de prise en compte de l'utilisateur dans la conception du modèle humain d'un JN holistique de SHM. Les experts de FRAMATOME sont habituellement appelés à répondre à des constats d'événements sur le GMPP. Qu'il s'agisse d'une défaillance ou d'une simple interrogation remontée par les opérateurs et techniciens sur site, ces constats doivent être traités par les experts méthodiquement afin de fournir aux opérateurs et aux exploitants des informations complémentaires qui relèvent d'un haut niveau de compétences.

5.2.6.1 Définition de symptômes

Les constats contiennent une série de faits et événements à traiter. Ils forment ainsi un recueil de symptômes à diagnostiquer. L'interface doit être en adéquation avec cette activité de traitements des symptômes. L'objectif principal est de concevoir des interfaces intuitives et faciles à utiliser, en tenant compte des besoins et des capacités des utilisateurs. Leur développement s'est reposé sur des critères spécifiques tels que la simplicité, la cohérence et la minimisation de la charge cognitive. Cette approche permet de créer des interfaces qui non seulement améliorent l'expérience utilisateur, mais aussi augmentent l'efficacité et la satisfaction des utilisateurs envers EXPERIA.

Cette interface permet à l'utilisateur de générer et paramétrer des symptômes grâce aux trois éléments que compose le triplet RDF. Le triplet RDF étant la plus petite granularité de description d'un symptôme de GMPP, l'interface permet de générer autant de triplet que nécessaire dans le but de décrire les symptômes dans leur globalité. L'interface utilisateur du SE est représentée en Figure 41. Des menus déroulants permettent de sélectionner des descripteurs, des prédicats et des qualifieurs présents dans la base de connaissances. Une fois la définition des symptômes réalisée, l'utilisateur confirme les triplets obtenus et une requête est faite auprès du moteur d'inférences.

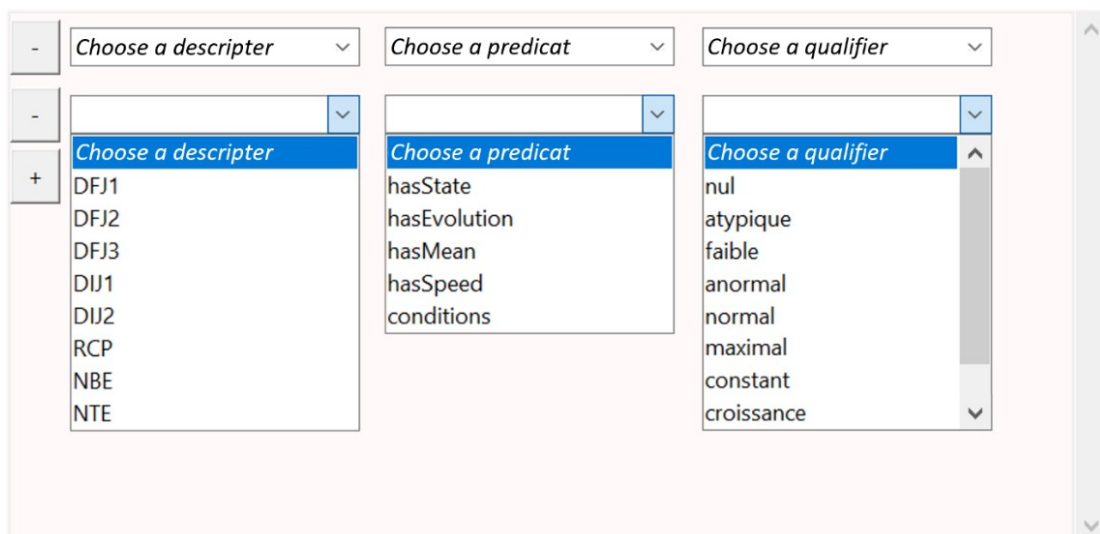


Figure 41 : Interface utilisateur du SE pour les requêtes de symptômes

Le moteur d'inférences a tout d'abord été réalisé avec uniquement les symptômes dit « nécessaires » disponibles sur les fiches défauts. Traditionnellement, les SE fonctionnait sur le principe de question/réponse qui imposait aux utilisateurs d'annoncer leurs symptômes uniquement quand le SE leur demandait. Ici, le SE propose une interface de définition d'une liste de symptômes et procède aux inférences de chacun des symptômes. Le fonctionnement par chaînage avant permet d'obtenir, lorsqu'il y a concordance de symptômes, un ou plusieurs défauts.

5.2.6.2 Gestion des défauts multiples

Habituellement, lorsqu'il y a plusieurs défauts identifiés, il faut inférer plus d'informations au SE pour qu'il puisse déterminer si tous ces défauts sont possibles ou non. Avec l'interface développée pour cette thèse, il est supposé que l'ensemble des symptômes renseignés soit exhaustif à ce que sait l'expert sur le GMPP. La stratégie mise en place permet de récupérer ces mêmes symptômes afin d'alimenter un second module qui se base sur les règles associées aux symptômes « de renforts » ou « éventuels ». Ce module permettra de faire l'arbitrage entre les différents défauts identifiés et de leur attribuer un poids de similitudes avec l'énoncé de symptômes. La stratégie mise en place est illustrée par la Figure 42.

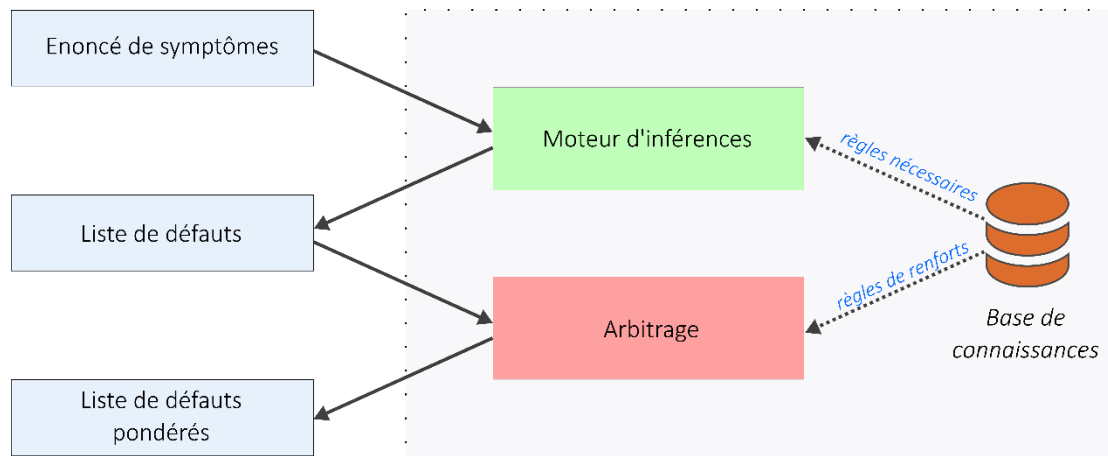


Figure 42 : Stratégie de gestion des multiples défauts identifiés par le SE

Puisque les symptômes de renforts et éventuels ne sont pas des conditions nécessaires à l'occurrence d'un défaut, il n'était pas possible de les inclure dans les règles du moteur d'inférences. Le fonctionnement du module « Arbitrage » permet pour chaque défaut d'attribuer +1 point lorsqu'un symptôme de renforts/éventuels est vérifié par l'énoncé et -1 point lorsque l'inverse ou la contradiction d'un symptôme de renforts/éventuels est vérifié. Ce compteur est une aide supplémentaire à l'utilisateur afin de l'informer davantage sur le l'état du GMPP.

Quel que soit le résultat de cette pondération, tout défaut en sortie du moteur d'inférences sera présenté à l'utilisateur pour lui laisser le choix d'arbitrer la décision ou non. De plus, il est rare, mais pas impossible, que plusieurs défauts interviennent en même temps, et si c'est le cas, il n'est alors pas nécessaire de les départager.

5.2.6.3 Fonctionnalités associées

Les règles ayant permis l'identification d'un défaut sont alors affichées et une courte description du défaut est présentée à l'utilisateur. La Figure 43 montre un exemple d'un défaut, celui avec l'identifiant « J-14 », pour lequel les symptômes inférés dans le moteur ont permis de l'identifier.

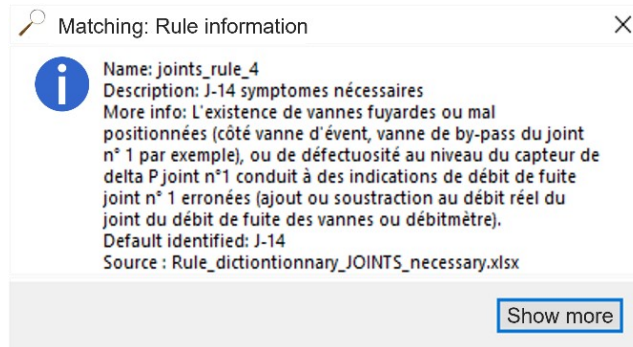


Figure 43 : Interface pour l'affichage du défaut identifié par le SE

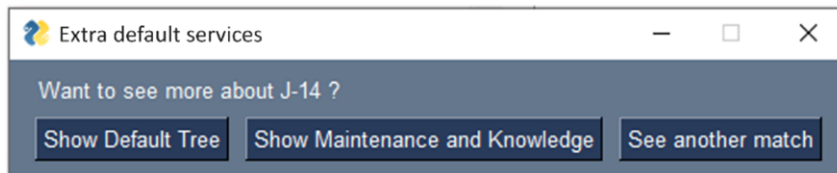


Figure 44 : Interface proposant des services supplémentaires associés à un défaut

Pour donner suite à ce défaut identifié, de nombreuses applications et fonctionnalités peuvent être développées au sein d'EXPERIA afin d'enrichir les services du JN. Les fiches défauts contiennent de précieuses informations qu'il serait inepte de ne pas communiquer aux utilisateurs. Les fiches défauts contiennent les causes et conséquences du défaut, il est donc possible de fournir un arbre de défaillance associé. Connaître le détail de la maintenance à effectuer pour corriger le défaut ou encore les compétences et ressources humaines nécessaires pour y parvenir sont accessibles depuis EXPERIA. Un exemple d'interface proposé par EXPERIA est présenté en Figure 44.

5.2.7 Mise à jour et Maintenabilité :

Mise à part la présentation de services utiles au diagnostic, EXPERIA effectue également une sauvegarde de toutes les requêtes utilisateurs pour préparer des besoins futurs. Les SE ont souvent été caractérisés comme des modélisations rigides qui n'évoluent que rarement. Afin de rendre le SE plus flexible et de continuer à le faire évoluer, il faut que le SE puisse se mettre à jour de façon autonome. L'idée imaginée pour identifier de nouvelles règles et de nouveaux symptômes repose sur l'utilisation même du SE.

Par exemple, lorsqu'une liste de symptômes est énoncée par l'expert et qu'elle permet d'identifier un défaut, il est possible de sauvegarder et d'associer tous ces symptômes au défaut. Parmi les symptômes, il y aura bien évidemment les symptômes nécessaires qui auront permis son identification, mais également d'autres symptômes sans grand intérêt pour le SE. Si ces symptômes initialement inutiles reviennent couramment, l'idée serait de proposer aux experts d'intégrer ou non ces symptômes dans la base de connaissances. Ces symptômes que

l'on désignera tout d'abord comme éventuels peuvent être stockés de façon permanente et enrichir la base de connaissances à titre informatif. La base de connaissances n'est pas parfaite et il se peut qu'il manque des règles. De cette manière, il sera également possible de faire évoluer des symptômes éventuels ou d'autres hypothétiques en symptômes nécessaires utilisables dans des règles du SE.

Le précédent SE a initialement été développé il y a presque trente ans pour le diagnostic de GMPP et n'est plus utilisé depuis une vingtaine d'année. La raison de cette mise à l'écart réside principalement dans l'absence de mise à jour à la fois des connaissances du GMPP et de ses règles de diagnostic. Les faits, historiques, ou encore particularités de chaque pompe et sites nucléaires manquaient également à ce système. Un besoin de personnalisation du modèle s'est fait ressentir et une prise en compte d'éléments spécifiques et contextuels au GMPP étudié aurait permis un maintien et une utilisation à long terme du SE.

Pour corriger cela, le nouveau SE proposé dans EXPERIA intègre également, lorsque la règle l'oblige, des symptômes de systèmes et sous-systèmes autres que le GMPP. Ainsi, des triplets présentent des descripteurs d'informations associés aux capteurs de ces systèmes externes au GMPP. En effet, la dimension D8 de tout JN holistique doit prendre en compte l'environnement et le contexte dans lequel se place et interagit le SHM [72]. Cette prise en compte permet d'élargir les compétences du SE et rend possiblement la détection de défauts plus rapide et une identification plus précise.

La contextualisation d'un système peut rapidement devenir un problème de modélisation et le rendre difficile à maintenir. Dans un souci de JN maintenable, il est par exemple préférable de définir plusieurs règles élémentaires au lieu de créer une grande règle complexe. La personnalisation des règles et symptômes est également important. En effet, il serait imaginable de devoir changer toutes les règles précédemment définies lorsque à l'avenir une nouvelle technologie de GMPP ne correspondra plus à celles-ci.

Cette considération de la modification et de la réutilisation des connaissances dans la modélisation s'inscrit dans une démarche de facilitation de la maintenance des modèles à bases de connaissances. Garder un double opérationnel tout au long de la vie du système est l'essence même de la dimension D6 visant au suivi constant du jumeau physique par le JN et la mise du jour de ses modèles. La dimension D6 est initialement présente dans la littérature pour décrire le suivi d'un produit lors de sa phase de conception, son utilisation et sa fin de vie [123]. Elle est dans cette thèse généralisée à tout système technique, humain ou double pour accompagner le JN tout au long de sa vie le plus fidèlement possible.

Les interfaces représentent à la fois les points d'entrées et de sorties du SE. Via la description de symptômes, le moteur infère les entrées du modèle avec les règles dont la base de connaissances dispose afin de fournir le défaut identifié en sortie. Ce triptyque composé d'une base de connaissance, d'un moteur d'inférences et d'interfaces utilisateur forment la base de tout SE permet d'introduire la dimension D9 (« considération pour l'utilisateur ») dans le développement d'un JN holistique. La thèse s'est aussi intéressée à la reconstruction du précédent SE développé par EDF et FRAMATOME en y ajoutant de nouveaux services automatisés. Cela a permis de formaliser des connaissances expertes et de les rendre plus accessibles.

5.3 Conclusion

Le développement d'un JN de SHM doit à la fois prendre en compte les problématiques liées à la modélisation et la connexion des machines mais également à celles des humains. Ce chapitre s'est concentré à l'élaboration d'un modèle cognitif permettant de reproduire la compétence experte de diagnostic des GMPP. Les dimensions D1, D2, D3 relatives aux humains, respectivement le groupe d'experts, le modèle d'experts et leurs interactions, sont présentés dans ce chapitre. Le principe de Système Expert a été premièrement introduit avec la rédaction de fiches défauts capitalisant ainsi les possibles défaillances du système et les symptômes observables associés. La réalisation d'une base de connaissances sur ces fiches a ensuite permis la création d'un moteur d'inférences à chaînage avant. Le SE permet ainsi d'inférer des règles de la base de connaissances via une description de symptômes requêté par les interfaces. L'intégration de ce SE complète ainsi la partie « humaine » du JN holistique d'experts et de GMPP.

CHAPITRE 6. Utilisation et Validation d'EXPERIA

6.1 Introduction

Les modèles Experts et les modèles GMPP sont les parties les plus conséquentes du JN, néanmoins, ils ne représentent que la partie d'analyse experte du système dans le processus RCP Solution. La manipulation et gestion des données ainsi que la rédaction de rapports pour les CNPE sont d'autres étapes à ne pas négliger pour les utilisateurs. Des travaux sur le développement d'IA au service de la manipulation des données de prétraitement seront présentées dans ce chapitre. Les réalisations quant à la rédaction de rapports post-traitements seront également présentés. Finalement, une discussion sur les retours utilisateurs permettra la validation d'EXPERIA pour l'ensemble du processus automatisé d'expertise RCP Solution.

6.2 Apprentissage non supervisé

6.2.1 IA pour la détection de défaillance :

Dans l'éventualité où aucun des modèles ne peut être utilisé, nous voulions apporter des fonctionnalités nouvelles aux experts afin qu'ils puissent détecter un fonctionnement anormal du système. L'IA est au cœur d'EXPERIA afin d'assister les experts, même pendant un diagnostic manuel des GMPP.

Pour cela, l'IA doit permettre la détection de défaillance quelle que soit les données à disposition. Il s'agira de disposer d'une aide permettant de faciliter la lecture et la compréhension des données peu importe leurs caractéristiques. Le diagnostic initial d'un GMPP réalisé par un expert s'opère sur 26 capteurs spécifiques (11 primaires et 15 secondaires). Le manque d'un ou plusieurs de ces capteurs rend le diagnostic par un humain impossible. L'idée est alors venue de disposer d'outils permettant de mettre en forme n'importe quel jeu de données afin de détecter de possibles anomalies ou des signaux faibles dans le fonctionnement du GMPP. Pour cela, ce sont des techniques d'apprentissage automatique non supervisées qui seront mises en place dans ce chapitre.

L'apprentissage non supervisé [82], [83], [84] a pour but de découvrir des structures non visibles dans les données. Il peut s'utiliser sans avoir à effectuer un apprentissage en amont ni donc à indiquer le ou les résultats escomptés. Son utilisation est donc plus simple, mais ses résultats sont limités. En effet, ces techniques sont souvent utilisées dans le but de remanier les données, réduire les dimensions, et apporter une nouvelle vision sur le jeu de données d'entrée. Il existe deux types de Machine Learning non supervisé : le Clustering qui a pour objectif de trouver des « familles de données » en les regroupant par similarités et l'Association consistant à identifier des relations entre les groupes de données. L'apprentissage non supervisé ne permettra donc pas d'identifier mais juste de détecter des anomalies ou variations des états d'un GMPP.

6.2.2 Mise en place du jeu de données :

Avant de réaliser de tels algorithmes, il est proposé de normaliser les données et de s'assurer que la même échelle est utilisée pour toutes les variables. Les méthodes d'apprentissage sont pour la plupart basées sur la recherche de similarité, ces algorithmes sont très sensibles aux échelles des données et risquent donc d'être peu performant dans le cas où des variables disposent d'échelles de mesures différentes. Ce problème est rencontré sur les jeux de données des GMPP avec l'exemple de certains débits de l'ordre de 10^4 et des déplacements d'arbres de l'ordre de 10^{-6} . Pour résoudre cela, il est décidé de procéder à une mise à l'échelle de données hétérogènes, aussi appelée, normalisation du jeu de données.

La normalisation consiste à normaliser les données et les diviser. En effet, les données ont souvent des échelles très différentes, ayant ainsi des valeurs beaucoup plus grandes ou plus petites que d'autres. Cela peut poser problèmes lors d'un apprentissage automatique, car les algorithmes ou réseaux de neurones artificiels sont sensibles à l'échelle des données. La normalisation permet alors de résoudre ce problème en ajustant les valeurs des variables pour qu'elles se situent dans un intervalle spécifié, souvent entre 0 et 1. La technique de normalisation détaillée en sous-section 4.3.1 est alors mise en place.

Divers algorithmes d'apprentissage non supervisé existent tels que la réduction de dimensions (DR) [124], le partitionnement en k -moyennes (k -Means) [83], l'analyse des composants principaux (PCA) [84], la décomposition en valeur singulière (SVD) [125] ou encore le regroupement hiérarchique (HC) [126]. Certains de ces algorithmes ont été testés avec des jeux de données de fonctionnement d'un GMPP de chez FRAMATOME. Afin d'effectuer une étude commune sur ces différentes méthodes de Machine Learning non supervisées, les algorithmes seront présentés dans cette thèse face à un unique scénario, le scénario n°1.

Scénario n°1 :

L'enregistrement des données du scénario test n°1 commence à l'instant t_0 , un arrêt de fonctionnement du moteur de pompe (coupure d'alimentation électrique) est opéré à l'instant $t_a = t_0 + 56$ puis un démarrage dit "à chaud" intervient à l'instant $t_d = t_0 + 548$. Le scénario choisi correspond à des phénomènes relativement visibles dans les jeux de données et facilement compréhensibles par les experts. Il s'agit d'un enregistrement de 26 capteurs sur une durée totale de 20 minutes à période d'échantillonnage d'une seconde par séquence de données. L'ensemble du jeu de donnée a subi une opération de normalisation afin de disposer de données à la même échelle de grandeur.

Cette première phase d'exploration des méthodes d'apprentissages non supervisés permettra d'identifier les atouts et inconvénients des approches. À la suite d'essais avec des scénarios de fonctionnement de GMPP, les techniques non supervisées d'Association n'ont pas montré réels grands intérêts pour les experts dans l'analyse des GMPP. A contrario, les techniques de Clustering ont montré des résultats plus satisfaisants et/ou plus attrayants pour les experts. En voici quelques exemples.

6.2.3 Algorithme des k -Means :

Un essai de Clustering a été fait avec le populaire algorithme k -Means. Aussi appelé algorithme de Lloyd [83], [87], la méthode permet de regrouper les données en fonction de k groupes (ou "clusters") distincts. L'intérêt du clustering étant avant tout de déduire des

informations complémentaires parmi les données, il a été décidé de concentrer l'apprentissage sur un seul scénario et d'utiliser ce même jeu de données pour la phase de test. Le modèle est ainsi adapté au mieux au jeu de donnée à tester.

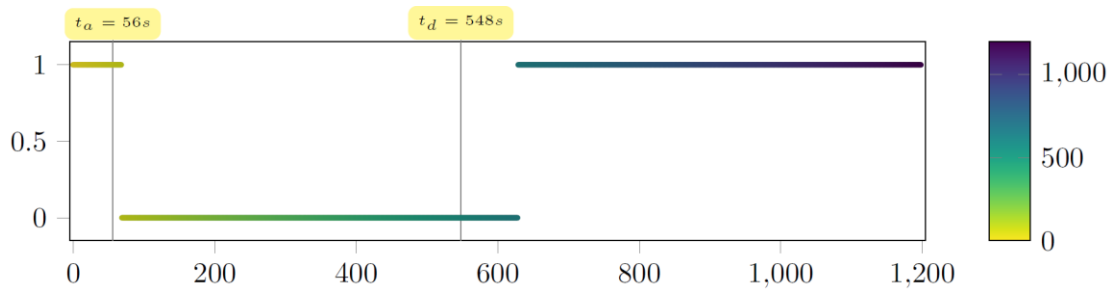


Figure 45 : Résultat de la méthode k -Means sur le scénario n°1

La

Figure 45 correspond au résultat de cet algorithme à la suite d'une valeur du paramètre k égale à 2. On observe que l'échantillon de donnée est réparti entre deux clusters différents (0 ou 1). Le clustering consiste à diviser un ensemble de données en un certain nombre de groupes ayant des caractéristiques similaires. Avec la méthode des k -Means, l'inconvénient réside dans le paramètre k qui doit être défini avant l'apprentissage. Une valeur trop grande de ce paramètre ne permettra pas de conclure sur un nombre de clusters distincts dans le jeu de données, et une valeur trop faible induira sur une perte d'un ou plusieurs états du GMPP.

La méthode de clustering peut être utile pour détecter de possible changements nets de l'état du GMPP dans les données, mais elle ne permet de conclure sur la nature de l'état en question. Par connaissance préalable du jeu de données utilisé dans ce test et par l'ajout des étiquettes t_a et t_d , nous pouvons affirmer que la méthode permet, avec un léger retard de détecter l'arrêt du moteur aux environs de t_a passant de l'état 1 à 0 et ainsi que sa remise en fonctionnement après t_d revenant sur l'état 1. Une valeur k plus grande 3 ou 4 permet de détecter les états transitoires de mise en arrêt du moteur ou de sa mise en marche. Toutefois, il n'est toujours pas possible d'identifier les états détecter.

6.2.4 Réduction de dimension par éléments principaux :

Les ensembles de données à haute dimension peuvent être très difficiles à visualiser. Alors que les données en deux ou trois dimensions peuvent être tracées pour montrer la structure inhérente des données, les tracés équivalents en haute dimension sont beaucoup moins intuitifs. Pour faciliter la visualisation de la structure d'un ensemble de données, la dimension doit être réduite d'une manière ou d'une autre. Le premier essai fait partie des techniques de statistique descriptive permettant de résumer ou de représenter autrement les grands ensembles de données. La méthode choisie consiste en une réduction de dimension par éléments principaux aussi dite PCA (« Principal Component Analysis ») [84], [127]. Le principe consiste à réduire le nombre de paramètres à analyser afin de faciliter l'analyse humaine tout en gardant un taux de similitude satisfaisant avec le jeu de données initial. Dans notre cas, il s'agira de garder la dimension temporelle du jeu de données, mais en réduisant le nombre initial de 26 capteurs à seulement 2 dimensions générées. En effet, les deux dimensions résultantes correspondent à une transformation des dimensions initiales en deux nouvelles générées par algorithme.

L'algorithme est le suivant :

Soit J notre jeu de données de 26 capteurs (n variables) sur une période de 20 minutes ($T = 1200$ secondes) dont les valeurs sont comprises dans l'ensemble de définition \mathbb{R} .

Etape 1 : Calcul de la matrice de covariance M

La matrice de covariance, notée M , est une matrice de dimension $n * n$ (avec $n = 26$) contenant l'ensemble des covariances entre variables prises 2 à 2.

La covariance entre deux variables, notée $cov(x_i, x_j)$, indique quant à elle la variance d'une variable x_i par rapport à une variable x_j .

La covariance de deux variables différentes ($i \neq j$) indique le degré de corrélation entre deux variables, alors que lorsqu'il s'agit du même capteur ($i = j$) on parle uniquement de variance et cela informe de la dispersion des données de cette variable autour de la moyenne. On obtient alors la matrice M .

Équation 18 :

$$M = \begin{pmatrix} cov(x_1, x_1) & \cdots & cov(x_1, x_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ cov(x_n, x_1) & \cdots & cov(x_n, x_n) \end{pmatrix}$$

Etape 2 : Calcul des valeurs et vecteurs propres de M

λ est dit valeur propre de la matrice M s'il existe un vecteur non nul $\vec{v} \in \mathbb{R}^n$ tel que $M\vec{v} = \lambda\vec{v}$. Le vecteur \vec{v} est alors appelé vecteur propre de M associé à la valeur propre λ . Il faut donc résoudre l'équation $(M - \lambda I)\vec{v} = \vec{0}$ avec I la matrice identité. Cette équation admet des solutions λ , si $\det(M - \lambda I)$ est nul. Après calculs des valeurs propres, les vecteurs propres peuvent être résumé dans une matrice E .

Équation 19 :

$$E = \begin{pmatrix} \vec{v}_1 \\ \cdots \\ \vec{v}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} v_{1,1} & \cdots & v_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{n,1} & \cdots & v_{n,n} \end{pmatrix}$$

Etape 3 : Projection des vecteurs propres sur J

Une fois les vecteurs propres de la matrice de covariance obtenus, il est possible de transformer notre jeu de données initial J de dimensions $1200 * 26$ en une nouvelle matrice K de dimension $1200 * p$ où p correspond au nombre de dimensions finales de la réduction. Pour obtenir l'égalité $J * W = K$, il est nécessaire de construire une matrice de projection W de dimensions $26 * p$. Ici nous avons choisis $p = 2$.

Puisque les premiers vecteurs propres ont les valeurs propres les plus grandes, ce sont eux qui récupèrent le maximum d'information. La construction de W se base alors sur une sélection des p premières valeurs des n vecteurs propres, soit des deux premières colonnes de E .

Équation 20 :

$$W = \begin{pmatrix} v_{1,1} & v_{1,2} \\ \vdots & \vdots \\ v_{n,1} & v_{n,2} \end{pmatrix} \quad \text{pour } p = 2.$$

L'ensemble de données K peut alors facilement être générés de cette méthode. Un exemple appliqué de cette méthode avec le scénario test n°1 est présenté en Figure 46.

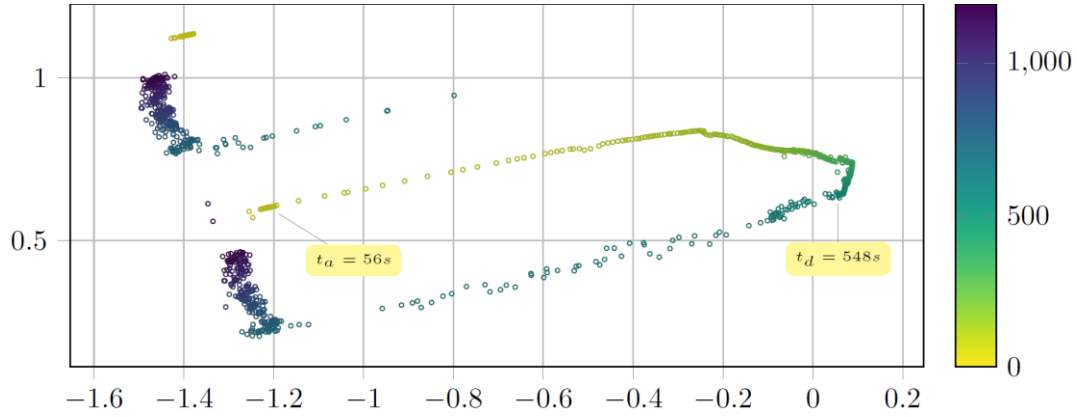


Figure 46 : Résultat de la méthode de réduction de dimension linéaire sur le scénario n°1

En abscisse sont les données produites la valeur propre la plus forte $(v_{1,1} \cdots v_{n,1})^T$ alors qu'en ordonnées sont produites celles par la seconde plus grande valeur propre $(v_{1,2} \cdots v_{n,2})^T$. Il est possible de calculer le pourcentage d'informations récupérées r_i par chaque dimension nouvelle i en calculant la proportion de cette valeur propre λ_i par rapport à la somme des valeurs propres.

Équation 21 :

$$r_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{k=1}^n \lambda_k} * 100$$

Dans cet exemple, l'axe 1 des abscisses récupère plus de 77% de l'information des 26 dimensions initiales ($r_1 = 77.33\%$). Les informations restantes sont disponibles sur les autres dimensions générées ou non ($r_2 = 8.85\%$).

Afin de mieux visualiser la dimension temporelle une coloration des points générés par réduction de dimensions est réalisée du jaune au bleu foncé en passant par le vert (respectivement de 0s à 1200s, passant par 400s). Pour l'analyse du GMPP, cette méthode ne permet pas d'identifier l'état du système, mais permet d'identifier graphiquement que les instants de couleur jaune et bleu sont distants du vert. Cela indique premièrement que le GMPP s'est trouvé dans un état commun au tout début et sur la deuxième partie du scénario (approximativement $t < 100$ et $t > 600$), et que le GMPP s'est trouvé dans un second état distinct à celui précédant dans la période $t \in [100; 600]$. Ces observations sont confirmées par les étiquettes $t_a = 56$ qui montre que le système revient dans état initial et avec $t_d = 548$ qui se trouvent sur la zone d'un état différent.

Diverses autres méthodes existent et permettent de réduire les dimensions d'un jeu de données. La méthode t -SNE (pour « t -Distributed Stochastic Neighbour Embedding ») est une technique de réduction de dimension pour la visualisation de données développée par G.

Hinton et L. van der Maaten [82]. t -SNE est un outil pour visualiser des données de grande dimension. Il convertit les similitudes entre les points de données en probabilités conjointes et tente de minimiser la divergence de Kullback-Leibler [128] entre les probabilités conjointes des nouvelles dimensions et les données des dimensions initiales. La t -SNE a une fonction de coût qui n'est pas convexe, c'est-à-dire, avec des initialisations différentes il est possible d'obtenir des résultats différents. Un exemple de la méthode est appliqué au scénario n°1 et le résultat est présenté en Figure 47.

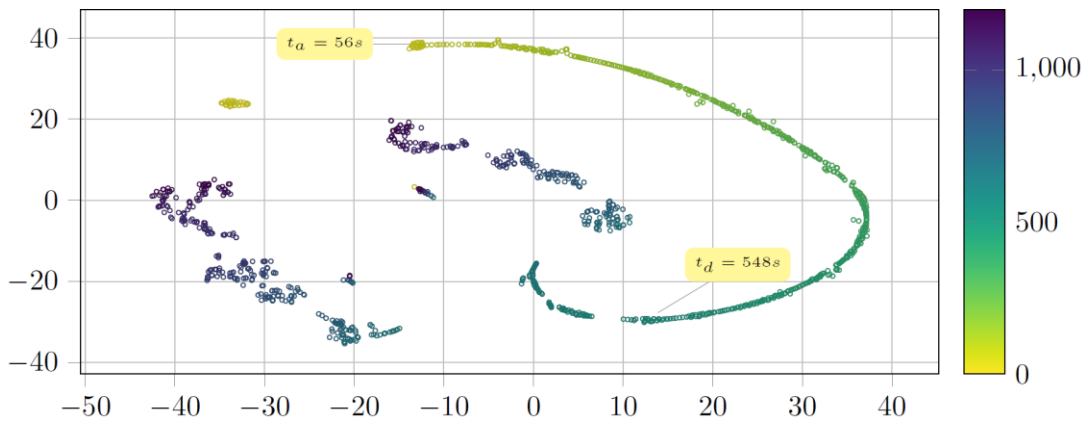


Figure 47 : Résultat de la méthode t -SNE sur le scénario n°1

Les inconvénients de l'utilisation de la méthode t -SNE sont doubles. Tout d'abord, le t -SNE est coûteux en calcul et peut prendre plusieurs heures sur des millions d'échantillons de données où la réduction de dimensions par éléments principaux se termine en quelques secondes ou minutes. De plus, l'algorithme est stochastique et plusieurs redémarrages avec des initialisations différentes peuvent donner des résultats différents ainsi la structure globale n'est pas toujours explicitement préservée.

Pour résumé, les méthodes de réduction de dimensions font parties d'une branche de l'analytique appelée « Analytique Augmentée ». L'analytique augmentée s'appuie sur le Machine Learning avec l'apprentissage non supervisé notamment afin de permettre aux utilisateurs de développer leurs capacités à interagir avec les données dans un domaine contextuel. Les deux méthodes observées fonctionnent généralement bien pour des scénarios où le phénomène est facilement visible dans les données. Les observations de la méthode sur plusieurs scénarios permettent rapidement de conclure sur quatre types d'analyses du système étudiés :

- Lorsque les points sont regroupés entre eux et stagnants sur une même zone, il s'agit d'un état fortement stable du GMPP, qu'il soit défaillant ou non.
- Lorsque les points forment une courbe en se déplaçant de façon rapprochée sur le graphique cela induit d'un état faiblement instable ou faiblement stable.
- Lorsque l'on observe des points distants des uns des autres, il s'agit de moments instables tels que transitoires entre deux états.
- Finalement, la distance plus ou moins proche entre deux points induit respectivement une similitude plus ou moins forte entre les états du GMPP à ces instants

Il serait possible d'utiliser ces méthodes pour réaliser du diagnostic en ajoutant un second module réalisant de la reconnaissance de forme. Suite à la génération d'un nombre important

de scénario par t -SNE par exemple, un algorithme de reconnaissance d'image ou de forme peut être mis en place afin de reconnaître la forme d'un jeu de donnée de test généré par t -SNE et ainsi identifier la nature de ce scénario grâce à l'apprentissage d'une base de données préalablement définies. Cette idée introduit le terme d'apprentissage supervisé qui sera expliqué prochainement.

6.2.5 Identification des capteurs influents :

Les techniques de réductions de dimensions vues précédemment permettent de simplifier les données en faisant émerger les éléments les plus pertinents. La réduction de dimensions s'opère alors tout en préservant autant de variabilités que possible. En ne choisissant que 2 dimensions résultantes, il est possible de présenter la matrice de projection W sur un graphique et ainsi montrer l'influence de chacun des capteurs sur le résultat obtenu. Afin de disposer de valeurs uniformes par rapport à leur taux de récupération r_1 et r_2 , il suffit de reprendre la matrice de projection W avec ses deux colonnes et de les multiplier chacune par la racine carrée de sa valeur propre associée, λ_1 et λ_2 , représentant les deux plus hautes valeurs propres de la matrice de covariance M . La matrice alors obtenue permet pour chacun des 26 capteurs de tracer un point selon les deux éléments principaux. Le jeu de donnée de test n°1 est utilisé avec cette méthode dite PCA (« *Principal Component Analysis* ») pour obtenir la Figure 48 suivante.

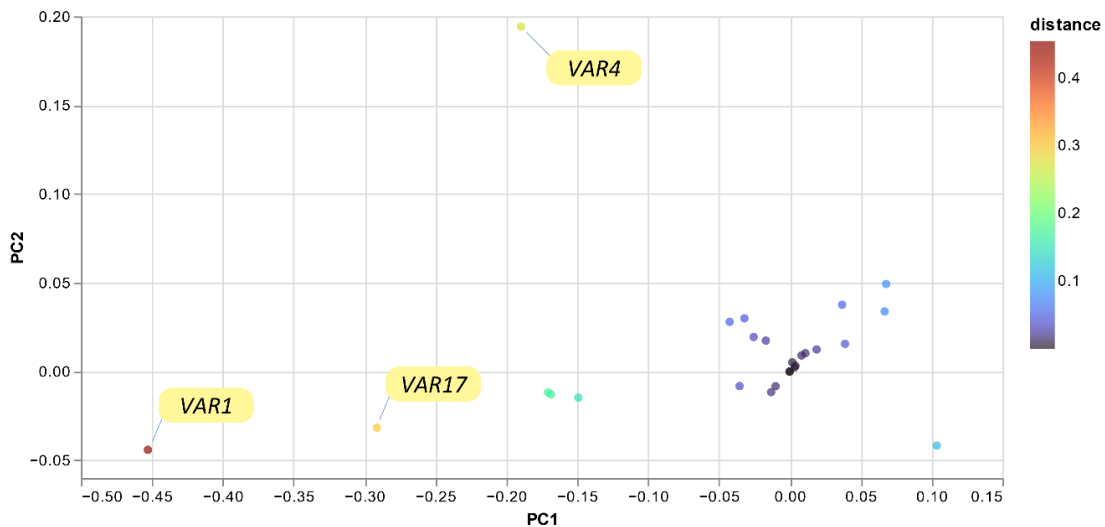


Figure 48 : Répartition des capteurs selon la PCA (scénario de test n°1)

Une coloration des points selon leur distance Euclidienne par rapport au centre de point (0,0) est réalisée. Les points, donc capteurs, ayant la plus grande distance sont alors ceux les plus influents pour ce scénario. Une analyse des dimensions initiales peut alors être déduite de ce graphique afin d'identifier les capteurs les plus influents dans un jeu de donnée. Avec le scénario n°1, on remarque que ce sont les capteurs 1, 4 et 17 les plus influents. Ils correspondent respectivement à la vitesse de rotation de la pompe, température du stator et débit de refoulement, ce qui est tout à fait logique avec le scénario n°1.

Ce type de technique ne permet pas à ces méthodes seules d'identifier l'état du système, mais elles permettent facilement d'introduire l'IA dans l'activité d'expertise des GMPP et de conduire le changement auprès des experts. De plus, les experts sont intéressés dans ces méthodes qui permettent de visualiser de façon simple et rapide de possibles phénomènes

non visibles dans l'amas de données initiales. Une demande des experts a été de rajouter dans l'application EXPERIA la présence de la matrice de covariance calculée pour un jeu de données pour connaître la mesure des relations et dépendances entre deux capteurs. Nous sommes allés plus loin en leur permettant d'afficher une matrice de corrélation représentant une dérivée standardisée ou à l'échelle de la matrice de covariance. La corrélation mesure à la fois la force et la direction de la relation linéaire entre deux variables. Le coefficient de corrélation de deux variables est obtenu en divisant la covariance de ces variables par le produit des écarts-types des mêmes valeurs. La formule de la matrice de corrélation nommée M_C est la suivante :

Équation 22 :

$$M_C = \begin{pmatrix} \frac{cov(x_1, x_1)}{\sigma_1 * \sigma_1} & \dots & \frac{cov(x_1, x_n)}{\sigma_1 * \sigma_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{cov(x_n, x_1)}{\sigma_n * \sigma_1} & \dots & \frac{cov(x_n, x_n)}{\sigma_n * \sigma_n} \end{pmatrix}$$

Avec σ_i , l'écart-type de la variable i (ou capteur i).

En divisant les valeurs de la covariance par l'écart type, cela réduit essentiellement la valeur à une plage limitée de -1 à +1. Le coefficient de corrélation linéaire est égal à 1 lorsque l'une des variables est une fonction affine croissante de l'autre variable et inversement à -1 lorsque l'une des variables est une fonction affine décroissante de l'autre. Les valeurs intermédiaires renseignent sur le degré de dépendance linéaire entre les deux variables. Plus le coefficient est proche des valeurs extrêmes -1 et 1, plus les variables sont fortement dépendantes linéairement. Un coefficient nul n'implique pas l'indépendance, car d'autres types de corrélation sont également possibles. Un exemple est montré en Figure 49 et représente un exemple de graphique présenté aux experts lorsqu'ils choisissent d'afficher la matrice de corrélation M_C d'un jeu de données, ici celui du scénario n°1.

Lorsque les cases sont en bleu foncé ou en rouge cela indique que les coefficients de corrélation sont respectivement proches de 1 ou de -1. Certaines cellules sont au contraire claires et ne permettent d'indiquer une corrélation linéaire. Bien évidemment, le coefficient de corrélation d'une variable avec elle-même induit un coefficient égal à 1, c'est pourquoi la diagonale de la matrice n'est composée que de valeurs égales à 1. Les variables étant également réparties de façon identique en ligne et en colonne, cela permet d'avoir une matrice symétrique que l'on peut lire dans un sens comme dans un autre.

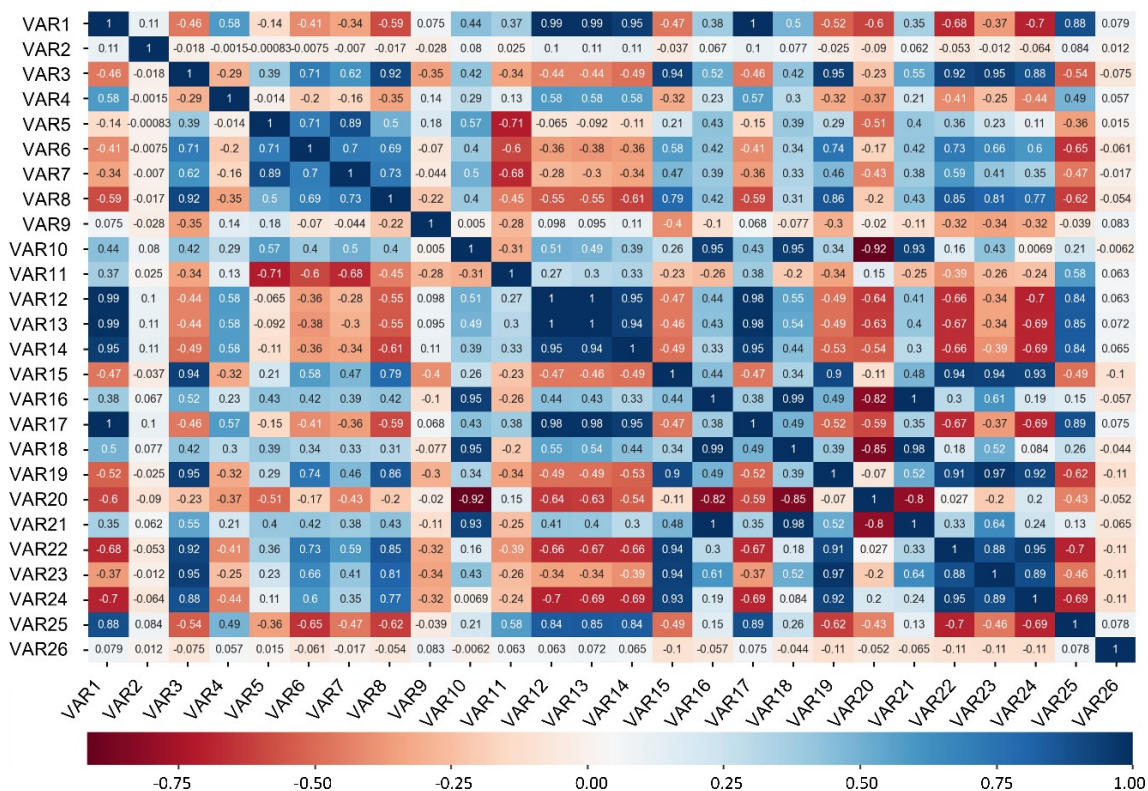


Figure 49 : Matrice de corrélation calculée à partir du scénario n°1

Une notion est toutefois à garder à l'esprit avec ce type de matrice surtout pour les experts ou utilisateurs non familier avec la statistique. La matrice met en évidence des corrélations entre variables du GMPP pour le scénario choisi, mais ne permet en aucun cas d'affirmer une relation de cause à effet entre les deux phénomènes mesurés. En réalité, les deux phénomènes peuvent être corrélés à un même tiers phénomène, représenté par une variable non mesurée et dont dépendent les deux autres.

6.2.6 Bilan de l'apprentissage non supervisé :

Ces premiers essais de Machine Learning non supervisé sont positifs pour FRAMATOME car ils permettent d'effectuer un travail de traitement rapide d'une grande quantité de données. La notion d'analytique augmentée existe et permet de développer la capacité des utilisateurs à interagir avec les données dans un domaine contextuel. La mise en place d'algorithmes de Clustering, de réduction de dimensions (DR) ou encore d'identification des capteurs les plus influents du scénario étudiés (PCA) ont permis de mettre en place un analytique automatisée pour les experts et favorise une transition vers la néo-expertise. Les néo-experts pourront utiliser ces algorithmes de façon systématiques avant chaque analyse détaillée afin d'observer l'amas de données collectées et de détecter rapidement des phénomènes caractéristiques parmi les 26 capteurs à disposition. Ces techniques de Machine Learning non supervisées favorise l'intégration de l'IA dans les quotidiens des experts GMPP et peuvent également initier de nouveaux employés aux missions de néo-expertises telles que la manipulation et le prétraitement de grands ensembles de données.

6.3 Une mise à jour par la rédaction :

À ce développement de la thèse, les modèles GMPP et les modèles Experts sont réalisés. Ils sont certes performants, mais encore bien isolés les uns des autres. De plus, les bases de connaissances et les base de données n'était pas communicantes, c'est-à-dire qu'elles seraient restées distinctes sans liens entre elles si rien n'est fait. Afin d'enrichir EXPERIA de techniques d'IA basées sur des données augmentées de connaissances experte, il est proposé une solution dans cette thèse. EXPERIA est un outil double abritant un JN de SHM et révolutionnant l'activité des experts en GMPP. Une extraction des compétences expertes peut alors se faire via l'utilisation d'EXPERIA par les experts.

Le service de diagnostic des GMPP nommé RCP Solution consiste à analyser des données de fonctionnement du GMPP. Les experts, alors utilisateurs d'EXPERIA, peuvent faire fonctionner les modèles ou alors continuer de tracer manuellement les courbes qu'ils désirent et de rédiger à la main les analyses. Lors de ce diagnostic manuel les experts raisonnent et déduisent des symptômes du système, puis identifient de possibles défaillances. Puisque dans le diagnostic automatisé par modèles ce sont les modèles qui fonctionnent, le diagnostic manuel semble être le bon moment pour capitaliser les raisonnements et compétences expertes. Le domaine nucléaire est un secteur de haute sécurité pour lequel les systèmes tombent peu, voire rarement en défaillance. Même si certaines situations de défaillances sont bien connues et reviennent périodiquement, rares sont les cas où les défauts et analyses réalisées sont liées aux données de mauvais fonctionnement du système. L'objectif ici est donc de faire le lien entre les données du GMPP et les diagnostics des experts afin de créer une base de données expertes labellisées par l'utilisation de l'outil.

Deux choix se sont alors proposés. Le premier consistait à rajouter une charge à l'utilisateur en lui demandant de fournir une seconde fois l'analyse effectuée au JN. Le second consistait à trouver une solution transparente pour les experts en les récupérant automatiquement. C'est finalement la deuxième solution qui a été mise en place. Le seul moment où l'expert formalise son analyse experte c'est lorsqu'il rédige le rapport final. Au lieu de demander à l'expert de transmettre ce rapport à EXPERIA, puis de sélectionner une base de données, d'extraire les analyses et finalement de les associer aux capteurs correspondants, c'est la rédaction de rapport qui a été intégré dans EXPERIA. L'outil propose désormais de générer des rapports préremplis d'informations spécifiques au site et aux GMPP analysés. EXPERIA dispose déjà d'un accès aux bases de données et de connaissances et peut facilement intégrer de nouveaux services. De plus, le bilan de santé d'un GMPP est un document formel disposant d'une organisation des informations qui ne varie que très peu d'un site nucléaire à un autre. Son automatisation peut alors facilement se mettre en place. Ce nouveau service de rédaction de rapports permet également de boucler le processus RCP Solution allant du traitement de données brut jusqu'à la rédaction d'un bilan de santé des GMPP.

La Figure 50 montre un extrait d'un rapport généré automatiquement dans le cadre d'analyses données pour RCP Solution. Après avoir sélectionné un jeu de données à analyser, EXPERIA permet de préremplir des champs textuels avec des informations du site et des GMPP à analyser. De plus, comme présenté en Figure 50, des graphes sont générés afin de visualiser l'évolution de certains capteurs spécifiques à ce service.

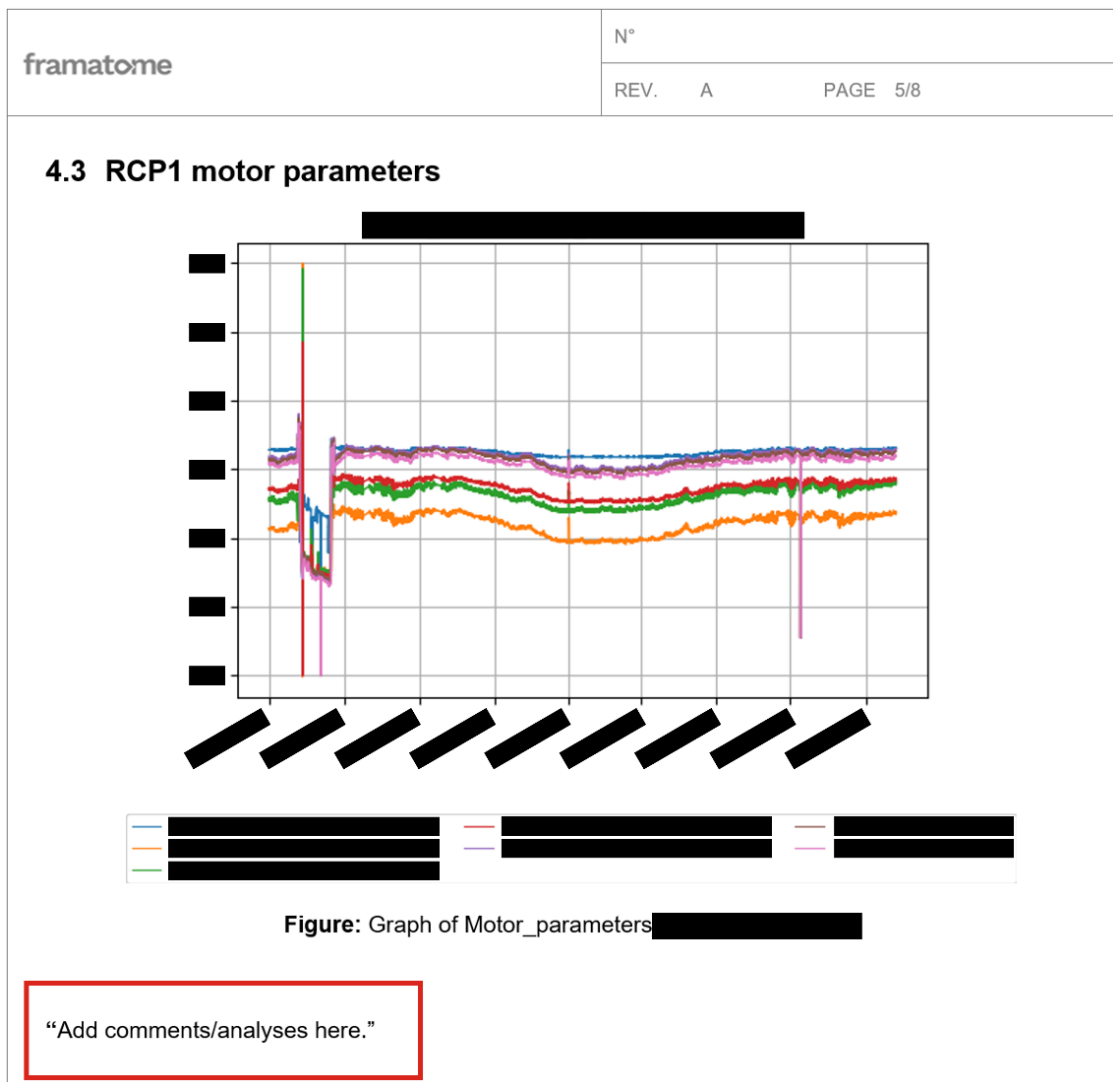


Figure 50 : Extrait anonymisé de rapport généré automatiquement

Le rectangle rouge dans la Figure 50 indique l'emplacement où les experts doivent ajouter le fruit de leurs analyses de données et y inscrire le diagnostic des machines. C'est à cet instant qu'il est possible de récupérer les compétences expertes dans le cadre du diagnostic des GMPP. Les analyses sont récupérées sous format textuel et une base permet de stocker et d'associer les données à ces analyses.

Cette étape est cruciale dans la réalisation d'un JN de GMPP et d'experts, car elle permet de faire le lien entre les connaissances expertes et les données des machines. Le domaine nucléaire fait part de problématique de BigData avec de nombreuses données à traiter, mais en même temps ne fournit que peu de données caractéristiques aux défaillances. Par l'utilisation de l'outil EXPERIA, les modèles orientés données seront enrichis par les connaissances expertes extraites et les règles du SE seront associées à des cas concrets.

6.4 Validation d'EXPERIA :

La conception d'EXPERIA s'est vue représentative du service RCP Solution et des besoins des experts. Comme indiqué au début de cette thèse (voir Figure 3), le service se décompose en 6 étapes clés de transformation des données brutes jusqu'en bilan de santé. La collection, la

standardisation et le filtrage représentent la partie de prétraitement des données afin de les préparer à une analyse experte. La partie d'analyses se compose d'un diagnostic par classification, d'un ajout textuel d'analyse plus détaillée des GMPP et de projections sur l'état futur du système (étapes de diagnostic et pronostic). Finalement, les résultats de l'analyse experte sont rédigés dans un rapport formant ainsi le bilan de santé du système.

Initialement RCP Solution se décomposait en 23% de temps de travail pour le prétraitement des données, 15% pour l'analyse experte et finalement 62% pour le traçage des courbes et la rédaction du rapport. Nous avons présenté EXPERIA aux experts à plusieurs reprises, tout d'abord avec uniquement les fonctionnalités de prétraitements automatisés, puis avec la génération de rapport automatique et enfin avec les modèles réalisés permettant la reproduction de l'analyse experte. RCP Solution n'est cependant proposé qu'à peu de client pour le moment, les retours utilisateurs sont donc peu nombreux et les scénarios de défaillances identifiés dans ce cadre sont encore plus rares. Les quelques scénarios observés permettent néanmoins d'en tirer quelques premiers résultats.

6.4.1 Validation du prétraitement des données

Le prétraitement des données se faisait via l'outil Excel. Facilement utilisable par tous, l'outil permettait aux experts de stocker et manipuler les données puis de nettoyer et formater manuellement celles-ci. Mise à part un temps d'exécution très long du processus de prétraitement (plusieurs heures), l'outil laissait la possibilité à l'humain d'introduire des erreurs dans la manipulation des données. Une copie ratée, une conversion erronée ou encore une mauvaise sauvegarde du jeu de données pouvaient empêcher, voire nuire, au bon déroulement du processus RCP Solution.

L'évolution de l'activité apportée grâce à EXPERIA permet de s'affranchir de nombreux de ces inconvénients. EXPERIA a permis de diviser en moyenne par 5 fois le temps passé au prétraitement des données, avec un temps divisé par 2 pour le cas plus complexe observé et par 8 pour le meilleur scénario testé. L'utilisateur n'a plus un accès direct aux données puisque EXPERIA ne leur présente qu'une image ou copie identique de ce qui est réellement stocké dans les bases de données SQL.

Les retours utilisateurs sont très favorables quant à l'utilisation d'EXPERIA et cela a permis d'introduire facilement de nouvelles fonctionnalités pour lesquelles les utilisateurs étaient plus réticents. Les techniques de Machine Learning non supervisées par exemple permettent de visualiser les données autrement que par des tableaux ou de multiples courbes. Il s'agit d'un avantage d'EXPERIA à pouvoir fournir des visualisations différentes d'un même sujet.

6.4.2 Validation de l'analyse experte

Avec seulement 15% du temps de l'activité RCP Solution consacré à l'analyse des données, les experts sont déjà très rapides pour diagnostiquer les GMPP. Pour cette partie, les apports d'EXPERIA sont plus liés à la qualité des analyses qu'à la vitesse d'exécution. Les progrès d'EXPERIA ne permettent pas de mesurer un gain significatif de temps apporté à l'étape d'analyse et de diagnostic des GMPP (temps divisé par seulement 1,2 pour les scénarios testés). En effet, les améliorations sur l'analyse experte sont davantage qualitatives.

Par exemple, sur le plan de l'analyse des données standardisées, EXPERIA a apporté bons nombres de fonctionnalités aux interfaces pour manipuler les données facilement, rapidement et sûrement, rendant ainsi l'analyse plus ergonomique que précédemment. Excel

générait des courbes difficilement modifiables ou interprétables, des ajustements devaient se faire et les experts finissaient par se lasser de l'outil. Le logiciel pouvait même s'arrêter lorsque trop de courbes étaient demandées. Avec EXPERIA, les fonctionnalités de manipulation des données permettent de zoomer plus facilement sur les courbes et de déplacer la fenêtre de zoom sur le graphe. Grâce aux bases de données SQL, l'interface est fluide avec des temps de réponses environ divisés par 10 par rapport à ceux de l'ancien outil. Le nouvel outil permet donc aux experts de fournir des analyses plus précises et favorise à l'utilisabilité de celui-ci.

Les modèles dit « Machine » précédemment développés dans cette thèse permettent de fournir une classification de l'état d'un GMPP lorsque les experts ne pouvaient le faire. L'utilisation des capteurs secondaires offre une nouvelle solution aux experts et permet d'accroître les possibilités d'exécution de l'activité RCP Solution. L'IA n'est ici pas considérée comme invasive puisqu'elle apporte aux experts une nouvelle fonctionnalité qui ne leur fait pas concurrence. La théorie de Dempster-Shafer développée et le Système Expert permettent tous deux de reproduire une capacité comportementale des experts à communiquer entre eux et débattre d'un sujet. Les observations confirment que les experts ont tendance à se partager les informations et hypothèses lorsque des constats ou interrogations au sujet d'un GMPP apparaissent. Ces échanges permettent d'obtenir l'avis de pairs dès lors qu'un doute s'installe. Ils permettent également d'interroger le groupe d'experts sur leur expérience et historique d'analyses du GMPP en question. Tout comme un échange entre experts, les résultats des modèles supervisés sont communiqués et la théorie de Dempster-Shafer permet de lever les incertitudes. Le SE permet quant à lui d'obtenir également des connaissances expertes sur le sujet et conforte ainsi les décisions des utilisateurs.

6.4.3 Validation de la génération de rapport

Depuis la réalisation de la génération automatique de rapports, peu de cas se sont présentés jusqu'à présent, on estime toutefois un temps moyen divisé par deux a minima. L'ajout de cette nouvelle fonctionnalité à EXPERIA a permis de préremplir automatiquement les rapports avec les données caractéristiques du site nucléaire et également de générer les courbes habituellement tracées manuellement par les experts. Le gain de temps créé par ce service informatique du JN donne envie aux experts de l'utiliser et ainsi de rédiger leurs analyses directement dans ce document formalisé. Les utilisateurs valident le fait de gagner du temps par rapport à la tâche de collection automatique des connaissances implémentée. Cela s'explique par le fait que les utilisateurs réalisent une action tout en sachant qu'elle aura deux finalités, la rédaction du rapport et l'enrichissement des bases de données expertes.

EXPERIA permet de reproduire chaque étape réalisée par les experts lors du service RCP Solution avec des gains de temps, d'ergonomie, de précision et accroît ainsi la qualité de vie du travail des experts.

6.5 Conclusion

Finalement, les dimensions D6, D8 et D9 ont été introduites afin de résoudre respectivement des problématiques de mise à jour du JN dans le temps, de la gestion automatique des connaissances et des prises en compte des besoins utilisateurs dans la réalisation du JN. L'outil EXPERIA réussit ainsi l'exploit de pouvoir mettre à jour les modèles orientés données par les connaissances expertes extraites de son utilisation. EXPERIA permet de réaliser toutes les étapes du service d'expertises, traitant des données brutes pour en former un bilan de

santé détaillé. L'outil est finalement validé par les experts et se trouve être opérationnel sur le poste de chaque expert en GMPP.

CHAPITRE 7. Perspectives d'EXPERIA

7.1 Autonomie et Mise à jour des compétences

La principale caractéristique d'un JN mise en évidence dans cette thèse est très certainement l'actualisation du double numérique par rapport à ce qui se passe dans la réalité. Le couplage des dimensions D6, l'actualisation, et D7, l'autonomie, représente la clé de création de tout JN. Pour y parvenir, les solutions ne sont pas nombreuses et leurs réalisations sont complexes. Dans le cadre du modèle cognitif humain cette section proposera un cadre méthodologique pour l'acquisition automatique de symptômes et de connaissances expertes.

Puisqu'il n'est à ce jour pas concevable de se connecter aux pensées des experts ni même d'aller requêter de façon automatique le cerveau humain, il a été question de développer des solutions autres pour atteindre cet objectif de mise à jour automatique. La principale problématique réside dans les techniques et outils à utiliser pour l'obtention automatique des compétences. L'utilisation d'EXPERIA ne permet pas toujours aux experts de trouver des correspondances parmi les défauts de la base de connaissances, pour autant, cela n'induit pas systématiquement la non-présence de défaut. L'explication peut se trouver dans un oubli de description de certains symptômes ou encore dans la découverte de nouveaux défauts que l'on ne pensait pas alors réalisables.

Dans un premier temps, il a été imaginé une mise à jour manuelle des fiches de défauts. L'expert réédite d'anciennes fiches afin de les mettre à jour manuellement. Il peut également créer une nouvelle fiche et y remplir l'ensemble des champs nécessaires. Les fiches défauts seront standardisées puis converties en base de connaissances lorsque l'utilisateur le désire. Des rappels peuvent aussi être faits, cette fois-ci de manière périodique ou lorsque les règles ne sont que rarement utilisées par le SE, pour interroger les experts sur la pertinence ou non de tels symptômes associés au défaut. La confirmation des fiches défauts et leur intégration dans le SE resteront donc sous la réalisation humaine et manuelle des experts, pour des raisons de sécurité liées au domaine nucléaire. Cependant, il est proposé dans cette thèse diverses solutions techniques pour préremplir les fiches en générant de façon automatique des triplets RDF de symptômes.

Il existe à ce jour diverses manières pour les experts de récupérer des informations sur l'état du GMPP. Chaque moyen fournit des informations et des symptômes du GMPP sous formats différents. Afin de faciliter leur interprétation, une méthodologie d'extraction et de traduction des symptômes est proposée. L'idée principale est de traduire toutes les informations issues de sources multiples en descriptions textuelles et de les convertir ensuite en une liste de triplets RDF. La Figure 51 montre la méthodologie d'extraction et de conversion. Dans ce schéma, les processus AI (pour Algorithme Intelligent) jouent un rôle crucial dans la transformation des différentes formes de données en texte structuré.

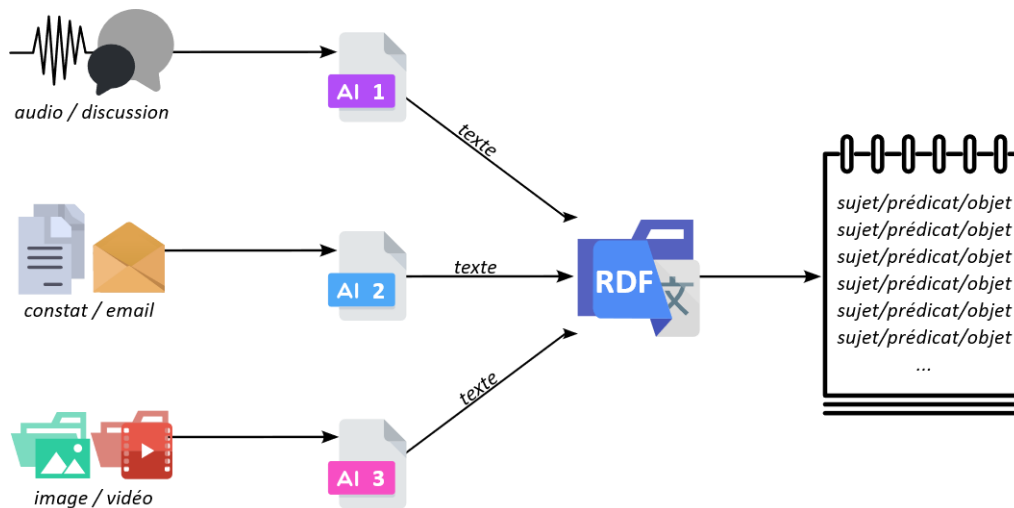


Figure 51 : Méthodologie d'extraction et de traduction de symptômes en triplet RDF

La première source d'information peut être orale. Un expert reçoit un appel téléphonique ou un message audio d'un opérateur sur site ou possiblement d'un client lui expliquant l'état du GMPP et sa problématique rencontrée. Les entrées audio ou les discussions peuvent ainsi être le premier format de récupération de symptômes. Il peut s'agir de transcriptions de conversations, de réunions, ou d'autres formes d'audio. L'idée première serait que l'AI n°1 analyse et convertisse ces entrées audios en texte. Cela peut inclure la reconnaissance vocale, l'extraction d'informations clés et la structuration du contenu en texte compréhensible. Cette technologie existe depuis de nombreuses années et nous assiste au quotidien. Les assistants vocaux sont de plus en plus populaires dans nos domiciles comme dans nos téléphones et la technologie est aujourd'hui mature. Des algorithmes tels que ceux présents dans [129], [130] permettent de transformer les paroles d'une musique ou des discussions téléphoniques en textes structurés.

La seconde source d'informations peut se trouver dans le traitement des emails et des constats écrits. La plupart des sollicitations aux experts passent par les mails et la réception de documents constatant l'état du système. L'AI n°2 analysera le contenu des emails, identifiera les informations importantes, et les convertira en texte structuré. Cela peut inclure la classification des emails, l'extraction de données spécifiques, et la génération de résumés. L'avantage des mails est que les symptômes sont déjà sous formats textuels. Pour les constats, il arrive qu'ils soient écrits à la main et seront donc considérés comme des images. Des technologies telle que [131] permettent de récupérer le texte depuis ces images.

Puis, une dernière source d'informations réside dans l'interprétation d'image et de vidéos du système. L'extraction de symptômes via des vidéos est beaucoup plus rare d'après les experts en GMPP. Néanmoins, lorsque ces formats d'informations sont utilisés, c'est dans un souci de contextualisation et de simplification des explications à transmettre. Cette dernière partie gèrerait donc les entrées visuelles comme les images et les vidéos pour extraire des informations pertinentes. L'AI n°3 peut inclure la reconnaissance d'objets, l'analyse de scènes et la conversion de ces informations visuelles en textes descriptifs. Le principal challenge de toutes ces sources de symptômes sera d'isoler les informations utiles de celles qui ne le sont pas.

Finalement, le traducteur RDF est l'élément final où toutes les sorties des processus AI sont rassemblées. Le texte généré par chaque AI est structuré selon le modèle RDF, qui permet de décrire les ressources de manière standardisée. Par exemple, dans [132], [133] le Deep Learning permet de convertir du texte en triplets RDF et vice-versa. En résumé, chaque algorithme transforme un type spécifique de données en texte structuré, qui est ensuite intégré dans un modèle RDF pour une utilisation ultérieure. La détection automatique de symptômes permet de faire une mise à jour davantage automatisée et ainsi correspond au critère autonome de JN (dimension D8).

7.2 Méthodes hybrides ascendantes/descendantes

La modélisation du JN de SHM a été découpée en modèles dits « Machine » et en un modèle « Humain ». La modélisation de système peut se faire de deux manières principales : l'approche ascendante (dite « bottom-up ») et l'approche descendante (dite « top-down »). La modélisation ascendante part des éléments de base ou des composants individuels pour construire progressivement un système complet. Dans le cas de la thèse (voir CHAPITRE 4), la modélisation ascendante s'est formée sur la base de données de fonctionnement du système pour former un système complexe. La modélisation descendante fonctionne sur le principe d'une vue d'ensemble du système, puis décomposé en sous-systèmes ou en composants plus petits. L'approche utilisée en CHAPITRE 5 définit d'abord les grandes lignes du système, puis détaille progressivement chaque partie, c'est ce qui a été réalisé avec les fiches défauts et l'utilisation du SE. Ces deux approches sont complémentaires et peuvent être utilisées conjointement pour obtenir une modélisation plus complète et précise d'un système. Pour cela, il serait utile de disposer de passerelles permettant d'aborder les modèles « Machine » avec des symptômes ou de générer des données depuis une utilisation du modèle « Humain », combinant ainsi les deux approches de modélisation à tous moments.

En effet, les deux types de modélisations sont encore trop isolées dans le JN. L'intérêt d'une passerelle de modélisation ascendante vers une modélisation descendante serait par exemple de convertir des données issues de séries temporelles des capteurs du GMPP en une description temporelle de symptômes utilisable par le modèle d'experts. À l'inverse, une passerelle de modélisation descendante/ascendante permettrait de traduire une description de symptômes en valeurs quantitatives informant ainsi les utilisateurs de l'espace de définition dans lequel peuvent se trouver les capteurs du GMPP.



Figure 52 : Passerelle de modélisation ascendante vers descendante

La Figure 52 illustre le principe de passerelle de modélisation ascendante/descendante avec un traducteur de séries temporelles. Les séries temporelles issues des capteurs du GMPP peuvent être représentées par des listes de valeurs numériques associées à un contexte. Le contexte d'une série temporelle correspond au capteur dont elle est issue et ses caractéristiques principales (unité de mesures, limites de mesures, etc.).

La Figure 53 illustre un interpréteur de symptômes donnant exemple de passerelle descendante/ascendante. Les symptômes sont composés du triplet RDF descripteur/prédicat/qualifieur. Le descripteur est dans notre cas associé à un capteur et le couple prédicat/qualifieur représente un comportement de la série temporelle de ce capteur. Partant de ces faits, il est tout à fait possible d'imaginer une passerelle de conversion des symptômes en données temporelles. La description qualitative étant parfois trop généraliste, le degré de fiabilité de cette interprétation ne sera très certainement pas très élevé. C'est pourquoi, au lieu de convertir les symptômes en données temporelles, il serait sûrement plus judicieux de convertir les symptômes en espaces de définitions des séries attribuant des valeurs minimales et maximales pour lesquelles les séries sont incluses.



Figure 53 : Passerelle de modélisation descendante vers ascendante

L'utilisation de ces passerelles permettra de passer d'une modélisation à une autre, voire de pouvoir partager les informations relatives aux bases de connaissances avec les bases de données ou vice-versa. Le principe même d'un JN est la synchronisation des modèles avec les systèmes physiques. Les passerelles pousseront ce principe du JN plus loin en lui permettant de synchroniser ces modélisations diverses et multiples entre elles.

7.3 Perspectives de modélisation pour le pronostic

L'une des perspectives majeures de la thèse serait de remplir le chaînon manquant de RCP Solution en proposant des services de pronostic performant. Les seules fonctionnalités à avoir été introduite dans l'outil est une régression polynomiale qui permet, dans certains cas, de prolonger un signal de capteur par l'équation du polynôme identifié. Cette méthode fonctionne mais l'idée serait de développer des méthodes plus complexes et efficaces quant à la prédiction temporelle de signaux.

L'IA possède de nombreuses méthodes pour accomplir cette tâche, avec par exemple les algorithmes de Deep Learning qui se repose sur des modèles complexes de réseaux de neurones. Issues du Machine Learning, les modèles de Deep Learning possèdent de très nombreux paramètres et demandent un nombre très important de données afin d'être entraînés. Les réseaux de neurones traditionnels tel que les MLP vu précédemment ne sont pas conçus pour traiter des données évoluant dans le temps et faire ainsi des prédictions de séries temporelles. La branche du Deep Learning traitant des réseaux de neurones récurrents permet d'apporter des solutions quant à cette problématique. Ce sont des modèles d'apprentissage automatique puissants qui permettent d'analyser des séquences de données, telles que du texte, de la parole ou encore, comme dans notre cas, des séries temporelles. Il existe trois grands types de réseaux de neurones récurrents pour réaliser ce type d'algorithme : le RNN simple, le LSTM et enfin le GRU [134], [135].

Le « Recurrent Neural Network Simple » ou RNN simple est de la forme la plus basique de RNN. Il ne possède pas de portes (« Gate »), ce qui signifie que le flux d'informations n'est pas contrôlé et les informations essentielles à la tâche à accomplir peuvent être écrasées par des informations redondantes ou non pertinentes. Les RNN simple ne sont que rarement utilisés en pratique et sont seulement étudiés à des fins d'enseignement. Les LSTM (« Long-Short-Term-Memory ») et les GRU (« Gated Recurrent Unit ») se composent de plusieurs portes (respectivement 3 et 2) qui permettent d'oublier ou de mémoriser sélectivement les informations de la séquence temporelle précédente dans une mémoire dynamique. Les LSTM utilisent un mécanisme de porte qui contrôle le processus de mémorisation. Les informations dans les LSTM peuvent être stockées, écrites ou lues via des portes qui s'ouvrent et se ferment. Ces portes stockent la mémoire au format analogique, mettant en œuvre la multiplication par éléments par des plages sigmoïdes entre 0 et 1 (fonction d'activation). Le format analogique, différentiable par nature, convient à la rétropropagation.

Un premier essai de LSTM a été utilisé sur les données de FRAMATOME afin de ne prédire l'évolution que d'un seul signal issu des données temporelles précédentes de ce même capteur. Les résultats étaient concluants mais l'idée a été abandonnée pour deux raisons. Premièrement les impératifs temporels de la thèse ne nous permettaient pas de traiter à la fois le diagnostic et le pronostic de GMPP. De plus, cette méthode de génération de série temporelles ne permet pas de caractériser l'état futur du système. Puisque les LSTM ne font que générer des courbes temporelles, les modules d'identifications réalisés pour le diagnostic seront également nécessaires pour le pronostic.

Toutefois, maintenant que les modèles de diagnostic et d'identification des états d'un GMPP sont réalisés grâce à cette thèse, il sera beaucoup plus facile de mettre en place des modèles de pronostic du GMPP. Des concurrents à FRAMATOME se disent pouvoir prédire le comportement des GMPP en utilisant des techniques de Deep Learning. Après observations, on se rend compte que dans le meilleur des cas ils ne peuvent que générer ou prédire des courbes dans le temps. Ce qu'attendent les exploitants de CNPE, c'est avant tout d'avoir une identification et une caractérisation des états passés, présents et des possibles futurs défaillances des GMPP, en d'autres mots un besoin d'expertise. La richesse même de FRAMATOME repose donc sur la disposition d'experts humains, et aujourd'hui numériques, compétents en GMPP.

7.4 EXPERIA pour d'autres systèmes :

La dernière perspective a émergé par l'utilisation de l'outil au cours de son développement. Elle consisterait à utiliser EXPERIA pour d'autres systèmes techniques que les experts de FRAMATOME doivent également analyser. L'un des experts qui a utilisé l'application se trouve être également expert sur le second produit que FRAMATOME Jeumont développe les Mécanismes à Commande de Grappes (MCG). Les MCG sont des composants électromécaniques implantés sur le couvercle de cuve du réacteur. Ils ont une fonction de régulateur de puissance et de sûreté du réacteur. Un MCG est composé de quatre parties : l'enceinte sous-pression, l'ensemble électromagnétique, les cliquets et la tige de commande. Composés de plus de 130 pièces différentes, les MCG réalisent 75 pas par minutes pour assurer la régulation de la puissance des réacteurs. Contrairement aux GMPP qui ne sont trois ou quatre par réacteur, ces seconds systèmes sont présents en nombre avec 70 à 100 MCG par réacteur. Toutefois leurs défaillances sont encore plus rares que celles des GMPP.

L'idée est apparue parce que EXPERIA propose d'assister les experts en découpant le service RCP Solution en trois parties que sont le prétraitement, l'analyse et la rédaction de rapports. C'est en commençant par utiliser l'application pour les étapes du prétraitement que l'experts s'est demandé si c'était possible de standardiser les données issues d'un MCG, de les filtrer et finalement de les afficher. Après quelques ajustements mineurs de l'application, il a été permis de rendre EXPERIA utilisable sur les deux systèmes que FRAMATOME propose d'expertiser. Les utilisateurs peuvent donc ainsi convertir, stocker et manipuler aisément des données de MCG. Les modèles conçus pour les GMPP ne sont bien sûr pas applicables aux MCG mais les techniques de Machine Learning non supervisées détaillées dans cette thèse peuvent néanmoins l'être.

En fin de collaboration avec l'industriel FRAMATOME, des membres de l'équipe d'ingénierie ont été formés à comprendre et maintenir les codes développés. Depuis, des modélisations de MCG sont en cours afin de réutiliser l'architecture de l'application EXPERIA pour une version de JN de SHM appliqué aux MCG et à leurs expertises. Il est vraisemblable que le concept de JN Holistique trouvera sa place dans la conception de futur JN où humains et machines sont étroitement liés à l'expertise à reproduire.

Conclusion Générale

Le diagnostic des équipements nucléaires tels que les GMPP nécessite un haut niveau d'expertise difficile à acquérir et à capitaliser au sein d'une entreprise. La filière nucléaire française, qui s'était reposée sur les installations existantes, regagne en puissance depuis peu avec la création de nouvelles centrales nucléaires à production d'électricité. Les propositions d'emplois sont nombreuses, mais les compétences ne le sont plus. Dans l'objectif d'assister le peu d'experts séniors et de former la future génération d'experts juniors, des solutions doivent être trouvées. Le numérique et l'IA apportent tous deux des solutions quant à la reproduction des compétences expertes et du diagnostic de systèmes. Cependant, le domaine nucléaire est une des industries les plus sûres et les scénarios de défaillances sont rares. Un des challenges de la filière réside dans leur détection et leur identification.

Cette thèse menée en collaboration entre l'industriel FRAMATOME et le laboratoire LAMIH était une recherche exploratoire visant le développement d'un système d'aide à base d'Intelligence Artificielle pour assister les experts humains dans leurs activités de diagnostic. Elle s'est basée sur le concept de Jumeau Numérique (JN) de système humain-machine et l'applique aux besoins de FRAMATOME. Un état de l'art approfondi a permis de définir une nouvelle approche holistique de conception de JN à partir de neuf dimensions. Le système à modéliser, sa modélisation et la connexion entre le système et le modèle sont respectivement définis comme étant les dimensions D1, D2 et D3 de tout JN. La conception de JN pour des applications industrielles ou pour des raisons de développements multiples a mené à modifier la conception des JN. Dans ce contexte, les JN doivent répondre à des dimensions de services apportés, de gestion des données, ou encore de leurs mises à jour constantes (respectivement les dimensions D4, D5 et D6). Finalement, il a été identifié dans cette thèse trois dernières dimensions pour disposer d'une conception holistique de JN.

La dimension d'autonomie D7 est au cœur de tout JN, à la fois dans le flux autonome d'informations collectées, dans la mise à jour automatique des modèles et possiblement dans les actions du système avec un contrôle partagé entre trois parties : l'humain, la machine et les services du JN. Le domaine nucléaire n'a pas permis d'exploiter pleinement cette dimension qui méritera d'être développée à l'avenir. Néanmoins, la thèse a proposé des automatisations quasi complètes sur l'ensemble du processus d'expertise RCP Solution et a introduit plusieurs méthodes afin d'actualiser la part numérique du JN. La huitième dimension proposée (D8) représente quant à elle une considération des informations et faits contextuels au système dans la modélisation et les services du JN. Les standards développés dans cette thèse permettent de toujours disposer de données et de connaissances associées à des éléments contextuels tels que le système de GMPP, le réacteur ou même le site de production. Les analyses expertes sont ainsi personnalisées et adaptées à leurs environnements respectifs et configurations actuelles. La prise en compte de la dimension D8 va même plus loin avec la réalisation de modèles de Machine Learning permettant une classification de l'état d'un GMPP avec seulement des données issues de capteurs secondaires, ces mêmes capteurs indirectement ou faiblement liés aux grandeurs physiques

importantes, dites primaires. Finalement, l'une des grandes dimensions manquantes de la littérature, et qui a été mise en avant dans cette thèse, se trouve être l'intérêt de focaliser la conception d'un JN sur l'utilisateur (D9). Concevoir un JN en considérant les utilisateurs permet à la fois de disposer de services adaptés à leurs besoins et à la fois de permettre une utilisation pérenne de l'outil à long terme. La réussite de cette dimension passe également par une conception de JN qui se veut évolutive, flexible et maintenable. Cette approche holistique à neuf dimensions constitue le cadre méthodologique appliqué au développement de l'outil EXPERIA.

Celui-ci comporte une architecture logicielle permettant de gérer plusieurs types de GMPP, d'intégrer leurs données, et d'utiliser des modèles algorithmiques d'Intelligence Artificielle (IA) afin de fournir des services de diagnostic aux utilisateurs. Les contributions majeures liées à l'élaboration d'un tel JN résident avant tout dans l'intégration de données de sources multiples, mais également la prise en compte d'un nombre très réduit de données caractéristiques aux défaillances. La solution proposée repose sur l'approche holistique de conception des JN se basant sur des modélisations multiples d'un même système et sur la complémentarité entre les données techniques et les connaissances humaines associées. La conception de l'outil EXPERIA a vu le jour dans cet objectif permettant ainsi d'assister les experts dans leurs tâches de diagnostic des GMPP tout en capitalisant leurs connaissances expertes. EXPERIA intègre des modèles d'apprentissage automatique non supervisé et supervisé et un module basé sur la théorie de Dempster-Shafer pour gérer les divergences entre modèles et fiabiliser ainsi le diagnostic. D'autres modèles issus de connaissances humaines sont également implémentés et permettent d'établir un diagnostic explicite de bon ou mauvais fonctionnement. Les interfaces EXPERIA permettent aux utilisateurs d'explorer à leur guise plusieurs modèles et les résultats préliminaires sont encourageants.

De nombreuses perspectives sont envisagées avec la récupération automatique de symptômes pour le diagnostic, ou encore avec le pronostic de composants nucléaires via des techniques de Deep Learning identifiées. L'architecture EXPERIA doit être réutilisée pour développer à terme d'autres JN de SHM. Les perspectives d'un développement de EXPERIA pour d'autres composants de FRAMATOME ont été mentionnées dans les derniers échanges et montre ainsi l'avenir prometteur des conceptions holistiques de JN.

Annexes

ANNEXE 1 : Questionnaire posé aux experts

PARTIE A : L'EXPERT

- Question 1 : « Depuis combien d'années exercez-vous ce métier ? »
Question 2 : « Quelles sont les formations scolaires ou expériences professionnelles qui vous ont permis d'obtenir ce poste ? »
Question 3 : « Quel est votre niveau de compétences actuel en lien avec votre activité d'expertise ? »
Question 4 : « Quelles sont pour vous les compétences indispensables à votre poste ? »
Question 5 : « Comment avez-vous obtenu ces compétences ? »
Question 6 : « En arrêtant votre métier aujourd'hui pour une activité différente, quand pensez-vous perdre votre expertise actuelle ? »

PARTIE B : L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

- Question 7 : « Avez-vous déjà utilisé des outils à base d'intelligence artificielle ? »
Question 8 : « Avez-vous déjà entendu parler d'IA dans votre entreprise ? »
Question 9 : « Quel est votre niveau de compétences actuel en lien avec les intelligences artificielles ? »

PARTIE C : EXPERT & IA

- Question 10 : « Pensez-vous que l'IA impact déjà votre métier ? »
Question 11 : « Pensez-vous que l'IA puisse dans un futur impacter votre métier ? »
Question 12 : « Pensez-vous que l'IA va supprimer votre emploi ? » ; Question 12bis : « Si oui, à quelle échéance ? »
Question 13 : « Pensez-vous que l'IA va transformer votre métier ? »
Question 14 : « Avez-vous peur de ne pas pouvoir vous adapter à cette nouvelle transformation ? »
Question 15 : « Globalement, avez-vous envie d'outils à base d'IA dans votre environnement professionnel ? »
Question 16 : « Quelles seraient pour vous le meilleur avantage d'avoir un outil d'aide à base d'IA dans votre métier ? »
Question 17 : « Pensez-vous que l'IA pourra faire autant de tâches que vous ? »
Question 18 : « Pensez-vous que l'IA pourra faire ces tâches mieux que vous ? »
Question 19 : « Avez-vous des commentaires concernant vos interactions avec des IA dans votre profession ? »



Étude sur les Interactions entre Experts et Intelligences Artificielles

Ce formulaire est anonyme.

this_is_my_name@uphf.fr [Changer de compte](#)



Non partagé

* Indique une question obligatoire

PARTIE A : L'EXPERT

partie relative au métier d'expert en GMPP/MCG

Question 1 : Depuis combien d'années exercez-vous ce métier ? *

Sélectionner ▼

Question 2 : Quelles sont les formations scolaires ou expériences professionnelles qui vous ont permis d'obtenir ce poste ? *

Votre réponse

Question 3 : Quel est votre niveau de compétences actuel en lien avec votre activité d'expertise ? *

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

Je ne connais rien Je connais tout

Question 4 : Quelles sont pour vous les compétences indispensables à votre poste ? *

Votre réponse

Question 5 : Comment avez-vous obtenu ces compétences ?

- L'école
- La formation professionnelle
- La pratique
- Les discussions avec des pairs
- L'auto-apprentissage (autodidacte)
- Autre : _____

Question 6 : En arrêtant votre métier aujourd'hui pour une activité différente, quand pensez-vous perdre votre expertise actuelle? (réponse en années) *

Sélectionner ▼

PARTIE B : L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

partie relative à l'IA

Question 7 : Avez-vous déjà utilisé des outils à base d'intelligence artificielle ? *

- Oui
- Non

Question 8 : Avez-vous déjà entendu parler d'IA dans votre entreprise ? *

- Oui
- Non

Question 9 : Quel est votre niveau de compétences actuel en lien avec les intelligences artificielles ? *

- 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
- Je ne connais rien Je connais tout

PARTIE C : EXPERT & IA

partie relative aux interactions et changement que l'IA peut apporter sur le métier d'expert

Question 10 : Pensez-vous que l'IA impact déjà votre métier ? *

- Oui
- Non
- Sans avis

Question 11 : Pensez-vous que l'IA puisse dans un futur impacter votre métier ? *

- Oui
- Non
- Sans avis

Question 12 : Pensez-vous que l'IA va supprimer votre emploi ? *

- Oui
- Non
- Sans avis

Question 12bis : Si oui, à quelle échéance ?

Sélectionner ▼

Question 13 : Pensez-vous que l'IA va transformer votre métier ? *

- Oui : Cela va me rendre plus productif
- Oui : Cela va me libérer du temps
- Oui : Cela va me permettre de me consacrer aux tâches à valeur ajoutée
- Oui : Cela va me compliquer le travail
- Oui : Cela va me laisser les tâches les plus ingrates
- Oui : Cela va m'obliger à travailler plus rapidement
- Oui : Cela va m'obliger à travailler avec des machines
- Oui : J'aurai moins de collègues
- Oui : Je vais devoir aller vers des tâches qui contrôlent les machines
- Non, pourquoi ? (autres)
- Autre : _____

Question 14 : Avez-vous peur de ne pas pouvoir vous adapter à cette nouvelle transformation ? *

Supports présentés et fournis avant les présentations

- Oui
- Non
- Sans avis

Question 15 : Globalement, avez-vous envie d'outils à base d'IA dans votre environnement professionnel ?

- Oui
- Non
- Sans avis

Question 16 : Quelles seraient pour vous le meilleur avantage d'avoir un outil d'aide à base d'IA dans votre métier ?

- Je vais gagner du temps dans mes tâches
- Je serai plus précis et efficace
- J'aurai un métier plus facile
- Je vais monter en compétences

Question 17 : Pensez-vous que l'IA pourra faire autant de tâches que vous ?

- Oui
- Non
- Sans avis

Question 18 : Pensez-vous que l'IA pourra faire ces tâches mieux que vous ?

- Oui
- Non
- Sans avis

Question 19 : Avez-vous des commentaires concernant vos interactions avec des IA dans votre profession?

Votre réponse _____

Retour

Envoyer

Effacer le formulaire

ANNEXE 2 : Résultats du questionnaire posé aux experts

Expert	Question 1	Question 2	Question 3	Question 4	Question 5	Question 6
A	33	ESAM Valenciennes - plus intervention systématique sur des foruits pendant 20 ans à l'export	9	Réactivité, ouverture d'esprit, tenu au stress, esprit d'analyse, méthodique, multilingue, communication et interrogation avec d'autres expert et techniciens-savoir être		
B	8	Ingénieur Matériaux	8	Matériaux, Mécanique, connaissance du produit, connaissance de la conduite de tranche, connaissance de l'arrêt de tranche, habilitations DATR		
C	2	Diplome d'ingénieur et une première expérience dans le domaine nucléaire	6	La mémoire, la curiosité et la technique, surtout en mécanique.		
D	10	maitrise technologie mécanique et machines spéciales	7	rigueur, implication	La pratique	Jamais (0)
E	15	diplôme d'ingénieur méthode + ingénieur soudage + 4 ans en chaudronnerie appareils à pression	8	la rigueur et l'esprit d'investigation	La pratique	7

Expert	Question 7	Question 8	Question 9
A	Oui	Oui	4
B	Oui	Oui	9
C	Oui	Oui	5
D	Non	Non	4
E	Non	Oui	2

Expert	Question 10	Question 11	Question 12 Q12 bis	Question 13	Question 14
A	Sans avis	Oui	Non	<p>Oui : Cela va me rendre plus productif, Oui : Cela va me libérer du temps, Oui : Cela va me permettre de me consacrer aux tâches à valeur ajoutée, Oui : Je vais devoir aller vers des tâches qui contrôlent les machines</p>	Non
B	Oui	Oui	Non	<p>Oui : Cela va me rendre plus productif, Oui : Cela va me permettre de me consacrer aux tâches à valeur ajoutée, Oui : Je vais devoir aller vers des tâches qui contrôlent les machines</p>	Non
C	Non	Oui	Non	<p>Oui : Cela va me libérer du temps, Oui : Cela va me permettre de me consacrer aux tâches à valeur ajoutée</p>	Non
D	Sans avis	Oui	Non	<p>Autre : aiguiller vers d'autre chose</p>	Oui
E	Oui	Oui	30	<p>Oui : Cela va me rendre plus productif, Oui : Cela va me libérer du temps, Oui : Cela va me permettre de me consacrer aux tâches à valeur ajoutée, Autre : A court terme: la préparation / mise à dispo des données est un gros travail, les vérifications par l'expérience seront très pointues à faire, il faudra garder une capacité d'analyse critique du verdict rendu par la machine. Quand ça sera mûr: risque d'être moins affûté quand les machines feront le gros des réflexions sur les problèmes techniques à notre place, risque de passer à côté de problématiques émergentes, il faudra se justifier et convaincre quand on ne donnera pas la même réponse que la machine et ça sera dur (on sera sur de l'intuition).</p>	Non

Expert	Question 15	Question 16	Question 17	Question 18	Question 19
A	Oui	Je serai plus précis et efficace	Non	Non	Non
B	Oui	Je vais gagner du temps dans mes tâches	Non	Non	
C	Sans avis	Je vais monter en compétences	Non	Non	Cela pourra améliorer certains aspect du métier si l'IA est spécifique au métier en question.
D	Sans avis	Je vais monter en compétences	Non	Sans avis	
E	Oui	Je vais monter en compétences	Non	Non	dans un premier temps je vois ça comme un outil qui va aider à défricher des problématiques complexes ou appréhender des interactions entre des paramètres produisant des effets combinés ou antagonistes ou encore faire émerger des facteurs influents dans une marée de données pour cibler les efforts.

Références

- [1] H. Ritchie, P. Rosado, et M. Roser, « Nuclear Energy », *Our World Data*, oct. 2023, Consulté le : 15 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://ourworldindata.org/nuclear-energy>
- [2] Commissariat général au développement durable et Datalab, « Chiffres clés de l'énergie - Édition 2018, Données et études statistiques », Gouvernement Français, Chiffres clés de l'énergie. Consulté le : 15 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/chiffres-cles-de-lenergie-edition-2018>
- [3] France et Commissariat général au développement durable Service des données et études statistiques, *Bilan énergétique de la France pour 2008*, SDES. Paris, France, 2009. Consulté le : 15 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.bnsp.insee.fr/ark:/12148/bc6p071rr1d>
- [4] OIE, « Prix de l'électricité en France : La fourniture d'électricité ». Consulté le : 18 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://observatoire-electricite.fr/politique-energetique/article/prix-de-l-electricite-en-france-la-fourniture-d-electricite>
- [5] GIFEN, « GIFEN : l'industrie nucléaire française ». Consulté le : 18 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.gifen.fr/>
- [6] RFL, « Brève : Centrales nucléaires : moderniser plutôt que fermer », *Rev. Francoph. Lab.*, vol. 2017, n° 489, p. 16, févr. 2017, doi : 10.1016/S1773-035X(17)30021-7.
- [7] LaTribune, « Mise en service de Flamanville : le calendrier d'EDF est possible, « mais très tendu », prévient l'ASN », *latribune.fr*. Consulté le : 22 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.latribune.fr/climat/energie-environnement/nucleaire-la-mise-en-route-du-reacteur-epr-de-flamanville-pourrait-encore-etre-reportee-989185.html>
- [8] K. Schmitt, « Automations influence on nuclear power plants: a look at three accidents and how automation played a role », *Work Read. Mass*, vol. 41 Suppl 1, p. 4545-4551, 2012, doi : 10.3233/WOR-2012-0035-4545.
- [9] C. Ascone, B. Verhaeghe, et F. Vanderhaegen, « Maintenance prédictive en centrale nucléaire : l'enjeu de la crédibilité des données lors de l'apprentissage du système prédictif », présenté à 1er Congrès Annuel de la SAGIP, juin 2023. Consulté le : 1 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://uphf.hal.science/hal-04243637>
- [10] ASN, « Autorité de sûreté nucléaire ». Consulté le : 15 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.asn.fr/>
- [11] P. Millot, *Ergonomie des Systèmes Homme-machine*. Hermès science publications. Lavoisier, 2013, p. 386 pp. Consulté le : 15 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://uphf.hal.science/hal-03467984>
- [12] Afnor, *NF X60-000*. Consulté le : 27 février 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.boutique.afnor.org/fr-fr/norme/nf-x60000/maintenance-industrielle-fonction-maintenance/fa063074/1561>
- [13] J.-P. Mercier, *La Maintenance des centrales nucléaires à eau sous pression*. Editions Kirk, 1987.
- [14] M.-D. Furet, « Rapport sur l'indépendance et la valorisation de l'expertise venant à l'appui des décisions en santé publique », Ministère de la Santé, de la Jeunesse et des Sports ; Direction générale de la Santé, juin 2008. Consulté le : 12 décembre 2023. [En

- ligne]. Disponible sur : <http://www.vie-publique.fr/rapport/30299-rapport-sur-lindependance-et-la-valorisation-de-l'expertise-venant-l>
- [15] Afnor, *NF X50-110*. Consulté le : 12 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.boutique.afnor.org/fr-fr/norme/nf-x50110/qualite-en-expertise-prescriptions-generales-de-competence-pour-une-experti/fa118385/21460>
- [16] J. Merchiers et P. Pharo, « Compétence et connaissance expertes. Propriétés publiques et cognitives-pratiques », *Sociétés Contemp.*, vol. 4, n° 1, p. 89-108, 1990, doi : 10.3406/socco.1990.977.
- [17] H. Desbrousses et B. Peloille, *Contradiction entre activités matérielles et intellectuelles, mode d'utilisation des activités mentales ouvrières et entraves à la domination sociale de la production*. Paris, France : CNRS, Centre de documentation sciences humaines, 1976.
- [18] C. Guittard et A. Welter, « Définition et sélection de l'expert IT : Approches cognitives et sociales », *Manag. Avenir*, vol. 67, n° 1, p. 101-121, mars 2014.
- [19] Gouvernement Français, « France 2030 : un plan ambitieux sur le nucléaire de demain ». Consulté le : 12 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.economie.gouv.fr/france-2030-plan-ambitieux-nucleaire-demain>
- [20] J. Mérand, « Fiabilisation des décisions de conduite en salle de commande d'une centrale nucléaire : le rôle de l'argumentation dans la résolution collective de problèmes », phdthesis, Université Paris Saclay (COMUE), 2016. Consulté le : 12 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://theses.hal.science/tel-03135439>
- [21] H. Veyrac, « Approche ergonomique des représentations de la tâche pour l'analyse d'utilisations de consignes dans des situations de travail à risques », phdthesis, Université Toulouse le Mirail - Toulouse II, 1998. Consulté le : 12 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://theses.hal.science/tel-00317438>
- [22] C. Stoessel, « Décisions risquées et organisations à risques : autonomie au travail et reconnaissance sociale dans la conduite d'une industrie de process », phdthesis, Conservatoire national des arts et metiers - CNAM, 2010. Consulté le : 12 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur : <https://theses.hal.science/tel-00557579>
- [23] P. A. Wieringa et H. G. Stassen, « Human-machine systems », *Trans. Inst. Meas. Control*, vol. 21, n° 4-5, p. 139-150, oct. 1999, doi: 10.1177/014233129902100402.
- [24] L. Bainbridge, « Ironies of automation », *Automatica*, vol. 19, n° 6, p. 775-779, nov. 1983, doi: 10.1016/0005-1098(83)90046-8.
- [25] C. Ascone et F. Vanderhaegen, « De la Simulation Numérique au Cas d'Etude-Un Exemple de Partage d'Autonomie entre Humains et Robots », in *ERGO'IA 2023*, 2023. Consulté le: 9 septembre 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-04405071/>
- [26] V. Frédéric, S. Chalme, F. Anceaux, et P. Millot, « Principles of cooperation and competition: Application to car driver behavior analysis », *Cogn. Technol. Work*, vol. 8, p. 183-192, sept. 2006, doi: 10.1007/s10111-006-0037-9.
- [27] Y. Wang, S. Debernard, J.-C. Popieul, P. Simon, et J. Floris, *Empowering ADAS With Driver-Supervised Learning Of Preferences: Parameterization And Human-Machine Interaction*. 2023, p. 6. doi: 10.1109/IECON51785.2023.10312600.
- [28] W. Kritzinger, M. Karner, G. Traar, J. Henjes, et W. Sihn, « Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification », *IFAC-Pap.*, vol. 51, n° 11, p. 1016-1022, janv. 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.08.474.
- [29] S. Ferguson, « Was Apollo 13 The First Digital Twin? » Consulté le: 22 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.linkedin.com/pulse/apollo-13-first-digital-twin-stephen-ferguson/>

- [30] A. Parott et L. Warshaw, « Industry 4.0 and the digital twin », *Deloitte Insights*. Consulté le: 22 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://www2.deloitte.com/content/www/us/en/insights/focus/industry-4-0/digital-twin-technology-smart-factory.html>
- [31] M. Grieves, « Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication », mars 2015.
- [32] R. Minerva et N. Crespi, « Digital twins: properties, software frameworks, and application scenarios », *IT Prof.*, vol. 23, n° 1, p. 51, 2021, doi: 10.1109/mitp.2020.2982896.
- [33] F. Tao, H. Zhang, A. Liu, et A. Y. C. Nee, « Digital Twin in Industry: State-of-the-Art », *IEEE Trans. Ind. Inform.*, vol. 15, n° 4, p. 2405-2415, avr. 2019, doi: 10.1109/TII.2018.2873186.
- [34] C. P. Renaudin, B. Barbier, R. Roriz, D. Revel, et M. Amiel, « Coronary arteries: new design for three-dimensional arterial phantoms. », *Radiology*, vol. 190, n° 2, p. 579-582, févr. 1994, doi: 10.1148/radiology.190.2.8284422.
- [35] R. Stark, C. Fresemann, et K. Lindow, « Development and operation of Digital Twins for technical systems and services », *CIRP Ann.*, vol. 68, n° 1, p. 129-132, janv. 2019, doi: 10.1016/j.cirp.2019.04.024.
- [36] C. Semeraro, M. Lezoche, H. Panetto, et M. Dassisti, « Digital twin paradigm: A systematic literature review », *Comput. Ind.*, vol. 130, p. 103469, sept. 2021, doi: 10.1016/j.compind.2021.103469.
- [37] F. Tao, M. Zhang, Y. Liu, et A. Y. C. Nee, « Digital twin driven prognostics and health management for complex equipment », *CIRP Ann.*, vol. 67, n° 1, p. 169-172, janv. 2018, doi: 10.1016/j.cirp.2018.04.055.
- [38] B. Slevin, « How do you create a digital twin? », OpenText Blogs. Consulté le: 22 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://blogs.opentext.com/how-do-you-create-a-digital-twin/>
- [39] Y. Naudet, A. Baudet, et M. Risse, « Human Digital Twin in Industry 4.0: Concept and Preliminary Model », in *Proceedings of the 2nd International Conference on Innovative Intelligent Industrial Production and Logistics*, Online Streaming, --- Select a Country --- : SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2021, p. 137-144. doi: 10.5220/0010709000003062.
- [40] W. Shengli, « Is Human Digital Twin possible? », *Comput. Methods Programs Biomed. Update*, vol. 1, p. 100014, janv. 2021, doi: 10.1016/j.cmpbup.2021.100014.
- [41] R. Martinez-Velazquez, R. Gamez, et A. El Saddik, « Cardio Twin: A Digital Twin of the human heart running on the edge », in *2019 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, juin 2019, p. 1-6. doi: 10.1109/MeMeA.2019.8802162.
- [42] B. R. Barricelli, E. Casiraghi, J. Gliozzo, A. Petrini, et S. Valtolina, « Human Digital Twin for Fitness Management », *IEEE Access*, vol. 8, p. 26637-26664, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2971576.
- [43] B. Gaffinet, J. H. A. Ali, H. Panetto, et Y. Naudet, « Human-centric digital twins: Advancing safety and ergonomics in human-robot collaboration », in *17th IFAC/IFIP International Workshop on Enterprise Integration, Interoperability And Networking, EI2N 2023*, in Communications in Computer and Information Science, vol. 1886. Rome, Italy: Communications in Computer and Information Science, Springer, nov. 2023, p. 380-397. doi: 10.1007/978-3-031-49339-3_24.
- [44] B. Rossen et B. Lok, « A crowdsourcing method to develop virtual human conversational agents », *Int. J. Hum.-Comput. Stud.*, vol. 70, n° 4, p. 301-319, avr. 2012, doi: 10.1016/j.ijhcs.2011.11.004.

- [45] M. S. Sellberg et M. J. Vanderploeg, « Virtual human: a computer graphics model for biomechanical simulations and computer-aided instruction », présenté à Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings, 1994, p. 329-330.
- [46] K. Jung, O. Kwon, et H. You, « Development of a digital human model generation method for ergonomic design in virtual environment », *Int. J. Ind. Ergon.*, vol. 39, n° 5, p. 744-748, sept. 2009, doi: 10.1016/j.ergon.2009.04.001.
- [47] D. Lämkuill, L. Hanson, et Roland Örtengren, « A comparative study of digital human modelling simulation results and their outcomes in reality: A case study within manual assembly of automobiles », *Int. J. Ind. Ergon.*, vol. 39, n° 2, p. 428-441, mars 2009, doi: 10.1016/j.ergon.2008.10.005.
- [48] D. Ziegeler et D. Zuehlke, « EMOTIONAL USER INTERFACES AND HUMANOID AVATARS IN INDUSTRIAL ENVIRONMENTS », *IFAC Proc. Vol.*, vol. 38, n° 1, p. 106-111, janv. 2005, doi: 10.3182/20050703-6-CZ-1902.01420.
- [49] J. Cassell, « Embodied Conversational Agents: Representation and Intelligence in User Interfaces », *AI Mag.*, vol. 22, n° 4, Art. n° 4, déc. 2001, doi: 10.1609/aimag.v22i4.1593.
- [50] C. Ascone et F. Vanderhaegen, « Towards a Holistic Framework for Digital Twins of Human-Machine Systems », *IFAC-Pap.*, vol. 55, n° 29, p. 67-72, janv. 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.10.233.
- [51] F. Abdoune, V. Cheutet, M. Nouriri, et O. Cardin, « Digital Twin for decision-support: An insight into the integration of simulation models into Digital Twin architecture », in *SOHOMA workshop 2023*, Annecy, France: IAE Annecy, sept. 2023. Consulté le: 18 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-04252067>
- [52] J. Ríos, J. Hernandez-Matias, M. Oliva, et F. Mas, *Product Avatar as Digital Counterpart of a Physical Individual Product: Literature Review and Implications in an Aircraft*. 2015. doi: 10.3233/978-1-61499-544-9-657.
- [53] R. Rosen, G. von Wichert, G. Lo, et K. D. Bettenhausen, « About The Importance of Autonomy and Digital Twins for the Future of Manufacturing », *IFAC-Pap.*, vol. 48, n° 3, p. 567-572, janv. 2015, doi: 10.1016/j.ifacol.2015.06.141.
- [54] D. Seal, « The System Engineering “V” - Is It Still Relevant In the Digital Age? », 2018.
- [55] M. Liu, S. Fang, H. Dong, et C. Xu, « Review of digital twin about concepts, technologies, and industrial applications », *J. Manuf. Syst.*, vol. 58, p. 346-361, janv. 2021, doi: 10.1016/j.jmsy.2020.06.017.
- [56] H. van der Valk, H. Haße, F. Möller, et B. Otto, « Archetypes of Digital Twins », *Bus. Inf. Syst. Eng.*, juin 2022, doi: 10.1007/s12599-021-00727-7.
- [57] A. Sharma, E. Kosasih, J. Zhang, A. Brintrup, et A. Calinescu, « Digital Twins: State of the art theory and practice, challenges, and open research questions », *J. Ind. Inf. Integr.*, vol. 30, p. 100383, nov. 2022, doi: 10.1016/j.jii.2022.100383.
- [58] C. Sturm *et al.*, « CREATION OF DIGITAL TWINS - KEY CHARACTERISTICS OF PHYSICAL TO VIRTUAL TWINNING IN MECHATRONIC PRODUCT DEVELOPMENT », *Proc. Des. Soc.*, vol. 1, p. 781-790, août 2021, doi: 10.1017/pds.2021.78.
- [59] L. Zhang, L. Zhou, et B. K. P. Horn, « Building a right digital twin with model engineering », *J. Manuf. Syst.*, vol. 59, p. 151-164, avr. 2021, doi: 10.1016/j.jmsy.2021.02.009.
- [60] N. Jazdi, B. Ashtari Talkhestani, B. Maschler, et M. Weyrich, « Realization of AI-enhanced industrial automation systems using intelligent Digital Twins », *Procedia CIRP*, vol. 97, p. 396-400, janv. 2021, doi: 10.1016/j.procir.2020.05.257.
- [61] A. Löcklin, T. Jung, N. Jazdi, T. Ruppert, et M. Weyrich, « Architecture of a Human-Digital Twin as Common Interface for Operator 4.0 Applications », *Procedia CIRP*, vol. 104, p. 458-463, janv. 2021, doi: 10.1016/j.procir.2021.11.077.

- [62] A. A. Malik et A. Bilberg, « Digital twins of human robot collaboration in a production setting », *Procedia Manuf.*, vol. 17, p. 278-285, janv. 2018, doi: 10.1016/j.promfg.2018.10.047.
- [63] T. Riedelsheimer, L. Dorfhuber, et R. Stark, « User centered development of a Digital Twin concept with focus on sustainability in the clothing industry », *Procedia CIRP*, vol. 90, p. 660-665, janv. 2020, doi: 10.1016/j.procir.2020.01.123.
- [64] E. J. Tuegel, A. R. Ingraffea, T. G. Eason, et S. M. Spottswood, « Reengineering aircraft structural life prediction using a digital twin », *Int. J. Aerosp. Eng.*, 2011, doi: 10.1155/2011/154798.
- [65] J.-F. Uhlenkamp, J. Hauge, E. Broda, M. Lütjen, M. Freitag, et K.-D. Thoben, « Digital Twins: A Maturity Model for Their Classification and Evaluation », *IEEE Access*, vol. 10, p. 69605-69635, juin 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3186353.
- [66] S. Baskaran *et al.*, « Digital Human and Robot Simulation in Automotive Assembly using Siemens Process Simulate: A Feasibility Study », *Procedia Manuf.*, vol. 34, p. 986-994, janv. 2019, doi: 10.1016/j.promfg.2019.06.097.
- [67] T. Maruyama *et al.*, « Digital Twin-Driven Human Robot Collaboration Using a Digital Human », *Sensors*, vol. 21, n° 24, Art. n° 24, janv. 2021, doi: 10.3390/s21248266.
- [68] R. Gervasi, L. Mastrogiacomo, et F. Franceschini, « A conceptual framework to evaluate human-robot collaboration », *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, vol. 108, mai 2020, doi: 10.1007/s00170-020-05363-1.
- [69] Y. Shi, W. Shen, L. Wang, F. Longo, L. Nicoletti, et A. Padovano, « A Cognitive Digital Twins Framework for Human-Robot Collaboration », *Procedia Comput. Sci.*, vol. 200, p. 1867-1874, janv. 2022, doi: 10.1016/j.procs.2022.01.387.
- [70] X. Zheng, J. Lu, et D. Kiritsis, « The emergence of cognitive digital twin: vision, challenges and opportunities », *Int. J. Prod. Res.*, vol. 60, n° 24, p. 7610-7632, déc. 2022, doi: 10.1080/00207543.2021.2014591.
- [71] P. Saariluoma, J. Cañas, et A. Karvonen, « Human Digital Twins and Cognitive Mimetic », 2021, p. 97-102. doi: 10.1007/978-3-030-55307-4_15.
- [72] C. Ascone et F. Vanderhaegen, « Holistic Digital Twin Framework: Designing Human-Machine Systems with an Overall Situation Awareness », *IFAC-Pap.*, vol. 56, n° 2, p. 7065-7070, janv. 2023, doi: 10.1016/j.ifacol.2023.10.567.
- [73] Talend, « Modélisation des données : définition et guide pratique », Talend - A Leader in Data Integration & Data Integrity. Consulté le: 18 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.talend.com/fr/resources/guide-modelisation-donnees/>
- [74] OPC, *UA Part 1: Overview and Concepts*. Consulté le: 18 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://reference.opcfoundation.org/Core/Part1/v104/docs/>
- [75] M. Mustra, K. Delac, et M. Grgic, « Overview of the DICOM standard », in *2008 50th International Symposium ELMAR*, sept. 2008, p. 39-44. Consulté le: 20 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4747434>
- [76] R. L. Richesson et J. Krischer, « Data Standards in Clinical Research: Gaps, Overlaps, Challenges and Future Directions », *J. Am. Med. Inform. Assoc.*, vol. 14, n° 6, p. 687-696, nov. 2007, doi: 10.1197/jamia.M2470.
- [77] O. Alotaibi, E. Pardede, et S. Tomy, « Cleaning Big Data Streams: A Systematic Literature Review », *Technologies*, vol. 11, p. 101, juill. 2023, doi: 10.3390/technologies11040101.
- [78] K. Kulkarni, Y. Mahale, N. Khan, K. Nandhini, et S. Gite, « Deep Learning for Anomaly Detection in Spatio-Temporal Maharashtra Weather Data: A Novel Approach with Integrated Data Cleaning Techniques », *Int. J. Intell. Syst. Appl. Eng.*, vol. 12, n° 12s, p. 169-182, 2024.

- [79] S. Wang, Y. Lei, B. Yang, X. Li, Y. Shu, et N. Lu, « A graph neural network-based data cleaning method to prevent intelligent fault diagnosis from data contamination », *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 126, 2023, doi: 10.1016/j.engappai.2023.107071.
- [80] N. Singh, *Data Cleaning Methods*. 2023.
- [81] A. Więch, « Oubliez Excel, faites le grand écart avec SQL », LearnSQL. Consulté le: 22 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://learnsql.fr/blog/oubliez-excel-faites-le-grand-ecart-avec-sql/>
- [82] L. van der Maaten et G. Hinton, « Visualizing Data using t-SNE », *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 9, n° 86, p. 2579-2605, 2008.
- [83] S. Lloyd, « Least squares quantization in PCM », *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 28, n° 2, p. 129-137, mars 1982, doi: 10.1109/TIT.1982.1056489.
- [84] M. Greenacre, P. J. F. Groenen, T. Hastie, A. I. D'Enza, A. Markos, et E. Tuzhilina, « Principal component analysis », *Nat. Rev. Methods Primer*, vol. 2, n° 1, p. 1-21, déc. 2022, doi: 10.1038/s43586-022-00184-w.
- [85] F. Vanderhaegen et S. Zieba, « Reinforced learning systems based on merged and cumulative knowledge to predict human actions », *Inf. Sci.*, vol. 276, p. 146, 2014, doi: 10.1016/j.ins.2014.02.051.
- [86] T. Cover et P. Hart, « Nearest neighbor pattern classification », *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, n° 1, p. 21-27, janv. 1967, doi: 10.1109/TIT.1967.1053964.
- [87] J. MacQueen, « Some methods for classification and analysis of multivariate observations », in *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Volume 1: Statistics*, vol. 5.1, University of California Press, 1967, p. 281-298. Consulté le: 22 avril 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://projecteuclid.org/ebooks/berkeley-symposium-on-mathematical-statistics-and-probability/Proceedings-of-the-Fifth-Berkeley-Symposium-on-Mathematical-Statistics-and/chapter/Some-methods-for-classification-and-analysis-of-multivariate-observations/bsmsp/1200512992>
- [88] D. Bishara, Y. Xie, W. Liu, et S. Li, « A State-of-the-Art Review on Machine Learning-Based Multiscale Modeling, Simulation, Homogenization and Design of Materials », *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 30, août 2022, doi: 10.1007/s11831-022-09795-8.
- [89] A. Collins et M. Khamassi, « Initiation à la modélisation computationnelle », in *Khamassi, M. (Ed.) Neurosciences cognitives*, 2021. Consulté le: 29 mars 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.science/hal-03411274>
- [90] P. Steinbach, F. Gernhardt, M. Tanveer, S. Schmerler, et S. Starke, « Machine Learning State-of-the-Art with Uncertainties », 14 avril 2022, *arXiv*: arXiv:2204.05173. doi: 10.48550/arXiv.2204.05173.
- [91] E. Fix et J. L. Hodges, « Discriminatory Analysis. Nonparametric Discrimination: Consistency Properties », *Int. Stat. Rev. Rev. Int. Stat.*, vol. 57, n° 3, p. 238-247, 1989, doi: 10.2307/1403797.
- [92] L. Breiman, « Random Forests », *Mach. Learn.*, vol. 45, n° 1, p. 5-32, oct. 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [93] A. Cutler, D. R. Cutler, et J. R. Stevens, « Tree-Based Methods », in *High-Dimensional Data Analysis in Cancer Research*, X. Li et R. Xu, Éd., New York, NY: Springer, 2009, p. 1-19. doi: 10.1007/978-0-387-69765-9_5.
- [94] T. K. Ho, « Random decision forests », in *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, août 1995, p. 278-282 vol.1. doi: 10.1109/ICDAR.1995.598994.
- [95] L. Breiman, J. Friedman, R. A. Olshen, et C. J. Stone, *Classification and Regression Trees*. New York: Chapman and Hall/CRC, 1984. doi: 10.1201/9781315139470.

- [96] E. Laber et L. Murtinho, « Minimization of Gini Impurity: NP-completeness and Approximation Algorithm via Connections with the k-means Problem », *Electron. Notes Theor. Comput. Sci.*, vol. 346, p. 567-576, août 2019, doi: 10.1016/j.entcs.2019.08.050.
- [97] M. Awad et R. Khanna, « Machine Learning », in *Efficient Learning Machines: Theories, Concepts, and Applications for Engineers and System Designers*, M. Awad et R. Khanna, Éd., Berkeley, CA: Apress, 2015, p. 1-18. doi: 10.1007/978-1-4302-5990-9_1.
- [98] T. M. Mitchell, *Machine Learning*, 1^{re} éd. USA: McGraw-Hill, Inc., 1997.
- [99] D. P. Kingma et J. Ba, « Adam: A Method for Stochastic Optimization », 29 janvier 2017, *arXiv*: arXiv:1412.6980. doi: 10.48550/arXiv.1412.6980.
- [100] G. Shafer, *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, 1976.
- [101] S. Peñafiel, N. Baloian, H. Sanson, et J. A. Pino, « Applying Dempster–Shafer theory for developing a flexible, accurate and interpretable classifier », *Expert Syst. Appl.*, vol. 148, p. 113262, juin 2020, doi: 10.1016/j.eswa.2020.113262.
- [102] G. Shafer, « Dempster’s rule of combination », *Int. J. Approx. Reason.*, vol. 79, p. 26-40, déc. 2016, doi: 10.1016/j.ijar.2015.12.009.
- [103] D. Deneux, C. Lerch, J. Euzenat, et J.-P. Barthès, « Pluralité des connaissances dans les systèmes industriels », *Hermès Sciences*, 2002, p. 115. Consulté le: 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://inria.hal.science/hal-00922307>
- [104] J. Pitrat, *Métaconnaissance: futur de l’intelligence artificielle*. in Langue, raisonnement, calcul. Éditions Hermès. Paris, 1990. Consulté le: 9 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur:
<https://bibliotheque.insee.net/Default/doc/SYRACUSE/509269/metaconnaissance-futur-de-l-intelligence-artificielle>
- [105] C. Chaccour, W. Saad, M. Debbah, Z. Han, et H. Poor, « Less Data, More Knowledge: Building Next Generation Semantic Communication Networks », *IEEE Commun. Surv. Tutor.*, vol. PP, p. 1-1, janv. 2024, doi: 10.1109/COMST.2024.3412852.
- [106] O. Enrichment, J. Domingue, E. Motta, et W. Hall, *A Knowledge-Based News Server Supporting Ontology-Driven Story Enrichment and Knowledge Retrieval*. 1999. doi: 10.1007/3-540-48775-1_7.
- [107] E. Shortliffe, « Computer-based medical consultations: MYCIN », *Artif. Intell. - AI*, vol. 388, oct. 1976, doi: 10.1097/00004669-197610000-00011.
- [108] B. Buchanan, E. A. Feigenbaum, et J. Lederberg, « Heuristic DENDRAL: A program for generating explanatory hypotheses in organic chemistry », *Mach. Intell.*, vol. 4, févr. 1968.
- [109] P. Park, S. Goldstein, A. O’Gara, M. Chen, et D. Hendrycks, « AI deception: A survey of examples, risks, and potential solutions », *Patterns*, vol. 5, p. 100988, mai 2024, doi: 10.1016/j.patter.2024.100988.
- [110] M. J. Rijckaert, V. Debroey, et W. Bogaerts, « Expert Systems: The State of the Art », in *Mathematical Models for Decision Support*, G. Mitra, H. J. Greenberg, F. A. Lootsma, M. J. Rijckaert, et H. J. Zimmermann, Éd., Berlin, Heidelberg: Springer, 1988, p. 487-517. doi: 10.1007/978-3-642-83555-1_29.
- [111] S. M. et A. Murugappan, « Design of a Cognitive Knowledge Representation Model to Assess the Reasoning Levels of Primary School Children », *Expert Syst. Appl.*, vol. 231, p. 120604, nov. 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.120604.
- [112] X. Wang, Z. Luo, R. He, et Y. Shao, « Novel medical question and answer system: Graph convolutional neural network based with knowledge graph optimization », *Expert Syst. Appl.*, vol. 227, p. 120211, oct. 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.120211.
- [113] J. Byun, Y. Choi, J. Lee, et S. Park, « Privacy-preserving inference resistant to model extraction attacks », *Expert Syst. Appl.*, vol. 256, p. 124830, déc. 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2024.124830.

- [114] C. Ascone, F. Vanderhaegen, et B. Verhaeghe, « Interactions entre Experts humains et Intelligence Artificielle dans le diagnostic de système », présenté à ERGOIA'23, oct. 2023. Consulté le: 1 décembre 2023. [En ligne]. Disponible sur: <https://uphf.hal.science/hal-04243651>
- [115] D. Janjanam, B. Ganesh, et L. Manjunatha, « Design of an expert system architecture: An overview », *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1767, n° 1, p. 012036, févr. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1767/1/012036.
- [116] M. Héon, G. Paquette, et J. Basque, *Transformation de modèles semi-formels en ontologies selon les architectures conduites par les modèles*. 2008.
- [117] F. Manola et E. Miller, *RDF Primer*, 10 février 2004. Consulté le: 12 septembre 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.w3.org/TR/rdf-primer/>
- [118] M. Héon, *OntoCASE4G-OWL: Towards an modeling software tool for G- OWL a graphical syntax for RDF/RDFS/OWL2*. 2016. doi: 10.13140/RG.2.1.2442.4722.
- [119] A. Bhutoria, « Personalized education and Artificial Intelligence in the United States, China, and India: A systematic review using a Human-In-The-Loop model », *Comput. Educ. Artif. Intell.*, vol. 3, p. 100068, janv. 2022, doi: 10.1016/j.caeai.2022.100068.
- [120] K. Balog, I. Soboroff, N. Usa, P. Thomas, et P. Bailey, « Overview of the TREC 2008 enterprise track », janv. 2008.
- [121] S. Alvarez, *python-rule-engine*. (31 décembre 2023). Python. MIT. Consulté le: 16 septembre 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://pypi.org/project/python-rule-engine/>
- [122] A. D. Lunardhi et K. M. Passino, « Verification of dynamic properties of rule-based expert systems », *1991 Proc. 30th IEEE Conf. Decis. Control*, p. 1561-1566, 1991, doi: 10.1109/CDC.1991.261667.
- [123] R. Stark et T. Damerau, « Digital Twin », 2019. doi: 10.1007/978-3-642-35950-7_16870-1.
- [124] C. D. Toth, J. O'Rourke, et J. E. Goodman, *Handbook of Discrete and Computational Geometry, Second Edition*. CRC Press, 2004.
- [125] R. N. Annavarapu, « Singular Value Decomposition and the Centrality of Löwdin Orthogonalizations », *Am. J. Comput. Appl. Math.*, vol. 2013, p. 33-35, janv. 2013, doi: 10.5923/j.ajcam.20130301.06.
- [126] G. J. Szekely et M. L. Rizzo, « Hierarchical Clustering via Joint Between-Within Distances: Extending Ward's Minimum Variance Method », *J. Classif.*, vol. 22, n° 2, p. 151-183, sept. 2005, doi: 10.1007/s00357-005-0012-9.
- [127] K. Pearson, « LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space », *Lond. Edinb. Dublin Philos. Mag. J. Sci.*, vol. 2, n° 11, p. 559-572, nov. 1901, doi: 10.1080/14786440109462720.
- [128] S. Kullback et R. A. Leibler, « On Information and Sufficiency », *Ann. Math. Stat.*, vol. 22, n° 1, p. 79-86, mars 1951, doi: 10.1214/aoms/1177729694.
- [129] T. Hain *et al.*, « Automatic transcription of conversational telephone speech », *Speech Audio Process. IEEE Trans. On*, vol. 13, p. 1173-1185, déc. 2005, doi: 10.1109/TSA.2005.852999.
- [130] E. Benetos, S. Dixon, D. Giannoulis, H. Kirchhoff, et A. Klapuri, « Automatic music transcription: Challenges and future directions », *J. Intell. Inf. Syst.*, vol. 41, déc. 2013, doi: 10.1007/s10844-013-0258-3.
- [131] A. Fischer *et al.*, *Automatic Transcription of Handwritten Medieval Documents*. 2009. doi: 10.1109/VSM2009.26.
- [132] É. Colin, « Traitement automatique des langues et génération automatique d'exercices de grammaire », phdthesis, Université de Lorraine, 2020. Consulté le: 20 septembre 2024. [En ligne]. Disponible sur: <https://hal.univ-lorraine.fr/tel-02949349>

- [133] D. Gerber et A.-C. N. Ngomo, « Extracting Multilingual Natural-Language Patterns for RDF Predicates », A. Ten Teije, J. Völker, S. Handschuh, H. Stuckenschmidt, M. d'Acquin, A. Nikolov, N. Aussenac-Gilles, et N. Hernandez, Éd., in *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 7603. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012, p. 87-96. doi: 10.1007/978-3-642-33876-2_10.
- [134] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho, et Y. Bengio, « Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling », 11 décembre 2014, *arXiv*: arXiv:1412.3555. doi: 10.48550/arXiv.1412.3555.
- [135] A. Sherstinsky, « Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network », *Phys. Nonlinear Phenom.*, vol. 404, p. 132306, mars 2020, doi: 10.1016/j.physd.2019.132306.