



HAL
open science

Interactions entre Experts humains et Intelligence Artificielle dans le diagnostic de système

Corentin Ascone, Frédéric Vanderhaegen, Benjamin Verhaeghe

► **To cite this version:**

Corentin Ascone, Frédéric Vanderhaegen, Benjamin Verhaeghe. Interactions entre Experts humains et Intelligence Artificielle dans le diagnostic de système : Exemple d'étude dans le domaine du nucléaire. ERGOIA'23, ERGOIA, Oct 2023, Bidart, France. hal-04243651

HAL Id: hal-04243651

<https://uphf.hal.science/hal-04243651>

Submitted on 16 Oct 2023

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Interactions entre Experts humains et Intelligence Artificielle dans le diagnostic de système : Exemple d'étude dans le domaine du nucléaire

CORENTIN ASCONE, Univ. Polytechnique Hauts-de-France, CNRS, UMR 8201 - LAMIH, FRANCE

FRÉDÉRIC VANDERHAEGEN, INSA Hauts-de-France, FRANCE

BENJAMIN VERHAEGHE, IBJ Framatome, FRANCE

© 2023

Résumé : Cet article met en avant l'enjeu et la nécessité de garder l'humain dans des tâches de diagnostic de systèmes complexes. Les auteurs proposent une étude de trois configurations d'interactions différentes entre supports d'IA et experts et analysent la place de l'humain envers ces supports. Les experts en Groupes Moto-Pompes Primaires (GMPPs) sont pris pour exemple dans cette étude. Un bilan est fait quant aux avantages et inconvénients de chacune des configurations interactives Expert-IA.

Mots Clés et Phrases Supplémentaires: Interaction Homme-Système, Expert, Intelligence Artificielle, Diagnostic, Groupe MotoPompe Primaire

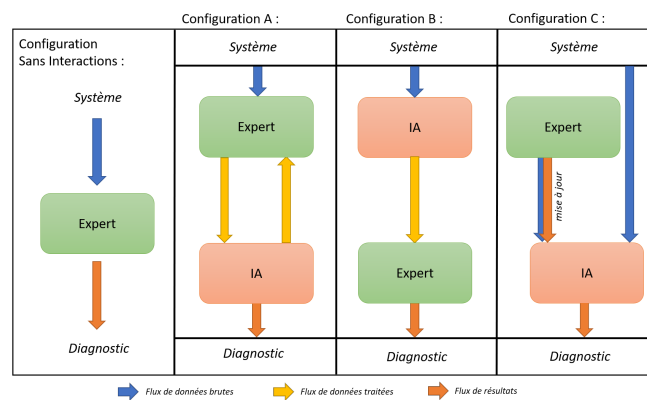
1 INTRODUCTION

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 fondé que possible, élaboré à partir des connaissances disponibles et de démonstrations, accompagnées d'un jugement professionnel » [11]. Guittard et Welter ajoutent que l'expert est un individu « dont la compétence, l'indépendance et la probité lui valent d'être formellement reconnue apte à effectuer des travaux d'expertise » [1]. La notion d'expert a fait l'objet de nombreuses recherches mais elle semble ne pas s'être intéressé à l'arrivée des nouvelles technologies et solutions d'aides à base d'Intelligence Artificielles (IA) qui vont changer le quotidien de tous dans les prochaines années. La révolution du BigData et de l'industrie 4.0 ont modifié considérablement les rôles et missions des experts qui effectuent aujourd'hui des tâches d'analyses de données. Avec plus d'informations à traiter, plus d'outils numériques, et moins de réalité avec le terrain, les experts font face au BigData et doivent extraire des informations utiles à leurs domaines d'expertises. L'Intelligence Artificielle (IA) offre de nombreuses possibilités pour assister l'humain dans la manipulation de toutes ces données. Selon la variété des techniques d'Intelligence Artificielle qui existe, il est proposé de diviser les interactions Expert-IA en trois configurations différentes. La première proposition (Configuration A) se réfère aux premières intelligences artificiellement développées sous le nom de Système Expert. Avec celles-ci, une importante part de l'expertise et des connaissances de l'expert est copiée dans l'IA. Dans le domaine du Machine Learning (apprentissage automatique) et du Data-based Modelling (modélisation à base de données), il existe trois principaux types d'apprentissage : non-supervisé (Configuration B), supervisé (Configuration C) et le renforcement. La principale différence entre supervisé et non-supervisé est que l'apprentissage supervisé est fondé sur des hypothèses de résultats des données d'apprentissages. En d'autres termes, il s'agit d'une connaissance préalable de ce que devraient être les valeurs de sortie de l'échantillon. Par conséquent, le but de l'apprentissage supervisé est d'apprendre une fonction qui se rapproche le mieux de la relation entrée-sortie observable dans les données. En revanche, l'apprentissage non-supervisé n'a pas de résultat étiqueté (dit aussi "labélisé"). L'objectif est dans ce cas de déduire un pattern (structure

Authors' addresses: Corentin Ascone, Univ. Polytechnique Hauts-de-France, CNRS, UMR 8201 - LAMIH, Le Mont Houy, 59313 Valenciennes Cedex 9, FRANCE, corentin.ascone@uphf.fr; Frédéric Vanderhaegen, INSA Hauts-de-France, Le Mont Houy, 59313 Valenciennes Cedex 9, FRANCE, frederic.vanderhaegen@uphf.fr; Benjamin Verhaeghe, IBJ Framatome, 59460 Jeumont, FRANCE, benjamin.verhaeghe@framatome.com.

simplifiée) d'un ensemble de points de données. Le renforcement fonctionne sur le même principe que l'apprentissage supervisé, une base de données d'apprentissage est nécessaire mais l'une des principales différences est que le modèle n'est jamais informé de la sortie optimale, mais reçoit un signal d'évaluation indiquant la qualité de la sortie sélectionnée. Souvent cet apprentissage est utilisé afin de trouver la meilleure stratégie pour contrôler un comportement, il s'agit davantage d'une évaluation d'un processus en plusieurs étapes que d'une simple classification. Au niveau de l'interaction Humain-IA le renforcement sera associé à l'apprentissage supervisé (Configuration C). La Figure 1 montre les différentes configurations dont s'intègre l'IA dans l'activité de diagnostic par expert humain. Le but de cet article est de montrer l'intérêt de garder l'humain dans les futurs diagnostics de systèmes assistés par IA [5] et d'accompagner les experts au mieux dans cette interaction Humain-IA relative à leur activité professionnelle. Le cas d'étude s'intéresse aux experts qui effectuent le suivi des machines tournantes tels que les groupes motopompes (GMPP) utilisées en centrale nucléaire. Les interactions entre experts et IA seront détaillées tout au long de l'article via des supports d'IA appliqués aux GMPPs. Une discussion sera également apportée quant aux nouveaux rôles de l'expert suite à l'intégration de ces techniques.

FIG. 1 – Architectures interactives Expert-IA



2 SITUATION INITIALE : L'EXPERT ET L'ACTIVITÉ D'EXPERTISE

Les Groupes Moto-Pompes Primaires (GMPPs) permettent la circulation et la gestion de température du fluide primaire en centrales nucléaires [2]. Des experts traitent et analysent les données brutes de ces pompes afin de produire des diagnostics quant à l'état globale et interne des pompes. Des techniques d'Intelligences Artificielles sont actuellement en développement et devraient mener d'ici peu à une collaboration Expert-IA entre les experts de l'entreprise Framatome et les développements fait au sein du laboratoire LAMIH (UMR CNRS/UPHF 8201). Dans ce cadre, il a été mis en évidence plusieurs enjeux à surmonter. Le travail d'analyse des pompes est très spécifique, il nécessite une formation de compétences variées, avancées et systématiques de ces systèmes. Les experts de cette étude disposent tous d'un diplôme d'ingénierie (ou équivalent) et possèdent des compétences dans le domaine de l'électrique, la mécanique, et la thermique. Le niveau de connaissances sur les GMPPs diffère d'un individu à un autre et dépend fortement du nombre d'année de présence des experts à ce poste (allant de seulement 2 années d'expériences à 33 ans d'ancienneté). L'intégration d'IA dans ce processus d'expertise a pour but second d'accompagner les experts les moins formés et de faciliter le transfert de compétences d'un expert confirmé aux plus jeunes. Une méthodologie d'analyse est néanmoins présente afin de cadrer l'activité de diagnostic et de fournir un bilan de santé de qualité exemplaire d'un exploitant à un autre.

Les compétences ne sont toutefois pas seulement techniques, selon l'étude des caractéristiques telles que le fait d'être critique, méthodique, et analytique sont indispensables pour être expert en GMPP. Lorsque l'on parle d'Intelligence Artificielle aux experts de Framatome, les réponses aux questions sont plus hétérogènes. Alors que la moyenne de leurs niveaux de compétences estimés sur les GMPP (toute ancienneté confondue) est d'environ 8/10, lorsqu'on leur demande leurs niveaux de compétences en fonctionnement des Intelligences Artificielles, la moyenne descend à 6/10. C'est pourquoi l'intégration d'outil à base d'IA ne peut se faire dans la précipitation et doit comporter une phase d'étude de l'activité et du public visé, puis d'une phase de conception et d'intégration de l'expertise, pour finir avec une phase ultime de co-validation avec les experts. C'est sur ce principe de collaboration tout en essayant de reproduire le fonctionnement analytique humain des experts, qu'est né le concept de Système Expert [12]. La capacité humaine à raisonner, produire des règles et faire des hypothèses est intégrer dans le Système Expert afin de réfléchir habilement à des tâches dont on pense qu'elles nécessitent une expertise humaine considérable. Il a plusieurs années, Framatome a également réalisé son propre système expert nommé DIAPO, permettant de diagnostiquer la pompe suite à une série de questions/réponses posées à l'utilisateur. Le principe était simple, une série de question sur le GMPP est posée à l'utilisateur et chaque réponse permet de réduire la recherche et d'affiner le résultat sur un état déduit spécifique de la pompe. Ce système donnait de bons résultats mais il est rapidement tombé dans l'oubli. Les raisons d'un tel arrêt résident dans la conception même de ce système expert. En effet, DIAPO tout comme les principaux systèmes experts fonctionnent selon une logique formelle qui privilégie le raisonnement déductif. Ils sont programmés pour connaître les règles, vérifier si les conditions de leur application sont remplies et les appliquer. C'est-à-dire, que si une règle n'existe pas ou si une simple condition n'est pas présente, le système ne peut conclure sur un résultat. Les systèmes experts sont des outils complexes qui s'appuient des raisonnements simples et des connaissances fragmentées que le moteur d'inférences ne peut reproduire sans l'utilisation de connaissances humaines. Deux facteurs ont alors mis fin à l'utilisation de DIAPO et de toute autre Intelligence Artificielle dans cette expertise, la difficulté de mettre à jour l'outil et l'inflexibilité à convertir le système pour de nouveaux types de pompes. L'humain s'est placé alors comme un acteur flexible et indispensable à la réalisation de l'expertise [7]. De manière générale, les systèmes experts sont un bon moyen de capitaliser les connaissances des experts mais ils représentent une automatisation des expertises trop forte qui ne permet de perdurer dans le temps. Les méthodes ont grandement évolué avec l'apparition des premiers modèles orientés données (grande quantité de données traitée). Le terme de "système expert" est dorénavant démodé et laisse place aux concepts de jumeaux numériques [3] ou plus généralement à des techniques d'apprentissages automatisés. Suite à ce premier bilan du travail des experts en pompe nucléaire, il est proposé d'analyser différents types d'Intelligences Artificielles et leurs interactions respectives avec ces experts. Chaque configuration proposée sera étudiée, finalement une discussion permettra de conclure l'étude sur la meilleure façon d'intégrer de l'Intelligence Artificielle dans ce processus d'expertise.

3 BIGDATA ET ANALYTIQUE AUGMENTÉE

La première étape consiste à filtrer et standardiser les données des clients. Les données reçues par les exploitants de centrales nucléaires sont différentes d'un site à un autre, aussi bien en termes de quantité que de qualité. Le travail d'analyse se trouve alors entaché par un travail de pré-traitements des données brutes en données augmentées avant de réaliser un diagnostic du système. Avant de diagnostiquer, les experts de Framatome estiment passer environ 23% de leur temps à mettre en forme les données. Cette compétence analytique se retrouve sur le dans la littérature [13], où un opérateur serait augmenté par ses interactions cognitives avec des outils d'analyse des BigData. À la différence de cet opérateur, les experts sont choisis du fait de leurs capacités d'analyses et leurs habilités à démêler des informations

utiles parmi d'autres. L'analyse du BigData ou analytique augmentée est le processus de collecte, d'organisation et d'analyse de grands ensembles de données pour découvrir des renseignements utiles et prévoir les événements pertinents. Pour cela, l'utilisation de technique de Machine Learning et de l'IA permettra aux experts de créer et utiliser des insights afin de faciliter la compréhension de données. Les IA par apprentissage non-supervisé permettent cette analytique augmentée. Elles sont très similaires à la façon dont les humains apprennent à penser à travers leurs propres expériences et fonctionnent sur des données non annotées et non classifiées, ce qui rend l'apprentissage non-supervisé plus important. Les techniques par apprentissage non-supervisé (non labélisé) consiste à ne disposer que de données d'entrée (X) mais pas de sorties correspondantes ($Y(x)$). L'objectif est d'en apprendre davantage sur les données, il n'y a donc pas de réponse correcte au résultat obtenu. Dans la réalité, il n'y a pas toujours de données d'entrée avec des sorties correspondantes, donc un apprentissage non-supervisé est nécessaire pour résoudre de tels scénarios. Les algorithmes sont laissés à leurs propres mécanismes pour découvrir et présenter la distribution sous-jacente intéressante des données. On distingue les apprentissages non-supervisés via deux catégories d'algorithmes, ceux de regroupement (ou clustering) et ceux d'association. Le clustering est le processus de regroupement des données en fonction de leur similarité, et l'association correspond au processus de découverte des relations entre les données. Divers algorithmes d'apprentissage non-supervisé existent tels que la réduction de dimensions (DR), le partitionnement en k -moyennes (k -Means), l'analyse des composants principaux (PCA), la décomposition en valeur singulière (SVD) ou encore le regroupement hiérarchique (HC). Certains de ces algorithmes ont été testés avec des jeux de données de fonctionnement d'un Groupe Moto-Pompe Primaire de chez Framatome (l'algorithme k -Means [10], [9]; et la méthode de classification hiérarchique HC [4]). Dans l'ensemble, les méthodes non-supervisées sont utiles afin de traiter des jeux de données importants et/ou disposant de nombreuses dimensions. À la suite de plusieurs essais de ces techniques, l'identification de plusieurs clusters ou associations sont réalisés, mais la caractérisation de ceux-ci n'est pas possible (pas de diagnostic du système). La place de l'expert dans les IA à apprentissage non-supervisé semble toujours nécessaire. Il est néanmoins envisageable d'utiliser ce type d'IA dans une architecture où l'expert aurait sa place dans l'interprétation de données augmentées par analytique. Davantage perçues comme des aides à l'expert dans son travail d'analyse, les méthodes de regroupement ou d'association non-supervisées ne permettent pas d'apporter de réelles connaissances sur le système. Un système de standardisation et de traitement automatique devra être mis en place afin d'alléger les experts sur ce domaine, et par exemple aider les experts à réaliser de meilleures prévisions, à offrir une meilleure visibilité des KPI (indicateurs clés de performances) ou encore d'alerter en temps réel grâce à l'analyse prédictive [13]. La place de l'expert reste néanmoins indispensable dans ces interactions afin de diagnostiquer les données augmentées par IA (Configuration B), d'alléger les experts et de les recentrer sur leur cœur de métier. Ces néo-experts (experts en interactions avec le BigData et le numérique) feront faces ensemble à deux grands enjeux : la manipulation de ces informations et de ces nouveaux outils, ainsi que leur veille et management à long terme.

4 CLASSIFICATION ET DIAGNOSTIC

La deuxième étape du processus est donc l'analyse et l'extraction d'informations relevant de l'état du GMPP. Le temps d'exécution de cette étape peut être différent en fonction du scénario étudié, mais les experts affirment ne passer seulement 15% de leur temps à les analyser. Les critères et méthodologies d'analyses des pompes sont propres et confidentielles à Framatome Jeumont et ne peuvent donc être communiquées. L'intérêt d'ajouter de l'IA dans cette partie du processus est avant tout d'obtenir des résultats plus précis si possible et surtout plus rapidement. Le développement d'un outil intelligent dans ce processus d'expertise n'a pas pour but de remplacer l'humain. Les connaissances expertes sont difficiles à transmettre d'un individu à un autre. L'interaction avec une IA doit faciliter le travail des experts en

vue d'accroître l'activité d'expertise au sein de l'entreprise. L'IA à développer ne devra en aucun cas se substituer aux experts ou provoquer une perte de compétences. Selon l'étude réalisée, les experts estiment que l'IA va leur "permettre de se consacrer aux tâches à valeur ajoutée" ainsi que de leur libérer du temps ou d'être plus productif. 100% des individus sondés estiment que l'Intelligence Artificielle en cours de développement "ne pourra effectuer une expertise de meilleure qualité" par rapport à un expert humain. Partant de cet a priori, des solutions doivent être mises en place afin de garder l'expert au centre de l'analyse des GMPPs. En opposition aux apprentissages non-supervisés, l'apprentissage supervisé consiste à apprendre une fonction de prédiction à partir d'exemples annotés. Dans cette catégorie d'IA, il se distingue des problèmes de régression liés aux prédictions d'une variable quantitative, et à des problèmes de classement associés aux prédictions d'une variable qualitative. Les exemples labélisés ("annotés") constituent une base de données d'apprentissage et permettent de définir la fonction de prédiction apprise appelée « hypothèse » ou « modèle ». La difficulté pour créer une base d'apprentissage est très diverse d'une labélisation à une autre. L'annotation attribuée à une séquence de données doit être choisie avec certitude, donc par l'expert. Une mauvaise labélisation, induit un mauvais apprentissage de l'IA et donc de mauvais résultats finaux. La source même de l'expertise dans les résultats réside donc en partie dans l'apprentissage de l'IA par l'expert. En phase de test, l'expertise du système apporté via la base d'apprentissage est réutilisé sans intervention de l'expert grâce à l'IA (Configuration C). Cette tâche de labélisation fût longue mais nécessaire pour ce type d'IA. Des techniques telles que la méthode des k-plus proches voisins (k-NN), ou la machine à vecteurs de support (SVM) donnent des premiers résultats concluants de diagnostic des pompes primaires de Framatome. Le premier critère apprécié par les experts est celui d'obtenir un résultat qualitatif des données d'entrée. En effet, le résultat d'un modèle non-supervisé ne permettait de statuer sur un état précis du système contrairement à ces méthodes supervisées. Les experts préfèrent obtenir un premier bilan rapide et qualitatif de l'état de la machine avant leur analyse plus profonde du système. Ce choix pourrait être critiqué dans le sens où l'IA peut avoir une influence mauvaise ou contraire dans l'analyse future réalisée par l'humain. Ce ne sera pas le cas, car le bilan délivré aux exploitants de centrale nucléaire doit être détaillé et comporter divers éléments spécifiques que l'IA ne peut fournir pour l'instant. Le résultat de l'IA supervisé de classification ne sera qu'une simple aide à l'expert afin de l'orienter et de le faciliter dans sa recherche d'anomalies. Finalement, la dernière étape du diagnostic consiste à rédiger les résultats d'analyses dans un rapport tout en détaillant l'origine du diagnostic et, s'il y a un problème, identifier les possibles causes et origines de celui-ci. Ces experts sont peu nombreux et leur expertise représente une forte valeur ajoutée pour l'entreprise car leurs travaux permettent d'identifier au mieux les problèmes et d'ajuster les opérations de maintenances en conséquence de leurs analyses (déclencher une opération fortuite par exemple).

5 CONCLUSION

Les experts initialement spécialisés sur des machines, doivent aujourd'hui interagir avec des outils numériques et traiter des quantités gigantesques de données afin d'en extraire des informations utiles au cœur initial de leur métier. Objet d'une intense recherche au niveau mondial, les techniques de diagnostic subissent et vont continuer à subir dans les prochaines années certains progrès dans les résultats déduits, et cela liés aux progrès dans la finesse et l'interprétation des résultats. L'analyse a montré que les systèmes experts sont difficiles à automatiser et encore plus à maintenir dans le temps. En effet, les hypothèses qui composent le modèle sont figées et ne permettent d'avoir une vue holistique du système. Ce type de configuration Expert-IA nécessite d'avoir un expert pour les créer et les maintenir dans le temps (Configuration A). La configuration B avec l'apprentissage non-supervisé permet d'effectuer des réductions de dimension dans les jeux de données mais ne permet pas de donner un résultat de l'état de la machine. Le diagnostic de systèmes par apprentissage supervisé est donc ce qui semblait être une solution complètement automatisée de

l'expertise (Configuration C). Cependant ce type d'IA nécessite de disposer d'un ensemble de données diverses et labélisés. L'interaction entre Expert et IA n'est pas présente en phase de test de l'IA mais semble indispensable en phase d'apprentissage. En effet, la base d'apprentissage doit subir un processus de labélisation par un humain dans le cadre de ces expertises. De plus, on remarque un inconvénient commun à toutes ces méthodes d'IA lors du test d'un cas non présent dans la base d'apprentissage ou dans le modèle. Dans ce cas, ce nouvel état non appris peut se voir être ajouté dans la base afin d'être utilisé à l'avenir dans les mêmes conditions. Malheureusement la nouvelle hypothèse ou séquence annoté ne peut s'ajouter automatiquement au modèle sans une intervention humaine. La place de l'expert semble être encore nécessaire dans les futurs IA de diagnostic afin d'enrichir le diagnostic de nouvelles expertises ou de contrôler la cohérence des modèles dans le temps. Lorsque les expertises changent, l'IA ne peut changer naturellement, et si l'humain n'est plus là pour le faire, l'expertise s'éteindra en même temps que l'IA. La conception des futurs IA de diagnostic ne devront donc en aucun cas diminuer les compétences des experts au risque de perdre ces précieux savoirs à jamais [8]. Le but de cet article était de sensibiliser les lecteurs sur les problèmes auxquels peuvent faire face les nouveaux experts dans leur interaction avec des IA. Un cas d'application aux Groupes de Moto-Pompes Primaires a permis de tester divers types d'Intelligences Artificielles et de montrer que dans chaque cas, l'humain a toujours une place au sein de leurs conceptions et/ou utilisations. Chaque IA dispose donc d'échanges et d'enjeux divers et respectifs envers l'expert. Qu'il s'agisse d'un système expert, d'une IA par apprentissage non-supervisé ou d'un apprentissage supervisé, l'humain est indispensable dans leur conception ou dans leur utilisation. Le diagnostic des GMPPs ne peut donc se faire sans l'humain [6]. Le déploiement d'une IA d'aide à l'expertise doit faire l'objet d'une étude au préalable tout comme l'objet de cet article afin de ne pas voir disparaître l'expertise au sein d'une entreprise.

RÉFÉRENCES

- [1] Guittard Claude and Welter Adeline. 2014. Définition et sélection de l'expert IT : Approches cognitives et sociales. *Management & Avenir*, Article 67 (1 2014), 101-121 pages. <https://doi.org/10.3917/mav.067.0101>.
- [2] Ascone Corentin, Verhaeghe Benjamin, and Vanderhaegen Frédéric. 2023. Maintenance prédictive en centrale nucléaire : l'enjeu de la crédibilité des données lors de l'apprentissage du système prédictif. *SAGIP* (2023).
- [3] Ascone Corentin and Vanderhaegen Frédéric. 2022. Towards a Holistic Framework for Digital Twins of Human-Machine Systems. *IFAC 18th Symposium on Analysis, Design, and Evaluation of Human-Machine Systems* (2022).
- [4] M. Voorhees Ellen. 1986. Implementing agglomerative hierarchic clustering algorithms for use in document retrieval. *Inf. Process. Manag.* (1986).
- [5] Vanderhaegen Frédéric. 1993. *Coopération homme-machine multiniveau entre une équipe d'opérateurs humains et des outils d'assistance : application au contrôle du trafic aérien*. Theses. Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis. <https://uphf.hal.science/tel-03432825>
- [6] Vanderhaegen Frédéric. 2012. Cooperation and learning to increase the autonomy of ADAS. *Cognition, Technology & Work* 14 (03 2012), 61–69. <https://doi.org/10.1007/s10111-011-0196-1>
- [7] Vanderhaegen Frédéric. 2016. A rule-based support system for dissonance discovery and control applied to car driving. *Expert Systems with Applications* 65 (2016), 361–371. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.08.071>
- [8] Vanderhaegen Frédéric and Stéphane Zieba. 2014. Reinforced learning systems based on merged and cumulative knowledge to predict human actions. *Information Sciences* 276 (08 2014), 146–159. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2014.02.051>
- [9] MacQueen J. 1967. Classification and analysis of multivariate observations. In *5th Berkeley Symp. Math. Statist. Probability*. University of California Los Angeles LA USA, 281–297.
- [10] SP Lloyd. 1957. Least square quantization in PCM. Bell Telephone Laboratories Paper. Published in journal much later : Lloyd, SP : Least squares quantization in PCM. *IEEE Trans. Inform. Theor.*(1957/1982) 18, 11 (1957).
- [11] Furet Marie-Dominique. 2008. *Rapport sur l'indépendance et la valorisation de l'expertise venant à l'appui des décisions de santé publique*. Rapport. Direction Générale de la Santé.
- [12] Lindsay Robert K., Buchanan Bruce G., Feigenbaum Edward A., and Lederberg Joshua. 1993. DENDRAL : A case study of the first expert system for scientific hypothesis formation. *Artificial Intelligence* 61, 2 (1993), 209–261. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(93\)90068-M](https://doi.org/10.1016/0004-3702(93)90068-M)
- [13] David Romero, Johan Stahre, Thorsten Wuest, Ovidiu Noran, Peter Bernus, Åsa Fasth, Fast-Berglund, and Dominic Gorecky. 2016. Towards an Operator 4.0 Typology : A Human-Centric Perspective on the Fourth Industrial Revolution Technologies.

Received 9 Mai 2023; revised 21 Août 2023; accepted X X 2023