



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

APIA

*Conférence Nationale
sur les
Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle*

PFIA 2023



Table des matières

Christelle Launois, Catherine Roussey Éditorial	5
Comité de programme	6
Session : Conférence et présentation invitée APIA 2023	7
B. C. Stahl Artificial Intelligence for Good, Challenges in Meeting the United Nation’s Sustainable Development Goals	8
M. Guillaumont Méthodologie pour mesurer et réduire l’impact environnementale des algorithmes de Deep Learning afin de concevoir des projets en IA éco-responsables	9
Session 1 : Ouverture APIA 2023	10
R. Caillière, N. Museux État de l’art de l’apprentissage par renforcement de politiques déclaratives	11
Session 2 : Posters	18
I. Grenet, Y. Bobichon, A. Girard ZGP appliqué à la segmentation des images hyperspectrales	19
V. Boullisset, J.-L. Attié, R. Tournier, N. El Malki, X. Ceamanos-Garcia, J. Andrey, E; Pequignot Classification de surfaces dans une image hyperspectrale urbaine par réseau de neurones pour la qualité de l’air	24
N. Cointe, M. Sylvain Recherche des meilleures explications d’incidents sur une ligne de production	28
D. Jacob, R. Tievant, L. Cervoni, M. Roudesli Prédiction des blessures au Foot 5 à l’aide d’une méthode de machine learning	32
C. Gosset, M. B. Billami, M. Lafourcade, C. Bortolaso Classification de documents métiers pour l’aide à l’extraction et à la classification de relations lexico-sémantiques typées et pondérées	37
L. Lesieur, V. Guardia, A. Khenchaf, J.-M. Le Caillec, C. Cornu, A. Toumi Application de l’IA au désentrelacement de formes d’onde radar	41
Session 3 : Apprentissage	45
M. Gornet, W. Maxwell L’IA explicable appliquée à la détection de ceintures et de téléphones au volant	46
S. Tabti, F. Vallée, D. Poon Shu Han, M. Elion, Y. Alouini Automatisation de l’inspection de conteneurs maritimes : une preuve de concept	57
Session 4 : Modélisation	62
C. Granger, F. Amarger Les registres de la Comédie-Française sur le Web de données liées : de l’hétérogénéité de données vers des données quantitatives en RDF	63
C. Fourtout, P. Prieur, A. Berger, J.-P. Cotton, A. Belloni, D. Marx, C. Briffaud-Nehme, L. Carvalho, L. Gautier ÉPIONE : Formaliser un processus métier par une démarche d’ingénierie de la connaissance : retour d’expérience sur le déclassement dans le nucléaire	72

F. Gauthier-Clerc, H. Le Capitaine, F. Claveau, P. Chevrel Optimisation du pilotage industriel d'une piscine publique grâce à la modélisation dirigée par les données : proposition d'un jeu de données applicatif	81
Session 5 : Traitement de la langue	88
G. Bied, E. Perennes, S. Nathan, V. Naya, P. Caillou, B. Crepon, C. Gaillac, M. Sebag RECTO : REcommandation diminuant la Congestion par Transport Optimal	89
G. Dubuisson Duplessis, M. Richard, A.-L. Guénet Segmentation de phases de dialogue dans des retranscriptions de conversations de centres d'appels	99
G. Dubuisson Duplessis, F. Bullier, A.-L. Guénet Démonstration : exploration sémantique de données texte de la relation client	103
Session 6 : Système à base de règles	107
X. Goblet, C. Rey, A. Collange Hybridation opérationnelle des logiques OWL2 et ASP pour améliorer l'expressivité déclarative 108	
L. Cervoni, J. Brasseur, M. Roudesli Prévention et auto-rééducation de pathologies ostéoarticulaires assistées par intelligence artificielle	118

Éditorial

Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle

L'Intelligence Artificielle est maintenant dans notre vie quotidienne et modifie notre manière de travailler. L'exemple spectaculaire de chatGPT qui génère des textes ou des images a remis en cause le travail des journalistes, des étudiants, des enseignants etc... Ces évolutions de l'IA questionnent les savoirs faire du monde industriel et académique. Il faut mettre en place des bonnes pratiques pour décrire ces documents générés automatiquement par l'IA, informer sur les usages et mes-usages potentiels. Les questions sur l'éthique des algorithmes d'IA ne sont pas nouvelles. En 2017, la CNIL avait déjà rédigé un rapport intitulé "Comment permettre à l'Homme de garder la main ? Rapport sur les enjeux éthiques des algorithmes et de l'intelligence artificielle"¹. Ainsi, la neuvième édition de la Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle met en avant ces questions d'éthique en invitant Bernd Carsten Stahl de l'université de Nottingham à présenter ces travaux sur l'évaluation pour une IA plus responsable. L'évaluation doit aussi tenir compte de la consommation des ressources. L'entreprise Capgemini Engineering Research & Development SAS partage son expérience sur l'évaluation de l'impact environnemental des algorithmes de Deep Learning.

L'objectif de cette neuvième édition de la Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA 2023) est de rassembler, sous l'égide de la Plate-Forme d'Intelligence Artificielle (PFIA), des chercheurs du monde académique et de l'industrie, ayant développé des applications concrètes de l'IA. APIA cible des contributions décrivant des applications qui s'appuient sur une ou plusieurs méthodes de l'IA dans tous ses domaines. Cette année, dans les 11 articles et les 6 posters retenus et inclus dans ces actes, les domaines abordés, pour résoudre un problème complexe sont :

- ingénierie des connaissances, système à base de règles
- explicabilité, explication, humain dans la boucle
- apprentissage automatique, apprentissage par transfert, apprentissage par renforcement
- classification automatique, recherche d'information
- traitement de la langue, traitement de la parole
- aide à la décision, aide aux diagnostics
- système de recommandations
- système multi-agent
- interopérabilité des données, données ouvertes et liées
- modélisation de système dynamique, automatisme

APIA 2023 inclut deux conférences sélectionnées par le collège industriel de l'AFIA :

- "Artificial Intelligence for Good, Challenges in Meeting the United Nation's Sustainable Development Goals" par Bernd Carsten STAHL de l'université de Nottingham,
- "Méthodologie pour mesurer et réduire l'impact environnemental des algorithmes de Deep Learning afin de concevoir des projets en IA éco-responsables" par Maya Guillaumont de Capgemini Engineering Research & Development SAS

Plusieurs partenaires de PFIA 2023 présentent leurs avancées en IA lors de APIA 2023 :

- "L'IA au service de la production" par Quentin Loegel, Patrick Viry du Groupe Schmidt
- "IA dans l'industrie, de l'identification du besoin à la mise en place de solutions : exemples concrets chez Hager Group" par Marion Moliner de la société HAGER
- "Collaboration en contexte de crise : extraire par IA la juste information de grands volumes de données pour aider à la prise de décision" par Pierre-Yves Noel et Asma Trabelsi de la société Alcatel Lucent

Nous tenons à remercier ici tous ceux qui ont participé de près ou de loin au succès d'APIA 2023, le comité d'organisation de PFIA 2023 et l'ensemble de ses partenaires, les membres du comité de programme, le collège industriel de l'AFIA, les auteurs des articles, des posters et des démonstrations, Bernd Carsten Stahl, Maya Guillaumont et enfin tous les participants à la plateforme.

Christelle Launois, Catherine Roussey

1. <https://www.cnil.fr/fr/comment-permettre-lhomme-de-garder-la-main-rapport-sur-les-enjeux-ethiques-des-algorithmes-et-de>

Comité de programme

Présidence

- Christelle Launois (Société Générale, Paris) ;
- Catherine Roussey (INRAE MISTEA, Montpellier).

Membres

- Florence Amardeilh (Elzeard, Bordeaux) ;
- Fabien Amarger (Logilab, Toulouse) ;
- Ghislain Ateazing (Mondeca, Paris) ;
- Nicolas Audebert (CNAM CEDRIC, Paris) ;
- Romain Benassi (Publicis Sapient, Paris) ;
- Alain Berger (Ardans, Montigny-le-Bretonneux) ;
- Sandra Bringay (LIRMM, Montpellier) ;
- Stephan Brunessaux (Sensei Consult, Louviers) ;
- Patrice Buche (INRAE IATE, Montpellier) ;
- Davide Buscaldi (LIPN, Université Sorbonne Paris Nord) ;
- Bruno Carron (Airbus defense and Space) ;
- Caroline Chopinaud (Hub France IA, Paris) ;
- Gaël de Chalendar (CEA LIST, Saclay) ;
- Yves Demazeau (LIG, Grenoble) ;
- Sylvie Despres (LIMICS, Bobigny) ;
- Valentina Dragos (Onera, Palaiseau) ;
- Catherine Faron (I3S, Sophia Antipolis) ;
- Bernard Georges (Société Générale, Paris) ;
- Céline Hudelot (CentraleSupélec MICS, Gif-sur-Yvette) ;
- Dino Ienco (INRAE TETIS, Montpellier) ;
- Hedi Karray (INP-ENIT, Tarbes) ;
- Christine Largouët (IRISA, Rennes) ;
- Arnaud Lallouet (Huawei Technologies Ltd, Boulogne-Billancourt) ;
- Mustapha Lebbah (DAVID, Université Paris-Saclay, Versailles) ;
- Dominique Lenne (Université de Technologie de Compiègne, Compiègne) ;
- Bertrand Le Saux (European Space Agency ESRIN, Rome) ;
- Domitile Lourdeaux (Université de Technologie de Compiègne, Compiègne) ;
- Sylvain Mahé (EDF Recherche et Développement, Chatou) ;
- Denis Marraud (Airbus Defence and Space) ;
- Juliette Mattioli (Thales) ;
- Marie-Christine Rousset (LIG, Grenoble) ;
- Céline Rouveirol (LIPN, Paris) ;
- Frederique Segond (INRIA, Montpellier) ;
- Françoise Soulié-Fogelman (Hub France IA, Paris) ;
- Elodie Thiéblin (Logilab, Toulouse).

Session : Conférence et présentation invitée APIA 2023

Artificial Intelligence for Good, Challenges in Meeting the United Nation's Sustainable Development Goals

Bernd Carsten STAHL¹

¹ University of Nottingham, School of Computer Science, UK

bernd.stahl@nottingham.ac.uk

Résumé

Conférence invitée lors de la Plate-Forme Intelligence Artificielle (PFIA) pour la conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA 2023), le 6 juillet 2023 à Strasbourg, France.

Mots-clés

intelligence artificielle, éthique, les objectifs de développement durable des Nations Unies

Abstract

Invited conference during the Artificial Intelligence Platform (PFIA) for the National Conference on the Practical Applications of Artificial Intelligence (APIA 2023), July 6, 2023 in Strasbourg, France.

Keywords

Artificial Intelligence, Ethics, United Nation's Sustainable Development Goals

1 Presentation

A key question of the discussion of the ethics of AI is how to go beyond avoiding ethical problems and instead direct AI development and use in directions that are responsible and desirable. This challenge of positive direction of AI raises the question of criteria of what counts as morally good or socially desirable. In pluralist modern society there are few generally agreed responses to this question. However, one approach that is widely accepted is to use the United Nation's Sustainable Development Goals (SDGs) as internationally agreed values as a benchmark for social desirability to steer AI development.

In my presentation I will draw from the work undertaken in the SHERPA project www.project-sherpa.eu to describe how SDGs can be used to assess ethical qualities of AI. The SHERPA consortium undertook 10 case studies of organisational practice with regards to AI use and mapped the findings onto the SDGs. I will furthermore discuss broader challenges that arise with regards to application of development-oriented metrics such as those associated with the SDGs to a different domain such as AI development.

I will use these considerations to contextualise the overall findings and recommendations of the SHERPA project and show how an ecosystems-based approach to the ethics of

AI may help us find ways of addressing at least some of its ethical challenges. More information can be found in [3, 2, 1]

2 Biography

Bernd Carsten Stahl is Professor of Critical Research in Technology at the School of Computer Science of the University of Nottingham. His interests cover philosophical issues arising from the intersections of business, technology, and information. This includes ethical questions of current and emerging of ICTs, critical approaches to information systems and issues related to responsible research and innovation.

3 Biblio

Références

- [1] Mark Ryan, Josephina Antoniou, Laurence Brooks, Tilimbe Jiya, Kevin Macnish, and Bernd Stahl. The ethical balance of using smart information systems for promoting the united nations' sustainable development goals. *Sustainability*, 12(12), 2020.
- [2] Bernd Carsten Stahl, Josephina Antoniou, Mark Ryan, Kevin Macnish, and Tilimbe Jiya. Organisational responses to the ethical issues of artificial intelligence. *AI & SOCIETY*, 37(1) :23–37, Mar 2022.
- [3] Bernd Carsten Stahl, Doris Schroeder, and Rowena Rodrigues. *AI for Good and the SDGs*, pages 95–106. Springer International Publishing, Cham, 2023.

Méthodologie pour mesurer et réduire l'impact environnementale des algorithmes de Deep Learning afin de concevoir des projets en IA éco-responsables

Maya GUILLAUMONT¹

¹ Capgemini Engineering Research and Developpement (CER D), FR

maya.guillaumont@capgemini.com

Résumé

Présentation invitée de la conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA 2023), le 7 juillet 2023 à Strasbourg, France.

Mots-clés

intelligence artificielle, impact environnemental, machine learning, vision par ordinateur, traitement automatique des langues

Abstract

Invited conference during the Artificial Intelligence Platform (PFIA) for the National Conference on the Practical Applications of Artificial Intelligence (APIA 2023), July 6, 2023 in Strasbourg, France.

Keywords

Artificial Intelligence, Environmental impact, Deep learning, Computer vision, Natural Language Processing

1 Presentation

Dans le contexte actuel d'une crise énergétique et climatique sans précédent, et d'une demande croissante pour un numérique plus éco-responsable, la question de l'évaluation de l'impact environnemental de l'Intelligence Artificielle (IA) est devenue primordiale. En effet, les récents développements pour améliorer les performances des algorithmes IA et des *hardwares* exigent un effort en terme de puissance de calcul et de ressources de plus en plus important, s'accompagnant d'une augmentation rapide des coûts énergétiques et environnementaux.

A titre d'exemple, en 2019, Strubell *et al.* ont montré que l'entraînement d'algorithmes de traitement du langage pouvait émettre plus de 300 de CO₂, ainsi correspondant aux émissions de plus de dix voitures thermiques durant toute leur durée de vie [2]. Plus récemment, Petterson *et al.* ont estimé qu'un seul entraînement de l'algorithme GPT-3 avait consommé plus de 1 200 MWh et émis plus de 500 tonnes de CO₂ [1]. Parallèlement à ces constats, selon Open IA, les ressources computationnelles nécessaires à l'entraî-

nement d'algorithmes de Deep Learning dans différents domaines, a augmenté de plus de 300 000 en seulement 5 ans. Dans ce contexte, depuis 2020, le projet SusAI du département de Recherche et Innovation de Capgemini Engineering, a pour objectif premier d'évaluer et de réduire l'empreinte carbone de l'IA. Dans les domaines du traitement de l'image et du texte, nous développons ainsi une méthodologie afin de créer de nouvelles bases de données expérimentales concernant la consommation énergétique des algorithmes IA. La réduction de ce dernier critère sur la totalité du cycle de vie d'un algorithme est cruciale et doit prendre en compte les impacts liés au matériel, à l'infrastructure logicielle et aux bibliothèques annexes. S'appuyant sur une Analyse du Cycle de Vie (ACV), un de nos défis majeurs est de développer et modéliser l'impact environnemental globale et multi-critère d'une solution IA. La vocation première de ce travail de recherche est d'établir de précieuses lignes directrices pour un développement et une utilisation en matière d'IA plus éco-responsable et respectueuse de l'environnement.

2 Biography

Maya Guillaumont est cheffe de projet à Capgemini Engineering Research and Developpement (CER&D).

3 Biblio

Références

- [1] David A. Patterson, Joseph Gonzalez, Quoc V. Le, Chen Liang, Lluís-Miquel Munguia, Daniel Rothchild, David R. So, Maud Texier, and Jeff Dean. Carbon emissions and large neural network training. *CoRR*, abs/2104.10350, 2021.
- [2] Emma Strubell, Ananya Ganesh, and Andrew McCallum. Energy and policy considerations for deep learning in NLP. *CoRR*, abs/1906.02243, 2019.

Session 1 : Ouverture APIA 2023

État de l'art de l'apprentissage par renforcement de politiques déclaratives

R. Caillière¹, N. Museux¹¹ THALES

romain.cailliere@thalesgroup.com, nicolas.museux@thalesgroup.com

Résumé

L'apprentissage par renforcement explicable/interprétable (XRL) est basé sur plusieurs techniques utilisant différents moyens pour rendre la politique apprise compréhensible par les humains. L'une d'elles consiste à combiner l'apprentissage par renforcement (RL) et les systèmes à base de règles (RBS) afin de créer une politique déclarative, la rendant facilement lisible et compréhensible. Cette question est cruciale lorsqu'il s'agit de certification et de validation dans des cas d'utilisations industrielles critiques. Ce papier propose un état de l'art de ces différentes techniques.

Mots-clés

Politique interprétable, Apprentissage par renforcement, Système à base de règles

Abstract

EXplainable/Interpretable Reinforcement Learning (XRL) is based on several techniques using different ways to make the learnt policy understandable by humans. One of them is to combine the reinforcement learning (RL) algorithm with Rule-Based Systems (RBS) in order to create a declarative policy, making it easily readable and understandable. This issue is crucial when dealing with certification and validation in industrial use-cases.

Keywords

Interpretable policy, Reinforcement learning, Rule-based system

1 Introduction

L'apprentissage par renforcement est un domaine bien connu de l'intelligence artificielle qui vise, pour un agent, à apprendre comment se comporter dans un environnement. Le RL s'est imposé comme une technologie majeure de l'IA depuis l'émergence du Deep RL. Mais, l'amélioration des performances par l'intégration des réseaux de neurones fait disparaître l'interprétabilité des politiques apprises. Cela rend impossible l'utilisation de telles politiques dans des domaines critiques tels que les soins de santé, l'armée, la justice. Dans les cas d'utilisation industriel critiques l'opérateur doit être en mesure de comprendre les décisions prises par le système. Cela inclut la capacité d'anticiper le comportement de la politique ainsi que la capacité à com-

prendre le flux de décisions menant à l'erreur. Dans le domaine de la gestion du trafic aérien, l'IA et notamment le Machine Learning et le Reinforcement Learning sont de plus en plus utilisés pour développer des outils d'aide à la décision pour le contrôleurs de trafic aérien. L'utilisation des technologies basées sur l'apprentissage est facilitée par le volume important de données stockées par les fournisseurs de services de navigation aérienne pour des raisons légales. Toutefois, les exigences de sécurité de la navigation aérienne sont tellement strictes que toute les procédures appliquées manuellement, partiellement automatisées ou complètement automatisées, sont basées sur des politiques de décision déclaratives et normalisées au niveau international (ICAO). Si on prend l'exemple d'un outil de détection et de résolution de conflits entre avions, la première étape est de détecter les conflits potentiels avec une approche classique basée sur un modèle de dynamique de l'avion et des considérations géométriques pour trouver les intersections entre trajectoires. Puis, pour proposer une résolution d'un conflit potentiel au contrôleur, le RL est utilisé pour proposer la meilleure classe de décision pour le scénario envisagé : augmenter/réduire la vitesse, changer de cap, changer d'altitude. Il est important pour le contrôleur d'avoir une proposition de résolution qui soit explicable et interprétable même si les résolutions semblent crédibles car le contrôleur doit faire le lien avec les procédures applicable et les politiques de décision déclaratives sous-jacentes. Pour ces raisons, il est primordial d'explorer l'apprentissage de politiques interprétables si l'on veut faire bénéficier les systèmes critiques des avancées du Deep RL.

Quelques études récentes ont présenté l'état de l'art des travaux sur le XRL [41][1][23][17]. Tous soulignent le fait qu'il existe une certaine ambiguïté entre les termes Interprétabilité et Explicabilité. Ils proposent une taxonomie pour clarifier ces termes, que nous avons résumé dans la Figure 1. Si les mots choisis dans la taxonomie ne sont pas les mêmes pour chaque étude, ils ont la même signification. Premièrement, nous trouvons les méthodes qui apprennent directement une politique interprétable (arbre de décision, ensemble de règles). Une deuxième catégorie est celle des méthodes qui sont indirectement interprétables. Dans ce cas, une politique boîte noire est d'abord apprise et, sur la base de cette politique, une politique interprétable est ensuite élaborée (distillation de politiques [45], ap-

prentissage par imitation [26]). Enfin, la troisième catégorie apprend une politique boîte noire sur laquelle certaines procédures/techniques sont appliquées afin de fournir des explications ciblées sur le comportement appris (cartes de saillance [21], explication additive de Shapley [51], génération d'explications textuelles [22] ou explications causales [36]). Elles sont détaillées dans [17].

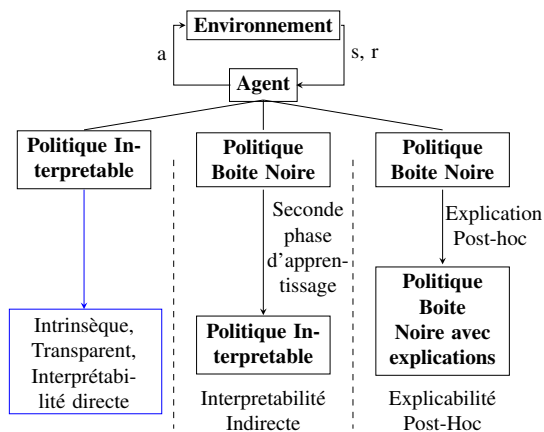


FIGURE 1 – Catégories de l'apprentissage par renforcement interprétable/explicable tirées de [1, 17, 23, 41]

Si ces travaux clarifient bien les notions d'explicabilité et d'interprétabilité ainsi que leurs nuances, elles ont manqué, de notre point de vue, certains travaux dans la catégorie des politiques directement interprétable, et notamment certains travaux sur les politiques à base de règles. Premièrement, [41] n'examine que les articles publiés entre 2010 et 2020. Nous présenterons des travaux antérieurs à 2010. [1] présentent une étude détaillée sur les politiques directement interprétables par arbre de décision, mais omet les travaux sur les politiques basées sur des règles. [23] mentionne les SBR mais oublie tous les travaux étudiant les règles basées sur la logique floue. Enfin, [17], l'étude la plus récente, se concentre sur l'interprétabilité complète. Les auteurs soulignent que non seulement la politique doit être interprétable, mais aussi les intrants et le modèle de transition. Aucune de ces études ne mentionne les travaux réalisés sur l'apprentissage de systèmes de classeurs (LCS) ou les machines de Tsetlin (TM), qui sont deux techniques permettant de créer des politiques à base de règles. En résumé, les contributions de cet article sont : 1- de fournir une étude sur l'apprentissage des politiques fondées sur des règles, qui, à notre connaissance, n'existe pas, 2- de proposer une classification clarifiant la taxonomie de ce champ de recherche et 3- de discuter de l'interprétabilité native revendiquée des systèmes à base de règles. L'organisation de cet article est la suivante : La section 2 introduit les différentes technologies de création de politiques à base de règles. La section 3 présente la littérature. La section 4 discute l'interprétabilité des politiques à base de règles et la section 5 conclut.

2 Présentation des technologies

Dans cette section, nous allons rappeler quelques notions de base des techniques permettant de générer des politiques à base de règles.

2.1 Système à base de règles

Une règle s'écrit sous la forme suivante :

SI Condition ALORS Conclusion

En combinaison avec le RL, la Condition est une prémisse qui est principalement une clause conjonctive de termes, représentant les différentes valeurs des dimensions modélisant l'état de l'environnement. La condition est l'action à entreprendre si la condition est vraie. Les différents termes des prémisses peuvent suivre la logique booléenne (1 ou 0) ou la logique floue (un niveau de véracité $\in [0, 1]$).

Logique Booléenne Dans cette catégorie, nous pouvons trouver des règles de décision où la conclusion est directement appliquée à l'environnement et des règles déductives où la conclusion sera prise comme un terme dans une règle plus générale. Ce type de règles nécessite un modèle de l'environnement avec des dimensions d'état discrètes et des actions discrètes.

Fuzzy Inference System (FIS) Les règles qui utilisent la logique floue sont rassemblées dans un FIS qui opère les étapes suivantes :

- Tout d'abord, la valeur de chaque dimension d'état est « fuzzifiée » à l'aide d'une fonction d'appartenance (FA), qui renvoie le degré d'appartenance (le niveau de véracité) de cette valeur nette relativement aux étiquettes sémantiques des règles.
- Les degrés d'appartenance sont ensuite combinés pour donner la force, ou le degré de vérité, de la règle.
- Enfin, la défuzzification est effectuée en prenant la force de la règle en entrée et renvoie la valeur de l'action en sortie. Trois techniques ont été développées pour la phase de défuzzification (cf. Figure 2). Celle dite Mamdani qui utilise une FA sur laquelle différentes méthodes peuvent être utilisées pour retrouver une valeur à appliquer à partir de la force de la règle. Celle dite de Tsukamoto reposant sur des FA monotones (donc bijectives) qui permet de retrouver directement la valeur à appliquer. Enfin la méthode dite Takagi-Sugeno qui utilise une expression linéaire en fonction de la force de la règle.

L'utilisation des FIS permet de s'attaquer à des environnements aux dimensions continues tout en raisonnant avec des variables sémantiques. Cela en fait un candidat tout désigné pour les problèmes de contrôle.

2.2 Learning Classifier Systems

La technologie des LCS permet de créer une politique à base de règles en se basant sur le triptyque RL-RBS-algorithme génétique. Elle a donc, de notre point de vue, toute sa place dans cette étude. Les règles sont encodées

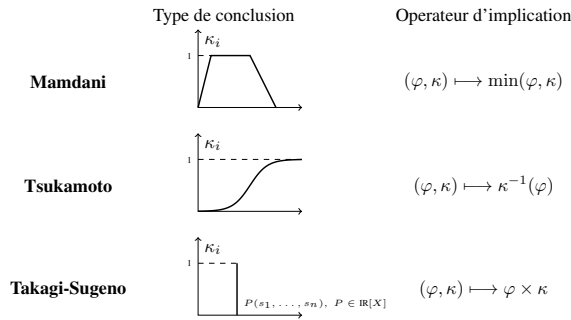


FIGURE 2 – Les trois techniques de défuzzification avec φ la force de la règle et κ la conclusion.

puis manipulées par des opérations génétiques (crossover, mutation). Les LCS fonctionnent selon les étapes suivantes : Premièrement, recevant l'état de l'environnement en entrée, la phase de « couverture » s'assure qu'une règle se déclenche dans cet état. Si ce n'est pas le cas, une nouvelle règle satisfaisant l'état reçu est créée en se basant sur des paramètres prédéfinis, afin de proposer une action à appliquer. Toutes les règles se déclenchant dans l'état reçu sont rassemblées au sein du *Match Set* [M], puis groupées par action dans un *Prediction Array* [PA] qui calcule l'espérance de gain associée à chaque action. Celle avec la plus grande espérance de gain est choisie pour être appliquée dans l'environnement. Les opérations génétiques sont appliquées sur les règles proposant la meilleure action selon le [PA]. Ensuite, une phase de subsomption et de suppression permettent de généraliser les règles en écartant celles inutiles. Finalement, les paramètres associés aux règles (espérance de gain, erreur de prédiction, fitness) sont mis à jour en fonction de la récompense reçue selon l'équation de Bellman. Ces phases sont répétées jusqu'à la fin de la phase d'apprentissage.

2.3 Tsetlin Machine

Les TM [19] se basent sur les automates de Tsetlin pour la reconnaissance de motifs. Cette technologie se veut basse énergie avec de faibles besoins en mémoire, permettant de générer un modèle de décision interprétable sans perte de précision. Elle est basée sur un mécanisme de mémoire/oubli où les variables (les littéraux) au sein des prémisses (les clauses) ont une note qui varie de 1 (mémoire) à n (oublié) durant la phase d'apprentissage. Celle-ci se constitue de trois sous-phases : 1- l'extraction de motifs fréquents, 2- la discrimination des littéraux et 3- le choix de l'action à appliquer selon un vote parmi les règles qui se déclenchent. La phase d'extraction de motif est une phase d'apprentissage supervisée réalisant une classification L'objectif pour la TM est de mémoriser les dimensions des entrées utiles/discriminantes. Cette approche vise à reproduire la façon dont les humains se souviennent. Plus on voit quelque chose, plus on le mémorise. À l'inverse, moins on voit quelque chose plus on l'oublie rapidement. Il en va de même pour le motif extrait avec le TM, plus un littéral est vu plus il sera mémorisé et moins il est vu plus il sera

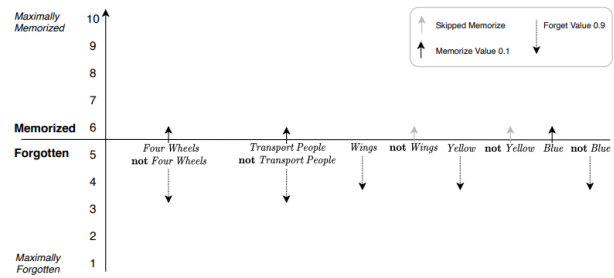


FIGURE 3 – Exemple de mémorisation des littéraux utiles ([20])

oublié. Ce faisant, un motif retenu est constitué des littéraux « mémorisés » à la fin de la phase d'apprentissage. Les niveaux de mémorisation sont modélisés de 1 à 10 (cf. figure 3) où 1 à 5 correspond aux littéraux oubliés et 5 à 10 aux littéraux mémorisés. Au début de la phase d'apprentissage, chaque littéral est positionné à 5. Une fois les motifs

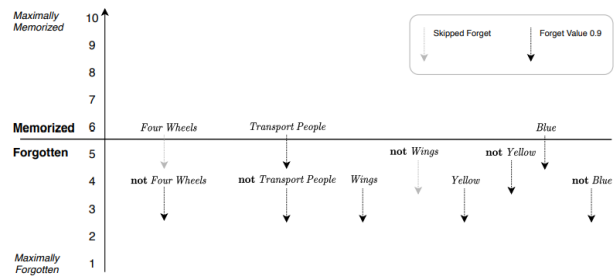


FIGURE 4 – Exemple de mise à jour de la mémorisation des littéraux au sein d'une prémisse ([20])

fréquents identifiés, la première phase de détermination des bonnes prémisses est réalisée. Il faut désormais trouver la meilleure action (ou classe) à leur associer.

La phase de discrimination se déroule lorsque la prémisse est vraie au regard des données d'entrée mais que la conclusion proposée est différente de celle des données d'entrée. Dans ce cas, la prémisse est trop générale et est vraie alors qu'elle ne devrait pas l'être. Pour corriger ceci, tous les littéraux oubliés (niveau 1 à 5) et faux augmentent leur niveau de mémoire de 1 (cf. Figure 5). En faisant ainsi, certains littéraux discriminants feront partie des prémisses (ou se rapprochera de la mémorisation), ayant pour effet de spécifier la prémisse, évitant ainsi qu'elle ne se déclenche lorsqu'il ne faut pas. Ces étapes se déroulent jusqu'à la fin de la phase d'entraînement. On notera que les TM sont la seule technologie, à notre connaissance, à prendre en compte nativement les négations de littéraux. Par ailleurs celle-ci est pour le moment à des environnements aux dimensions discrètes ainsi qu'à des conclusions dans le domaine discret.

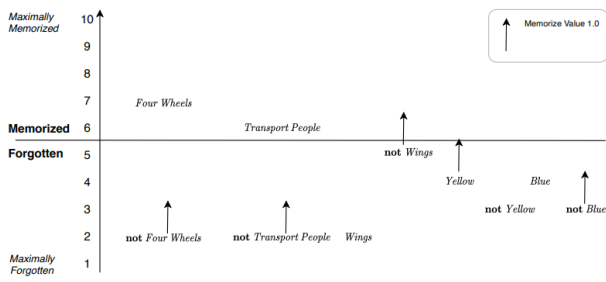


FIGURE 5 – Exemple de spécialisation des prémisses ([20])

3 Apprentissage de politique à base de règles

Cette section expose les différents travaux qui se sont penchés sur la combinaison RL - RBS.

3.1 Les règles de logique standard

On peut considérer le célèbre algorithme Q-Learning [52] comme le premier algorithme de création d'une politique sous forme de règles utilisant le RL. En effet, dans cet algorithme, la politique optimale est déduite de la Q-table, qui fournit pour chaque état l'action offrant le meilleur gain. La politique peut ainsi être lue comme un ensemble de règles.

CLARION [47] est un modèle d'architecture cognitive qui vise à répliquer l'apprentissage humain. Cette architecture repose sur deux niveaux. Un haut niveau qui est composé des savoirs déclaratifs, que l'on peut considérer comme les savoirs théoriques, qui s'appuient sur des règles. Et un bas niveau qui est composé des savoirs procéduraux, les « savoir-faire », qui s'appuient sur le RL.

Une branche spécifique du RL, appelé RL relationnel [13], se concentre sur une description explicite des états et des actions basée sur des prédicats relationnels. La politique apprise prend la forme de règles logiques du premier ordre. Cela génère une politique assez générale et interprétable mais souffre de l'évolutivité limitée de la représentation symbolique. Pour résoudre ce problème, les auteurs de [27] proposent le Neural Logic RL, qui s'appuie sur des machines logiques récurrentes différentiables entraînées avec des méthodes de *policy-gradient*, ouvrant la possibilité à l'agent d'apprendre et de créer ses propres prédicats. La description des états reste « fait main ». Les auteurs de [40] proposent dNL-ILP, qui supprime le besoin d'une représentation relationnelle explicite des états, démontrant des capacités à extraire cette représentation dans des images. Plus récemment, les auteurs de [35] exploitent la capacité du mécanisme d'attention pour remplacer la programmation logique inductive différentiable, et la combine avec le RL symbolique neuronal, pour extraire un ensemble de règles basées sur la logique du premier ordre. Cela atténue le besoin en mémoire et en ressources de calcul, et supprime le besoin d'un expert pour définir des règles ou un modèle de transition.

3.2 Fuzzy Inference System

Les premiers travaux combinant le RL et les FIS ont cherché à améliorer les contrôleurs, en évitant d'avoir à travailler avec des formules mathématiques complexes, en incorporant des connaissances humaines dans le modèle appris. Ce faisant, la compréhension humaine est facilitée. Cette approche consiste à modifier les règles en se basant sur la récompense reçue. Les premiers travaux se concentrent sur la conclusion des règles. Le but est d'adapter la conclusion (l'action). Cela se fait, soit en créant et modifiant la FA de défuzzification dans le cadre du paradigme Mamdani, soit en pondérant l'action avec la Q-value dans le cadre du paradigme Takagi-Sugeno. Dans le paradigme Actor-Critic [29], le FIS joue le rôle de l'acteur (celui qui choisit l'action *in-fine*). Le travail consiste à affiner les coordonnées des sommets de la FA (triangulaire) utilisée pour la phase de défuzzification. Dans le paradigme Value-based, que ce soit l'algorithme Q-Learning [18][28] ou SARSA [48][11][34], la combinaison se fait avec le processus de défuzzification Takagi-Sugeno. De plus, d'autres travaux basés sur l'Actor-Critic [3] [4] et les méthodes Value-based [12], permettent de peaufiner la structure en deux phases. Une première phase, qui consiste en un apprentissage « offline », définit la structure, suivit d'une seconde phase pour l'affiner. Les travaux suivants ont consisté à ne plus seulement modifier les conclusions des règles mais également la phase de fuzzification en modifiant les paramètres des FA. Ce faisant, les règles floues sont optimisées en fonction de la récompense reçue. En incorporant la *Fuzzy Similarity Measure*[32], le système est capable de déterminer si une nouvelle FA doit être créée ou non. Ainsi, le système est capable d'enrichir les règles prédéfinies en les complétant. On peut également noter que le « critic » est alors remplacé par un *fuzzy predictor* [31] incorporant les règles floues dans le « critic » également. A ce stade, la *malédiction de la dimensionnalité* est toujours un problème dans un environnement complexe. Les auteurs de [50] tirent parti de la similitude du système d'inférence floue et du « Radial Basis Function Network » pour résoudre ce problème, en approximant l'actor et le critic, en même temps. [14] étend considérablement la capacité de cette technologie en permettant de créer une FA pendant l'apprentissage. Cela peut également être utilisé pour compléter un ensemble de règles, prédéfini ou incomplet. Enfin, certaines règles créées peuvent devenir inutiles. La possibilité de les supprimer [25] favorise la création d'une politique plus facilement lisible. Les FIS sont très intéressants de part leur propriété à être des approximateurs universels. Étonnamment, la combinaison n'a pas été étendue avec les dernières avancées du Deep RL, qui permettraient d'aborder des problèmes plus complexes, tout en gardant la propriété d'interprétabilité des FIS.

3.3 Learning Classifier Systems

Les LCS ont été proposés par [24]. Les premiers travaux ont pu traiter des états discrets et des actions discrètes. Ceci montrent des résultats intéressants en classification, tout en ayant la propriété d'être facilement interprétables. Une première amélioration a conduit à baser le classifieur (i.e. la

règle) sur la précision (et non la force, initialement) étendant le SI-ALORS original, en ajoutant la précision des règles pour prédire la récompense attendue, devenant :

SI état ALORS action prédit p

Ce faisant, les LCS deviennent des *eXtended Classifier Systems* (XCS) [53] [7]. Dans la version *accuracy-based*, les règles sont évaluées en fonction de leur capacité à prédire avec précision la récompense attendue. Cela a permis d'atteindre des performances optimales, avec une grande précision et une forte capacité de généralisation, notamment via l'ajout du mécanisme de *subsomption* dans l'algorithme génétique. D'autre part, certains travaux se sont concentrés sur la limitation due aux états discrets [46]. Ils proposent une représentation par intervalles pour la modélisation de la dimension de l'état d'entrée. La représentation « centre-écart » dans laquelle les centres et les écarts sont codés dans le chromosome, et les représentations « ordonnées » et « non-ordonnées », dans laquelle ce sont les limites inférieure et supérieure de l'intervalle qui sont codées dans le chromosome. Enfin, afin de pouvoir également traiter des actions continues, les LCS flous (FLCS) [5] [9] [6] ont été explorés, remplaçant la logique booléenne par la logique floue. La différence entre LCS et FLCS ne concerne pas l'évolution des règles, mais se produisent aux niveaux (i) du déclenchement de la règle, grâce à l'utilisation de la fonction d'appartenance, (ii) de la manière dont les actions sont choisies et appliquées, et (iii) au niveau de l'inférence floue et de la défuzzification. Il convient de noter que [15] a développé un XCS qui s'appuie sur un principe d'induction pour combiner les règles en remplacement de l'algorithme génétique, supprimant la stochasticité dans leur évolution. Cette technique conserve la bonne capacité de LCS à créer des règles générales et précises.

3.4 Tsetlin Machine

Granmo [19] introduisent les TM pour des problèmes de classification. Ce travail a été étendu pour l'approximation de la fonction valeur [43], dans le but d'attaquer des problèmes RL. Pour ce faire, la *Regression Tsetlin Machine* (RTM) est utilisée afin d'approximer la fonction valeur. Cette adaptation de la classification à la régression implique, dans un premier temps, de collecter des trajectoires d'épisodes pour y travailler ensuite, et de prédéfinir des bornes supérieures et inférieures nécessaires à l'adaptation. Récemment, [42] explore l'utilisation des TM pour les algorithmes de RL dits « On-policy », comme SARSA [44]) et les algorithmes dits « Off-policy » comme l'algorithme *value iteration*, qui utilisent ou non la politique pour la mise à jour des valeurs. Si les TM montrent de bons résultats sur des cas jouets (principalement l'environnement GridWorld), des travaux supplémentaires sont nécessaires pour démontrer sa capacité à traiter des cas d'utilisation plus complexes. Le risque ici étant la limitation de la logique propositionnelle à fournir des règles interprétable.

4 Interprétabilité des RBS

Le Graal dans l'apprentissage d'une politique basée sur des règles est de capturer l'ensemble le plus général de règles qui fournit le comportement optimal. Il y a ici un compromis à faire entre l'obtention d'un ensemble de règles général et l'obtention d'un ensemble de règles performant. Plus il y a de règles, meilleures sont les chances d'avoir la règle spécifique dédiée à une situation particulière. À l'inverse, si les règles sont trop générales, elles risquent de commettre des erreurs en couvrant plus de cas qu'elles ne le devraient. Dans un tel contexte, généraliser signifie compacter l'ensemble de règles, permettre à une prémisse de règles de couvrir plus d'états avec des paramètres moins descriptifs et ce faisant, cela améliore l'interprétabilité de la politique. Au contraire, se spécialiser signifie augmenter la précision de l'ensemble de règles en ciblant précisément la meilleure association état-action. À notre connaissance, il n'existe aucun travail comparant ces technologies en termes d'efficacité et d'interprétabilité des politiques. Si comparer leur efficacité est assez simple en mesurant les indicateurs usuels, il est moins évident de les comparer du point de vue de l'interprétabilité, puisqu'il n'y a pas de consensus sur une définition mathématique de ce qu'est l'interprétabilité [8]. C'est une hypothèse courante de considérer les RBS comme naturellement interprétables. Lipton soutient dans [33] que l'interprétabilité repose sur la transparence du modèle. Il définit la transparence par la capacité du modèle à être (i) **simulable**, représentant la capacité pour un humain de saisir immédiatement le sens du modèle ; (ii) **décomposable**, impliquant que les entrées, les paramètres et le calcul soient facilement appréhendables et (iii) **algorithmiquement transparent**, fournissant une garantie sur le résultat du modèle sur des données inconnues. Si la transparence algorithmique et la décomposabilité sont des notions bien établies dans les RBS, ce n'est pas le cas de la simulabilité. Trois paramètres principaux des RBS pourraient entraver leur capacité à être simple et facilement saisi par un humain.

Premièrement, le nombre de termes dans la prémisse. Comme le souligne [39], la capacité de l'humain est limitée à traiter sept informations plus ou moins deux, induisant potentiellement qu'une prémisse soit constituée de sept plus ou moins deux termes, au maximum. Le nombre maximum de termes traités dans une prémisse par un humain est probablement dépendant de l'expertise de celui-ci sur le domaine dédié. Afin d'aborder ce problème, [15] souligne que les méthodes doivent montrer de bonnes capacités de généralisation, impliquant la capacité de détecter et de supprimer des variables non discriminantes de l'état.

Deuxièmement, le nombre de règles composant le modèle doit également être maîtrisé. Un nombre élevé de règles diminue la simplicité et la capacité pour un humain à l'appréhender facilement. Plus le comportement optimal est complexe, plus le nombre de règles différentes pour le capturer est élevé. Cela constitue un problème sérieux car il y a un compromis entre avoir toutes les règles nécessaires pour être optimal et garder un nombre raisonnable de règles pour

maintenir la propriété d'interprétabilité. Ici, le RL hiérarchique [16] pourrait aider en définissant différents niveaux de règles [49] permettant de les grouper par *skill*.

Troisièmement, l'enchevêtrement des règles, c'est-à-dire le fait que la conclusion d'une règle est un terme spécifique de la prémisse d'une autre règle, augmente la complexité. Plus il y a de niveaux d'intrication, ou plus la granularité du jeu de règles est élevée, plus il est difficile d'appréhender le modèle. Atténuer cette limite peut passer par la définition d'un hyper-paramètre pour contraindre le niveau de granularité lors de la phase d'apprentissage.

Si Lipton fournit des pistes pour garantir l'interprétabilité d'un modèle, il ne fournit pas de métriques pour le calculer. Certains travaux ont tenté de définir les propriétés d'un ensemble de règles interprétables [38] pour la classification, fournissant quatre métriques calculables qui sont : la prédictivité, la q-stabilité, la simplicité et le score d'interprétabilité. La prédictivité mesure la précision, la q-stabilité mesure la distance entre deux ensembles de règles générés par une approche spécifique, tandis que la simplicité mesure la longueur des règles. Enfin, le score d'interprétabilité est une somme pondérée des ces trois métriques. Ces métriques permettent de mesurer/comparer des jeux de règles déjà établis. Il n'est pas évident de les utiliser lors de la phase d'apprentissage.

L'interprétabilité des FIS a également été étudiée. Plusieurs critères ont été proposés pour quantifier leur lisibilité, à tous les niveaux, y compris les modalités impliquées dans les règles (par exemple la redondance ou la correspondance avec des termes experts), la règle elle-même (le nombre de termes) et l'ensemble de la base de règles (la redondance ou la cohérence) [2] [10] [37]. Ces questions peuvent également être liées à celles envisagées dans le cas des résumés linguistiques flous [30], qui peuvent fournir des pistes pertinentes pour définir des mesures d'interprétabilité.

5 Conclusion

Les domaines industriels critiques nécessitent une politique de décision interprétable pour pouvoir être déployés. Cette étude se concentre sur les politiques basées sur des règles. Une diversité de techniques permet de créer de telles politiques : combinant le RL et les FIS, le RL et les règles logiques booléennes, les LCS et les TM. Il est souvent établi que les RBS sont nativement interprétables, nous discutons ce point et montrons qu'il y a des points d'attention à avoir en tête afin d'avoir cette garantie. L'apprentissage de politiques interprétables par conception est possible en utilisant différentes techniques d'apprentissage capables de traiter des espaces continus et discrets, d'états et d'actions. Cette diversité devrait permettre de traiter une grande variété de problèmes, cependant, des travaux ultérieurs devront augmenter l'évolutivité de la politique basée sur des règles pour s'attaquer à des problèmes plus complexes, tout en conservant ses propriétés d'interprétabilité.

Références

- [1] Alnour Alharin, Thanh-Nam Doan, and Mina Sartipi. Reinforcement learning interpretation methods : A survey. *IEEE Access*, 8 :171058–171077, 2020.
- [2] J. M. Alonso, A. Ramos-Soto, E. Reiter, and K. van Deemter. An exploratory study on the benefits of using natural language for explaining fuzzy rule-based systems. In *FUZZ-IEEE*, 2017.
- [3] Hamid R Berenji and Pratap Khedkar. Learning and tuning fuzzy logic controllers through reinforcements. *IEEE Transactions on neural networks*, 1992.
- [4] HR Berenji. An architecture for designing fuzzy controllers using neural networks. *International journal of approximate reasoning*, 6(2) :267–292, 1992.
- [5] Andrea Bonarini. An introduction to learning fuzzy classifier systems. In *International Workshop on Learning Classifier Systems*. Springer, 1999.
- [6] Andrea Bonarini and Matteo Matteucci. Fixcs : a fuzzy implementation of xcs. In *2007 IEEE International Fuzzy Systems Conference*. IEEE, 2007.
- [7] Martin V Butz and Stewart W Wilson. An algorithmic description of xcs. In *International Workshop on Learning Classifier Systems*. Springer, 2000.
- [8] Diogo Carvalho, Eduardo Pereira, and Jaime Cardoso. Machine learning interpretability : A survey on methods and metrics. *Electronics*, 8 :832, 07 2019.
- [9] Jorge Casillas, Brian Carse, and Larry Bull. Fuzzy-xcs : A michigan genetic fuzzy system. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 15(4) :536–550, 2007.
- [10] K. Cpaika. *Design of Interpretable Fuzzy Systems*. Studies in Computational Intelligence. 2017.
- [11] Vali Derhami, Vahid Johari Majd, and Majid Nili Ahmadbadi. Fuzzy sarsa learning and the proof of existence of its stationary points. *Asian Journal of Control*, 2008.
- [12] Sameh F Desouky and Howard M Schwartz. Q (λ)-learning adaptive fuzzy logic controllers for pursuit–evasion differential games. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2011.
- [13] Sašo Džeroski, Luc De Raedt, and Kurt Driessens. Relational reinforcement learning. *Machine learning*, 2001.
- [14] Meng Joo Er and Chang Deng. Online tuning of fuzzy inference systems using dynamic fuzzy q-learning. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 34(3) :1478–1489, 2004.
- [15] Nugroho Fredivianus. *Heuristic-based Genetic Operation in Classifier Systems*. PhD thesis, 2015.
- [16] Claire Glanois, Zhaohui Jiang, Xuening Feng, Paul Weng, Matthieu Zimmer, Dong Li, Wulong Liu, and Jianye Hao. Neuro-symbolic hierarchical rule induction. In *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2022.
- [17] Claire Glanois, Paul Weng, Matthieu Zimmer, Dong Li, Tianpei Yang, Jianye Hao, and Wulong Liu. A survey on interpretable reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv :2112.13112*, 2021.
- [18] Pierre Yves Glorennec and Lionel Jouffe. Fuzzy q-learning. In *Proceedings of 6th international fuzzy systems conference*. IEEE, 1997.

- [19] Ole-Christoffer Granmo. The tsetlin machine—a game theoretic bandit driven approach to optimal pattern recognition with propositional logic. *arXiv :1804.01508*, 2018.
- [20] Ole-Christoffer Granmo. An introduction to tsetlin machines. 2021.
- [21] Samuel Greydanus, Anurag Koul, Jonathan Dodge, and Alan Fern. Visualizing and understanding atari agents. In *International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2018.
- [22] Bradley Hayes and Julie A Shah. Improving robot controller transparency through autonomous policy explanation. In *2017 12th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*.
- [23] Alexandre Heuillet, Fabien Couthouis, and Natalia Díaz-Rodríguez. Explainability in deep reinforcement learning. *Knowledge-Based Systems*, 2021.
- [24] John H. Holland. Adaptation. In Robert Rosen and F.M. Snell, editors, *Progress in theoretical biology*. Academic Press, New York, 1976.
- [25] Yu Hosoya and Motohide Umano. Dynamic fuzzy q-learning with facility of tuning and removing fuzzy rules. In *2012 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pages 1–8. IEEE, 2012.
- [26] Ahmed Hussein, Mohamed Medhat Gaber, Eyad Elyan, and Chrisina Jayne. Imitation learning : A survey of learning methods. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2017.
- [27] Zhengyao Jiang and Shan Luo. Neural logic reinforcement learning. In *International Conference on Machine Learning*, pages 3110–3119. PMLR, 2019.
- [28] Min-Soeng Kim and Ju-Jang Lee. Solving continuous action/state problem in q-learning using extended rule based fuzzy inference system. *Transactions on Control, Automation and Systems Engineering*, 3(3) :170–175, 2001.
- [29] C-C Lee and HR Berenji. An intelligent controller based on approximate reasoning and reinforcement learning. In *Proceedings. IEEE International Symposium on Intelligent Control 1989*. IEEE, 1989.
- [30] Marie-Jeanne Lesot, Gilles Moysse, and Bernadette Bouchon-Meunier. Interpretability of fuzzy linguistic summaries. *Fuzzy Sets and Systems*, 292, 2016.
- [31] Cheng-Jian Lin and Chin-Teng Lin. Reinforcement learning for an art-based fuzzy adaptive learning control network. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1996.
- [32] Chin-Teng Lin and CS George Lee. Reinforcement structure/parameter learning for neural-network-based fuzzy logic control systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2(1) :46–63, 1994.
- [33] Zachary C. Lipton. The mythos of model interpretability, 2017.
- [34] Quan Liu, Xiang Mu, Wei Huang, Qiming Fu, and Yonggang Zhang. A sarsa (λ) algorithm based on double-layer fuzzy reasoning. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013.
- [35] Zhihao Ma, Yuzheng Zhuang, Paul Weng, Hankz Hankui Zhuo, Dong Li, Wulong Liu, and Jianye Hao. Learning symbolic rules for interpretable deep reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv :2103.08228*, 2021.
- [36] Prashan Madumal, Tim Miller, Liz Sonenberg, and Frank Vetere. Explainable reinforcement learning through a causal lens. In *Proceedings of the AAI Conference on Artificial Intelligence*, 2020.
- [37] L. Magdalena. Fuzzy systems interpretability : What, why and how. In *Fuzzy Approaches for Soft Computing and Approximate Reasoning : Theories and Applications*, pages 111–122. Springer, 2020.
- [38] Vincent Margot and George Luta. A new method to compare the interpretability of rule-based algorithms. *AI*, 2021.
- [39] George A Miller. The magical number seven, plus or minus two : Some limits on our capacity for processing information. *Psychological review*, 1956.
- [40] Ali Payani and Faramarz Fekri. Incorporating relational background knowledge into reinforcement learning via differentiable inductive logic programming. *arXiv preprint arXiv :2003.10386*, 2020.
- [41] Erika Puiutta and Eric MSP Veith. Explainable reinforcement learning : A survey. In *International Cross-Domain Conference for Machine Learning and Knowledge Extraction*, pages 77–95. Springer, 2020.
- [42] Saeed Rahimi Gorji and Ole-Christoffer Granmo. Off-policy and on-policy reinforcement learning with the tsetlin machine. *Applied Intelligence*, pages 1–18, 2023.
- [43] Saeed Rahimi Gorji, Ole-Christoffer Granmo, and Marco Wiering. Explainable reinforcement learning with the tsetlin machine. In *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems*. Springer, 2021.
- [44] Gavin A Rummery and Mahesan Niranjan. *On-line Q-learning using connectionist systems*. University of Cambridge, Department of Engineering Cambridge, UK, 1994.
- [45] Andrei A Rusu, Sergio Gomez Colmenarejo, Caglar Gulcehre, Guillaume Desjardins, James Kirkpatrick, Razvan Pascanu, Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, and Raia Hadsell. Policy distillation. *arXiv preprint arXiv :1511.06295*, 2015.
- [46] Christopher Stone and Larry Bull. For real! xcs with continuous-valued inputs. *Evolutionary Computation*, 11(3) :299–336, 2003.
- [47] Ron Sun, Edward Merrill, and Todd Peterson. From implicit skills to explicit knowledge : a bottom-up model of skill learning. *Cognitive Science*, 2001.
- [48] L Tokarchuk, J Bigham, and L Cuthbert. Fuzzy sarsa : An approach to fuzzifying sarsa learning. In *Proceedings of the International Conference on Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation*, 2004.
- [49] José Ramón Trillo, Alberto Fernandez, and Francisco Herrera. Hfer : Promoting explainability in fuzzy systems via hierarchical fuzzy exception rules. In *2020 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2020.
- [50] Xue-Song Wang, Yu-Hu Cheng, and Jian-Qiang Yi. A fuzzy actor-critic reinforcement learning network. *Information Sciences*, 177(18) :3764–3781, 2007.
- [51] Yuyao Wang, Masayoshi Mase, and Masashi Egi. Attribution-based salience method towards interpretable reinforcement learning. In *AAAI Spring Symposium : Combining Machine Learning with Knowledge Engineering (1)*, 2020.
- [52] Christopher John Cornish Hellaby Watkins. *Learning from delayed rewards*. PhD thesis, King’s College, Cambridge, United Kingdom, 1989.
- [53] Stewart W Wilson. Classifier fitness based on accuracy. *Evolutionary computation*, 3(2) :149–175, 1995.

Session 2 : Posters

ZGP appliqué à la segmentation des images hyperspectrales

I. Grenet^{1,2}, Y. Bobichon¹, A. Girard¹

¹ Institut de Recherche Technologique Saint Exupéry - Sophia Antipolis, France

² MyDataModels - Sophia Antipolis, France

ingrid.grenet@mydatamodels.com
{yves.bobichon, adrien.girard}@irt-saintexupery.com

Résumé

La segmentation d'images satellites hyperspectrales est une tâche utile pour de nombreuses applications (cartographie, suivi de l'environnement, etc.) mais qui s'avère difficile, notamment à cause du manque de données annotées. Cet article présente les avantages de l'algorithme évolutionnaire ZGP pour le traitement de l'imagerie hyperspectrale dans les systèmes embarqués (frugalité, interprétabilité, simplicité) et montre comment il est capable de rivaliser avec des réseaux de neurones classiques en terme de performances.

Mots-clés

Hyperspectral, télédétection, ZGP, CNN, frugalité.

Abstract

Segmentation of hyperspectral satellite images is a useful task for many applications (mapping, environmental monitoring, etc.) but is difficult, especially due to the lack of annotated data. This paper presents the advantages of the ZGP evolutionary algorithm for processing hyperspectral images in embedded systems (frugality, interpretability, simplicity) and shows how it competes with classical neural networks in terms of performance.

Keywords

Hyperspectral, remote sensing, ZGP, CNN, frugality.

1 Introduction

L'imagerie satellite hyperspectrale utilise des mesures à haute résolution spectrale de la lumière permettant des applications dans de nombreux domaines comme l'agriculture, la gestion des ressources naturelles, la caractérisation des sols et des matériaux de surface, la prévention ou le suivi de catastrophes naturelles et le changement climatique. Les imageurs hyperspectraux génèrent d'énormes quantités de données qui nécessitent la mise en oeuvre de traitements embarqués au plus près du capteur afin d'assurer le stockage et la transmission de l'information utile avec la meilleure qualité possible [7] [12].

L'utilisation de réseaux de neurones profonds pour le traitement d'images à bord de satellites impose de lever de nombreux verrous liés à la disponibilité de bases de données annotées, la complexité des algorithmes et aux capacités de calculs et de stockage limités de ces systèmes embarqués

très contraints. Les techniques d'apprentissage frugal, semi ou non supervisé [3] offrent des solutions permettant de compenser le manque de données annotées au prix de performances souvent dégradées. De même, les algorithmes de vision par ordinateur développés pour les images RGB ne sont pas directement transposables aux données hyperspectrales qui portent par nature une information spectrale très riche nécessitant des méthodes d'analyse spécifiques. Parmi ces méthodes, la classification 1D, les réseaux de neurones récurrents (RNN), l'analyse en composantes principales (ACP) [6, 9, 8] s'avèrent souvent sous optimales. Les réseaux de neurones 3D permettant d'extraire simultanément des caractéristiques spectrales et spatiales semblent être les plus prometteurs pour l'analyse de données hyperspectrales [10]. Cependant, ces approches sont pénalisées par une complexité algorithmique souvent élevée qui a conduit certains auteurs à proposer des architectures spatio-spectrales séparables 2D+1D avec moins de paramètres [4]. Dans [11], Nalepa *et al.* proposent en particulier une architecture simplifiée de ce type de réseaux pour les images hyperspectrales. Récemment, une implémentation sur cible matérielle de cette approche a été menée afin d'être déployée prochainement sur un nano-satellite expérimental d'observation de la Terre [13].

Le travail présenté ici s'inscrit dans ce cadre de segmentation d'images hyperspectrales à bord des satellites d'observation de la Terre. Nous présentons des résultats obtenus avec un algorithme de programmation génétique unique, Zoetrope Genetic Programming (ZGP) [1], permettant de répondre aux nombreux points ouverts cités précédemment. En particulier, l'algorithme est frugal en données d'apprentissage et requiert peu de temps de calcul lors de l'entraînement. Aussi, il permet de générer des modèles simples et facilement interprétables comportant seulement quelques dizaines de paramètres et nécessitant peu de mémoire de stockage. Avec un temps d'inférence faible, les modèles ZGP sont aussi compatibles du traitement en temps réel des données issues des capteurs d'images satellites. Les modèles ZGP ont déjà été appliqués avec succès à la segmentation d'images satellites multispétrales [5] et ont démontré leur intérêt opérationnel lors d'une expérience menée sur le satellite OPS-SAT de l'Agence Spatiale Européenne en 2021 [2].

2 Méthodes

2.1 Algorithme évolutionnaire ZGP

ZGP est un algorithme de programmation génétique pour la régression symbolique dont l'originalité réside dans la manière de construire les individus de la population. En effet, ces individus sont des formules symboliques obtenues à partir d'un processus aléatoire intégrant diverses opérations de fusions. Les expressions mathématiques sont construites à partir des variables d'entrée qui caractérisent les données et de constantes sélectionnées aléatoirement. Des étapes de maturation consistant à appliquer plusieurs opérations de fusions donnent lieu aux "zoetropes" qui sont alors combinés et pondérés de façon linéaire pour générer un individu de la population. Les individus évoluent ensuite itérativement en fonction de leur adéquation aux données, grâce à des opérations génétiques (mutation et recombinaison). A chaque génération, l'ensemble des individus est évalué grâce à une fonction de fitness (qui dépend de la tâche effectuée, *i.e* régression ou classification) et le modèle final correspond au meilleur individu obtenu, toutes générations confondues. L'ensemble de ces processus est plus largement détaillé dans [1].

Dans ces travaux, nous appliquons ZGP à la segmentation des images hyperspectrales sur 3 jeux de données de référence. Plus précisément, ZGP est entraîné à faire de la classification multi-classes afin de prédire la classe de chaque pixel en fonction de ses informations spectrales.

2.2 Données

Les trois images hyperpectrales de référence, également utilisées dans [11] sont les suivantes :

1. Indian Pines : image acquise par le capteur aéroporté AVIRIS au Nord Ouest de l'Indiana (USA). La scène couvre une zone agricole de 145*145 pixels avec un pas au sol de 20m sur 224 bandes spectrales. La vérité terrain est composée de 16 classes de végétations dont certaines sont représentées par un très petit nombre de pixels, parfois moins de 100.
2. Pavia University : scène acquise par le capteur ROSIS au-dessus de l'Université de Pavie en Italie. L'image de 610*340 pixels à 1.3m de résolution comprend 103 bandes spectrales. La vérité terrain est labélisée en 9 classes constituées principalement de matériaux artificiels et de végétation.
3. Salinas : scène acquise par le capteur AVIRIS au-dessus de la vallée de Salinas en Californie (USA). Sa taille est de 512*217 pixels de 3.7m de résolution sur 224 bandes spectrales. La vérité terrain est composée de 16 classes de terrains agricoles.

Les classes fournies pour chacune de ces images étant différentes, les pixels d'apprentissage et de test doivent nécessairement être issus de la même image hyperspectrale. Ainsi, afin d'éviter la fuite d'information entre les données d'entraînement et de test qui conduirait à des résultats trop

optimistes, il est nécessaire de former des ensembles indépendants. Audebert *et al.* [10] et Nalepa *et al.* [11] ont respectivement proposé la méthode disjointe et la méthode par patches garantissant cette indépendance. Pour l'évaluation des modèles ZGP, nous utilisons une approche dans laquelle l'ensemble des pixels labélisés de chaque image est aléatoirement séparé en deux sous ensemble distincts : apprentissage (70%) et test (30%).

2.3 Entraînement de ZGP

ZGP est entraîné à la réalisation d'une tâche de classification multiple dont l'objectif est d'attribuer une classe à chacun des pixels de l'image hyperspectrale. Chaque pixel est traité indépendamment de ses voisins en considérant uniquement l'information spectrale associée localement au pixel courant. Les jeux de données utilisés pour l'entraînement sont constitués de pixels spectraux représentés par un vecteur dont le nombre de composantes est égal au nombre de bandes spectrales de l'image (103 ou 224). ZGP est entraîné sur 70% de tous les pixels labélisés des images de référence et testé sur les 30% des pixels restants. Bien que pris de manière aléatoire dans la même image, l'ensemble des pixels d'apprentissage est indépendant de celui des pixels de test, il n'y a donc pas de fuite possible entre les données d'apprentissage et de test lors de l'évaluation des modèles.

Stratégie d'enchaînement de modèles Dans le cas des images Indian Pines et Pavia University, une stratégie d'enchaînement de plusieurs modèles a été utilisée. Elle consiste à faire des prédictions avec un premier modèle et à les affiner en appliquant ensuite des modèles plus précis.

Pour Indian Pines, un premier modèle a été entraîné sur 10 classes de "haut niveau" regroupant certaines classes parmi les 16 originales, comme indiqué dans l'étape 1 de la Figure 1. Plus précisément, une classe "maïs" fusionne les classes originales "2 :maïs-notill", "3 :maïs-mintill" et "4 :maïs". La même chose a été faite pour l'herbe (classes originales 5, 6 et 7) et le soja (classes originales 10, 11 et 12). Ensuite, deux modèles intermédiaires permettent de distinguer des classes qui se sont révélées être difficiles à séparer par le modèle entraîné sur les 16 classes originales : un modèle binaire qui distingue les classes de haut niveau "maïs" et "soja" ainsi qu'un modèle qui distingue la classe de haut niveau "herbe" des classes originales 13, 14 et 15 (blé, bois, arbres) (resp. modèles 2 et 3 de l'étape 2 de la Figure 1). Enfin, trois modèles spécifiques des trois classes "maïs", "soja" et "herbe" permettent de séparer ces classes en leurs classes finales (modèles 4, 5 et 6 de l'étape 3 de la Figure 1). Finalement, 6 modèles au total sont utilisés afin de classifier les pixels dans l'une des 16 classes originales. Concernant le jeu de données de l'Université de Pavie, un premier modèle a été entraîné sur les neuf classes originales et un deuxième ensemble de trois modèles binaires différents a été utilisé pour déterminer les classes les plus difficiles à distinguer par le premier modèle : 1. classe 1 (asphalte) vs. classe 7 (bitume) ; 2. classe 3 (gravier) vs. classe 8 (briques) ; 3. classe 2 (pré) vs. classe 6 (sol nu).

Dans le cas de l'image Salinas, un modèle unique de multi-classification en 16 classes a directement été entraîné.

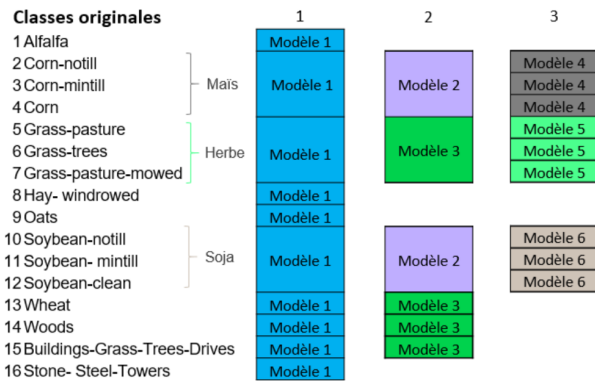


FIGURE 1 – Schéma de la stratégie d'enchaînement de modèles utilisée pour les données Indian Pines.

2.4 Métriques

Les performances sont évaluées de manière globale sur un ensemble de données par les métriques classiques suivantes : Précision, Rappel, F-score, Accuracy.

Plus précisément, nous calculons la moyenne (non pondérée) de la précision, du rappel et du F-score sur l'ensemble des classes que nous appelons « moyenne macro ». Pour l'accuracy, nous utilisons l'accuracy globale qui est celle obtenue sur l'ensemble des classes.

Nous comparons également la complexité des différents modèles en terme de nombre de paramètres. Pour les réseaux de neurones, il s'agit du nombre de paramètres entraîna- bles. Pour les modèles ZGP, cela correspond au nombre total de facteurs multiplicatifs dans les formules finales de chacun des modèles utilisés lors de la prédiction. La Figure 2 illustre le calcul du nombre de paramètres pour une formule ZGP obtenue dans l'un des modèles entraînés sur l'image Pavia University. Dans cet exemple, la complexité est de 43.

3 Résultats

Le Tableau 1 compare l'accuracy des modèles ZGP avec deux méthodes de deep learning hyperspectrales basées sur des réseaux de neurones convolutifs (1D et 3D CNN) [11]. Les résultats de deux approches d'évaluation sont présentés : "random" et "patch". L'approche "random" sélectionne les pixels de tests aléatoirement, tandis que l'approche "patch" garantit une indépendance des données d'entraînement et de test. Le réseau 3D CNN peut avoir une fuite d'information entre les données d'apprentissage et de test, car les couches de convolution prennent en considération les pixels voisins du pixel d'intérêt. Cette fuite d'information n'est pas valable pour le réseau 1D CNN, qui possède une couche de convolution spectrale et non spatiale. ZGP utilise l'évaluation "random" et comme il ne prend pas en compte l'information spatiale, l'indépendance totale des pixels d'apprentissage et de test est garantie.

Les trois algorithmes sont moins performants sur Indian Pines en raison de la plus faible résolution de l'image, ce qui entraîne des pixels contenant des mélanges de plu-

$$\begin{aligned} \text{score} = & \exp(\mathbf{0.0069} \times B_{022} + \mathbf{0.0005} \times B_{042} - \mathbf{0.0031} \times \\ & B_{089} + \mathbf{0.0005} \times B_{103} \times \text{truncate}(B_{042}/(\mathbf{0.9271} \times \\ & (-B_{103} + B_{019}) + \mathbf{0.0729} \times \sqrt{\text{abs}(B_{019})})) - \\ & \mathbf{0.0008} \times \cos(\mathbf{0.6596} \times \sqrt{\text{abs}(B_{089})}) + \mathbf{0.3404} \times \\ & \sin(B_{089})) \times B_{022} - \mathbf{0.0021} \times \sqrt{\text{abs}(\mathbf{0.6596} \times \\ & \sqrt{\text{abs}(B_{089})}) + \mathbf{0.3403} \times \sin(B_{089}))} \times B_{022} - \\ & \mathbf{0.0004} \times \text{truncate}(B_{042}/(\mathbf{0.9270} \times (-B_{103} + B_{019}) + \\ & \mathbf{0.0729} \times \sqrt{\text{abs}(B_{019})})) \times B_{019} - \mathbf{3.755e-05} \times \\ & \sqrt{\text{abs}(B_{019})}) \times \sqrt{\text{abs}(B_{019})} + \mathbf{3.150e-05} \times \\ & \sqrt{\text{abs}(B_{089})} + \mathbf{1.060e-05} \times \sqrt{\text{abs}(\mathbf{0.6596} \times \\ & \sqrt{\text{abs}(B_{089})}) + \mathbf{0.3403} \times \sin(B_{089}))} - \mathbf{0.0007} \times \\ & \sqrt{\text{abs}(\mathbf{0.7159} \times \sqrt{\text{abs}(\mathbf{0.6596} \times \sqrt{\text{abs}(B_{089})})} + \\ & \mathbf{0.3403} \times \sin(B_{089}))} + \mathbf{0.2840} \times \cos(\mathbf{0.6596} \times \\ & \sqrt{\text{abs}(B_{089})}) + \mathbf{0.3403} \times \sin(B_{089})) + \mathbf{0.0064}(B_{042}) + \\ & \mathbf{0.0002}(B_{103}) + \mathbf{0.0048} \times \cos(B_{022}) + \mathbf{4.828e-05} \times \\ & \cos(B_{089}) + \mathbf{0.0003} \times \cos(\mathbf{0.9270} \times (-B_{103} + \\ & B_{019}) + \mathbf{0.0729} \times \sqrt{\text{abs}(B_{019})})) + \mathbf{4.205e-06} \times \\ & \cos(\mathbf{0.6596} \times \sqrt{\text{abs}(B_{089})}) + \mathbf{0.3403} \times \sin(B_{089})) + \\ & \mathbf{0.0073} \times \text{abs}(\mathbf{0.9270} \times (-B_{103} + B_{019}) + \mathbf{0.0729} \times \\ & \sqrt{\text{abs}(B_{019})})) + \mathbf{7.213e-05} \times \text{truncate}(B_{103}) \end{aligned}$$

FIGURE 2 – Exemple de formule ZGP avec en gras les constantes servant à calculer le nombre de paramètres. Les valeurs B_{xxx} correspondent aux bandes hyperspectrales. Ici on compte 43 constantes.

sieurs types de cultures et pouvant appartenir à plusieurs classes [10]. La forte ressemblance entre certaines classes et le petit nombre de pixels qui les représentent peuvent également rendre l'apprentissage plus difficile.

La Table 2 montre les performances de ZGP sur les trois images, avec une précision moyenne de 89% et 93% pour les images Pavia University et Salinas respectivement, mais seulement environ 60% pour l'image Indian Pines. Différentes hypothèses ont été évoquées ci-dessus pour expliquer ce dernier résultat.

Les Figures 3, 4 et 5 illustrent la segmentation faite par les modèles ZGP sur les trois images, montrant la qualité des prédictions réalisées par les modèles.

La Table 3 montre que les modèles ZGP sont beaucoup moins complexes que les réseaux de neurones 1D et 3D. En particulier, la complexité des modèles ZGP est indépendante de la dimension de l'image contrairement à celle des réseaux de neurones du fait des couches de sortie "fully connected".

Enfin, la Figure 6 montre l'intérêt des modèles ZGP qui atteignent des performances comparables voire meilleures que les réseaux de neurones pour une complexité significativement inférieure, représentant un gain de stockage et de capacité de calcul pour l'implémentation dans des systèmes embarqués. La taille mémoire des modèles ZGP est de respectivement 393ko, 129ko et 135ko pour les images Indian Pines, Pavia University et Salinas.

TABLE 1 – Comparaison des performances (accuracy globale) obtenues par Nalepa *et al.* [11] avec les performances des modèles ZGP

Dataset	1D CNN		3D CNN		ZGP
	Random	Patch	Random	Patch	Random
Indian Pines	77.98	67.11	85.9	48.89	73.28
Pavia University	89.32	73.26	93.47	70.07	90.12
Salinas	83.57	64.2	94.27	69.72	90.21

TABLE 2 – Performances des modèles ZGP sur les 3 jeux de données de référence

	Indian Pines	Pavia U.	Salinas
Accuracy globale	73.28	90.12	90.21
Macro précision	62.37	89.19	93.86
Macro recall	60.28	85.98	93.24
Macro F-score	60.89	88.02	93.70

4 Conclusion

Ce texte décrit les performances de l’algorithme ZGP pour la segmentation hyperspectrale sur trois jeux de données de référence, comparant ses résultats à deux réseaux de neurones convolutifs évalués par deux méthodes différentes. Les résultats montrent que ZGP peut fournir des performances comparables, voire supérieures, aux CNN en utilisant uniquement les informations spectrales. ZGP sélectionne également des bandes spectrales spécifiques pour la prédiction, permettant un certain niveau de confiance et d’interprétabilité du résultat. Il possède plusieurs avantages adaptés aux contraintes de l’analyse d’images hyperspectrales et des systèmes embarqués : frugalité, facilité d’intégration et d’implémentation et méthode d’évaluation plus facile à mettre en oeuvre. Des travaux futurs visent à interpréter les modèles fournis en examinant les bandes spectrales utilisées pour la prédiction et à adapter l’algorithme pour une portabilité efficace et rapide sur FPGA. Nous participons également au challenge OrbitalAI organisé par l’Agence Spatiale Européenne.

Remerciements

Ces travaux ont été menés dans le cadre du projet CIAR ("Chaîne Image Autonome et Réactive") de l’Institut de Recherche Technologique Saint-Exupéry (www.irt-saintexupery.com). Les auteurs remercient les partenaires industriels et académiques du projet : Thales Alenia Space, ActiveEon, Avisto, Elsys Design, MyDataModels, GEO4i, Inria et LEAT/CNRS.

TABLE 3 – Nombre de paramètres des différents modèles

	Indian Pines	Pavia University	Salinas
ZGP	1784	511	496
1D CNN	10 105 040	5 086 537	11 333 840
3D CNN	333 216	250 009	352 416

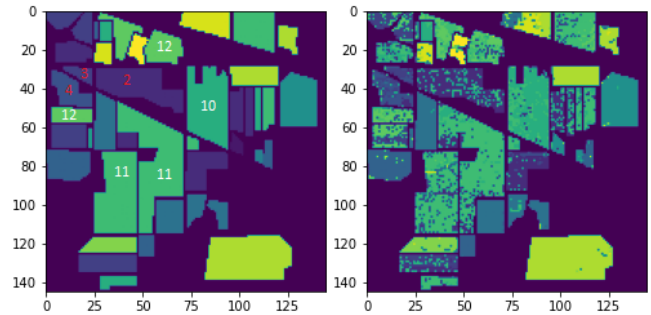


FIGURE 3 – Vérité terrain (gauche) et prédictions faites par ZGP (droite) de l’image Indian Pines. Les différentes classes de maïs (2,3,4) et de soja (10,11,12) sont repérées sur la vérité terrain.

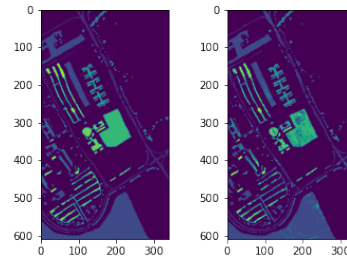


FIGURE 4 – Vérité terrain (gauche) et prédictions faites par ZGP (droite) de l’image Pavia University.

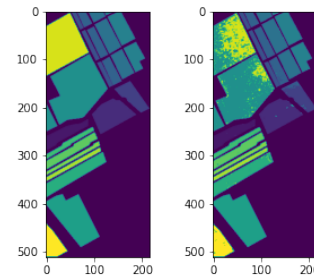


FIGURE 5 – Vérité terrain (gauche) et prédictions faites par ZGP (droite) de l’image Salinas.

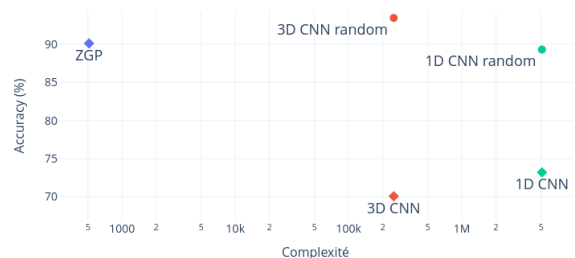


FIGURE 6 – Accuracy des modèles en fonction du nombre de paramètres (échelle logarithmique) des différents algorithmes pour l’image Pavia University.

Références

- [1] A. Boisbunon, C. Fanara, I. Grenet, J. Daeden, A. Vighi, and M. Schoenauer. Zoetrope genetic programming for regression. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pages 776–784, 2021.
- [2] F. Férésin, E. Kervennic, Y. Bobichon, E. Lemaire, N. Abderrahmane, G. Bahl, I. Grenet, M. Moretti, and M. Benguigui. In space image processing using AI embedded on system on module : example of OPS-SAT cloud segmentation. In *2nd European Workshop on On-Board Data Processing (OBDP)*, 2021.
- [3] Q. Fu, X. Yu, X. Wei, and Z. Xue. Semi-supervised classification of hyperspectral imagery based on stacked autoencoders. page 100332B, 08 2016.
- [4] Q. Gao, S. Lim, and X. Jia. Hyperspectral image classification using convolutional neural networks and multiple feature learning. *Remote Sensing*, 10(2) :299–7056, 2018.
- [5] I. Grenet, Y. Bobichon, A. Girard, and F. Férésin. Zgp : une alternative aux réseaux de neurones pour la segmentation sémantique de nuages dans les images satellites multi-spectrales. In *Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l’Intelligence Artificielle*, 2021.
- [6] W. Hu, Y. Huang, L. Wei, F. Zhang, and H. Li. Deep convolutional neural networks for hyperspectral image classification. *Journal of Sensors*, 2015 :1–12, 07 2015.
- [7] D. Lebedeff, M.F Foulon, R. Camarero, R. Vitulli, and Y. Bobichon. On-board cloud detection and selective spatial/spectral compression based on CCSDS 123.0-b-2 for hyperspectral missions. In *7th ESA International Workshop on On-Board Payload Data Compression Conference (OBPDC)*, 2020.
- [8] K. Makantasis, K. Karantzas, A. Doulamis, and N. Doulamis. Deep supervised learning for hyperspectral data classification through convolutional neural networks. pages 4959–4962, 01 2015.
- [9] L. Mou, P. Ghamisi, and X. Zhu. Deep recurrent neural networks for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(7) :3639–3655, 2017.
- [10] Audebert N., B. Le Saux, and S. Lefèvre. Deep learning for classification of hyperspectral data : A comparative review. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 7(2) :159–173, June 2019.
- [11] J. Nalepa, M. Myller, and M. Kawulok. Validating hyperspectral image segmentation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(8) :1264–1268, Aug 2019.
- [12] R. Vitulli, M. Celesti, R. Camarero, G. Di Cosimo, F. Gascon, N. Longepe, J. Nieke, M. Rovatti, M.F Foulon, A. Grynagier, D. Lebedeff, Y. Bobichon, J. Nalepa, A. Wijata, M. Przeliorz, and T. Dullin. CHIME : The first AI-powered ESA operational mission. In *Small Satellite Systems and Services 4S symposium*, 2022.
- [13] M. Ziája, P. Bosowski, M. Myller, G. Gajoch, M. Gumiel, J. Protich, K. Borda, D. Jayaraman, R. Dividino, and J. Nalepa. Benchmarking deep learning for on-board space applications. *Remote Sensing*, 13 :3981, Oct 2021.

Classification de surfaces dans une image hyperspectrale urbaine par réseau de neurones pour la qualité de l'air.

Valentin Boullisset¹, Jean-Luc Attié¹, Ronan Tournier², Nabil El Malki²,
Xavier Ceamanos-Garcia³, Javier Andrey⁴ and Eric Pequignot⁴

¹ LAERO, Université de Toulouse, Université Paul Sabatier, CNRS UMR5560, Toulouse, France

² IRIT, Université de Toulouse, Université Toulouse Capitole, CNRS UMR5505, Toulouse, France

³ CNRM, Météo-France, Université de Toulouse, CNRS UMR3589, Toulouse, France

⁴ WaltR-Parc Technologique du Canal, Ramonville Saint Agne, France

{ valentin.boullisset, jean-luc.attie }@aero.obs-mip.fr

Résumé

Cet article est la première étape d'un processus complexe de mesure de la concentration de particules fines par des caméras spectrales. Pour ce faire, une classification précise et rapide de tous les pixels d'une image hyperspectrale est cruciale pour déterminer la nature des objets et leurs propriétés optiques. Les méthodes traditionnellement utilisées reposent sur la richesse de l'information spectrale avec des centaines de longueurs d'onde habituellement mesurées par les caméras. Cependant, négliger la dimension spatiale durant une classification conduit à certaines situations où les classes obtenues ne sont pas spatialement cohérentes. Nous proposons ici une méthode de classification optimisée pour la mesure de la qualité de l'air (Spatial Spectral Optimised Classification) basée sur l'apprentissage, qui prend en compte les caractéristiques spectrales mais aussi l'information spatiale via les pixels voisins.

Mots-clés

Classification, Image hyperspectrale, Apprentissage, Perceptron, SVM.

Abstract

This article is the first step of a complex process of measuring fine particle concentrations by spectral cameras. To do this, an accurate and fast classification of all pixels from a hyperspectral image is crucial to determine the nature of the objects and their optical properties. The methods traditionally used rely on the richness of the spectral information in measurements with hundreds of wavelengths. However, neglecting the spatial dimension during the classification can lead to situations where the resulting classes may not be spatially consistent. Here, we propose a classification method (Spatial Spectral Optimised Classification) based on learning, which takes into account spectral features but also spatial information via neighbouring pixels.

Keywords

Classification, Hyperspectral Imaging, Learning, Perceptron, SVM.

1 Introduction

La qualité de l'air est un enjeu de santé publique qui oblige les villes à la surveiller pour se conformer aux réglementations en vigueur depuis la loi LAURE¹ de 1996. Ces réglementations exigent une surveillance de la concentration de gaz et de particules dans l'air en raison de leur impact sur la santé. Les capteurs utilisés par les villes pour surveiller la qualité de l'air urbain sont limités en nombre et en portée, les modèles numériques compensent ces lacunes, mais ils ne sont pas assez contraints par les observations. L'installation de stations d'observation à grande échelle est trop coûteuse pour être une solution viable. L'objectif de notre travail est de permettre l'augmentation du nombre d'observations avec des solutions moins onéreuses, via, non pas des capteurs de mesure, mais une caméra spectrale placée au sol sur un point stratégique pour permettre une observation de la pollution à haute résolution et en temps réel sur une vaste zone urbaine à un coût raisonnable.

Pour identifier la pollution d'une ville à partir d'images, il faut d'abord associer les surfaces détectées à une valeur de réflectance de surface (capacité d'une surface à réfléchir l'énergie lumineuse incidente), qui est ensuite utilisée dans un processus de transfert radiatif et d'inversion pour déterminer les espèces chimiques présentes dans l'air et ainsi évaluer sa qualité. Pour ce faire, une image en RVB (RGB) ne suffit pas pour identifier avec précision des surfaces complexes dans une image, tandis qu'une image hyperspectrale, qui contient plusieurs dizaines de longueurs d'onde, est plus précise et permet d'obtenir des informations spécifiques. Les images hyperspectrales sont représentées comme un cube avec des dimensions spatiales et spectrales, et chaque pixel est associé à un vecteur qui permet d'obtenir une signature spectrale, ce qui permet de distinguer avec précision les différents objets présents dans l'image. L'article est organisé comme suit : la section suivante présente l'état de l'art ; la section 3 présente le matériel et les méthodes puis avant de conclure la section 4 présente les résultats.

1. Loi n°96-1236 du 30 décembre 1996 (NOR : ENVX9500163L)

2 État de l'art

Dans cet article nous nous concentrons sur la première étape du processus de mesure de la qualité de l'air qui consiste à identifier la nature de l'ensemble des pixels d'une image hyperspectrale. L'objectif consiste à attribuer à chaque pixel une classe prédéfinie qui correspond aux propriétés de la surface de l'objet. C'est pourquoi, nous optons pour une classification pixel par pixel qui permet de classifier l'ensemble des pixels d'une image. Les approches de détection d'objets tels qu'avec des CNN (Convolutional Neural Network) sont très efficaces pour détecter un ou plusieurs objets [1] mais ne permettent pas de classifier l'ensemble des pixels de l'image. Les méthodes de classification habituellement utilisées pour ce type de problématique comme SVM (support-vector machine) et les RF (random forest) traitent chaque pixel de manière indépendante en n'analysant que ses propriétés spectrales [2], sans considérer l'information sur les pixels voisins. Cependant, dans une image réelle, les pixels voisins sont corrélés. Négliger la notion de voisinage (dimension spatiale) en classification peut conduire à des situations où les classes obtenues ne sont pas cohérentes spatialement. Les profils morphologiques [3] ont été utilisés pour ce type de tâche mais le calcul pour chaque pixel d'une image hyperspectrale peut s'avérer très coûteux en termes de temps [4], ce qui pose un inconvénient majeur pour des applications nécessitant des résultats rapides en temps quasi réel sur des jeux de données volumineux.

Dans cet article, nous proposons une méthode de classification d'image hyperspectrale, optimisée pour la mesure de la qualité de l'air avec cohérence spatiale à l'aide d'un réseau de neurones et qui soit le plus rapide possible en termes de temps de calcul. La méthode commence par une réduction de dimension à l'aide d'une analyse en composante principale (ACP) pour limiter les problèmes liés au grand nombre de dimensions et réduire les temps de calcul. Puis les relations spatiales entre les pixels d'une image sont prises en compte grâce à une matrice de voisinage. Cette matrice est ensuite convertie en un vecteur et correspond à l'entrée d'un réseau de neurones.

3 Matériels, données et méthodes

3.1 Présentation des données

Les images sont acquises par une caméra hyperspectrale HySpex VNIR 1600² qui permet de faire des mesures sur 160 longueurs d'ondes de 400 à 1000 nm. Néanmoins, le but final est de capturer les images à partir de caméras bien moins onéreuses. Nous nous basons sur les caractéristiques de la future caméra WaltRCam constituée de 11 bandes spectrales et bien moins onéreuse que des caméras de type HySpex. Cet instrument, conçu par l'entreprise WaltR³, sera déployé fin 2023 pour couvrir la métropole Toulousaine. La caméra étant en phase finale de développement, des images ont été simulées en sélectionnant 11 lon-

gueurs d'onde de la caméra HySpex (414, 418, 422, 429, 461, 559, 609, 672, 782, 871, 941 nm) correspondant à la future WaltRCam. Les résultats présentés ici utilisent ces images simulées.

3.2 Classification hyperspectrale optimisée à une image d'une scène urbaine

Nous avons identifié les 6 classes les plus courantes qui représentent les surfaces visibles des objets de l'image. Plus tard dans la chaîne de traitement, ces classes seront utilisées pour calculer une valeur de réflectance à chaque pixel observé (permettant par la suite de déterminer la pollution de l'air). Les classes sont les immeubles éclairés (bâtiments éclairés directement par le soleil), les immeubles sombres (bâtiments non directement éclairés par le soleil), les toits, la végétation, le ciel et l'horizon (pixels éloignés plus difficilement identifiables). Il est à noter que la distinction entre immeuble éclairé et non éclairé peut être importante car les valeurs de réflectance associées à ces surfaces sont très différentes. Une partie des pixels de l'image est labellisée manuellement en fonction de la classe observée et sera nécessaire par la suite pour l'entraînement et le test des algorithmes d'apprentissage. Notre réseau de neurone optimisé en conséquence prend en entrée chaque pixel de l'image avec ses informations de voisinage et en sortie lui assigne une des 6 classes (avec un degré de confiance). La méthode de classification S₂OC (Spatial Spectral Optimised Classification, voir figure) que nous avons développée, basée sur l'apprentissage, se décompose en trois étapes :

- Réduction du nombre de dimensions via une analyse en composantes principales (ACP).
- Ajout de l'information spatiale via une matrice de voisinage pour chaque pixel.
- Classification de l'ensemble des pixels à l'aide du réseau de neurones.

Étape 1 : Réduction du nombre de dimensions à l'aide de l'analyse en composantes principales (ACP). Cette méthode linéaire pour la réduction de la dimensionnalité consiste à identifier les combinaisons linéaires maximisant la variance totale des données diminuant le nombre de dimensions. Cela permet de conserver l'information spatiale de l'image tout en condensant l'information spectrale qui réduit ainsi la dimension de l'image de 11 à 3 composantes avec une variance totale expliquée de près de 99%.

Étape 2 : Ajout de l'information spatiale avec une matrice de voisinage. Les méthodes de classification pour les images hyperspectrales actuellement utilisées se limitent souvent à attribuer à chaque pixel une classe basée uniquement sur ses propriétés spectrales, sans tenir compte de leur distribution spatiale des pixels. Pour pallier ce problème il est important de prendre en considération l'information spatiale avec la prise en compte du voisinage des pixels c'est à dire les pixels environnant proches. Une façon intuitive de définir le voisinage d'un pixel est de supposer que pour un pixel donné, ses voisins les plus proches appartiennent avec une forte probabilité à la même classe. Les zones homogènes présentes dans une image sont générale-

2. <https://www.hyspex.com>

3. <https://waltr.fr>

ment plus grandes que la taille d'un pixel. Par exemple, si un pixel représente la classe du ciel, il y a une forte probabilité que les pixels voisins soient également du ciel et appartiennent à la même classe.

Dans un premier temps chaque pixel de l'image est associé à une fenêtre de 7×7 pixels dont il est le centre. Cette fenêtre permet de construire la matrice de voisinage de taille $7 \times 7 \times 3$ correspondant au nombre de pixels de la fenêtre et des 3 composantes principales sélectionnées lors de la réduction de la dimension de l'étape précédente. Dans un second temps, pour chaque pixel, la matrice de voisinage, composée de $7 \times 7 = 49$ vecteurs de pixels à 3 dimensions est transformée en un vecteur de voisinage par dimension. Les vecteurs d'un pixel sont alors concaténés, formant ainsi un vecteur normalisé de $49 \times 3 = 147$ composantes. Chaque pixel de l'image possède son propre vecteur de voisinage qui regroupe les informations à la fois spectrales et spatiales de ce pixel. De cette façon, les dépendances spatiales sont prises en compte pendant la phase d'apprentissage automatique.

Étape 3 : Classification des pixels à l'aide de l'apprentissage. Cette troisième étape utilise un réseau de neurones pour assigner une classe à chaque pixel. La couche d'entrée correspond au vecteur normalisé de taille 147 contenant à la fois les informations spatiales et spectrales de l'image avec toutefois un nombre limité de composantes grâce à l'ACP. La fonction d'activation pour les couches cachées et d'entrée est une fonction sigmoïde. Cette fonction d'activation est généralement utilisée pour les problèmes de classification multi-classes car, donnant une valeur comprise entre 0 et 1, équivaut à une probabilité d'appartenance à une classe. Cette fonction est adaptée à la classification de type de surfaces qui est non linéaire. Afin de connaître la probabilité d'appartenance à une classe d'un pixel de l'image, les valeurs de la sortie du réseau doivent être normalisées pour obtenir des probabilités d'appartenance. La fonction softmax (fonction exponentielle normalisée) et utilisée comme fonction d'activation du vecteur de sortie. Cette fonction produit un vecteur de probabilité dans lequel la probabilité la plus élevée correspond à la classe prédite. La configuration optimale des poids synaptiques du réseau neuronal se fait par propagation arrière dans le but de minimiser la perte d'entropie croisée de la fonction d'erreur.

3.3 Métriques de performance

La performance du classifieur supervisé est évaluée de manière quantitative : les pixels préalablement étiquetés manuellement ont été comparés aux classes des pixels prédits par notre approche à l'aide d'une validation croisée afin d'augmenter la robustesse des résultats (et détecter un éventuel biais dans le jeu de données d'apprentissage). Les métriques de performance utilisées à cette fin sont des mesures classiques de rappel (recall), précision, F1-Score et d'exactitude (accuracy). Ces mesures servent à la fois à évaluer la méthode proposée mais aussi à la comparer par rapport à d'autres méthodes habituellement utilisées.

4 Résultats

4.1 Préparation de la base d'apprentissage

Notre jeu de données a été construit à l'aide de six classes distinctes et chaque pixel n'est associé qu'à une seule classe. La base d'apprentissage a été construite manuellement à l'aide de l'outil open source labelImg⁴. Des proportions similaires de pixels pour chaque classe ont été étiquetées pour limiter d'éventuelles erreurs ou biais lors de l'entraînement du réseau neuronal. Au total, près de 10000 pixels ont été étiquetés. Le jeu étiqueté de données est séparé en un ensemble d'entraînement (80% des pixels étiquetés) et un ensemble de test correspondant à 20%. Les ensembles sont modifiés aléatoirement pour permettre une validation croisée.

4.2 Comparaison avec les modèles SVM et SC

Dans cette partie, nous comparons les performances de la méthode S_2OC à SVM et SC (classification qui correspond à S_2OC sans le contexte de voisinage de chaque pixel).

Choix des hyperparamètres : Contrairement à SVM, les approches neuronales (SC et S_2OC) ont des hyperparamètres qui doivent être optimisés. Les trois hyperparamètres que nous avons cherchés à optimiser sont le nombre de couches cachées, le nombre de neurones par couche et le nombre d'itérations pour effectuer l'apprentissage. Notre stratégie consiste à tester diverses combinaisons d'architectures (ensembles d'hyperparamètres) et à sélectionner le réseau optimal qui minimise le mieux la fonction objectif. Nous avons testé plus d'une centaine d'architectures. Les hyperparamètres optimisés obtenus pour S_2OC sont 4 couches cachées de 350 neurones entraînés avec 100 itérations avec l'algorithme d'optimisation ADAM. L'entraînement d'un réseau de neurone n'étant pas déterministe (à paramètres et données équivalents, deux réseaux seront similaires mais différents), afin d'augmenter la robustesse des mesures d'évaluation, chaque modèle a été entraîné 5 fois en moyennant les résultats.

Résultats et comparaison : L'objectif est de déterminer les méthodes permettant d'obtenir les métriques optimales de performance sur notre base de test commune. Nous obtenons une accuracy 99,8% pour S_2OC suivi par SC et SVM avec 97,6% et 95,4%, respectivement. Les métriques précision, recall et F1-Score sont supérieures à 80%. Ceci est lié à la nature des données hyperspectrales plus précises que des images RVB et donc plus faciles à classifier. Quelle que soit la méthode, les classes végétation, horizon et ciel sont bien classifiées. Ceci est probablement dû au fait des caractéristiques spectrales qui sont nettes et avec peu de perturbations. Dans ce cas, précision, recall et F1-Score sont supérieurs à 99,6% montrant ainsi la facilité de classification. Les difficultés viennent avec les classes toit, immeuble éclairé et immeuble sombre. Pour cela l'approche S_2OC améliore les résultats par rapport à SC et SVM grâce à l'information spatiale du voisinage (un gain de performance

4. <https://pypi.org/project/labelImg/1.4.0/>

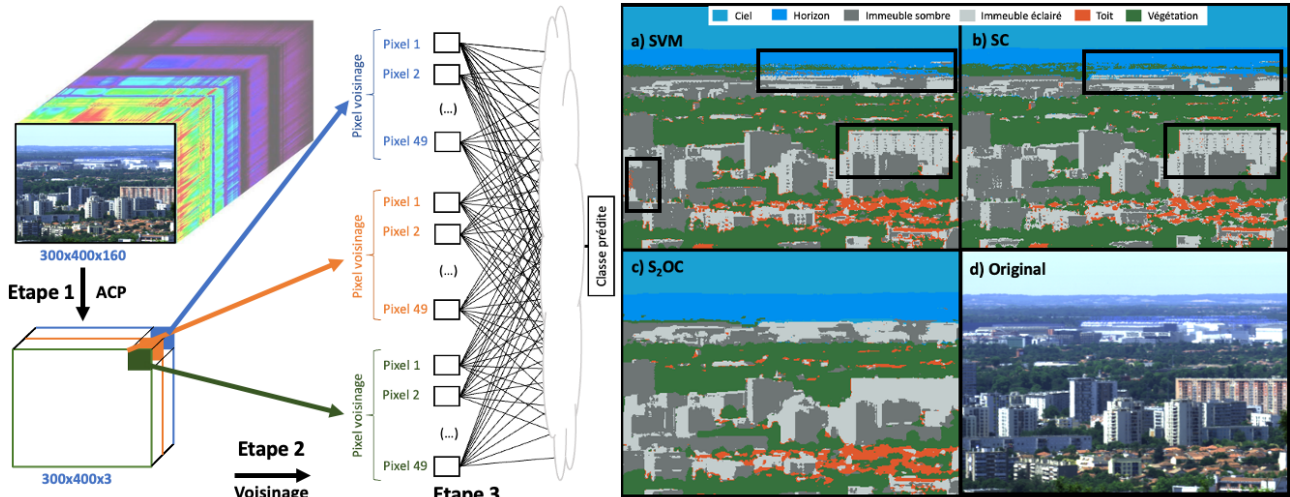


Figure : (Gauche) Schéma montrant la stratégie de classification spatiale et spectrale optimisée. L'étape 1 consiste à appliquer une analyse des composantes principales (ACP) sur l'image originale pour réduire sa dimension. L'étape 2 consiste à sélectionner la matrice de voisinage 7x7 pour inclure les caractéristiques spatiales et obtenir le vecteur de voisinage. L'étape 3 est l'application du réseau neuronal à l'aide de ce vecteur. (Droite) les résultats de classification de S₂OC, SC et SVM. Les rectangles représentent des exemples de zones d'incohérence.

allant jusqu'à 15% selon la classe et la métrique).

Pour compléter l'évaluation des modèles, une analyse visuelle est utile. La figure de droite montre les résultats de la classification. L'approche SVM a le plus d'incohérence d'un point de vue spatial (rectangles noirs sur les images) : observations isolées appartenant à des classes différentes de celles de leurs voisins (typiquement des pixels classés comme toit sur la façade des bâtiments). Les résultats de prédiction les plus cohérents sont obtenus par la méthode S₂OC. Il est également intéressant de noter que la frontière inférieure de la classe horizon pose de nombreuses difficultés aux classifieurs. L'introduction d'informations spatiales permet de lisser spatialement les résultats et de limiter les imprécisions de classification. Les frontières inférieures de la classe horizon en sont un bon exemple. Des résultats similaires ont été observés sur d'autres images montrant ainsi la bonne capacité de généralisation de l'approche S₂OC.

5 Conclusion

La première étape essentielle pour l'identification de la pollution d'une ville à partir d'images nécessite l'identification du type de surface des pixels de l'image pour pouvoir leur associer une valeur physique reflétant les caractéristiques de la surface de l'objet. La méthode S₂OC que nous avons développée, réduit d'abord le nombre de dimensions à traiter avant de prendre en compte les pixels adjacents grâce à une matrice de voisinage, puis utilise un réseau de neurones pour classer chaque pixel. Cette approche est moins coûteuse en temps de calcul comparée aux méthodes de classification pixel par pixel actuellement utilisées. De plus, les résultats montrent que l'ajout de la matrice de voisinage améliore significativement les performances, avec des gains pouvant aller jusqu'à 15% par rapport aux méthodes SVM ou un réseau de neurones sans l'information de voisinage.

La suite des travaux consiste à associer une valeur de réflectance de surface à l'ensemble des pixels en fonction de la classe. Ceci afin de restituer l'épaisseur optique des aérosols, indice de pollution, à l'aide d'un modèle de transfert radiatif.

Remerciements

Ces travaux ont pu être effectués avec le soutien de la région Occitanie ainsi que le GIS neOCampus.

Références

- [1] N. Audebert, B. Saux, and S. Lefèvre, *Deep Learning for Classification of Hyperspectral Data : A Comparative Review*. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, **7** (2), pp. 159-173, 2019.
- [2] G. Lu, and B. Fei, *Medical hyperspectral imaging*. *J Biomed Opt*; **19** (1), pp. 523-565 2014.
- [3] M. Fauvel, Y. Tarabalka, J. A. Benediktsson, J. Chanussot, and J. C. Tilton, *Advances in Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Images*. *Proceedings of the IEEE*; *Geosci*, **101** (3), pp. 652-675, 2013.
- [4] X. Huang and L. Zhang, *A comparative study of spatial approaches for urban mapping using hyperspectral ROSIS images over Pavia City, northern Italy*. *International Journal of Remote Sensing*; **30** (12), pp. 3205-3221, 2009.
- [5] K. Mounika, K. Aravind, M. Yamini, P. Navyasri, S. Dash and V. Suryanarayana, *Hyperspectral Image Classification using SVM with PCA*. *2021 6th International Conference on Signal Processing, Computing and Control (ISPCC)*; **107** (14), pp. 470-475, 2021.

Recherche des meilleures explications d'incidents sur une ligne de production

N. Cointe¹, M. Sylvain¹

¹Capgemini engineering, agence de Strasbourg
Bd Sébastien Brant Illkirch-Graffenstaden, France

nicolas.cointe@capgemini.com

mathieu.sylvain@capgemini.com

Résumé

Disposer de jumeaux numériques des équipements industriels donne la possibilité de mieux comprendre l'état d'une chaîne de production en fonctionnement, et également de simuler des situations hypothétiques, telles qu'une nouvelle installation ou de nouveaux paramètres. Cependant, lorsque survient en production un incident dont la cause échappe à la modélisation choisie lors de la conception ou de la configuration du jumeau numérique, celui-ci peut se trouver dans l'incapacité de remplir correctement son rôle, voire même induire en erreur les utilisateurs. Cet article d'état de l'art et de prospection explore la possibilité, en cas de détection d'incident, de faire appel à un collectif d'agents autonomes pour générer et explorer un ensemble de scénarios alternatifs et présenter à un utilisateur les explications jugées comme étant les plus vraisemblables.

Mots-clés

Argumentation, systèmes multiagents, cosimulation, industrie 4.0, explicabilité

Abstract

Using digital twins of industrial equipments offers the possibility to get a better understanding of a working production line condition, as well as simulating hypothetical situations, such as a new installation or different parameters. However when an incident occurs on the runtime, if the cause of such event is not captured by the modeling design choices of this digital twin, it may conduct to a misinterpretation and even push the user to make wrong decisions. In this state of the art and prospective article, we explore the possibility to use a group of agent to react when such event is detected and then generate and explore a set of alternative scenarios. The most likely explanations, evaluated through an argumentation among agents, is then presented to the end user.

Keywords

Argumentation, multiagent systems, cosimulation, 4.0 industry, explainability

1 Introduction

L'Industrie 4.0 résulte du déploiement de nouveaux concepts, paradigmes et technologies qui bouleversent la conception des chaînes de productions. Ces innovations ont changé la façon d'organiser le développement des procédés et la configuration des chaînes de productions en les rendant modulaires et reconfigurables entre et pendant les phases de production. Ces systèmes deviennent ouverts (par l'entrée ou la sortie d'équipements durant la production) et distribués via un réseau local et une multitude de capacités de calcul.

Des modèles de comportement de ces équipements, baptisées *jumeaux numériques*, sont pensés pour simuler et superviser le comportement d'un procédé. Mais implémenter des systèmes capables de se reconnaître, partager de l'information et réagir à des événements imprévus au regard d'un modèle de production soulève des problèmes complexes. L'interprétation, et la proposition de réactions adéquates à ces incidents est d'autant plus difficiles que ces systèmes comprennent un grand nombre d'éléments fortement interconnectés. Nous souhaitons donc identifier dans cet article les méthodes existantes d'implémentation et d'usage d'un ensemble d'agents capables d'explorer les explications possibles d'un incident et évaluer les plus pertinentes. Nous introduirons en section 2 les concepts et outils déployés dans le cadre de la modernisation des outils industriels, du point de vue de leur mise à disposition d'agents autonomes. Puis en section 3 nous définirons le problème de l'explication d'incidents, suivi d'une réflexion prospective en section 4.

2 Spécificités de l'Industrie 4.0

La baisse des coûts de capacités de calculs conduit à la massification de leur présence dans le monde industriel et la prise de mesures numérique. Celles-ci peuvent être immédiatement utilisées par les systèmes de pilotage et de supervision, ou ultérieurement pour des analyses ou des travaux d'études visant à accroître les connaissances sur le procédé. Il est devenu également plus facile de déployer des systèmes de contrôle allant au-delà d'un simple maintien d'une valeur de consigne

par rétroaction et offrir un pilotage assisté ou automatisé employant des connaissances mises à disposition. La structuration d'un procédé industriel en étapes et sous-étapes est l'objet d'une standardisation [2] faisant correspondre à ces étapes des équipements et ensembles d'équipements permettant leur mise en oeuvre. La définition de protocoles de communication standards entre équipements leur permet de se reconnaître, s'intégrer et échanger des informations. Citons à ce titre les protocoles OPC UA, et MTP [15], permettant la découverte automatique des équipements présents, mais également la transmission d'information depuis et vers ces équipements. Il est alors possible de les ajouter ou les remplacer en cours de production, implémentant le concept de *plug and produce* en leur permettant de s'intégrer automatiquement à la chaîne de production. Assurer alors la communication entre tout les éléments physiques nécessite de créer et conserver une représentation des actions et perceptions de ces éléments à tout les niveaux et sur toute la longueur de la chaîne pour assurer la tracabilité des opérations sur le produit et comprendre la nature et l'origine d'éventuels incidents. La phase d'élaboration de ces procédés est l'occasion d'acquérir des données permettant de mettre au point des modèles des étapes du procédé. Ces modèles de réactions physico-chimiques au coeur des procédés, combinés à la modélisation des équipements de production, permettent de construire des *Jumeaux Numériques* (aussi nommés *Digital Twins*). Cette notion étant encore récente, nous proposons d'employer ici une définition concensuelle [7, 12] : un *Jumeau Numérique* est une modélisation de l'un ou plusieurs comportements (mécanique, électrique, chimique, etc.) d'un élément du procédé.

Un Jumeau Numérique peut être implémenté à l'aide de diverses approches : *mécanistiques* (à l'aide d'équations mathématiques résolues par un solveur), *d'apprentissage* (avec des modèles entraînés sur des données), *hybrides* en mélangeant ces deux solutions ou bien *composite* lorsqu'ils sont eux-mêmes constitués de Jumeaux Numériques inter-connectés.

Les jumeaux numériques sont présents comme des outils employés sur toutes les étapes d'un procédé, que ce soit en phase de développement d'un procédé, pour simuler le comportement du système, en phase de production pour superviser le procédé durant son fonctionnement, ou bien après production pour analyser tout ou partie du procédé en rejouant des données enregistrées. Les standards tels que FMI [3] et SPP définissent les règles d'implémentation de modèles numériques, en fournissant des fonctions d'entrées/sorties et de synchronisation, et un format de description de ces modèles. Certains travaux proposent également l'usage de jumeau numérique pour modéliser le produit [8].

La complexité des installations industrielles s'étend également aux agents humains, rendant leur modélisation nécessaire, au même titre que les éléments artificiels de la chaîne de production. La modélisation

doit également prendre en compte les prérogatives des agents, avec une description des actions permises ou nécessaires pour ces agents et leur impact sur le procédé. Des travaux en ce sens explorent l'intégration des agents humains dans la ligne de production [11, 13]. Relevons les risques introduits par l'attribution aux agents humains de responsabilités dans la prise de décision fondée sur des connaissances fournies par le système, et par la charge cognitive que représente la compréhension du fonctionnement d'un système industriel complexe et (a minima partiellement) auto-organisé. Faire reposer la responsabilité de la gestion d'un problème sur un agent humain en cas de détection d'incident demande alors de prendre en compte une nécessaire sélection des informations pertinentes (telles que des mesures, prédictions, éléments du procédé, etc.) et la possibilité d'expliquer l'origine des information en remontant des chaînes causales. Des travaux présentent le concept d'*humain magique* [13] comme étant le fruit d'une confiance excessive en la compétence de l'opérateur pour comprendre les problèmes et les gérer de manière appropriée. Les auteurs proposent alors de concevoir le rôle des opérateurs humains comme un composant du système, pour prendre conscience des informations à lui présenter dans le cadre de ses prises de décisions. Enfin des organisations extérieures peuvent être impliquées, pour effectuer par exemple des activités d'audit, de surveillance, de validation ou encore de contrôle et peuvent également être assistées (ou entièrement déléguées) par des agents autonomes.

3 Problème d'explication des incidents

Même lorsque toutes les précautions sont prises pour assurer la fiabilité maximale d'un procédé industriel, des événements peuvent survenir et mettre en péril son bon fonctionnement. Ici nous nous intéressons plus particulièrement aux incidents qui se manifestent durant une production par un écart entre une mesure attendue en un point de la chaîne de fabrication, et celle observée. Citons en premier lieu les *erreurs de capteurs*, pouvant provoquer sur la mesure, ou l'une des mesures employées pour la supervision, des écarts alarmants. La littérature distingue classiquement les erreurs fortes (par exemple, destruction d'un capteur), faciles à repérer par un changement soudain, des erreurs faibles, fournissant une valeur plausible mais erronée. De telles erreurs peuvent avoir de multiples origines, incluant un dérèglement de l'étalonnage, une détérioration matérielle, une usure ou la présence d'impuretés par exemple. Le domaine de la maintenance industrielle évolue avec l'industrie 4.0, mais la prolifération intense des capteurs rend nécessaire l'anticipation des erreurs de mesures potentielles. Quelques travaux proposent alors l'emploi de jumeaux numériques pour détecter ces erreurs et le déploiement de modèles en remplacement lorsque cela est possible [6].

Notons ensuite les *erreurs d'actionneurs*, tels que des moteurs, des pompes ou des systèmes chauffants. Pour détecter ce genre de problèmes, les équipements industriels tendent à intégrer de plus en plus de capteurs sur les effecteurs eux-même afin de détecter une incohérence avec une valeur de consigne. Des travaux récents montrent que construire un jumeau numérique de l'actionneur permet de surveiller celui-ci et détecter un comportement erroné [14]. Citons encore des *erreurs de modélisation* pouvant conduire un jumeau numérique à donner une vision erronée de l'état d'un procédé. Cela peut provenir d'une erreur de choix de formule dans un modèle mécanistique, l'emploi de mauvaises données pour son calibrage ou de mauvais entraînement d'un modèle d'apprentissage. Un modèle peut enfin se voir confronté à un cas extrême, loin des valeurs "typiques" envisagées lors de sa conception. Enfin des *événements physiques*, non prévus dans le procédé de fabrication peuvent se produire. Si constater un écart entre les prédictions du jumeau numérique et les mesures réelles est aisé, comprendre l'origine de tels incidents durant la fabrication est bien plus compliqué. Tout modèle se heurte alors à l'impossibilité de représenter, d'expliquer et d'interpréter ce qui échappe au mécanisme initialement modélisé.

4 Systèmes ouverts et distribués pour l'explication d'incidents

Notre approche cherche à répondre à des contraintes réglementaires tout en imposant la nécessité de pouvoir conduire des investigations. Elle vise à comprendre l'origine de ces incidents et la justification des décisions prises par les opérateurs. Pour répondre à ces problèmes d'explicabilité, de nombreux articles ont fait émerger le concept d'Intelligence Artificielle Explicable (souvent désignée sous l'acronyme de XAI pour "eXplainable AI"). Cette approche vise à concevoir des composants logiciels dont le comportement peut être compris par un être humain. Dans le cadre des systèmes multi-agents, cette idée est portée à l'échelle collective par le concept de Système Multiagent Explicable (XMAS) [1, 5].

Nous proposons d'instancier, pour chaque jumeau numérique, un agent cognitif BDI [10] qui posséderait dans sa base de croyances les informations relatives à la fois au procédé et à la ligne de production dans leur ensemble, et les connaissances relatives au jumeau numérique dont il a la charge ainsi qu'à l'équipement dont il est le jumeau. Tout agent a possède un ensemble de croyances S_a sur les perceptions du procédé via les capteurs de son équipement physique, un ensemble de croyances S'_a sur les valeurs estimées en sortie de son jumeau numérique. Limiter les connaissances d'un agent à un seul couple jumeau numérique – équipement physique permet de lui donner volontairement une vision locale, pouvant être en contradiction avec d'autres agents en charge d'autres équipements.

Pour chaque perception $s_a \in S_a$, nous définissons un triplet $\langle m_{s_a}, i_{s_a}, v_{s_a} \rangle$ où m_{s_a} est la mesure relevée, c'est-à-dire la valeur numérique perçue, i est l'identifiant unique d'un mesurable physique dans le procédé et $v_{s_a} \in \{\perp, \top\}$ est la croyance en la validité du capteur à l'origine de cette mesure. De manière analogue, pour chaque estimation en sortie $s'_a \in S'_a$, nous définissons un triplet $\langle m_{s'_a}, i, v_{s'_a} \rangle$ où $m_{s'_a}$ est la mesure prédite, i est l'identifiant du mesurable physique dans le procédé et $v_{s'_a} \in \{\perp, \top\}$ est la croyance en la validité de cette estimation par son modèle dans l'état courant. Un incident se définit alors par une incohérence entre deux valeurs pour une même mesure physique i , chacune étant issue soit d'un capteur, soit d'une prédiction par un jumeau numérique. Nous demandons ensuite aux agents d'employer un système d'argumentation pour positionner chaque jumeau numérique et son équipement physique vis-à-vis de ces valeurs.

Pour permettre à des agents d'interagir sur la base de références communes à des éléments du procédé (tel que des équipements, des mesures ou des matériaux), ils doivent disposer d'un ensemble structuré d'informations. Les bases de données ontologies offrent des connaissances structurées et la possibilité de symboliser sous forme de graphe les connexions sémantiques entre ces concepts. Leur usage par des agents autonomes artificiels a récemment été facilité par l'intégration de ces bases de données au sein d'écosystèmes logiciels tel que JaCaMo [4].

Un incident observé implique qu'à un instant donné il existe deux mesures m et m' pour un même mesurable i tel que $|m - m'| > \Delta_{m,max,i}$, où $\Delta_{m,max,i}$ est une valeur de tolérance définie pour le mesurable i . Nous proposons de modéliser ce fait par une relation d'attaques réciproques entre les deux mesures en contradiction.

S'il s'agit de deux mesures m et m' de capteurs d'un même mesurable i , par exemple en cas de redondance matérielle, l'un des deux capteurs est nécessairement fautif. En revanche dans le cas où au moins un jumeau numérique est impliqué, l'erreur peut provenir de son modèle lui-même ou des sources de ses données, c'est-à-dire d'autres capteurs ou jumeaux numériques. La validité d'un modèle peut être défendue par des arguments, par exemple s'il continue de prédire avec justesse d'autres mesures, de même que des capteurs fournissant des mesures utilisées par d'autres modèles fournissant des prédictions valides. À l'inverse l'implication de ces modèles et capteurs dans des chaînes menant à la production d'autres écarts peut être employé comme motif d'attaque.

La littérature en matière d'argumentation dans les systèmes multi-agents [9] définit la *défense sans conflit* d'un ensemble d'arguments comme un ensemble dans lequel aucun argument n'en attaque un autre. Il est alors possible de retirer des jumeaux numériques et capteurs ainsi défendus de l'ensemble impliqué pour ne retenir ceux qui ne sont pas défendus. Faire d'une liste non vide de défenses sans conflits des *explications*

d'incident reviendrait à donner des ensembles de capteurs, d'actionneurs et de jumeaux numériques pour lesquels on ne peut pas exclure l'hypothèse d'une défaillance, et ainsi aider l'utilisateur à comprendre des origines possibles de l'incident observé.

Si plusieurs explications sont générées par le mécanisme cité ci-avant, se pose la question de savoir si elles sont toutes aussi vraisemblables ou s'il est possible d'ordonner ces explications par ordre de vraisemblance afin de gagner du temps dans l'intervention sur l'installation industrielle. Le rasoir d'Ockham, ou principe de parcimonie, est une célèbre heuristique établissant un lien entre simplicité d'une explication (au sens du nombre d'éléments impliqués) et vraisemblance.

L'approche ici décrite soulève de nombreuses questions de recherche pour nos travaux futurs : comment et où serait-il possible de trouver des heuristiques et informations pertinentes pour améliorer ce diagnostic ? Certaines caractéristiques des modèles et capteurs seraient-elles utiles pour alimenter un raisonnement ?

5 Conclusion

La complexité croissante et la multiplication d'éléments matériels et logiciels susceptibles de commettre des erreurs et les propager dans le système a complexifié la compréhension et le traitement des incidents de production. Trouver les informations pertinentes afin d'identifier durant la production, l'élément, capteur ou jumeau numérique à l'origine de l'incident est une tâche qui peut dépasser les capacités cognitives d'un opérateur et rendre impossible (ou hasardeuse) la gestion du problème. Nous avons donc cherché dans cet article à définir la nature de ces incidents et montrer que la législation et certains travaux de la littérature ont déjà pointé la nécessité de construire un système permettant de sélectionner les hypothèses et informations pertinentes pour un opérateur humain et d'expliquer l'origine de ces informations.

Enfin nous avons esquissé en section 4, plusieurs étapes pour permettre à des agents d'être informés de l'état des divers éléments du système, d'accéder à des connaissances communes, et de confronter des hypothèses sur l'origine d'un incident afin d'informer un opérateur humain. Afin de confronter ces hypothèses à des cas réels et construire une solution pouvant être employée dans un cadre industriel, nous envisageons de mettre à disposition les données, modèles et agents sous la forme de données ouvertes, afin de permettre la création et le partage de preuves de concepts.

Références

- [1] Francesco ALZETTA et al. « In-time explainability in multi-agent systems : Challenges, opportunities, and roadmap ». In : *EXTRAAMAS*. Springer. 2020, p. 39-53.
- [2] International Society of AUTOMATION. *Batch Control P.1, Models and Terminology*. ISA, 2010.
- [3] Torsten BLOCHWITZ et al. « The functional mockup interface for tool independent exchange of simulation models ». In : *Proceedings of the 8th international Modelica conference*. Linköping University Press. 2011, p. 105-114.
- [4] Victor CHARPENAY et al. « Hypermedea : A Framework for Web (of Things) Agents ». In : *Companion Proceedings of the Web Conference 2022*. 2022, p. 176-179.
- [5] Giovanni CIATTO et al. « Towards XMAS : eXplainability through Multi-Agent Systems ». In : *Proceedings of the 1st Workshop on Artificial Intelligence and IoT* (2019), p. 40-53.
- [6] Hossein DARVISHI et al. « Sensor-fault detection, isolation and accommodation for digital twins via modular data-driven architecture ». In : *IEEE Sensors Journal* 21.4 (2020), p. 4827-4838.
- [7] Igiri ONAJI et al. « Digital twin in manufacturing : conceptual framework and case studies ». In : *International journal of computer integrated manufacturing* 35.8 (2022), p. 831-858.
- [8] Jérémy PATRIX, Beranger SIX et Sylvain LINTZ. « Accélération de la simulation d'Emulatio, un jumeau numérique de schéma électrique par fusion de données et intelligence augmentée ». In : *Conférence JFDPA-PFIA*. 2020.
- [9] Iyad RAHWAN. « Argumentation among agents ». In : *Multiagent Systems*, (2013), p. 177-210.
- [10] Anand S RAO, Michael P GEORGEFF et al. « BDI agents : from theory to practice. » In : *ICMAS*. T. 95. The MIT press, 1995, p. 312-319.
- [11] Erwin RAUCH, Christian LINDER et Patrick DALLASEGA. « Anthropocentric perspective of production before and within Industry 4.0 ». In : *Computers & Industrial Engineering* 139 (2020).
- [12] Guodong SHAO et al. « Use case scenarios for digital twin implementation based on ISO 23247 ». In : *NIST, USA* (2021).
- [13] Damien TRENTESAUX et Patrick MILLOT. « A human-centred design to break the myth of the "magic human" in intelligent manufacturing systems ». In : *Service orientation in holonc and multi-agent manufacturing* (2016), p. 103-113.
- [14] Jinjiang WANG et al. « Digital Twin for rotating machinery fault diagnosis in smart manufacturing ». In : *International Journal of Production Research* 57.12 (2019), p. 3920-3934.
- [15] Sachari WASSILEW et al. « Transformation of the NAMUR MTP to OPC UA to allow plug and produce for modular process automation ». In : *2016 IEEE 21st International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA)*. IEEE. 2016, p. 1-9.

Prédiction des blessures au Foot 5 à l'aide d'une méthode de machine learning.

D. Jacob¹, R. Tievant^{2,3}, L. Cervoni¹, M Roudesli⁴

¹ Centre de recherche et d'innovation, Talan, Paris

² Institut Régional de Médecine du Sport et de la Santé, IRMS²,
Bois Guillaume

³ Faculté de Médecine et de Pharmacie, Rouen

⁴ Centre de l'appareil locomoteur de l'estuaire, Le Havre

{damien.jacob, laurent.cervoni}@talan.com,
romain.tie@gmail.com, m.roudesli@skeewai.com

Résumé

Le football est un sport d'équipe populaire dans le monde entier, avec plusieurs variantes comme le futsal, le beach soccer et le foot 5 (Fa5). Si le football a fait l'objet d'études approfondies concernant la prédiction des blessures à l'aide de techniques d'apprentissage automatique, le Fa5 a reçu moins d'attention. Cette étude vise à développer un outil d'apprentissage automatique pour prévenir les blessures dans la pratique du Fa5 en comprenant les facteurs contribuant aux blessures. Les données anthropométriques, sportives et relatives aux blessures ont été recueillies auprès de 1827 participants par le biais d'un questionnaire. L'algorithme employé est un random forest, ce qui a permis de déterminer l'importance des variables en amont de la phase d'optimisation. Nous avons ajusté le seuil du modèle pour augmenter la recall aux faux négatifs, qui sont plus problématiques que les faux positifs dans la détection des blessures. Le modèle final a atteint un rappel de 0,70 et une accuracy de 0,65, les attributs physiques et la durée de l'entraînement étant identifiés comme des caractéristiques importantes.

Mots-clés

Foot 5, machine learning, prévention, blessures.

Abstract

Football is a popular team sport worldwide, with several variants, including Futsal, beach soccer, and five-a-side football (Fa5). While football has been extensively studied regarding injury prediction using machine learning techniques, Fa5 has received less attention. This study aims to develop a machine learning tool to prevent injuries in Fa5 practice by understanding the factors contributing to injuries. We collected data from 1827 participants through a questionnaire survey, including physical attributes, practice habits, and injury details. Using a tree-based approach, we reduced the dataset's dimension and selected a decision tree ensemble method, the random forest, to achieve better regularization. After cross-validation, we adjusted the model's threshold cutoff to increase

sensitivity to false negatives, which are more problematic than false positives in injury detection. The final model achieved a recall of 0.70 and an accuracy of 0.65, with physical attributes and duration of practice identified as important features.

Keywords

Five-a-side-football, machine learning, prevention, injuries.

1 Introduction

Le football est l'une des activités physiques les plus pratiquées dans le monde. En 2006, la FIFA (Fédération Internationale de Football Association) recensait 265 millions de footballeurs dont 226 millions de non-licenciés [1], tous pays confondus. Il existe cependant de nombreuses variantes qui découlent du football traditionnel : le futsal, le beach soccer, le football à 5, le tennis-ballon, le jorkyball, le foot fauteuil, le cécifoot, etc. Nous nous intéressons dans cette étude à une pratique qui tend à se développer en France : le Foot 5 aussi appelé couramment « five » ou « urban ». D'après la FFF (Fédération Française de Football), il existe à l'heure actuelle 250 centres de Foot 5 soit 1000 terrains. Il est estimé qu'en France, il y aurait à ce jour entre 2 millions et 3 millions [2] de joueurs réguliers de Foot 5. Comme son nom l'indique, le Foot 5 se joue à 5 contre 5. L'épidémiologie des blessures dans le Foot 5 est peu décrite. Il paraît donc intéressant de définir des "profils" de sportifs à risque de blessures, afin de pouvoir réaliser de la prévention auprès de ces patients.

L'usage de l'intelligence artificielle et notamment l'approche « Machine Learning » (ou apprentissage automatique) connaît un intérêt croissant dans la littérature pour développer des modèles qui prédisent le risque de blessure [3]. Un modèle de Machine Learning (ML) est un outil informatique qui, à partir d'une liste de variables d'entrées décrivant un participant, va pouvoir fournir une probabilité de risque de blessure pour ce participant [4], et c'est à partir de cette probabilité que la décision sera prise de qualifier si le participant se blessera ou non. Le machine learning peut être utilisé comme un outil d'aide à la prise de décision grâce aux probabilités calculées, modulo une valeur seuil, mais il peut aussi être un outil

capable d'identifier plus efficacement des variables d'entrées importantes dans la prédiction de blessure au football. Plusieurs études ont proposé des approches de ML [5–7], qui ont permis de mettre en évidence des variables d'entrées pertinentes comme la qualité du sommeil, l'historique des blessures, l'âge du pic de croissance, la taille, la longueur des jambes, pourcentage de masse grasse.

Devant l'émergence de cette pratique du football, il est intéressant de connaître les facteurs de risques de blessures. Une fois ceux-ci connus, cela permettrait de diminuer le nombre de blessures en lien avec cette pratique. Nous avons essayé de développer un modèle prédictif de blessure, à l'aide des algorithmes de machine learning sur la base des données recueillies par les travaux de *Tievant* [8].

2 Matériel et méthode

2.1 Les données

Nous avons réalisé une étude épidémiologique observationnelle, transversale et rétrospective. L'étude a été conduite de manière multicentrique en France. Les patients ont été recrutés via un auto-questionnaire uniquement disponible sur internet. Les patients pouvaient y accéder via le QR code d'une affiche, installée dans les salles privées de Foot 5, ou par un lien disponible sur les réseaux sociaux. Les réponses ont été collectées via le logiciel LimeSurvey®. Les critères d'inclusion étaient de pratiquer le Foot 5 et d'avoir 18 ans ou plus, en raison de pathologies potentiellement spécifiques aux moins de 18 ans. Le questionnaire a été mis à disposition de tous les participants de Foot 5 pendant 6 semaines, du 11 mai au 22 juin 2022.

Ce questionnaire, anonyme, comportait des informations générales sur le sportif :

- Des données générales et anthropométriques : sexe, âge, taille, poids.
- Des données sur l'hygiène de vie : tabagisme, consommation d'alcool, hydratation quotidienne, alimentation.
- Des données sur la pratique sportive : pratique antérieure de football et niveau de pratique, autres sports pratiqués.
- Des données précises sur la pratique du Foot 5 : nombre de séances par semaine, temps de pratique, renforcement musculaire adapté, échauffement et type d'échauffement, le poste joué.

Dans un second temps, en cas de blessure survenue lors des 12 derniers mois, la description de cette blessure a été demandée:

- Le type de blessure, la localisation, le mécanisme, le poste joué au moment de la blessure, l'échauffement pratiqué avant la séance, le moment de la blessure, la consommation d'alcool avant la séance.
- Le diagnostic lié à la blessure : nécessité de consultation aux urgences, si le diagnostic a été posé par un professionnel de santé (et si oui, quel est son métier), avec quels examens complémentaires.
- La prise en charge de cette blessure : médicale, chirurgicale ou sans prise en charge adaptée.
- Les conséquences de cette blessure : la durée d'arrêt de la pratique (permettant de définir la sévérité de la

blessure), la durée d'un éventuel arrêt de travail, les séquelles actuelles.

- Le nombre de blessures totales lors des 12 derniers mois (si les sportifs se blessaient plusieurs fois, ils ne pouvaient décrire qu'une seule blessure).

2.2 Définition de la blessure

Nous nous sommes basés sur la définition proposée par Fuller et al. [9] pour étudier les blessures dans le Foot 5. La blessure est définie comme : « toute plainte physique exprimée par un joueur, à la suite d'un entraînement ou d'un match de football, indépendamment du besoin de soins médicaux et de la durée où la pratique du football n'était pas possible. » [9].

2.3 Cible, métriques et traitement des données

Avant d'élaborer un modèle de machine learning il est primordial de définir la cible (ou « target » en anglais) et les métriques qui permettront d'apprécier la qualité des prédictions du modèle. La cible de cette étude est la prédiction du risque de blessure d'un participant avant de pratiquer sa séance de Foot 5. Les métriques utilisées sont l'accuracy, le *recall* et la précision et l'AUC (« Area Under the Curve ») qui permettra de comparer différents modèles de classification.

Le jeu de données est composé de 1827 lignes (les participants) et de 78 colonnes. Cependant sur ces 78 colonnes, seules 46 décrivent les participants et ont été utilisées pour l'entraînement du modèle, les 32 autres colonnes ne concernent que la blessure et elles n'ont pas été utilisées dans l'entraînement afin d'éviter le *data leakage*.

L'entraînement est fait selon la méthode *cross validation* avec 5 *fold*. Cette méthode consiste à subdiviser le groupe de données d'entraînement en 5 sous-groupes. Le modèle va être entraîné sur 4 sous-groupes puis va être validé sur le 5ème sous-groupe. Cette opération est répétée 5 fois, de sorte que chaque sous-groupe soit utilisé une fois pour l'évaluation [10]. L'étape finale de l'entraînement calcule la moyenne des métriques pour chacune des 5 validations.

Un échantillon de 80% des participants de l'étude sont choisis aléatoirement pour construire le groupe d'entraînement, les 20% restants constituent le groupe test. Le groupe d'entraînement va servir à optimiser un modèle de machine learning. Le groupe de test ne sera utilisé que pour évaluer les performances du modèle, sur des données qu'il n'a jamais vues, en utilisant le modèle optimiser sur l'échantillon de 80% des patients.

2.4 L'algorithme

Étant donné que nous disposons d'un jeu de données labélisés, nous nous sommes concentrés sur des approches de machine learning supervisé. Les algorithmes de machine learning supervisé les plus courants dans la prédiction des blessures [3] sont les arbres de décision, les régressions logistiques binaire, le support vector machine et les modèles ensemblistes [11] tel que le random forest (RF). Après un premier benchmark des différents algorithmes (Tableau 1), le RF est le modèle qui obtenu le score AUC le plus élevé, c'est pourquoi nous avons retenu ce dernier. L'algorithme de RF est une méthode d'apprentissage automatique supervisé pour la classification et la régression. Il s'agit d'une extension de la méthode d'arbre de décision qui combine plusieurs arbres de décision pour améliorer la performance des prédictions. Le principe de base

de l'algorithme de RF est de construire un grand nombre d'arbres de décision indépendants et de combiner leurs prédictions pour obtenir une prédiction finale. Les étapes principales de l'algorithme de RF sont :

- La sélection aléatoire d'un échantillon avec remplacement (bootstrap) des données d'entraînement.
- La sélection aléatoire d'un sous-ensemble de variables d'entrée (caractéristiques) pour chaque arbre de décision.
- La Construction d'un arbre de décision pour chaque échantillon bootstrap et chaque sous-ensemble de variables d'entrée.
- L'Agrégation des prédictions de tous les arbres de décision pour obtenir une réponse finale. Pour la classification, la réponse finale est obtenue par vote majoritaire.

Tableau 1 : Valeurs moyennes et écarts types des différentes métriques en pourcentage obtenues lors de l'entraînement du modèle selon la méthode cross validation.

Modèle	Recall	Précision	AUC	Accuracy
RF	71,1(+/- 4)	61,9(+/- 9)	70,6	66,1(+/- 9)
XGBoost	67,6(+/- 5)	61,2(+/- 9)	70,5	65,3(+/- 8)
SVM	74(+/- 3)	60,8(+/- 8)	69,3	64,4(+/- 7)
Arbre de décision	74,4(+/- 4)	58(+/- 8)	68,2	59,8(+/- 7)

3 Résultats

3.1 Entraînement du modèle

L'entraînement et l'optimisation du modèle aboutissent à un *accuracy* de 66,1 % avec un *recall* de 71,1 % (Tableau 1). Ces premiers résultats sont encourageants mais l'utilisation de l'outil, à des fins de prévention, doit être plus sensible à la détection de faux négatifs. Dans cette optique, il est possible de modifier, pendant la phase d'entraînement, la valeur seuil qui différencie une prédiction négative, d'une prédiction positive. Ainsi pour le modèle Random Forest le seuil a été modifié manuellement pour diminuer la prédiction de faux négatifs. Cependant cette action a pour conséquence de diminuer la précision ce qui s'accompagne d'une augmentation de la prédiction de faux positifs (Tableau 2).

Tableau 2 : Valeurs des différentes métriques en pourcentage obtenues lors de l'entraînement avec une nouvelle valeur seuil.

Modèle	Recall	Précision	AUC	Accuracy
Random Forest Valeur seuil de 0,425	85,9	58,2	70,6	64,7

Avec l'ajustement de cette nouvelle valeur seuil égal à 0,425 au lieu de 0,475, le *recall* du Random Forest a été augmentée de 14,8 point pour une diminution de 1,45 point d'*accuracy*, mais comme anticipé une diminution de la précision de 6%.

3.2 Test du modèle

L'objectif est de tester le modèle précédemment optimisé sur des données inconnues et ainsi mesurer la qualité des prédictions. Ainsi, nous avons testé les 2 modèles de Random Forest précédemment présentés sur les 20% de patients non connus par l'algorithme.

Tableau 3 : Valeurs des différentes métriques en pourcentage obtenues lors du test du modèle.

Modèle	Recall	Précision	AUC	Accuracy
Random Forest Valeur seuil de 0,475	83,3	54,2	69,2	60,0

On constate une légère dégradation de le *recall* entre l'entraînement et le test, mais la précision est le paramètre le plus fortement dégradé. La dégradation combinée de ces deux métriques se traduit par une diminution de l'*accuracy* passant de 64,9% à 60,0% (Tableau 3).

Tableau 4 : Matrice de confusion obtenue lors de la phase de test.

Matrice de confusion		Prédiction	
		0	1
Observation	0	79	118
	1	28	140

La matrice de confusion (Tableau 4) nous montre que le nombre de prédictions correctes s'élève à 219 sur un total de 365. On dénombre seulement 28 faux négatifs, autrement dit seuls 28 blessés n'ont pas été identifiés par le modèle mais cela se fait au détriment de la détection de 118 faux positifs.

4 Discussion

Nous n'avons pas identifié d'études ayant développé un modèle de machine learning pour prédire le risque de blessures au foot 5. Nous avons donc comparé notre étude aux résultats produits dans le football, en lien avec une approche machine learning.

On peut noter que la taille des échantillons des autres études varie de 86 à 952 participants (Tableau 5). Nous proposons une analyse avec une taille d'échantillon plus importante constituée de 1827 participants. Cette différence de taille d'échantillon peut s'expliquer par le fait que les joueurs de football des différentes études évoluent au niveau professionnel alors que notre approche repose sur des participants pouvant être débutants, amateurs ou professionnels.

Nos métriques sont dans le même ordre de grandeur que celles obtenues par Oliver et al. [12]. Nous retrouvons également un modèle dont le *recall* est supérieur à la précision. Quelques variables d'entrées sont communes à nos deux études comme le poids, l'âge et l'IMC. Cependant Oliver et al. [12] utilisent d'autres variables d'entrées que nous n'avons pas été en mesure de recueillir, comme des mesures neuromusculaires (saut de contre-mouvement unipodal, pic de force verticale de réaction au sol) et des données anthropométriques supplémentaires (comme la longueur des jambes).

Les études de Ayala et al. [7] et Rommers et al. [6] obtiennent des résultats plus précis. Même si notre *recall* est du même ordre de grandeur que les 3 études précédemment, leur précision est nettement supérieure. Nous avons identifié 2 facteurs qui expliqueraient cette différence :

- L'utilisation de certaines variables d'entrées plus pertinentes dans la prédiction des blessures. Pour Rommers et al. [6], la variable d'entrée la plus importante est l'âge du pic de croissance. Ayala et al. [7] mettent en évidence l'impact de la qualité du sommeil sur le risque de blessure, ce facteur aggravant a déjà été cité par Cresswell et Eklund [13]. Et pour finir, une dernière variable semble importante dans l'étude réalisée par Ayala et al. [7], qui est l'historique des blessures du participant, ce qui est cohérent avec la littérature [14,15].
- La blessure à identifier peut, si elle est très spécifique, influencer les performances du modèle. Comme le souligne Ayala et al. [7], "Perhaps, the fact that the current study [7] built on injury-specific predictive model might explain the slightly better predictive performance results obtained in comparison with the non-specific injury risk model". Dans notre étude la blessure n'est pas spécifique à une localisation ou à un type d'atteinte. Cela peut donc expliquer, en partie, nos moins bonnes performances.

Il convient de noter que cette étude sur la réalisation d'un modèle prédictif des blessures au foot 5 a quelques limites. Tout d'abord, la population étudiée n'est probablement pas représentative de l'ensemble des pratiquants de foot 5. En effet, les participants à l'étude sont principalement des étudiants (32,3%), des employés (24,7%) et des cadres et professions intellectuelles supérieures (22,7%). De plus, le modèle développé ne dépasse pas l'existant en termes de métriques (Tableau 5). Néanmoins, l'amélioration de notre modèle doit passer par une augmentation de la précision, cela permettra de diminuer la proportion de faux positifs. Nous suggérons deux axes pour l'amélioration des performances du modèle. En premier lieu, nous suggérons une augmentation de la taille de l'échantillon car les algorithmes de machine learning peuvent gagner en *accuracy* avec une augmentation de la taille de la base de données [16]. De plus, une augmentation de la base de données permettra d'envisager des algorithmes plus précis comme les réseaux de neurones et autre forme de deep learning. Deuxièmement, en s'appuyant sur les méthodes utilisées dans d'autres analyses sur le

football, nous pouvons envisager des pistes d'amélioration pour une future étude : nous pourrions questionner les participants sur la qualité de leur sommeil, être plus précis quant à l'historique de leur blessure ou affiner les données anthropométriques.

Cette étude peut servir pour développer une application à destination des sportifs pour les sensibiliser aux risques de blessures et les prévenir en amont avec une consultation médicale dédiée. Elle permet également de sensibiliser les professionnels de santé aux facteurs de risque de blessures et de promouvoir des stratégies de prévention pour réduire l'incidence de ces blessures chez les joueurs de foot 5.

5 Conclusion

Grâce aux données récoltées par l'étude de Tievant [8] sur la pratique du Foot 5, un modèle prédictif a pu être développé et testé. Le modèle repose sur un algorithme de machine learning supervisé : le Random Forest. Ce modèle est constitué de plusieurs centaines d'arbres de décision qui vont participer pour prédire le risque de blessure d'un participant en fonction de certaines informations d'entrées. Dans notre cas, ce sont les informations sur le temps de jeu et quelques caractéristiques anthropométriques qui participent à fournir les meilleures prédictions. Le modèle se révèle être précis à 64,9% avec une précision de 60,1% et un *recall* de 70,3%. Ce qui en fait un modèle assez efficace pour ne pas prédire trop de faux négatifs.

Cette approche prédictive avec un algorithme de machine learning est nouvelle, à notre connaissance, pour le foot 5. Cependant il existe plusieurs approches similaires dans le football. En comparant nos résultats avec la littérature, deux pistes d'améliorations sont envisageables. D'une part l'augmentation de la taille de l'échantillon qui permettrait de gagner en *accuracy* grâce à l'utilisation d'algorithmes comme les réseaux de neurones et d'autre part le questionnement des participants sur la qualité de leur sommeil, l'historique de leur blessure et affiner les données anthropométriques. Ce questionnaire [8], dans une étude de plus grande envergure, va donc pouvoir évoluer afin d'améliorer notre compréhension et la prévention des blessures dans le foot 5.

Tableau 5 : Comparatif des différentes études sur l'application de modèle de machine learning dans la prédiction de la blessure au football.

Nom de l'étude	Recall	Précision	AUC	Taille de l'étude	Variabiles d'entrées importantes
Rossi et al., 2018	80,0	87,0	Non communiqué	952	Historique des blessures, vitesse de course, distance parcourue
Ayala et al., 2019	77,8	83,3	87,3	86	Qualité du sommeil
Oliver et al., 2020	74,2	55,6	66,3	355	Données anthropométriques (poids, âge, IMC)
Rommers et al., 2020	85	85	Non communiqué	734	L'âge du pic de croissance, la taille, la longueur des jambes, pourcentage de masse grasse.
Notre modèle	83,3	54,2	69,2	1827	Fréquence de jeu, âge, IMC, temps de jeu

6 Références

1. FIFA. FIFA Big Count 2006: 270 million people active in football [Internet]. FIFA Communication divisions; 2007 mai [cité 8 nov 2022]. Disponible sur: <https://digitalhub.fifa.com/m/55621f9fdc8ea7b4/original/mzid0qmguixkcmruvema-pdf.pdf>
2. La mode du Five, une pratique en pleine expansion [Internet]. L'Équipe. [cité 16 sept 2022]. Disponible sur: <https://www.lequipe.fr/France-Football/Actualites/La-mode-du-five-une-pratique-en-pleine-expansion/1331413>
3. Van Eetvelde H, Mendonça LD, Ley C, Seil R, Tischer T. Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review. *J Exp Orthop*. 14 avr 2021;8(1):27.
4. Hastie T, Friedman J, Tibshirani R. The Elements of Statistical Learning [Internet]. New York, NY: Springer; 2001 [cité 2 avr 2023]. (Springer Series in Statistics). Disponible sur: <http://link.springer.com/10.1007/978-0-387-21606-5>
5. Rossi A, Pappalardo L, Cintia P, Iaia FM, Fernández J, Medina D. Effective injury forecasting in soccer with GPS training data and machine learning. *PLOS ONE*. 25 juill 2018;13(7):e0201264.
6. Rommers N, Rössler R, Verhagen E, Vandecasteele F, Verstockt S, Vaeyens R, Lenoir M, D'Hondt E, Witvrouw E. A machine learning approach to assess injury risk in elite youth football players. *Med Sci SPORTS Exerc*. 2020;52(8):1745-51.
7. Ayala F, López-Valenciano A, Martín JAG, Croix MDS, Vera-García FJ, García-Vaquero M del P, Ruiz-Pérez I, Myer GD. A Preventive Model for Hamstring Injuries in Professional Soccer: Learning Algorithms. *Int J Sports Med*. mai 2019;40(5):344-53.
8. Tievant R. Étude épidémiologique des blessures liées à la pratique du foot 5 : identification des profils sportifs à risque. Rouen: UFR de sante de Rouen Normandie; 2022 p. France.
9. Fuller CW, Ekstrand J, Junge A, Andersen TE, Bahr R, Dvorak J, Hägglund M, McCrory P, Meeuwisse WH. Consensus statement on injury definitions and data collection procedures in studies of football (soccer) injuries. *Scand J Med Sci Sports*. 2006;16(2):83-92.
10. 3.1. Cross-validation: evaluating estimator performance [Internet]. scikit-learn. [cité 27 sept 2022]. Disponible sur: https://scikit-learn/stable/modules/cross_validation.html
11. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media, Inc.; 2022. 878 p.
12. Oliver JL, Ayala F, De Ste Croix MBA, Lloyd RS, Myer GD, Read PJ. Using machine learning to improve our understanding of injury risk and prediction in elite male youth football players. *J Sci Med Sport*. 1 nov 2020;23(11):1044-8.
13. Cresswell SL, Eklund RC. The Nature of Player Burnout in Rugby: Key Characteristics and Attributions. *J Appl Sport Psychol*. 1 sept 2006;18(3):219-39.
14. Fousekis K, Tsepis E, Poulmedis P, Athanasopoulos S, Vagenas G. Intrinsic risk factors of non-contact quadriceps and hamstring strains in soccer: a prospective study of 100 professional players. *Br J Sports Med*. 1 juill 2011;45(9):709-14.
15. Hägglund M, Waldén M, Ekstrand J. Injury incidence and distribution in elite football—a prospective study of the Danish and the Swedish top divisions. *Scand J Med Sci Sports*. 2005;15(1):21-8.
16. Brill E, Lin J, Banko M, Dumais ST, Ng AY. Data-Intensive Question Answering. In: TREC. 2001. p. 90.

Classification de documents métiers pour l'aide à l'extraction et la classification de relations lexico-sémantiques typées et pondérées

Camille GOSSET^{1,2}, Mokhtar Boumedyen BILLAMI², Mathieu LAFOURCADE¹, Christophe BORTOLASO²

¹ LIRMM, Montpellier

² Berger-Levrault, Labège

Camille.gosset@berger-levrault.com

Résumé

La langue française est riche et complexe dans sa nature, offrant un vaste choix de mots et de possibilités d'expression. Cependant, cette richesse peut également conduire à la polysémie des mots. L'extraction de relations lexico-sémantiques dans ce cadre peut être une tâche complexe et difficile, en raison de la nature de la langue et de la façon dont les phrases sont construites. Après une extraction terminologique, l'extraction de relations entre ces termes de mêmes domaines peut être effectuée à l'aide d'une classification de type de relations. Le classifieur nous permet de confirmer un type donné entre deux termes du corpus. Ensuite, un filtre sur les relations extraites peut être appliqué en utilisant la classification par domaine métier. Cependant, sur des textes de spécialité, les algorithmes de classification multi-classe sont-ils aussi performants comme leur application sur les textes génériques ? Dans cet article, nous évaluons plusieurs modèles de classifications ayant différents types de représentation de documents pour une application à des domaines métiers. Cette évaluation a permis de constater une extraction de relations plus fine avec certains modèles.

Mots-clés

Classification de textes/ documents, Classification de domaines, Représentation de documents, Classification de relation, Vocabulaire de spécialité.

1 Introduction

L'extraction de relations à partir de textes est un domaine actif dans le traitement automatique des langues. Les relations se forment entre différents termes clés, mais leur pertinence dépend de la façon dont ils sont utilisés dans le contexte. Pour filtrer les relations qui ne sont pas pertinentes, une méthode possible est de les classifier selon leur domaine d'application. Ainsi, si deux termes clefs d'une relation t_1, t_2 appartiennent à un domaine d , alors la relation r appartient également à d . De plus, en classifiant les documents, les termes clefs rattachés au document sont également classifiés, permettant ainsi de rattacher un document à l'un des domaines.

Il existe différentes méthodes de classification de domaines, notamment la classification automatique, la classification manuelle par des experts humains et la classification hybride combinant les deux approches. L'efficacité de ces méthodes dépend de plusieurs facteurs, tels que la qualité et la quantité

des données d'entraînement, la pertinence des catégories de classification et la précision des algorithmes utilisés. Dans ce papier, nous nous intéressons à la question de la classification de documents selon des domaines de spécialités. En effet, nous nous demandons si la classification de documents peut aider l'extraction de relations. L'objectif final est de pouvoir filtrer les relations d'une ontologie construite à partir de textes en fonction de huit domaines spécifiques : État civil et Cimetières, Élections, Commande publique, Urbanisme, Comptabilité et Finances locales, Ressources Humaines Territoriales, Justice et Santé. Nous avons à notre disposition des articles déjà classifiés dans un domaine précis, mais aussi des ouvrages dont il n'est pas possible de récupérer leurs domaines. Pour résoudre ce problème, nous avons élaboré trois stratégies possibles : la classification de documents, la classification directe des termes clés des experts et la classification directe des relations. Nous avons effectué une analyse des données et un développement expérimental comparatif des performances des différentes stratégies pour évaluer leur efficacité.

2 Présentation des données

Notre étude analyse un corpus de documents spécialisés en français comprenant 172 ouvrages et 12 838 articles dans le domaine juridique et pratique, couvrant 8 secteurs du secteur public : État civil et Cimetières, Élections, Commande publique, Urbanisme, Comptabilité et Finances locales, Ressources Humaines Territoriales, Justice et Santé. Les articles sont classés dans un domaine spécifique, tandis que les ouvrages ne le sont pas. Pour déterminer le domaine auquel appartient chaque ouvrage ou partie d'ouvrage, il est nécessaire de les classifier. Le corpus a été annoté manuellement avec des termes-clés choisis par des experts spécialisés dans différents domaines du secteur public. Les annotations sont manuelles et les termes-clés ont été décrits avec plusieurs formes fléchies et parfois avec des informations supplémentaires non pertinentes. La liste unique de termes-clés représentatifs comprend 46 142 termes-clés répartis entre les ouvrages et les articles.

Les termes-clés utilisés ne sont pas toujours exclusifs à un seul domaine, ce qui peut conduire à une intersection entre différents domaines.

Les résultats de la matrice de corrélation des différents domaines ont montré que le domaine de la santé et celui des ressources humaines territoriales présentent la plus forte corrélation, atteignant 54%. Il y a également une corrélation

légèrement inférieure à 30% entre "commande publique" et "comptabilité et finances locales", ainsi qu'entre "justice" et "état civil et cimetières". Nous avons analysé en détail les données des articles pour déterminer les domaines des ouvrages. Les résultats montrent que 41 935 termes-clés ne sont présents soit dans les articles soit dans les ouvrages, et que 3 141 termes-clés sur un total de 5 167 sont exclusivement présents dans les articles, tandis que 38 794 termes-clés sur un total de 40 975 sont exclusivement présents dans les ouvrages.

3 Approche

Nous avons mis en place un système expérimental pour notre étude comparative d'extraction de relations. L'architecture de ce système est illustrée sur la Figure 1. À partir de documents textuels bruts, le but est de pouvoir extraire des relations entre les idées clés et de pouvoir les filtrer en fonction du domaine.

2.1 Classification de documents

Tout d'abord, nous avons développé un système de classification de documents. Celui-ci attribue à chacun des paragraphes de chacun des textes un des 8 domaines après les avoir prétraités. Le système prend en entrée d'une part les articles qui sont déjà associés à un domaine spécifique et d'une autre part les ouvrages dont le domaine est à déterminer. Dans le cas des ouvrages, nous utilisons un système de classification qui prend en entrée une représentation du texte plutôt que le texte en lui-même qui peut être un sac de mots ou une représentation vectorielle.

2.1.1 Pré-traitement des textes

Les textes ont été prétraités selon les méthodes classiques. Pour ce faire, nous avons utilisé la bibliothèque Stanza [1]. Nous avons réalisé les étapes suivantes dans cet ordre : mise en minuscule, suppression de la ponctuation, tokenisation des phrases, suppression des *stopwords* en français, lemmatisation.

2.1.2 Classification de documents

Nous utilisons la classification automatique et supervisée pour attribuer une catégorie à chaque document, mais cela est difficile à faire directement avec les données textuelles brutes. Ainsi, nous utilisons différentes méthodes de représentation des documents. Nous utilisons des modèles de classification multi-classes pour attribuer l'une des 8 classes apprises. Pour ce faire, nous avons utilisé plusieurs modèles de classification multi-classes tels que *MultinomialNB*, *LinearSVC* et *SGDClassifier*.

2.1.3 Représentation de documents

Nous utilisons trois méthodes courantes afin de représenter les documents : les méthodes classiques, les embeddings et les modèles de langage. La première façon de représenter les documents consiste à les représenter par sac de mots (ou *bag*

of words - BoW, en anglais). Nous nous intéressons à deux façons de le décrire : *Classic BoW* et *TF-IDF*. Ensuite, en ce qui concerne les embeddings, deux méthodes sont possibles : utilisation des plongements lexicaux (*word embeddings*) avec le modèle *word2vec* ou utilisation de *doc2vec* qui consiste à créer un vecteur du document directement. Finalement, concernant les modèles de langues, nous utilisons la méthode de représentation phrase par phrase grâce à *Sentence-CamemBERT* et *Sentence-Flaubert* (récupérés depuis *HuggingFace*) pour créer une représentation de chacune des phrases, puis nous appliquons la moyenne.

2.2 Extraction terminologique

Dans la deuxième étape du système, un extracteur terminologique est utilisé pour extraire des expressions. Cependant, le système automatique utilisé par notre système effectue une unification des expressions extraites afin de regrouper les différentes formes flechées d'un texte sous une même forme représentative. Les annotations des experts sont utilisées comme extraction terminologique, mais d'autres méthodes telles que *pke* [2], *TopicRank* [3], *keyBERT* [4] ou *YAKE* [5] peuvent également être utilisées.

Pour l'étape d'unification, les données sont prétraitées pour éliminer les premiers mots outils tels que les déterminants, par exemple. Nous utilisons la lemmatisation pour unifier les annotations d'un même identifiant sous un même terme-clé représentatif dit référent. Nous avons divisé notre problème en deux cas de figure : les termes simples et complexes. Pour les termes complexes, la forme flechée ayant le plus grand nombre d'occurrences dans le corpus est choisie comme substitut pour représenter un terme-clé donné. Pour les termes simples, une forme canonique dite standard est privilégiée pour privilégier la forme singulière et générique à la forme plurielle. Ainsi, "de restauration immobilière", "restauration immobilière" et "Restauration immobilière" font tous les trois références au même terme-clé.

2.3 Extraction de relations

La dernière étape du système général (voir Figure 1) consiste à extraire les relations entre deux termes clés. Pour ce faire, plusieurs techniques d'extraction de relations sont disponibles et peuvent être utilisées, mais notre système utilise une classification de type de relations pour extraire des relations potentielles à partir des termes clés extraits précédemment. Nous utilisons une base de connaissance lexicale pour identifier les types de relations appropriées entre les termes clés d'un même domaine. Ensuite, les relations extraites sont vectorisées pour apprendre le type de relation associé à l'aide d'une classification. Après l'apprentissage, un vecteur de relations est construit en sélectionnant des paires de termes clés, qui peut être associé ou non à un type de relation donné.

2.3.1 Instances de relations lexico-sémantiques à partir d'une base de connaissance

En utilisant une base de connaissance lexico-sémantique, nous récupérons des relations potentielles entre les termes-clés unifiés de même domaine. Nous avons choisi d'utiliser le réseau lexico-sémantique *JeuxDeMots* [6] pour le français car il contenait 14 millions de nœuds et 320 millions de relations à l'époque de notre choix, et était librement

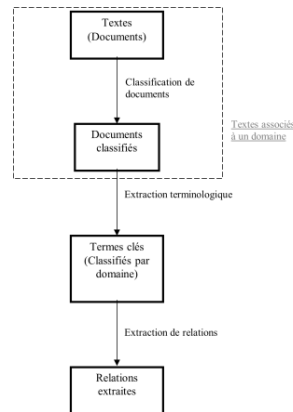


Figure 1 - Système général d'extraction de relations en utilisant la classification de relations

disponible. Cette ressource nous permet de récupérer différents types de relations tels que l'hyperonymie, l'hyponymie, les constituants (*has_part*), la synonymie et l'antonymie. Nous récupérons l'instance de relation sous la forme Terme1–Type_relation–Terme2–Poids, où le poids représente le niveau de confiance attribué à la relation. Ce score est obtenu grâce aux joueurs qui ont attribué chacun un score de confiance à une relation donnée, et nous filtrons tout poids inférieur ou égal à 0 car cela signifie que peu de joueurs ont donné leur confiance à cette relation. D'autres ressources lexico-sémantiques existent, telles BabelNet [7] ou WordNet [8], mais nous avons choisi d'utiliser JeuxDeMots pour nos besoins.

2.3.2 Création de représentations vectorielles des paires de termes

Dans cette section nous apprenons des plongements lexicaux et en déduisons part une opération arithmétique simple une représentation vectorielle des instances de relations extraites depuis notre base de connaissances.

Entraînement des plongements lexicaux. Nous utilisons des termes-clés, qu'ils soient des expressions comme "Projet et construction soumis à enquête publique" ou des mots singuliers tels que "caravanage". Cependant, les modèles entraînés sur des corpus standards ne sont pas adaptés pour traiter des plongements lexicaux pour des termes et des expressions spécifiques identifiés à l'avance par des experts. Nous souhaitons donc apprendre des plongements lexicaux pour les termes et les expressions. Nous extrayons des vecteurs moyens à partir des différents composants d'une expression pour obtenir des représentations vectorielles continues de termes-clés. Pour ce faire, nous entraînons des plongements lexicaux sur le corpus MÉTIER en faisant une substitution lexicale dans l'ensemble du corpus MÉTIER de chaque annotation experte par son terme-clé référent. Nous utilisons ensuite l'architecture CBOW (*Continuous Bag Of Words*) de Word2Vec avec un paramétrage par défaut, en considérant les termes-clés comme des entités plutôt que la moyenne des mots les composant. Nous cherchons ainsi à forcer la compréhension des suites de mots comme un élément indivisible (par exemple, "dépenses publiques" pour le terme-clé "dépenses publiques").

Déduction des représentations vectorielles de relations typées. Après avoir entraîné nos plongements lexicaux à l'aide de *Word2vec*, nous pouvons en déduire des représentations vectorielles de relations dites typées. Nous disposons d'un ensemble de paires de termes-clés reliées par un type de relation, et les représentations vectorielles varient en fonction du type de relation. Nous extrayons un ensemble d'apprentissage de paires de termes-clés pour un type de relation donné à partir de la liste de termes-clés. Nous récupérons ensuite les vecteurs associés aux termes-clés que nous avons précédemment construits avec *Word2Vec*. Nous formons une paire de vecteurs de termes-clés à partir des vecteurs de termes-clés, puis nous calculons un nouveau vecteur en effectuant une opération entre les deux vecteurs de chaque paire en entrée. Mathématiquement, si V_1 représente un terme-clé source et V_2 un terme-clé cible, tous deux liés par une relation R , alors $operationRelation(V_1, V_2)$ est le vecteur de relation (source, R , cible). Les relations peuvent être symétriques ou non symétriques, ce qui détermine

l'opération à effectuer sur les vecteurs de mots. Si la relation est non symétrique, nous utilisons la différence, tandis qu'en cas de symétrie, nous appliquons une valeur absolue à cette différence. L'hyperonymie (r_{isa}) et l'hyponymie (r_{hypo}) sont des exemples de relations non symétriques, tandis que la synonymie est une relation symétrique. Nous utilisons l'exemple concret de la relation d'hyperonymie pour illustrer le calcul du vecteur de relation dans le cas d'une relation non symétrique, et l'exemple de la relation de synonymie pour illustrer le calcul du vecteur de relation dans le cas d'une relation symétrique.

2.3.3 Classification : apprentissage du type de relations

Nous avons développé des classifieurs binaires pour prédire le type de relations entre deux termes, en utilisant un ensemble équilibré de relations sémantiques tirées de JeuxDeMots pour l'apprentissage et la validation. Chaque classificateur s'applique sur deux relations qui vont de pair et associe un type de relation, regroupant les hyponymes et hyperonymes, les synonymes et antonymes, et les constituants "fait partie de" et "est une partie de". Plusieurs modèles de classification binaire ont été créés allant des arbres de décision et des méthodes ensemblistes jusqu'aux machines à vecteur de support (*Support Vector Machine - SVM*), pour déterminer le modèle le plus pertinent pour classifier les relations à partir de nos vecteurs de relations et pour la classification de domaine. Les vecteurs embeddings de relations sont fournis aux classifieurs pour prédire si une paire de termes fait référence à une association soit entre une paire de relations du premier type dans un paquet, soit de l'autre type de relation du même paquet. Les classifieurs sont utilisés de manière imbriquée pour prédire de nouvelles relations sémantiques non connues en exécutant les classifieurs successivement et en sélectionnant ceux qui ont obtenu un score supérieur à 95% de confiance. Le but est de déterminer de nouvelles relations pour un domaine métier spécifique, plutôt que de filtrer un réseau lexical et d'obtenir uniquement des relations présentes dans une base de connaissances. Le développement de classifieurs pour la prédiction de nouvelles relations peut être vu comme un axe d'enrichissement de telles ressources.

4 Evaluation

3.1 Corpus de test

Afin d'évaluer différents modèles de classification de documents, nous utilisons les articles déjà catégorisés entre les différents domaines. Cela permet d'avoir un corpus déjà labélisé. Nous avons constaté que nous avons une composition très déséquilibrée. Pour cela nous avons équilibré notre corpus afin de créer un corpus de test équilibré. Pour cela, nous avons réduit le nombre d'échantillons au nombre d'articles de la plus petite classe à savoir "élections". Nous nous retrouvons donc avec 250 éléments dans chacune des classes après le rééquilibrage.

3.2 Résultats

Nous allons maintenant présenter les résultats de notre expérimentation pour la classification de documents. Nous allons tout d'abord exposer les scores obtenus pour l'attribution des textes aux 8 domaines. Ensuite, nous

sélectionnons les résultats les plus performants pour la classification afin de vérifier leur pertinence pour l'extraction de relations. Enfin, nous comparons les résultats obtenus avec et sans classification de documents. Tous les résultats sont évalués selon une mesure unique : la F-mesure.

Catégories	Représentation de documents	Prediction	Commande publique	Comparabilité et finances locales	Justice	RH territoriales	Santé	Urbanisme	Elections	Ent civil & cinetères	Moyenne
Plongements lexicaux	Doc2Vec	<i>most_similar</i>	0.93	0.89	0.91	0.77	0.78	0.92	0.98	0.92	0.89
	Word2Vec	Linear SVC	0.48	0.32	0.02	0.22	0.38	0.07	0.40	0.57	0.31
Méthodes classiques	Classic BoW	Linear SVC	0.99	0.95	0.88	0.96	0.94	0.96	0.99	0.91	0.95
		Linear SVC	0.94	0.91	0.93	0.95	0.97	0.92	0.99	0.94	0.94
	TF-IDF	SGDCI assif	0.94	0.89	0.94	0.95	0.95	0.93	0.99	0.95	0.94
Modèles de langues	Sentence CamemBERT	Linear SVC	0.94	0.89	0.90	0.90	0.92	0.92	0.94	0.97	0.92

Table 1 - Résultats de classification de documents

3.2.1 Résultats de classification de documents

Les résultats de la classification de documents sont présentés dans la Table 1 qui contient uniquement les meilleurs résultats pour chaque catégorie de représentation de documents. Les meilleurs résultats sont mis en évidence pour chacun des 8 domaines. Bien que d'autres modèles aient également donné de bons résultats, nous avons choisi d'utiliser les méthodes classiques, telles que *Classic BoW* et *TF-IDF*, car elles ne nécessitent pas de modèle spécifique pour une langue en particulier. Cela signifie que notre modèle peut être utilisé pour d'autres langues sans avoir à entraîner un nouveau modèle pour chaque langue. Bien que les méthodes classiques semblent plus simples, les résultats obtenus peuvent sembler surprenants. Cependant, une analyse plus fine sera effectuée pour confirmer ces résultats.

3.2.2 Résultats dans le cadre de l'extraction de relations

Les résultats pour l'extraction de relations, avec et sans classification, sont présentés dans la Table 2. Les résultats pour chaque domaine classé sont spécifiés, mais les résultats moyens sont présentés dans les deux dernières colonnes, car le modèle d'extraction de relations est moyenné par défaut, quand le domaine n'est pas connu. Nous constatons que la classification de domaine conduit à de meilleurs résultats pour les relations asymétriques (hyponymie VS hyperonymie et fait partie de VS est une partie de) et pour les relations symétriques (synonymie et antonymie) pour deux des quatre classificateurs (*SVC* et *Decision Tree*). Nous pouvons donc conclure qu'il est utile d'utiliser une classification de domaine avant d'extraire les relations. Nous supposons que cela améliore également la qualité des relations extraites, mais une analyse qualitative est nécessaire pour confirmer cette hypothèse, que nous envisageons de réaliser dans le futur.

5 Conclusion

Pour conclure, dans cet article, nous avons étudié si la classification automatique de textes peut aider à l'extraction de relations. Nous avons évalué différentes représentations de documents et constaté que la représentation sous sac de mots est efficace pour la classification de textes de spécialité, qui a permis de classer nos documents dans huit domaines

Type de relation	Classifier	Commande publique	Comparabilité et finances locales	Justice	RH territoriales	Santé	Urbanisme	Elections	Ent civil & cinetères	Moyenne x domaine	Moyenne sans la classification de domaine
Hyperonymie VS Hyponymie	SVC	0.78	0.80	0.79	0.86	0.83	0.84	0.89	0.83	0.83	0.75
	DT	0.57	0.68	0.71	0.77	0.79	0.72	0.78	0.71	0.72	0.71
	RF	0.75	0.74	0.76	0.81	0.83	0.78	0.85	0.80	0.79	0.78
	k-NN (k=5)	0.65	0.81	0.80	0.84	0.78	0.82	0.87	0.77	0.79	0.78
Synonymie VS Antonymie	SVC	0.85	0.74	0.74	0.79	0.85	0.78	0.84	0.80	0.80	0.73
	DT	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.75	0.72
	RF	0.79	0.61	0.64	0.69	0.75	0.65	0.76	0.73	0.70	0.78
	k-NN (k=5)	0.65	0.61	0.64	0.66	0.66	0.63	0.65	0.6	0.64	0.74
Fait partie de VS est une partie de	SVC	0.75	0.84	0.83	0.84	0.91	0.80	0.66	0.84	0.82	0.79
	DT	0.76	0.72	0.75	0.72	0.81	0.61	0.54	0.61	0.68	0.65
	RF	0.79	0.81	0.76	0.86	0.89	0.79	0.63	0.86	0.80	0.73
	k-NN (k=5)	0.28	0.80	0.78	0.81	0.81	0.72	0.55	0.79	0.75	0.75

Table 2 - Résultats de l'extraction de relations à la fois lors de la classification de domaine et sans

différents. Nous avons ensuite utilisé cette classification pour l'extraction de relations, en passant par l'extraction terminologique, et avons observé que la classification de documents améliore la qualité des résultats pour la plupart des relations. En résumé, cette étude montre que la classification automatique de documents peut aider à l'extraction de relations. Nous prévoyons toutefois de poursuivre nos recherches en effectuant une étude approfondie sur des corpus de référence en anglais, ainsi qu'en modifiant nos systèmes d'extraction terminologique et d'extraction de relations pour trouver une combinaison performante pour des textes de spécialité et de référence.

6 Références

- [1] P. Qi, Y. Zhang, Y. Zhang, J. Bolton, et C. D. Manning, « Stanza: A Python Natural Language Processing Toolkit for Many Human Languages », dans *System Demonstrations, ACL*, 2020.
- [2] F. Boudin, « pke: an open source python-based keyphrase extraction toolkit », dans *Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: System Demonstrations*, Osaka, Japan, déc. 2016, p. 69-73.
- [3] A. Bougouin, F. Boudin, et B. Daille, « TopicRank: Graph-Based Topic Ranking for Keyphrase Extraction », 2013.
- [4] M. Grootendorst, « KeyBERT: Minimal keyword extraction with BERT. » Zenodo, 2020.
- [5] R. Campos, V. Mangaravite, A. Pasquali, A. Jorge, C. Nunes, et A. Jatowt, « YAKE! Keyword extraction from single documents using multiple local features », *Information Sciences*, vol. 509, p. 257-289, janv. 2020.
- [6] M. Lafourcade, « JeuxDeMots : Un réseau lexico-sémantique pour le français, issu de jeux et d'inférences », p. 40, 2020.
- [7] R. Navigli et S. P. Ponzetto, « BabelNet: The automatic construction, evaluation and application of a wide-coverage multilingual semantic network », *Artificial Intelligence*, vol. 193, p. 217-250, déc. 2012.
- [8] G. A. Miller, « WordNet: A Lexical Database for English », *Communications of the ACM*, vol. 38, n° 11, p. 39-41, 1995, doi: 10.1145/219717.219748.

Application de l'IA au désentrelacement de formes d'onde radar

L. Lesieur^{1,2}, V. Guardia¹, A. Khenchaf², J.-M. Le Caillec³, C. Cornu¹, A. Toumi²¹ Thales Defence Mission Systems, Brest, France² Lab-STICC CNRS UMR 6285, ENSTA Bretagne, Brest, France³ Lab-STICC CNRS UMR 6285, IMT Atlantique, Brest, France

louis.lesieur@ensta-bretagne.org

Résumé

Dans un contexte d'augmentation des tensions géopolitiques, la guerre électronique est un enjeu majeur des problèmes de défense. Notre article se propose d'étudier l'application de l'IA au problème du désentrelacement, autrement dit la séparation de formes d'onde radar, sans connaissance a priori. D'abord, nous présentons le problème, les données d'entrée, et les méthodes usuelles de désentrelacement. Afin de profiter du potentiel de l'IA, nous détaillons ensuite les difficultés de son application : la frugalité des données et les exigences d'explicabilité et de temps réel.

Mots-clés

Guerre électronique, désentrelacement, impulsions radar

Abstract

In a context of increasing geopolitical tensions, electronic warfare is a key challenge in defence issues. Our article intends to investigate AI application to the deinterleaving problem, in other words, radar waveform separation, without prior knowledge. Firstly, we introduce the problem, the input data, and usual deinterleaving methods. So as to take advantage of AI's capacities, we then detail some of the challenges raised by its application : data frugality, and explainability and real-time requirements.

Keywords

Electronic warfare, deinterleaving, radar pulses

1 Introduction

Dans le cadre de la guerre moderne, les ondes électromagnétiques (EM) sont utilisées pour communiquer, se repérer, surveiller, ou guider une arme. Par exemple, le radar émet un signal par impulsions, pour détecter des objets dans son environnement. Plus globalement, la guerre électronique (GE) est l'ensemble de toutes les actions visant à la maîtrise du spectre EM.

Chaîne de réception. Parmi les systèmes participant au soutien électronique, le récepteur de GE est le système passif "écoutant" les émissions radar environnantes. Son objectif est de détecter tous les émetteurs, d'identifier les émetteurs connus, et de lever l'alerte en cas de présence d'émetteurs inconnus. Dans son architecture générique (Figure 1),

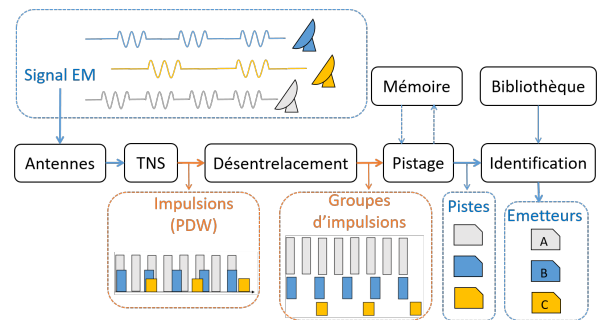


FIGURE 1 – Chaîne de réception

le signal capté par les antennes passe par un traitement numérique du signal (TNS), qui se charge notamment d'extraire et de caractériser les impulsions radar. Les impulsions reçues sont enchevêtrées, ou "entrelacées". La fonction de désentrelacement intervient ici : il s'agit, sur une fenêtre temporelle donnée, de rassembler les impulsions issues d'un même radar pour former des groupes. La fonction pistage va suivre temporellement ces fenêtres, au sein d'un objet dénommé piste, qui est la reconnaissance de la persistance d'un même émetteur dans le temps. Enfin, les pistes sont comparées à une bibliothèque de formes d'onde connues pour identifier les émetteurs présents. Les performances sur une scène de guerre ne peuvent être évaluées, mais le système est développé de façon à optimiser des critères de détection. Un échec serait de manquer la détection d'un émetteur inconnu à proximité.

Motivation. Depuis une vingtaine d'années, le nombre d'émetteurs présents simultanément dans un environnement a tendance à croître. Une des causes est l'apparition sur le marché de nouveaux émetteurs, qui sont moins chers et qui compensent une puissance de crête moins forte par une émission plus longue. Parallèlement, les formes d'onde radar deviennent de plus en plus complexes. Le pouvoir séparateur du désentrelacement dans les systèmes classiques peut être dépassé dans certaines situations de haute densité ou de haute complexité des formes d'onde, ce qui pousse l'industrie à développer de nouvelles méthodes.

Intérêt de l'IA en GE. Ces dernières années, les techniques d'intelligence artificielle (IA) se sont beaucoup dé-

veloppées, en particulier du côté de l'apprentissage profond. La littérature sur l'IA appliquée à des problèmes de GE est éclectique et couvre les algorithmes de partitionnement (*clustering*), d'apprentissage automatique classique (*machine learning*) et d'apprentissage profond (DL : *Deep Learning*). Quelques exemples sont le désentrelacement par cartes autoadaptives [1], le débruitage de signaux par auto-encodeur [7], l'augmentation de données pour des images radar par réseau adverse génératif [4]. L'avantage principal des techniques d'IA est sa capacité à capturer l'information sous-jacente et à généraliser, de sorte à pouvoir reconnaître des motifs complexes même s'ils n'ont jamais été rencontrés tels quels. Les désavantages principaux des techniques de DL sont le manque d'explicabilité, et la complexité en temps de calcul. Ces points sont plus développés dans la section 4.

L'objectif de cet article est de proposer l'étude de la problématique de désentrelacement à l'aide de l'IA. Nous commencerons par une présentation des données d'entrée, puis nous formaliserons le problème du désentrelacement, enfin nous étudierons les défis applicatifs liés au désentrelacement par techniques d'IA.

2 Données

L'appellation "forme d'onde" (FO) désigne en GE la caractérisation de l'onde émise par un radar. Chaque FO correspond à une fonction opérationnelle spécifique : la mesure de vitesse, la surveillance de cibles à faible altitude, etc.

Paramètres primaires. Une impulsion est une émission EM décrite par un PDW (*Pulse Descriptor Word*), vecteur unique de ses paramètres, dits primaires (Fig. 2) :

- le temps d'arrivée (TOA : *Time of Arrival*)
- la direction d'arrivée (DOA : *Direction of Arrival*)
- la largeur d'impulsion (LI)
- l'amplitude (A)
- la fréquence (RF : *Radio Frequency*)

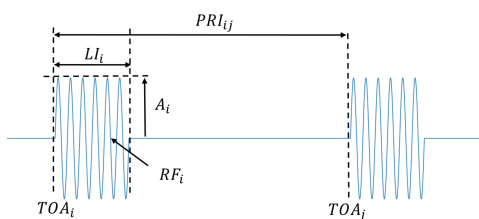


FIGURE 2 – Représentation des paramètres sur deux impulsions. $PDW_i = (TOA_i, DOA_i, RF_i, LI_i, A_i)$

Paramètres secondaires. Pour décrire complètement des formes d'onde (FO), il est nécessaire d'utiliser des paramètres secondaires, qui prennent en compte plusieurs impulsions. La période de répétition des impulsions (PRI) est un paramètre secondaire primordial, qui quantifie la période entre l'émission de deux impulsions consécutives. Dans le cas le plus simple, cette période est fixe dans le temps. Mais un certain nombre des formes d'onde d'intérêt modulent leur PRI, c'est-à-dire que l'écart temporel entre les impulsions n'est pas fixe. Parmi ces FO agiles en PRI, certaines

peuvent suivre un motif. Le motif est caractérisé par une période de répétition du motif (PRM) qui est la somme de ses PRI. Quand un tel motif est défini, on parle de modulation de type *stagger*, dont le nombre de moments est égal au nombre d'impulsions dans le motif. Un autre type remarquable de modulation en PRI est le *jitter*, sa PRI n'est pas définie par un motif, mais suit une distribution aléatoire. Dans ce cas, les paramètres de la FO peuvent être la PRI moyenne et l'écart-type autour de celle-ci. Enfin, d'autres modulations interimpulsions sont possibles, sur des paramètres autres que la PRI. La Figure 3 représente une forme d'onde prenant 3 valeurs en fréquence. Ces modulations inter-impulsions sont aussi ancrées dans un motif.

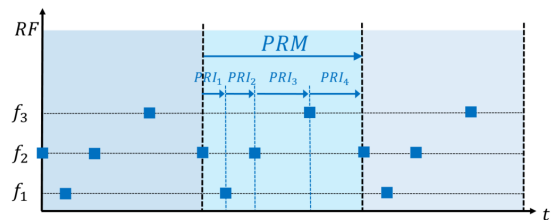


FIGURE 3 – Trois motifs consécutifs d'une forme d'onde de type *stagger* à 4 moments, agile en fréquence

Scènes d'observation. Du point de vue du récepteur, on observe un flux temporel de PDW, qui sont émis par plusieurs émetteurs indépendants présents dans l'environnement proche. C'est un mélange de FO, dont on ne connaît *a priori* ni les caractéristiques, ni le nombre. La scène est l'ensemble des données observées sur une fenêtre temporelle. La représentation classique d'une scène avec mélange de FO est la représentation en séries temporelles des paramètres. Sur la Figure 4, chaque point correspond à une impulsion. Une autre représentation utile consiste à projeter les impulsions dans le plan RF-LI. De multiples perturbations peuvent avoir lieu entre l'émission des impulsions et la mesure de celles-ci par le récepteur. Un type de bruit différent du bruit de mesure est le mitage. Il indique l'absence de détection d'une impulsion, et peut avoir plusieurs causes : les conditions atmosphériques, les effets de masquage par des obstacles ou une absence volontaire d'écoute pour des raisons de compatibilité électromagnétique.

3 Problème du désentrelacement

Formalisation du problème. Considérons une scène avec présence de K émetteurs, sur une fenêtre d'observation de durée D . Une impulsion est représentée par son PDW, ici un quintuplet de paramètres primaires : $x = (t, l, f, a, \theta)$, avec t le TOA, l la LI, f la fréquence, a l'amplitude, θ la direction d'arrivée. La k -ième forme d'onde, $k \leq K$, notée $X^{(k)}$, est un ensemble de $n^{(k)}$ impulsions émises par l'émetteur : $X^{(k)} = \{x_i^{(k)}\}_{i \leq n^{(k)}}$. Dans un but de simulation, on peut appliquer un taux de mitage en éliminant certaines impulsions. Enfin, on note X l'ensemble final de toutes les impulsions observées. Elles sont ordonnées par temps d'arrivée :

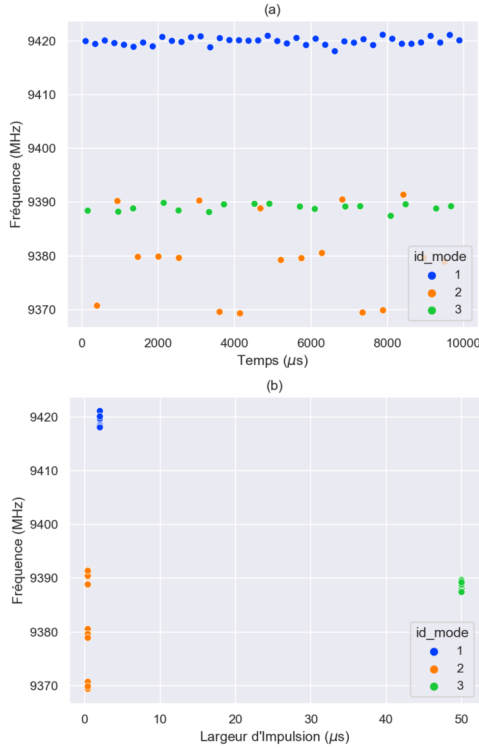


FIGURE 4 – Deux représentations d’une scène, en fonction du temps (a) et dans le plan LI-fréquence (b). Formes d’onde : PRI fixe (bleu), *stagger* d’ordre 2 (vert), *stagger* d’ordre 7 avec agilité de fréquence (orange).

$$X = \bigcup_k X^{(k)} = \{x_i\}_{i \leq N}, \quad i < j \Rightarrow t_i < t_j$$

L’objectif du désentrelacement est de reconstituer, pour une telle scène, les ensembles $X^{(k)}$ à partir de l’ensemble d’observation X , le nombre d’émetteurs K étant inconnu. C’est un problème de partitionnement (*clustering*). On représente une solution à ce problème par un vecteur d’entiers naturels $(y_i)_{i \leq n}$, chaque entier correspondant à un émetteur.

Métriques. La qualité d’un partitionnement représenté par \hat{y} est estimée par des métriques, qui sont des fonctions de type $m(y, \hat{y})$ à valeurs dans \mathbb{R} , où y est la réalité. En désentrelacement par IA, les métriques de clustering traditionnelles sont fréquemment utilisées, en particulier l’indice de Rand ajusté (ARI : *Adjusted Rand Index*) [8, 5]. Le principe de l’indice de Rand appliqué à notre problème est de le considérer comme un problème de classification binaire sur toutes les paires d’impulsions. Gasperini et al. [5] proposent un ensemble de trois critères complémentaires, dont ils utiliseront des variantes, dites floues (*fuzzy*), comme fonctions de coût : la pureté, la non-fragmentation, et la détection. La pureté évalue à quel point chaque classe prédite est composée d’impulsions appartenant en réalité à une même FO. La fragmentation évalue le fait que les impulsions d’une même vraie FO sont divisées en plusieurs classes prédites. Enfin, la détection est un critère permettant de vérifier qu’à chaque vraie FO il correspond une classe "principale" qui la représente.

Approche conventionnelle. L’approche conventionnelle pour effectuer le désentrelacement est d’exploiter les intervalles temporels entre impulsions. Pour cela on calcule un DTOA, qui est une différence entre deux TOA. La définition du DTOA à l’ordre k est la suivante : $DTOA_i^{(k)} = TOA_{i+k} - TOA_i$. La méthode d’Histogrammes DTOA (HDTOA) se base sur le calcul, pour une scène, d’histogrammes des DTOA à différents ordres. Cela permet de mettre en valeur les périodes de répétition des impulsions (PRI) des formes d’onde (FO). En effet, si les deux impulsions x_i et x_{i+k} appartiennent à une même FO, alors le DTOA sera égal à la PRI de cette FO (ou à un multiple de la PRI), par définition. La seconde étape de cette méthode est l’extraction des FO, en identifiant les impulsions contribuant aux pics dépassant un seuil dans l’histogramme. Une version remarquable de cette méthode [9] construit un histogramme cumulé des différents niveaux de DTOA (Fig. 5).

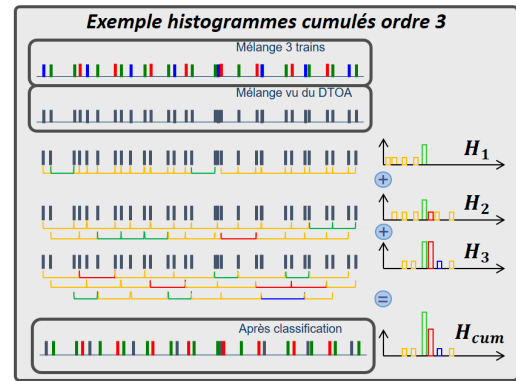


FIGURE 5 – Histogramme cumulé

4 Désentrelacement par IA : difficultés et exigences

Nous avons vu que le désentrelacement peut être considéré comme un problème de *clustering*, mais il diffère des problèmes classiques en cela que la proximité des paramètres comme la fréquence n’est pas le seul critère, la modulation de PRI étant un paramètre fondamental dans la définition des FO. Une difficulté du problème réside dans la grande variabilité des paramètres. Dans cette section, nous voyons plus en détail d’autres difficultés.

Frugalité des données. Le problème de la frugalité des données se pose ici de deux façons. D’abord, en ce qui concerne la labellisation, à cause de la difficulté technique d’étiqueter correctement les données réelles. La solution évidente est la simulation, qui doit alors être liée à la connaissance du récepteur considéré, et suffisamment complexe pour prendre en compte les phénomènes physiques de propagation, de réflexion, etc. Un autre aspect de la frugalité des données est qu’on n’a pas connaissance de toutes les formes d’onde susceptibles d’être rencontrées en temps de guerre, le nombre de FO connues n’est pas très élevé. La première approche est l’augmentation de données, soit par

GAN, au risque de générer des FO non pertinentes ou transgressant les règles de la théorie radar, soit par connaissances expertes. La seconde approche est d'utiliser des algorithmes adaptés à la frugalité des données, comme le *few-shot learning* évoqué par [6], ou l'apprentissage semi-supervisé.

Exigence d'explicabilité. L'explicabilité est le fait, pour un algorithme donné, d'être capable de donner des éléments d'explication de la sortie à partir des entrées. Un récepteur de GE est un système critique, où l'explicabilité dans une certaine mesure est un besoin. On veut être capable d'apporter aux opérateurs des éléments permettant de justifier les décisions dans un contexte de guerre. Or, une caractéristique commune de nombreuses architectures de DL est l'effet "boîte noire", c'est notamment le cas pour les algorithmes de désentrelacement prenant appui sur les techniques de segmentation comme [5, 3]. On distingue généralement deux approches. La première est de construire un modèle explicable directement, en développant un modèle transparent par nature, par exemple en sortant du DL avec des algorithmes comme DBSCAN associé à des distances entre impulsions [10], les arbres de décision, ou utiliser des solutions hybrides avec de l'IA symbolique. Le mécanisme d'attention [2], utilisé en traitement du langage naturel, peut être une possibilité pour augmenter le niveau d'explicabilité des architectures de DL. La seconde approche est de chercher des explications *a posteriori* dans un réseau de neurones, c'est-à-dire après l'inférence.

Exigences de système embarqué. La plupart des récepteurs de GE sont voués à être embarqués pour des missions tactiques, par exemple dans un système naval ou aéroporté. Deux questions sont à considérer : la complexité en temps de calcul et la capacité en mémoire. La complexité temporelle est ici une exigence de temps réel. Le récepteur doit être capable de lever l'alerte en cas de menace, avec une latence maximum de l'ordre de la seconde, tout en continuant à traiter le flux d'impulsions reçues. Dans cette optique, un paramètre à prendre en compte est le nombre d'impulsions à traiter, en jouant sur la taille de la fenêtre de désentrelacement. Néanmoins, certaines architectures volumineuses comme les réseaux *Transformers* pourraient être rédhibitoires. L'autre exigence discriminante du point de vue opérationnel est la capacité en mémoire : la masse et le volume du récepteur physique doivent être minimisés. Une solution répondant aux problématiques de complexité est de réduire le flux d'information initial, en effectuant un partitionnement des impulsions par paramètres primaires en début de traitement. Le risque est de mélanger plusieurs FO dès la première étape, et de propager l'erreur pour la suite du désentrelacement. En théorie, il existe également des techniques de compression de réseaux de neurones, comme le *pruning* ou l'approximation de rang faible.

5 Conclusion et perspectives

Après avoir exposé le contexte de la guerre électronique et les données d'entrée, nous avons formalisé le problème du désentrelacement de formes d'onde radar. Dans la dernière section, nous avons étudié les défis applicatifs du désentrelacement par IA, et apporté quelques éléments de réponse.

La simulation répondra au manque de données labellisées, et l'augmentation de données au faible nombre de formes d'onde connues. Enfin, nous avons étudié les contraintes d'explicabilité et ainsi que les exigences liées aux systèmes embarqués critiques.

Dans les travaux futurs, il s'agira de simuler des algorithmes de désentrelacement IA pour les comparer à l'algorithme de référence HDTOA, et quantifier leur respect des contraintes évoquées précédemment.

Remerciements

Ce travail s'inscrit dans le cadre d'une collaboration entre Thales DMS et le Lab-STICC.

Références

- [1] AW Ata'a and SN Abdullah. Deinterleaving of radar signals and prf identification algorithms. *IET radar, sonar & navigation*, 1(5) :340–347, 2007.
- [2] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio. Neural machine translation by jointly learning to align and translate. *arXiv preprint arXiv :1409.0473*, 2014.
- [3] W. Chaoyue, L. Zhangmeng, and H. Zhitao. A radar signal deinterleaving method based on semantic segmentation thought with neural network. *arXiv preprint arXiv :2110.13706*, 2021.
- [4] Z. Cui, M. Zhang, Z. Cao, and C. Cao. Image data augmentation for sar sensor via generative adversarial nets. *IEEE Access*, 7 :42255–42268, 2019.
- [5] S. Gasperini, M. Paschali, C. Hopke, D. Wittmann, and N. Navab. Signal clustering with class-independent segmentation. In *ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 3982–3986. IEEE, 2020.
- [6] P. Lang, X. Fu, M. Martorella, J. Dong, R. Qin, X. Meng, and M. Xie. A comprehensive survey of machine learning applied to radar signal processing. *arXiv preprint arXiv :2009.13702*, 2020.
- [7] X. Li, Z.M. Liu, and Z. Huang. Denoising of radar pulse streams with autoencoders. *IEEE Communications Letters*, 24(4) :797–801, 2020.
- [8] S. Mahmud. Deinterleaving pulse trains with dbscan and fart, 2019.
- [9] HK Mardia. New techniques for the deinterleaving of repetitive sequences. In *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, volume 136, pages 149–154. IET, 1989.
- [10] M. Mottier, G. Chardon, and F. Pascal. Deinterleaving and clustering unknown radar pulses. In *2021 IEEE Radar Conference (RadarConf21)*, pages 1–6. IEEE, 2021.

Session 3 : Apprentissage

L'IA explicable appliquée à la détection de ceintures et de téléphones au volant

M. Gornet¹, W. Maxwell¹

¹ Télécom Paris, IP Paris - Institut Polytechnique de Paris
NOS - Numérique, Organisation et Société
i3 - institut interdisciplinaire de l'innovation

melanie.gornet@telecom-paris.fr

Résumé

Une nouvelle génération de dispositifs de détection d'infractions routières à base d'IA pour le contrôle du port de la ceinture, ou du téléphone au volant, est en cours de développement. Ces systèmes s'appuient sur des réseaux de neurones profonds pour classifier des images d'éventuelles infractions et envoyer la décision de l'algorithme à un opérateur humain pour vérification. Un cadre réglementaire existe pour les radars d'excès de vitesse classiques mais ce cadre doit être aménagé pour s'adapter aux particularités des nouveaux systèmes, notamment l'impossibilité d'un audit par essais et l'introduction de l'humain dans la boucle de contrôle des sanctions. L'objectif de cette étude est de comparer le fonctionnement et l'encadrement des radars classiques avec le fonctionnement des nouveaux systèmes, afin d'identifier les besoins en explicabilité de ces dispositifs à base d'IA. Nos conclusions pour ce cas d'usage peuvent s'appliquer à d'autres cas d'usages où des images sont proposées à des opérateurs humains, tels que les systèmes de vidéo intelligente.

Mots-clés

radar, explicabilité, humain dans la boucle, vidéo intelligente, infractions routières

Abstract

A new generation of AI-based tools is being developed to help identify road safety violations such as failure to wear a seatbelt, or use of a phone while driving. An existing regulatory framework applies to traditional speed radars, but this framework must be tailored to accommodate the unique features of new systems, like the inability to conduct audits through testing and the involvement of humans in the enforcement of sanctions. The objective of this study is to compare the functioning and regulatory framework of classic speed radar systems with the functioning of new image recognition systems in order to identify needs for explainability of the new AI-based systems. Our conclusions in this use case can be generalized to other "smart video" use cases where images are proposed to human operators.

Keywords

radar, explainability, human in the loop, smart video, traffic violations

1 Introduction

Depuis quelques années les systèmes dits d'intelligence artificielle¹, ou IA, se sont multipliés. Notamment, les systèmes d'apprentissage profond² sont utilisés pour les tâches de reconnaissance d'images : ils sont alors appelés réseaux de neurones convolutionnels³.

D'autre part, de nombreux textes, réalisés par des experts internationaux comme le Groupe d'Experts de Haut Niveau sur l'Intelligence Artificielle (GEHN IA⁴) de la Commission Européenne, appellent à prendre en compte un certain nombre de principes éthiques lors du cycle de vie des systèmes d'IA. Parmi ces principes, l'explicabilité et la transparence sont des préoccupations principales, elles apparaissent dans la quasi intégralité des textes sur l'éthique de l'IA [22], ainsi que dans le projet de règlement européen sur l'intelligence artificielle, aussi appelé *AI Act* [17]. En effet, les systèmes d'apprentissage, et notamment les réseaux neuronaux, sont très opaques et le nombre considérable de paramètres rend la décision d'autant plus compliquée à interpréter.

Pour caractériser l'explicabilité et la transparence, nous considérerons ici les définitions données par le GEHN IA qui, dans ses lignes directrices, définit l'explicabilité comme « *la capacité d'expliquer à la fois les processus techniques d'un système d'IA et les décisions humaines qui s'y rapportent* » et la transparence comme « *l'exigence selon laquelle les systèmes d'IA doivent être conçus et mis en œuvre de manière à en permettre leur supervision / leur suivi* ». La transparence apparaît alors plus générale, comprenant l'explicabilité des systèmes et des décisions, mais aussi la traçabilité et la communication [33]. Elle est davantage liée à l'accès à l'information, alors que l'explicabilité

1. Le terme « intelligence artificielle » est très controversé, notamment pour son caractère anthropomorphe, c'est-à-dire rappelant des traits humains [42].

2. Ou *deep learning* en anglais.

3. Ou *convolutional neural networks* en anglais.

4. Plus connu sous le nom de *HLEG* en anglais.

est lié au contenu de l'information, notamment sa compréhensibilité et sa justesse [28]. Par exemple, là où la transparence exigerait de disposer des poids d'un réseau de neurones, l'explicabilité permet d'interpréter ces chiffres et le résultat qui en découle.

Nous nous intéressons dans cette étude au cas d'usage des dispositifs de détection d'infractions routières. En effet, si les premiers systèmes de radar fonctionnaient par effet Doppler, les plus récents permettent de détecter si une voiture franchit la ligne d'un feu rouge⁵ ou de discriminer entre une voiture et un camion dans le cas de limites de vitesse différentes⁶. Aujourd'hui, une troisième génération de dispositif est en cours de développement par les entreprises françaises, qui permettraient de détecter si un conducteur porte bien sa ceinture de sécurité et ne téléphone pas au volant [21] à l'aide d'apprentissage profond. Toutefois, les performances et la chaîne de décision de ces nouveaux systèmes sont différents : ils sont moins précis et un opérateur humain est en charge de vérifier la sortie du système et de sanctionner ou non l'automobiliste. Le constat de l'infraction est effectué par l'humain, même si celui-ci s'appuie sur des images recommandées au préalable par le système. Les dispositifs de vidéos intelligentes adoptent généralement ce schéma : le système propose, et l'humain décide.

Dans cette étude, nous examinons les besoins en explicabilité de ces nouveaux dispositifs à base d'apprentissage profond. Nous étudions le cas des radars routiers classiques afin de soulever les différences avec le nouveau dispositif. Les différents types de radars actuels, ainsi que leurs exigences techniques et réglementaires sont exposés en Section 2. En Section 3, nous présentons les dispositifs de nouvelle génération à base d'IA et montrons que les anciennes méthodes d'évaluation, fondées sur des essais et calculs de performance, ne sont pas adaptées à ces nouveaux systèmes. Nous expliquons également comment le changement dans la chaîne de décision, avec l'introduction du contrôle humain, fait passer le besoin d'explicabilité de la machine à l'homme. En Section 4, nous analysons les textes réglementaires à la recherche d'exigences d'explicabilité pour les systèmes d'IA et montrons qu'aujourd'hui elles sont davantage semblables à des exigences de transparence. En Section 5, nous revenons au cas d'usage des dispositifs de détection d'infractions, et discutons du rôle que pourrait jouer l'explicabilité dans cette chaîne de commande. Enfin, nous discutons en Section 6 de ce qui peut être retenu de l'étude de ce cas d'usage et donnons quelques recommandations, utilisables pour ces dispositifs mais aussi pour d'autres systèmes tels que les dispositifs de vidéos intelligentes qui seront expérimentés lors des Jeux Olympiques de Paris en 2024.

5. Voir les radars feu rouge, sur le site de la sécurité routière : <https://www.securite-routiere.gouv.fr/radars/differents-types-de-radars/radars-fixes/radars-de-franchissement>

6. Voir les radars discriminants, sur le site de la sécurité routière : <https://www.securite-routiere.gouv.fr/radars/differents-types-de-radars/radars-fixes/radars-de-contrôle-de-la-vitesse-fixes>

2 Le fonctionnement et l'encadrement des radars routiers actuels

2.1 Une diversité de radars qui utilisent parfois des techniques d'apprentissage machine

2.1.1 Types de radars actuels

Nous connaissons bien aujourd'hui les radars routiers qui flashent l'automobiliste imprudent lorsque la vitesse de son véhicule dépasse un certain seuil. Mais cet appareil est loin d'être le seul type de radar existant. Nous allons ici nous intéresser au cas des radars fixes, bien que l'on notera tout de même l'existence de radars déplaçables, destinés à être disposés par exemple sur des chantiers, pour couvrir les zones de danger, ainsi que de radars mobiles, débarqués au bord de la route ou embarqués dans une voiture radar. Les radars fixes comprennent : les radars de contrôle de la vitesse fixes, aussi appelés cinémomètres, les radars de franchissement, et les radars pédagogiques⁷. Ces derniers, visent à inciter les usagers à ralentir sans les verbaliser, en affichant par exemple un symbole « danger » ou leur vitesse en rouge si elle est trop élevée. Nous les écartons pour notre discussion puisqu'ils ne mènent pas à un processus de contravention. Il reste alors deux types de radars : les radars vitesse et les radars de franchissement.

Les plus anciens radars routiers sont les radars de vitesse fixes qui calculent instantanément la vitesse d'un véhicule à son passage et sanctionnent lorsque la vitesse dépasse la limite autorisée. Plusieurs variantes de ces systèmes existent comme les radars qui permettent de différencier entre plusieurs catégories de véhicules, par exemple entre poids lourds et véhicules légers, pour contrôler des limites de vitesses différentes. Les radars de vitesse moyenne, communément appelés radars tronçon, permettent, quant à eux, de calculer la vitesse moyenne d'un véhicule sur une portion de route⁸. Le dernier type de radar, les radars de franchissement, comprennent les radars feux rouges, positionnés au niveau des carrefours routiers et prenant une photo si un véhicule franchit la ligne du feu ou s'il poursuit sa route au delà du feu, et les radars de passage à niveau⁹.

2.1.2 Certains radars intègrent des modèles d'apprentissage machine

S'il est impossible de connaître les détails du fonctionnement des systèmes de radars actuels pour des raisons de propriété intellectuelle des entreprises, nous savons néanmoins que les techniques de détection ont bien évolué depuis les radars à effet Doppler.

7. Voir la liste des différents types de radars sur le site de la sécurité routière : <https://www.securite-routiere.gouv.fr/radars/differents-types-de-radars>

8. Voir la liste des différents radars de contrôle de la vitesse fixes sur le site de la sécurité routière : <https://www.securite-routiere.gouv.fr/radars/differents-types-de-radars/radars-fixes/radars-de-contrôle-de-la-vitesse-fixes>

9. Voir la liste des différents radars de franchissement sur le site de la sécurité routière : <https://www.securite-routiere.gouv.fr/radars/differents-types-de-radars/radars-fixes/radars-de-franchissement>

Les techniques employées aujourd'hui relèvent de l'apprentissage machine « classique », notamment l'utilisation de *features extractor* pour détecter des objets dans une image. Une des méthodes les plus répandue se nomme *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). Elle consiste à créer un histogramme en utilisant les gradients et les orientations des valeurs des pixels de l'image : l'amplitude est plus élevée lorsqu'il y a un changement brusque d'intensité, comme sur les bords, ce qui permet de détecter l'objet - ici la voiture. Ces techniques permettent aux radars actuels d'atteindre une très forte précision : leur taux d'erreur est d'environ 10^{-6} .

2.1.3 La décision des radars est automatique et est présumée juste

En France, ces radars sont encadrés par la loi n° 2003-495 du 12 juin 2003, renforçant la lutte contre la violence routière [6], qui autorise la mise en place de cinémomètres fixes et l'édition des procès-verbaux de façon automatique à partir de photographies numériques. La gestion du traitement automatisé des infractions routières est confié depuis 2011 à l'Agence Nationale de Traitement Automatisé des Infractions (ANTAI)¹⁰. Ainsi, les radars actuels détectent automatiquement, c'est-à-dire sans contrôle humain, que les véhicules dépassent la limite de vitesse et envoient l'infraction directement au poste de police [35]. Le message d'infraction contient notamment la vitesse estimée, l'heure, le numéro du radar, ainsi que la plaque d'immatriculation lue par le radar.

Le Code de la route précise dans son Article L.130-9 que « *Lorsqu'elles sont effectuées par ou à partir des appareils de contrôle automatique ayant fait l'objet d'une homologation, les constatations relatives aux infractions dont la liste est fixée par décret en Conseil d'État font foi jusqu'à preuve du contraire* ». Cela signifie qu'il y a présomption de justesse du résultat : en cas de contestation, il revient à l'utilisateur de prouver que le résultat est faux et que la sanction est infondée. Cela ne laisse place qu'à quelques possibles cas de contestation : par exemple si le conducteur peut démontrer que son véhicule ne pouvait pas atteindre la vitesse qui lui est reprochée, si le véhicule a été volé, cédé ou détruit, ou en cas d'usurpation de plaque d'immatriculation [35].

Le fonctionnement des radars actuels est résumé en Figure 1.

2.2 L'encadrement des radars actuels

2.2.1 Une homologation obligatoire par le LNE

Selon le décret n° 2001-387 du 3 mai 2001 relatif au contrôle des instruments de mesure [5], les radars routiers sont soumis à plusieurs examens, listés en article 4. La première vérification, appelée examen de type ou homologation, permet l'approbation du modèle du système qui sert ensuite de référence à la production des autres appareils. La seconde, la vérification primitive, consiste en un contrôle de chaque appareil avant la mise en service. Une vérification de l'installation sur site est ensuite effectuée. Enfin, le

contrôle en service, ou vérification périodique, est réalisé à intervalles réguliers pendant toute la durée de vie de l'appareil¹¹.

Ces examens sont principalement¹² effectués par le Laboratoire National de Métrologie et d'Essais (LNE)¹³, et, dans le cas de l'homologation, aboutissent à la délivrance d'un certificat. Ces certificats sont trouvable sur le site du LNE, souvent accompagnés d'annexes décrivant brièvement le fonctionnement du système.

Les radars routiers sont soumis à une série de vérifications pour garantir l'exactitude de leurs mesures. Les processus de vérification varient selon les pays d'Europe. Par exemple, l'Allemagne se base sur de l'audit logiciel. En France, ces vérifications sont effectuées dans le cadre de l'examen d'homologation et reposent sur des essais réalisés sur le système final. Le but général des essais est de garantir le bon fonctionnement des systèmes et le respect des exigences réglementaires. Nous nous concentrons dans cette analyse sur le cas français.

2.2.2 Les marges d'erreur définies par arrêté

L'arrêté du 4 juin 2009 relatif aux cinémomètres de contrôle routier [3], précise les modalités des examens dans le cas des radars de vitesse. Il contient un descriptif de l'examen d'homologation, qui comporte : un examen de conformité du dossier, des essais en laboratoire, dans les conditions de fonctionnement, des essais en fonctionnement réel dans des conditions normales d'utilisation sur route, ainsi que « *des analyses de simulation pour les situations dangereuses qui ne peuvent être reproduites lors des essais sur route* » (art. 9). La liste des essais minimaux à réaliser en laboratoire est également fournie. Parmi eux se trouvent notamment : la courbe d'erreurs en fonction de la vitesse, l'exactitude de la valeur des vitesses, des exigences sur les affichages, sur les tolérances en termes de température, d'humidité ou de choc (annexe III).

L'arrêté fourni, en outre, les exigences essentielles de construction des cinémomètres, comme les erreurs maximales tolérées sur les mesures de vitesses : 5 km/h pour des vitesses inférieures à 100 km/h et 5% de la vitesse pour des vitesses supérieures (art. 6). Ce 5 (km/h et %) est remplacé par un 3 pour les appareils neufs fixes, 7 pour les appareils neufs dans un véhicule en mouvement et 10 pour les appareils en service dans un véhicule en mouvement (art.5 et 6).

Les radars de franchissement, détectant si un véhicule ne respecte pas l'arrêt à un feu rouge, sont soumis à une réglementation différente : celle de l'arrêté du 18 janvier 2012 relatif à l'homologation des systèmes de contrôle au-

11. Voir les différents examens des radars sur le site de la sécurité routière : <https://www.securite-routiere.gouv.fr/radars/fonctionnement-des-radars/verification-des-radars-de-vitesse>

12. Pour les radars de franchissements, seule l'homologation est réalisée par le LNE, les autres vérifications sont menées par des agents habilités des Centres d'Etudes Techniques de l'Equipement : <https://www.securite-routiere.gouv.fr/radars/fonctionnement-des-radars/verification-des-radars-de-franchissement-de-feux>

13. <https://www.lne.fr/fr>

10. <https://www.antai.gouv.fr/>

tomatisé de franchissement d'une signalisation lumineuse fixe ou clignotante [1]. Les examens nécessaires sont semblables à ceux des cinémomètres et détaillés dans l'article 3.

L'arrêté fourni la liste des spécifications techniques nécessaires à l'homologation de ces systèmes. Notamment, l'article 30 stipule qu'« aucune fausse détection n'est autorisée, ce qui signifie qu'aucun véhicule doit être contrôlé alors qu'il n'aurait pas dû l'être », et l'article 31 de rajouter que « le pourcentage maximum de non détection doit être inférieur ou égal à 10% ». De plus, « le pourcentage de plaques lisibles [...] doit être supérieur ou égal à 95% hors cas de masquage » (art. 35).

Ces exigences reflètent le choix de ne tolérer aucun faux positif, à savoir une infraction signalée à tort, même si cela conduirait à baisser le nombre de « vraies » infractions détectées. Toutefois, ces taux « s'applique[ent] à toute série [...] consécutive d'au moins 100 véhicules contrôlés par le système » (art. 31 et 35), ce qui ne suffit pas à garantir qu'aucune fausse détection n'est envoyée sur un grand nombre d'essais.

2.2.3 Une documentation complète sur la conception et le fonctionnement du système

L'arrêté de 2009 détaille la liste des pièces justificatives nécessaires à la demande d'homologation des cinémomètres, qui s'apparentent à des exigences de transparence. Ainsi, il est exigé de fournir : un projet de manuel d'utilisation, un carnet métrologique, le logiciel et ses documents ainsi que « le détail de la détermination d'un résultat et le calcul d'incertitude associé, les facteurs d'incertitude pris en compte et les limites imposées à certains paramètres » (art. 8). La liste des informations minimales que doit contenir le carnet métrologique est donnée en annexe II.

D'autres exigences de transparence sont stipulées par l'arrêté du 31 décembre 2001 [2], complétant le décret n° 2001-387 relatif au contrôle des instruments de mesure, qui stipule que la demande d'examen de type doit être accompagnée d'un dossier contenant : une notice explicative sur le fonctionnement de l'appareil, ses caractéristiques métrologiques, des plans de conception et de fabrication avec descriptions, les résultats des calculs de conception et des contrôles, la plaque d'identification et de poinçonnage, le plan de scellement (art. 5)

Ainsi, les exigences définies dans le cadre de l'homologation portent principalement sur la transparence et l'accès à l'information, notamment vis-à-vis de la communication aux laboratoires d'essais. Il n'est en effet pas vraiment question d'explicabilité. Les performances de l'appareil sont simplement vérifiées en terme de précision sur la vitesse par le biais du calcul d'incertitude de mesure. Si l'incertitude est suffisamment basse, l'homologation est approuvée sans explication supplémentaire. Ces exigences de transparence, pour chacun des acteurs, sont illustrées par les flèches vertes de la Figure 1.

Les exigences de transparence pour les radars classiques se rapprochent de la documentation technique et la notice d'utilisation exigées par le projet de règlement européen AI

Act.

3 Nouveaux dispositifs ceinture/ téléphone

3.1 Fonctionnement des nouveaux dispositifs

Aujourd'hui de nouveaux systèmes sont en cours de développement en France, et déjà déployés en Australie. Ils permettent, une fois placés sur le bord de la route, de détecter si un conducteur ne porte pas de ceinture de sécurité ou s'il téléphone au volant [32], des obligations explicitées par les articles R.412-1 et R.412-6-1 du Code de la route [?]. En effet, un dixième des accidents de la route sont dû à l'utilisation d'un téléphone au volant [21].

Ces nouveaux dispositifs ceinture/ téléphone utilisent des techniques d'apprentissage profond sur des réseaux neuronaux entraînés à partir d'images récoltées par des dispositifs tests aux alentours de Paris. Le système, une fois déployé, analyse les images des véhicules à partir du flux vidéo pour détecter les infractions. Si le système détecte une infraction, l'image est alors envoyée au Centre National de Traitement des infractions routières (CNT) à Rennes, où des officiers de police du Centre Automatisé de Constatation des Infractions Routières (CACIR) vérifient l'image et constatent l'infraction le cas échéant. La vérification humaine sert donc à valider l'existence de l'infraction à partir de l'image. Pour les radars d'excès de vitesse, cette validation n'est pas possible, car l'humain ne peut pas indépendamment vérifier la mesure de la vitesse. Il doit se fier entièrement à l'appareil. C'est l'appareil, non l'humain, qui constate l'excès de vitesse. Dans le cas des dispositifs ceinture/ téléphone, le système propose des candidats, mais c'est bien l'agent de police qui décidera *in fine* si une infraction est effectivement constatée. Le paramétrage du dispositif permettra d'ajuster la qualité des candidats envoyés selon des seuils de confiance. Plus le seuil de confiance est élevé, plus l'examen du vérificateur humain deviendra une pure formalité, soulevant des risques de biais d'automatisation.

L'article R.130-11 du Code de la route stipule que : « Font foi jusqu'à preuve du contraire les constatations, effectuées par ou à partir des appareils de contrôle automatique ayant fait l'objet d'une homologation, relatives aux infractions sur : 1° Le port d'une ceinture de sécurité homologuée dès lors que le siège qu'il occupe en est équipé prévu [...]; 2° L'usage du téléphone tenu en main [...] ». Par conséquent, la constatation de l'officier de police du non port de la ceinture ou de l'utilisation du téléphone au volant à partir des images délivrées par le système est présumée juste. Dès lors, les conducteurs sanctionnés devront être en mesure de prouver qu'ils respectaient bien la législation s'ils veulent contester la décision. Cette présomption de justesse est similaire à celle utilisée pour les radars automatiques actuels, à la différence que c'est la décision humaine qui est supposée être juste, et non la décision automatisée du radar.

Le fonctionnement des dispositifs ceinture/ téléphone est illustré en Figure 2.

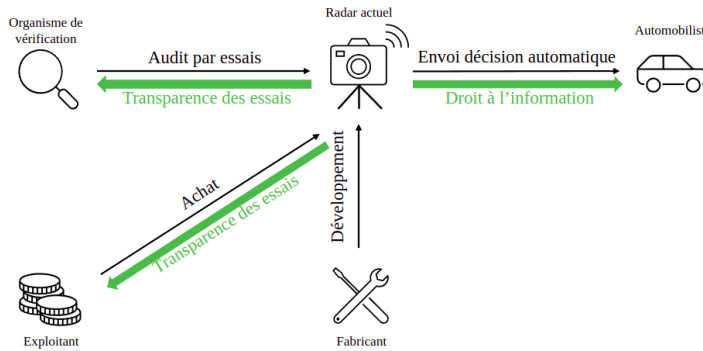


FIGURE 1 – Fonctionnement des radars actuels (en noir) et exigences de transparence (en vert)

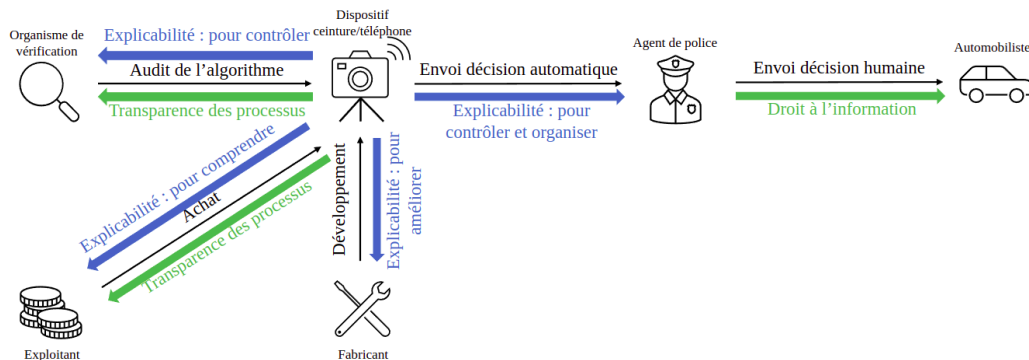


FIGURE 2 – Fonctionnement des dispositifs ceinture/ téléphone (en noir) et exigences de transparence (en vert) et d'explicabilité (en bleu)

3.2 Les nouveaux dispositifs soulèvent des questions nouvelles, notamment par rapport à l'explicabilité

3.2.1 Des modèles opaques d'apprentissage profond

La première différence concerne la technologie utilisée. Ici l'apprentissage profond renforce le nombre de paramètres et donc l'opacité du système. Alors que l'homologation des radars actuels ne requiert qu'une simple transparence du processus¹⁴, l'homologation des futurs dispositifs devra évoluer vers l'explicabilité.

En effet, la transparence totale d'un réseaux de neurones est peu utile : qui aimerait recevoir une liste de millions ou milliards de paramètres ? Une transparence partielle est toutefois possible et utile, par exemple en documentant la planification du processus de conception, les données et annotations utilisées, le type d'algorithme choisi, le processus d'apprentissage, les domaines d'usages, le protocole d'évaluation du modèle, les méthodes de gestion des cas d'erreurs, le maintien en condition opérationnelles... Tous ces éléments se retrouve dans le « Référentiel de certification de processus pour l'IA » [15] développé récemment par le LNE. Des exigences similaires figurent dans le projet de règlement européen *AI Act*, dans son annexe IV. Toutefois, le référentiel du LNE discute de la certification d'un processus et non du système en lui-même. Or connaître les don-

nées d'entraînement et de test ne donne pas nécessairement d'information sur la performance globale du système, par exemple. On pourrait notamment souhaiter savoir si le dispositif de détection d'infractions est sujet à des biais qui pourraient compromettre son équité, tels que la détection plus facile de certaines infractions sur des types spécifiques de véhicules ou de morphologies.

Le problème pour les nouveaux systèmes est également plus complexe, car le même système doit gérer à la fois la détection des ceintures et des téléphones. Or, le problème ceinture/ téléphone est asymétrique : dans un cas, l'infraction est envoyée si un objet est détecté (le téléphone), dans l'autre, s'il ne l'est pas (la ceinture). Il est légitime de se demander si ces deux problèmes opposés ne requièrent pas des règles adaptées à chacun. Nous avons vu avec l'exemple des radars de vitesse et de franchissement que les exigences de précision visent à éviter les erreurs conduisant à accuser à tort le conducteur de dépasser la limite de vitesse ou de brûler un feu rouge (des faux positifs). Dans le cas ceinture/ téléphone, deux types d'erreurs peuvent être envisagés : les faux positifs, où l'objet est détecté alors qu'il n'est en réalité pas présent, et les faux négatifs où l'objet n'est pas détecté alors qu'il est présent. Dans le cas de la ceinture, l'erreur problématique où le conducteur est faussement accusé correspond à un faux négatif. En revanche, pour le téléphone, cette erreur se traduit par un faux positif. Les autres types d'erreurs, à savoir les faux positifs pour la

14. Voir Section 2.2.3

ceinture et les faux négatifs pour le téléphone, peuvent être considérés comme importants pour le policier qui manque une infraction, mais semblent moins problématiques vis-à-vis des droits de la personne accusée. Compte tenu de la présomption de l'existence de l'infraction créée par l'article R.130-11 du Code de la route, on peut imaginer que le système sera paramétré pour éviter tout risque de fausse accusation, et que les opérateurs humains ne constateront l'infraction que si l'image signalée par le système ne laisse aucun doute. Mais si le système n'envoie que des images d'infractions manifestes, la vigilance du contrôleur humain diminuera, celui-ci devenant complaisant devant la performance quasi-infaillible de l'algorithme ¹⁵.

3.2.2 Performance du système

L'homologation est le processus soulevant le plus de questions pour les nouveaux systèmes de détection de ceinture/téléphone. En effet, elle reposait jusqu'à présent sur des essais réalisables grâce à la précision élevée des systèmes radars. Or, en moyenne, la précision est bien moindre sur les nouveaux dispositifs à base d'IA que sur les anciens : le taux d'erreur peut atteindre l'ordre du pourcentage, voire de la dizaine de pourcent. Ces différences rendent ces nouveaux produits plus difficilement certifiables par essais qui requièrent de passer plusieurs centaines de tests sans échouer.

Un autre problème technique concerne le calcul d'incertitude. Pour les anciens radars, cette incertitude est une incertitude de mesure : elle est liée à l'instrument de mesure qu'est le radar. Dans le cas des dispositifs ceinture/téléphone, l'incertitude est liée au réseau de neurones. Pour calculer l'incertitude du modèle d'apprentissage, des statistiques sur la distribution prédictive sont souvent utilisées. Dans le cas de la classification, cette distribution est composée de probabilités de classe qui représentent intuitivement le degré de confiance dans un résultat [12].

De plus, les résultats des tests sont considérablement influencés par les conditions d'essai, ce qui peut entraîner des variations importantes de performance en fonction de facteurs tels que la météo, l'éclairage et l'angle de vue, là où avant ces écarts étaient négligeables.

La possibilité de paramétrer les dispositifs pour qu'ils n'envoient des images qu'en cas de confiance élevée sera déterminante pour mesurer la qualité du système. Les opérateurs humains devraient recevoir des images seulement de cas manifestes, où l'infraction saute aux yeux.

Aujourd'hui, le LNE se penche sur un nouveau processus d'homologation pour ces dispositifs. Si les exigences exactes ne sont pas encore publiques, elles risquent fort de s'inspirer de leur « Référentiel de certification de processus pour l'IA » [15]. L'approche envisagée relèverait alors plus de la certification d'un algorithme, que de celle d'un système complet en conditions de déploiement. Or, l'évaluation d'un système doit tenir compte non seulement des données et paramètres d'entraînement, mais également du bon fonctionnement du contrôle humain [29].

15. Voir Section 3.2.3

3.2.3 Assurer la qualité du contrôle humain

Alors que les radars actuels sont entièrement automatisés, le nouveau système ceinture/téléphone ne fait qu'envoyer une photo lorsque le modèle détecte une infraction mais laisse à l'officier de police la responsabilité de décider si oui ou non l'image représente bien une infraction. Ce processus d'humain dans la boucle ¹⁶ est fondamental d'un point de vue légal aujourd'hui puisqu'il entraîne la responsabilité de l'individu qui prend la décision.

Néanmoins, les systèmes d'aide à la décision peuvent engendrer des biais chez les utilisateurs humains, surtout lorsque les recommandations générées par le système sont de très grande qualité. Si le système n'envoie que des images d'infractions manifestes, les humains deviendront moins vigilants, réduisant ainsi les bienfaits du contrôle humain. Ce phénomène conduit à des décisions qui ne sont humaines qu'en apparence et dissimulent une décision entièrement algorithmique. Pour autant, ce contrôle reste une garantie nécessaire selon la grande majorité des textes sur l'éthique algorithmique [22]. La Cour de Justice de l'Union Européenne exige un contrôle humain de chaque résultat algorithmique notamment dans le cadre de systèmes qui détectent des risques de terrorisme [14]. De plus, l'article 47 de la loi Informatique et Liberté (LIL) du 6 janvier 1978 [7] exclut l'utilisation de l'apprentissage machine pour des décisions entièrement automatisées de l'administration, ce qui rend indispensable un contrôle humain effectif de chaque décision.

4 Exigences de transparence et d'explicabilité pour l'IA

Nous avons montré que les nouveaux dispositifs ceinture/téléphone sont très différents des radars classiques, ce qui peut nécessiter des exigences différentes de transparence et d'explicabilité. Mais qu'est-il aujourd'hui prévu dans la loi pour les systèmes d'IA ?

4.1 Code des Relations entre le Public et l'Administration

Le Code des Relations entre le Public et l'Administration (CRPA) impose un certain nombre d'obligations en matière de transparence lorsque l'administration prend une décision individuelle sur le fondement d'un traitement algorithmique ¹⁷. D'une part, l'administration doit publier en ligne les règles définissant les principaux traitements utilisés dans l'accomplissement de ses missions lorsqu'ils fondent des décisions individuelles. D'autre part, l'administration doit communiquer à l'intéressé, à sa demande, les informations suivantes « 1° Le degré et le mode de contribution du traitement algorithmique à la prise de décision ; 2° Les données traitées et leurs sources ; 3° Les paramètres de traitement et, le cas échéant, leur pondération, appliqués à la situation de l'intéressé ; 4° Les opérations effectuées par le

16. Ou *human-in-the-loop* en anglais.

17. Pour le détail des exigences de transparence applicables aux algorithmes publics, voir le guide d'Etalab : <https://etalab.github.io/algorithmes-publics/guide.html>

traitement ». Ces informations doivent être communiquées « sous une forme intelligible ».

Ces obligations soulèvent des questions particulières lorsqu'il s'agit des systèmes de détection ceinture/ téléphone. En premier lieu, la communication de l'image fondant l'infraction est prévue par le CRPA qui permet un accès aux documents administratifs. Mais l'exigence forte concerne surtout la délivrance des « paramètres de traitements et, le cas échéant, leur pondération, appliqués à la situation de l'intéressé ». Dans le cadre de modèles d'apprentissage profond ces paramètres peuvent correspondre par exemple aux valeurs des poids du réseau de neurones ou encore aux hyperparamètres d'apprentissage. Les paramètres de traitement doivent correspondre à ceux appliqués à la situation de l'intéressé, donc les paramètres et les pondérations appliqués pour classer l'image particulière de l'infraction. Cette exigence nécessiterait de préserver, pour chaque image conduisant à une décision, une copie du modèle au moment de la décision algorithmique, ainsi qu'une copie de l'image, afin de permettre une répliquabilité de la décision. La mention de « forme intelligible » suggère que les paramètres et leur pondération doivent être compréhensibles, ce qui est loin d'être évident pour un modèle complexe.

4.2 Directive Police-Justice et la loi Informatique et Liberté

Le dispositif ceinture/ téléphone constitue un traitement de données à caractère personnel à des fins de détection d'infractions pénales, ce qui relève des dispositions de la LIL qui transposent la Directive européenne « Police-Justice » 2016/680 du 27 avril 2016 [4]. S'agissant d'une nouvelle technologie, le dispositif ceinture/ téléphone nécessiterait probablement une analyse d'impact au titre de l'article 90 de la LIL, une analyse qui serait transmise à la CNIL. Dans le cadre de cette analyse, des obligations particulières de transparence et d'explicabilité du dispositif pourraient être identifiées comme étant nécessaires pour la protection des droits des personnes.

4.3 Projet de Règlement européen sur l'intelligence artificielle *AI Act*

Le projet de règlement *AI Act* impose des obligations particulières de transparence aux fournisseurs de systèmes d'IA à haut risque. La liste des applications à haut risque (Annexe III du règlement) n'inclut pas explicitement des dispositifs de reconnaissance d'image non-biométriques, même pour des applications répressives. Ainsi, en l'état actuel du projet, le dispositif ceinture/ téléphone ne semble pas être considéré comme étant une application à haut risque au regard du futur règlement¹⁸. Ce dispositif ne tomberait pas

18. L'Annexe III listant les systèmes à haut risque mentionne en 6.a « les systèmes d'IA destinés à être utilisés par les autorités répressives pour mener des évaluations individuelles des risques visant à déterminer la probabilité qu'une personne physique commette une infraction ou récidive, ou le risque encouru par les victimes potentielles d'infractions pénales ». Toutefois, nous considérons que notre cas d'usage ceinture/ téléphone ne rentre pas dans cette catégorie, car il ne constitue pas une évaluation des risques et ne calcule pas la probabilité d'un individu à commettre une infraction.

non plus dans la liste des applications interdites par le projet de règlement, ou dans la liste des applications d'IA nécessitant des mesures de transparence particulières. Mais les dispositions du projet sont susceptibles d'évoluer en fonction des négociations du texte.

5 Définir les besoins d'explicabilité pour les dispositifs ceinture/ téléphone

Les dispositifs ceinture/ téléphone nécessitent des exigences d'explicabilité supplémentaires qui viennent s'ajouter aux exigences de transparence prévues pour les systèmes de radars actuels. Elles sont illustrées sur la Figure 2 par les flèches bleues. Dans cette section, nous détaillons ces besoins en explicabilité.

5.1 Les destinataires et les finalités des explications

Les mesures d'explicabilité doivent correspondre aux besoins de chaque public visé par l'explication. En effet, l'explicabilité doit être adaptée à la catégorie d'acteurs à laquelle elle s'adresse [26]. Il est possible de distinguer notamment les experts des non-experts [36] car le niveau d'expertise de l'acteur peut influencer sur sa capacité à comprendre l'explication donnée [45]. Il faut alors trouver la juste mesure et adapter le niveau d'explicabilité à la situation donnée et au niveau d'expertise de la personne concernée [10]. Un expert aura par exemple besoin d'une explication plus en profondeur, avec un examen exhaustif du modèle qui pourra être plus complexe. Au contraire, pour des non-experts, l'explication pourra être plus brève, plus visuelle et peu complexe, pour être facilement compréhensible.

Il est possible d'identifier plusieurs catégories d'acteurs, telles que les créateurs, les opérateurs, les exécutants, les personnes ciblées, et les examinateurs/ régulateurs [43]. De même, il existe quatre raisons principales pour demander une explication : pour justifier, pour contrôler, pour améliorer, pour découvrir [8].

Nous souhaitons évaluer les besoins d'explicabilité pour chacun des publics, pour les dispositifs ceinture/ téléphone. Le premier public est constitué des personnes ciblées par la décision. Celles-ci auront besoin d'informations pour éventuellement contester la décision, et vérifier s'il ne s'agit pas d'une erreur. Comme pour les radars classiques, la communication de l'image pourrait suffire à démontrer que la plaque d'immatriculation est fautive, ou à démontrer que l'image est complètement floue et ne pourrait pas fonder une constatation d'infraction. Au-delà de l'image, il est difficile d'identifier l'utilité d'autres explications, et notamment les paramètres et les pondérations prévues par le CRPA. L'humain est capable de classer une image issue de la vie courante aussi bien qu'un ordinateur, indépendamment de la compréhension des calculs de l'ordinateur. Pour détecter une erreur de classification, l'image suffit donc. Il ne s'agit alors plus d'une exigence d'explicabilité, mais d'une simple vérification des données d'entrée.

Si la contestation concerne la légalité du système dans son ensemble, la personne ciblée, ou bien une autorité de régulation, pourrait souhaiter comprendre si le système souffre de biais, par exemple un système qui privilégierait certains types ou couleurs de voitures. Dans ce cas, le dispositif pourrait violer le principe d'égalité devant la loi, conduisant à son illégalité. De même, une explication pourrait permettre de détecter certaines intentions malveillantes lors de la conception de l'algorithme, par exemple des signes distinctifs qui permettraient d'éviter la détection de l'infraction.

Les agents de police qui constatent les infractions auront besoin également de l'image pour valider ou rejeter la recommandation. L'image parlera d'elle-même la plupart du temps, l'agent n'ayant pas non plus besoin de comprendre les calculs du système pour savoir si l'image montre une infraction. Une explication visuelle pourrait consister à montrer la partie de l'image qui, selon l'ordinateur, caractérise l'infraction. Mais si l'image n'est pas claire quant à l'existence de l'infraction, l'agent ne pourra la constater.

Les images envoyées à tort à un agent humain seront en principe détectées par l'agent. Il y aura donc une trace de ces erreurs de classification, et leurs causes pourront être étudiées. Le cas des infractions qui échappent à la détection sera plus difficile. Ces cas de non-détection ne seront pas connus, et ne pourront pas être analysés avec des outils d'explicabilité. Or, les systèmes de reconnaissance d'images peuvent être trompés par l'ajout d'auto-collants ou films destinés justement à changer la classification [18]. On peut donc s'attendre à l'émergence de stratagèmes pour éviter des détections automatiques, à l'instar des dispositifs anti-radars. Un modèle pourra évidemment apprendre à reconnaître, et à éviter, ces stratagèmes anti-détection, s'ils sont connus.

Les régulateurs, l'exploitant, les organismes de certification auront besoin d'informations sur la conception du système, les données d'entraînement, de test, et de validation. Les informations sur les seuils de confiance, le niveau toléré de faux positifs et de faux négatifs, les tests de biais, et les choix de mesures de réduction de biais, seront nécessaires pour apprécier la performance du système.

Même si les dispositions du futur règlement *AI Act* ne s'appliquaient pas au dispositif, les informations listées dans l'Annexe IV du projet de règlement seraient utiles voire nécessaires pour que les régulateurs, l'exploitant du système, et les organismes de certification puissent apprécier les forces et les faiblesses du dispositif.

5.2 Adapter la forme des explications au public visé

Il existe une multitude de solutions possibles pour expliquer une image, mais ces dernières doivent être adaptées au public visé. En effet il y a un « bon » niveau d'explication à trouver pour chaque situation donnée [30]. De nombreuses solutions techniques existent mais elles sont surtout adressées à des spécialistes en IA, et pourraient détériorer la décision humaine au lieu d'aider si elles sont utilisées par des non-experts [44].

Les cas d'erreurs peuvent être étudiés notamment par l'utilisation d'outils d'explicabilité post-hoc, tels que SHAP [27] ou LIME [38] qui permettent une vérification rapide du point de focus de l'algorithme par la mise en avant des pixels les plus importants pour la décision. Toutefois, ces explications sont surtout destinées à des spécialistes en IA, elles seront plus difficiles à interpréter par des non-experts comme l'exploitant ou l'agent de police. De la même façon, pour aider à l'intelligibilité de la décision algorithmique, une carte de chaleur¹⁹ peut montrer les parties de l'image qui ont le plus contribué à la classification. Différentes techniques peuvent être utilisées pour générer de telles explications : la descente de gradient comme la rétro-propagation guidée [41] et la méthode Grad-CAM [40], ou encore les études de sensibilité comme les méthodes d'occlusion [46]. Les cartes de chaleur ont été critiquées car elles échouent aux tests de randomisation²⁰ et les explications sont donc indépendantes des données d'entraînement et des paramètres du modèle [9]. Elles ont également tendance à être similaires pour différentes prédictions [39]. Or, ce que l'on recherche c'est une explication qui soit propre à la fois à notre système et notre donnée d'entrée, pour refléter la décision prise, plutôt qu'une explication générique. En effet, on veut éviter d'avoir la même carte de chaleur lorsqu'il y a une ceinture et lorsqu'il n'y en a pas. Les explications sous forme de carte de chaleur n'aident donc pas forcément à prendre une décision. Elles peuvent toutefois servir à détecter des erreurs évidentes, comme un focus de l'algorithme ailleurs que sur la ceinture ou le téléphone. Elles sont déjà couramment utilisées pour la détection de biais dans les données, comme la présence de filigranes (aussi appelés *watermarks*) sur les images [11].

Pour aider l'agent à détecter la présence de la ceinture ou du téléphone, une simple boîte de délimitation (*bounding box*) pourrait être utilisée. Mais ces méthodes, basées sur la détection d'objets [37], seraient soit appliquées *a posteriori* et ne seraient alors pas représentatives de la décision du modèle, soit nécessiteraient une refonte du modèle d'apprentissage.

Pour comprendre une erreur sur un cas individuel, une explication contre-factuelle²¹ pourrait également s'avérer utile. Pour expliquer pourquoi une image appartient à une certaine classe (par exemple, les classes « ceinture » ou « sans ceinture », respectivement pour le téléphone), une nouvelle image composite est générée à partir de l'image de départ et de changements locaux [19]. Ces changements sont les changements minimaux permettant de faire basculer l'image d'une classe à une autre. Cette catégorie d'ex-

19. Une carte de chaleur, ou *saliency maps* en anglais, se superpose aux pixels d'une image et la teinte selon leur importance dans la décision.

20. Un test de randomisation consiste à réinitialiser aléatoirement les paramètres d'un modèle ou ses données d'entrée et d'observer l'effet sur la sortie de l'algorithme.

21. Une explication contre-factuelle pose la question : « pourquoi pas ? » Elle permet de créer un cas imaginaire où la décision aurait été l'inverse et de voir quels éléments ont fait basculer cette décision. Par exemple dans le cas de la ceinture, on imagine qu'un contraste plus élevé entre les habits et la ceinture aurait permis de mieux distinguer : si le conducteur avait porté un t-shirt blanc, alors le système aurait détecté la ceinture.

plication pourrait être utilisée par les agents de police pour comprendre une décision sur un cas particulier.

Une explication à base de concepts²² [34, 24, 23] permettrait peut-être de capturer des éléments comme la position du corps ou de l'objet ceinture/ téléphone. Ce type d'explication sera plus évidente à interpréter pour un expert tentant de comprendre le fonctionnement, et les erreurs, de l'algorithme. Néanmoins, il est possible que ces méthodes ne servent qu'à souligner la présence de l'objet, limitant ainsi l'explication. Il en va de même pour les explications à base de texte générées par des méthodes de *captioning* [20], qui servent peu dans le cas d'une détection binaire.

Enfin, des méthodes utilisant des prototypes²³ [25] pourraient également servir à des experts pour comprendre le comportement général d'un système mais sont peu convaincantes pour une décision individuelle.

6 Discussion et recommandations

Les nouveaux dispositifs ceinture/ téléphone utilisent des algorithmes à base d'apprentissage profond, ce qui pose la question de leur explicabilité. Ces dispositifs envoient des images d'infractions à des agents de police, qui examinent les images pour constater, ou non, une infraction. Ces dispositifs de reconnaissance d'image n'ont pas les mêmes performances techniques que les radars classiques, et peuvent commettre des erreurs. Cependant, seules les images ayant un taux de confiance élevé seront envoyées aux agents. Ce type de dispositif est similaire dans son fonctionnement à d'autres dispositifs de vidéo dits « intelligents », tels que ceux qui seront expérimentés lors des Jeux Olympiques de Paris en 2024. Ces dispositifs ont de nombreux usages, comme la détection automatique d'infractions, d'événements « suspects » ou de colis abandonnés [13]. Ils peuvent également être utilisés dans le secteur privé pour la sécurité des bâtiments, des banques, des magasins, etc. Le flux vidéo est alors pré-analysé par le système d'IA et une alerte est levée lorsqu'un élément que le système a été programmé à détecter est repéré. Ce fonctionnement correspond, selon le projet de loi relatif aux Jeux Olympiques et Paralympiques de 2024, à un « signalement d'attention » : « *[les traitements algorithmiques] ne produisent aucun autre résultat et ne peuvent fonder, par eux-mêmes, aucune décision individuelle ni aucun acte de poursuite. Ils demeurent en permanence sous le contrôle des personnes chargées de leur mise en œuvre* » (art. 7§6-7) [31]. En cela, la situation relative au contrôle humain est similaire pour ces systèmes de vidéo « intelligentes » que pour les dispositifs de détection ceinture/ téléphone. Nos conclusions seraient donc valables plus généralement pour tout système s'appuyant sur la vérification humaine pour la classification d'images.

Notre analyse des textes légaux, de la certification pour l'IA de confiance et du processus envisagé pour les dispositifs de

22. Une explication à base de concepts cherche les attributs de l'image qui pourraient faire basculer la décision. Par exemple, un zèbre est classifié ainsi par ces rayures. On pourrait imaginer ici rechercher un concept de ceinture ou de bras levé à l'oreille dans le cas du téléphone.

23. Un prototype est une image "type" générée pour une classe donnée.

détection ceinture/ téléphone nous amène à la conclusion que les exigences détaillées d'explicabilité contenues dans le CRPA ont peu d'intérêt pour la personne ciblée par une décision dans la mesure où l'image parle pour elle-même, et permet de détecter une erreur de classification.

Pour ces nouveaux dispositifs, il est nécessaire de réfléchir en amont aux besoins en explicabilité pour adapter le niveau de l'explication à la personne concernée et à l'objectif de l'explication. Dans le cadre des nouveaux dispositifs ceinture/téléphone, nous avons identifié plusieurs publics ayant des besoins différents d'explication. Pour les personnes ciblées, comme pour les agents en charge de constater les infractions, une communication de l'image suffira en général pour comprendre la classification. Contrairement à un score de risque, par exemple, une image parle pour elle-même.

Pour les concepteurs, les exploitants, les régulateurs, et les organismes de certification, les besoins en transparence et en explicabilité seront plus élaborés. Ces acteurs souhaiteront comprendre les classifications pour améliorer l'efficacité, l'équité, et la sécurité du système, et notamment contrôler et corriger les biais dans le modèle, et les erreurs individuelles. Pour ce faire, la documentation technique prévue par l'Annexe IV du projet de règlement européen *AI Act* sera utile et, dans la plupart des cas, nécessaire.

Une approche qui se contenterait de communiquer les paramètres et leur pondération, et/ou les caractéristiques de données d'entraînement, serait peu utile. Différentes techniques d'explicabilité individuelle - carte de chaleur, explications contre-factuelles, explication à base de concepts - aideront alors à comprendre les sources d'erreurs de classification. Une image suffira à constater l'erreur; une explication individuelle sera nécessaire pour comprendre sa source.

Le concepteur et l'exploitant du système devront faire des choix de performance - prioriser la réduction de faux positifs par rapport aux faux négatifs; définir des seuils de confiance. Ces choix devront faire l'objet de justifications particulières. Par exemple, si le système envoie des images avec un taux de confiance d'au moins 98%, pourquoi ce niveau de pourcentage et pas un autre? Si le concepteur a fait des choix pour concilier biais et performance, comment justifier ces choix? Si le système minimise les faux positifs mais en échange laisse passer beaucoup de faux négatifs, comment justifier cet équilibre? Si le système n'envoie que des images avec un taux de confiance très élevé, comment lutter contre les biais humains liés à l'automatisation?

La CNCDH recommande « *aux administrations de communiquer sous une forme intelligible les informations sur le fonctionnement de l'algorithme, ainsi que sur la part éventuellement prise par une intervention humaine dans le processus de décision.* » (Recommandation 19) [16]. L'explication du processus n'est alors pas seulement l'explication de la recommandation du système d'apprentissage mais de l'entièreté de la chaîne de décision.

Remerciements

Cette recherche a été financée dans le cadre du projet LIMPID²⁴ (Projet ANR 20-CE23-0028).

Références

- [1] Arrêté du 18 janvier 2012 relatif à l’homologation des systèmes de contrôle automatisé de franchissement d’une signalisation lumineuse fixe ou clignotante. NOR : DEVS1107065A.
- [2] Arrêté du 31 décembre 2001 fixant les modalités d’application de certaines dispositions du décret n° 2001-387 du 3 mai 2001 relatif au contrôle des instruments de mesure. NOR : ECOI0200007A.
- [3] Arrêté du 4 juin 2009 relatif aux cinémomètres de contrôle routier. NOR : ECEI0912713A.
- [4] Directive (UE) 2016/680 du Parlement européen et du Conseil du 27 avril 2016 relative à la protection des personnes physiques à l’égard du traitement des données à caractère personnel par les autorités compétentes à des fins de prévention et de détection des infractions pénales, d’enquêtes et de poursuites en la matière ou d’exécution de sanctions pénales, et à la libre circulation de ces données, et abrogeant la décision-cadre 2008/977/JAI du Conseil. OJL 119.
- [5] Décret n°2001-387 du 3 mai 2001 relatif au contrôle des instruments de mesure. NOR : ECOI0100116D.
- [6] Loi n° 2003-495 du 12 juin 2003 renforçant la lutte contre la violence routière. NOR : EQUX0200012L.
- [7] Loi n° 78-17 du 6 janvier 1978 relative à l’informatique, aux fichiers et aux libertés.
- [8] Amina Adadi and Mohammed Berrada. Peeking Inside the Black-Box : A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI). *IEEE Access*, 6 :52138–52160, 2018.
- [9] Julius Adebayo, Justin Gilmer, Michael Muelly, Ian Goodfellow, Moritz Hardt, and Been Kim. Sanity Checks for Saliency Maps. *arXiv :1810.03292*, 2020.
- [10] Valérie Beaudouin, Isabelle Bloch, David Bounie, Stéphane Cléménçon, Florence d’Alché Buc, James Eagan, Winston Maxwell, Pavlo Mozharovskyi, and Jayneel Parekh. Flexible and Context-Specific AI Explainability : A Multidisciplinary Approach. *SSRN Electronic Journal*, 2020.
- [11] Astrid Bertrand, Adam Pearce, and Nithum Thain. Searching for unintended biases with saliency. *PAIR Explorables*, 2022.
- [12] Umang Bhatt, Javier Antorán, Yunfeng Zhang, Q. Vera Liao, Prasanna Sattigeri, Riccardo Fogliato, Gabrielle Melançon, Ranganath Krishnan, Jason Stanley, Omesh Tickoo, Lama Nachman, Rumi Chunara, Madhulika Srikumar, Adrian Weller, and Alice Xiang. Uncertainty as a Form of Transparency : Measuring, Communicating, and Using Uncertainty. In *Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, pages 401–413, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [13] CNIL. Caméras dites « intelligentes » ou « augmentées » dans les espaces publics. Position sur les conditions de déploiement. Technical report, 2022.
- [14] Cours de Justice de l’Union Européenne. Arrêt de la Cour (grande chambre) du 21 juin 2022, Ligue des droits humains contre Conseil des ministres, Affaire C-817/19.
- [15] Laboratoire National de Métrologie et d’Essais (LNE). Référentiel de certification de processus pour l’IA - Conception, développement, évaluation et maintien en conditions opérationnelles, 2021.
- [16] Commission Nationale Consultative des Droits de l’Homme(CNCDH). Avis relatif à l’impact de l’intelligence artificielle sur les droits fondamentaux. Technical report, 2022.
- [17] Commission Européenne. Proposition de règlement du Parlement Européen et du Conseil établissant des règles harmonisées concernant l’Intelligence Artificielle (législation sur l’Intelligence Artificielle) et modifiant certains actes législatifs de l’Union. COM/2021/206 final, April 2021.
- [18] Kevin Eykholt, Ivan Evtimov, Earlene Fernandes, Bo Li, Amir Rahmati, Chaowei Xiao, Atul Prakash, Tadayoshi Kohno, and Dawn Song. Robust Physical-World Attacks on Deep Learning Visual Classification. In *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1625–1634, 2018.
- [19] Yash Goyal, Ziyang Wu, Jan Ernst, Dhruv Batra, Devi Parikh, and Stefan Lee. Counterfactual Visual Explanations. 2019.
- [20] Lisa Anne Hendricks, Zeynep Akata, Marcus Rohrbach, Jeff Donahue, Bernt Schiele, and Trevor Darrell. Generating Visual Explanations. *arXiv :1603.08507*, 2016.
- [21] TF1 INFO. Excès de vitesse, pas de ceinture, téléphone au volant : gare aux nouveaux radars. JT 20h du 30 juillet 2021. URL : <https://www.tf1info.fr/societe/autoroute-exces-de-vitesse-pas-de-ceinture-telephone-au-volant-rien-n-echappe-aux-nouveaux-radars-urbains-2192686.html>.
- [22] Anna Jobin, Marcello Ienca, and Effy Vayena. The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1(9) :389–399, 2019.
- [23] Dmitry Kazhdan, Boty Dimanov, Mateja Jamnik, Pietro Liò, and Adrian Weller. Now You See Me (CME) : Concept-based Model Extraction. *arXiv :2010.13233*, 2020.
- [24] Been Kim, Martin Wattenberg, Justin Gilmer, Carrie Cai, James Wexler, Fernanda Viegas, and Rory

24. <https://limpid.telecom-paris.fr/>

- Sayres. Interpretability Beyond Feature Attribution : Quantitative Testing with Concept Activation Vectors (TCAV). In *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning*, pages 2668–2677. PMLR, 2018.
- [25] Sunnie S. Y. Kim, Nicole Meister, Vikram V. Ramaswamy, Ruth Fong, and Olga Russakovsky. HIVE : Evaluating the Human Interpretability of Visual Explanations. *arXiv :2112.03184*, 2021.
- [26] Alexandra Kirsch. Explain to whom? Putting the User in the Center of Explainable AI. In *Proceedings of the First International Workshop on Comprehensibility and Explanation in AI and ML 2017 co-located with 16th International Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence (AI*IA 2017)*, Bari, Italy, 2017.
- [27] Scott Lundberg and Su-In Lee. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *arXiv :1705.07874*, 2017.
- [28] Aymeric Poulain Maubant. Pour y voir plus clair sur les notions de transparence et d'explicabilité en IA, 2020. URL : <https://medium.com/@AymericPM/pour-y-voir-plus-clair-sur-les-notions-de-transparence-et-dexplicabilit%C3%A9-en-ia-c0db2e96ae62>.
- [29] Winston Maxwell. *Le contrôle humain des systèmes algorithmiques - un regard critique sur l'exigence d'un "Humain dans la boucle"*. HDR, Université Paris 1 Panthéon- Sorbonne, 2022.
- [30] Winston Maxwell, Valérie Beaudouin, Isabelle Bloch, David Bounie, Stéphan Cléménçon, Florence d'Alché Buc, James Eagan, Pavlo Mozharovskyi, and Jayneel Parekh. Identifying the 'Right' Level of Explanation in a Given Situation. *SSRN Electronic Journal*, 2020.
- [31] Assemblée Nationale. *Projet de loi relatif aux jeux Olympiques et Paralympiques de 2024 et portant diverses autres dispositions*, April 2023.
- [32] Angélique Négroni. De redoutables radars urbains expérimentés, LE FIGARO, July 2021. URL : <https://www.lefigaro.fr/actualite-france/de-redoutables-radars-urbains-experimentes-20210728>.
- [33] Independent High-Level Expert Group on Artificial Intelligence set up by the European Commission (HLEG). *Ethics guidelines for trustworthy AI*. Technical report, European Commission, 2019.
- [34] Jayneel Parekh, Pavlo Mozharovskyi, and Florence d'Alché Buc. A Framework to Learn with Interpretation. *arXiv :2010.09345*, 2021.
- [35] Xavier Pin. V° Circulation routière - Fasc. 102 : Circulation routière - Constatation des infractions routières. In *JurisClasseur Lois pénales spéciales*. 2019.
- [36] Gabrielle Ras, Marcel van Gerven, and Pim Haselager. Explanation Methods in Deep Learning : Users, Values, Concerns and Challenges. *arXiv :1803.07517*, 2018.
- [37] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, and Ali Farhadi. You Only Look Once : Unified, Real-Time Object Detection, 2016. *arXiv :1506.02640*.
- [38] Marco Tulio Ribeiro, Sameer Singh, and Carlos Guestrin. "Why Should I Trust You ?" : Explaining the Predictions of Any Classifier. *arXiv :1602.04938*, 2016.
- [39] Cynthia Rudin. Stop Explaining Black Box Machine Learning Models for High Stakes Decisions and Use Interpretable Models Instead. *arXiv :1811.10154*, 2019.
- [40] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, and Dhruv Batra. Grad-CAM : Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-Based Localization. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 618–626, 2017.
- [41] Jost Tobias Springenberg, Alexey Dosovitskiy, Thomas Brox, and Martin Riedmiller. Striving for simplicity : The all convolutional net. *arXiv :1412.6806*, 2015.
- [42] Catherine Tessier. Ethique et IA : analyse et discussion. In *Conférence Nationale en Intelligence Artificielle (CNIA)*, 2021.
- [43] Richard Tomsett, Dave Braines, Dan Harborne, Alun Preece, and Supriyo Chakraborty. Interpretable to Whom ? A Role-based Model for Analyzing Interpretable Machine Learning Systems. *arXiv :1806.07552*, 2018.
- [44] Danding Wang, Qian Yang, Ashraf Abdul, and Brian Y. Lim. Designing Theory-Driven User-Centric Explainable AI. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '19*, pages 1–15, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.
- [45] Xinru Wang and Ming Yin. Are Explanations Helpful? A Comparative Study of the Effects of Explanations in AI-Assisted Decision-Making. In *26th International Conference on Intelligent User Interfaces*, pages 318–328, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [46] Matthew D. Zeiler and Rob Fergus. Visualizing and Understanding Convolutional Networks. In David Fleet, Tomas Pajdla, Bernt Schiele, and Tinne Tuytelaars, editors, *Computer Vision – ECCV 2014*, Lecture Notes in Computer Science, pages 818–833. Springer International Publishing, 2014.

Automatisation de l'inspection de conteneurs maritimes : une preuve de concept

S. Tabti¹, F. Vallée¹, D. Poon Shu Han¹, M. Elion^{1*}, Y. Alouini¹

¹ Fieldbox, Quai Armand Lalande, Bordeaux, 33300

stabti@fieldbox.ai

Résumé

Cet article présente une preuve de concept d'automatisation de l'inspection de conteneurs maritimes développée pour un client en Asie. Un modèle de détection de défauts (Yolov5) est entraîné sur des vidéos d'intérieur de conteneurs collectées grâce à un rover. Ce projet couvre toutes les étapes de développement d'un modèle d'IA, de l'exploration d'un gros volume de données historiques, la définition d'un système d'acquisition de données adapté à une automatisation de l'inspection, à l'annotation des images et l'entraînement du modèle sur un jeu de données frugal.

Mots-clés

Automatisation, inspection de conteneurs, détection de défauts, Yolov5, transfer learning.

Abstract

This article presents a proof of concept developed for a client in Asia. It deals with automated visual inspection of shipping containers thanks to a deep learning model (Yolov5) trained to detect defects inside containers using videos collected by a rover. This project covered all the steps to build an AI model, from historic data exploration on a big set of pictures taken by container surveyors, defining a new data collection process adapted to future inspection automation, to image labeling and model training on a small dataset.

Keywords

Automation, container inspection, defect detection, Yolov5, transfer learning.

1 Introduction

L'inspection de conteneurs maritimes est un défi logistique majeur [5]. En particulier, inspecter d'éventuels défauts sur les conteneurs est important pour leur maintenance et la prévention de dommages plus graves. A titre d'exemple, à Singapour, 500 conteneurs sont inspectés chaque jour, dont 30% comportent des défauts. L'inspection d'un conteneur peut prendre entre 5min (défauts mineurs) à 40min (défauts majeurs). Automatiser ce procédé grâce à des modèles de vision par ordinateur serait bénéfique, néanmoins cela est

*Ce travail a été réalisé sur une période où M. Elion faisait partie de Fieldbox avant de rejoindre une autre entreprise.

complexe à plusieurs niveaux. Nous abordons dans cet article deux principaux verrous.

Le premier verrou consiste en l'absence d'un système de collecte de données adapté à cette automatisation. En effet, chez notre client, le procédé actuel implique qu'un camion porte-conteneur se gare dans une zone dédiée, qu'un inspecteur analyse l'extérieur, l'intérieur vide et les informations inscrites sur le conteneur. Puis, des photos des dommages observés sont prises à l'aide d'une tablette avec un point de vue très proche du défaut. Ce procédé est inadapté si on vise l'automatisation de la prise de vue et de la détection des défauts car les points de vues des photos sont trop hétérogènes et dépendent de l'inspecteur. Par la suite, l'inspecteur renseigne la localisation des défauts, leurs catégories, et émet si nécessaire des recommandations de nettoyage et de réparation sur une application.

Un second verrou concerne la variabilité des types de défauts à identifier qui sont plus d'une centaine et soumis à la norme [ISO 9897](#) General Container Standard. Ceci implique plusieurs points. Premièrement, la constitution d'une base de données intégrant cette variété va demander un temps considérable. Ensuite, le niveau d'expertise requis pour l'annotation des images est tel qu'il sera nécessaire que des inspecteurs la prennent en charge, ce qui entraîne un investissement humain, en temps et financier. Enfin, plusieurs modèles d'Intelligence Artificielle (IA) seront nécessaires pour localiser et classer les différents types de défauts. En effet, pour certains défauts un modèle de détection d'objets est pertinent mais pour d'autres, comme l'évaluation de la lisibilité d'informations inscrites sur les conteneurs, il faudrait faire de la reconnaissance de caractères puis des post-traitements.

Le développement d'une solution d'automatisation d'une telle envergure pour un client commence traditionnellement par un premier projet avec un périmètre réduit dit "preuve de concept" (ou POC pour Proof Of Concept). L'objet de cet article est de présenter ce POC mené entre fin 2021 et mi-2022. Nous commençons par un bref état de l'art en inspection de conteneurs en section 2. Puis, grâce à une exploration de données historiques, nous définissons une liste de défauts prioritaires pour ce POC en section 3. La section

4 décrit le système d'acquisition de données qui permettra à l'avenir l'automatisation de l'inspection de l'intérieur et de l'extérieur des conteneurs. En particulier, nous évoquons le choix des équipements, la campagne de collecte de données d'entraînement et leur annotation. Les images de défauts collectées étant trop peu nombreuses, le périmètre du projet a été réduit. En conséquence, le modèle de détection de défauts (localisation et classification) entraîné est dédié uniquement à l'intérieur des conteneurs et décrit en section 5. Pour conclure, nos retours d'expériences et perspectives sont partagés en section 6.

2 Bref état de l'art en inspection de conteneurs

Plusieurs solutions commerciales et travaux de recherche existent afin d'automatiser une partie du procédé d'inspection de conteneurs et ceci sur différents types de données. Par exemple, l'entreprise [MEP](#) propose un système où un camion chargé d'un conteneur passe dans un scanner à rayons X. Aucun modèle d'IA n'apparaît dans leur documentation. En revanche, plusieurs articles de recherche développent des modèles de classification pour déterminer si les conteneurs contiennent des armes ou des objets de contre-bande, ex : [1]. L'entreprise [LASE](#), quant à elle, a proposé un système basé sur 3 capteurs lasers permettant d'obtenir un profil 3D d'un conteneur qui est analysé afin de détecter des défauts de surface.

En ce qui concerne l'analyse d'images, plusieurs solutions commerciales existent, ex : [VISY](#) et [ProjAIX](#). À notre connaissance, ces dernières se focalisent sur la reconnaissance des caractères pour récupérer les informations inscrites sur les conteneurs et sur la détection de quelques défauts extérieurs. Cependant, elles ne permettent pas de classifier les défauts détectés. Plusieurs travaux de recherche, ex : [2], sont développés pour la détection de corrosion sur les conteneurs. D'autres proposent des modèles de classification d'un nombre limité de défauts. Par exemple, le modèle proposé dans [6] est entraîné sur une base de données de photographies de conteneurs avec des prises de vues très hétérogènes.

Le jeu de données mentionné dans [6] risque d'être peu adapté pour l'entraînement d'un modèle d'IA qui, une fois déployé, serait appliqué à des flux vidéos avec des points de vues très différents et potentiellement loin des défauts. Or c'est l'objectif que nous nous sommes fixé pour automatiser la prise de vue des images aussi bien que la détection de défauts. De plus, après la campagne de collecte de données, le périmètre de ce POC va se concentrer sur l'intérieur des conteneurs, peu traité dans la littérature. La localisation des défauts dans l'image sera garantie par un modèle de détection d'objets traçant des rectangles (bounding boxes) autour des défauts plutôt qu'un modèle de classification qui ne prédit qu'un label sans localisation.

Catégorie	Porte	Extérieur	Intérieur	Inscriptions	Nettoyage
#types de défauts	49	27	20	18	2
#images	52164	49045	66680	7176	11412

TABLE 1 – Résumé des données historiques transmises par le client. Plus de cent types de défauts ont été recensés et plus de 180K images partagées. On rappelle que ces données sont inadaptées à l'automatisation proposée et donc inutilisées pour l'entraînement des futurs modèles.

3 Exploration et analyse des données historiques

Plus d'une centaine de types de défauts de conteneurs existent et sont répartis entre les catégories suivantes : extérieur, intérieur, inscriptions et nettoyage. Afin de définir une liste de défauts sur lesquels se concentrer pour construire un premier modèle d'IA pour ce POC, une phase d'exploration et d'analyse de données historiques est menée. L'extrait d'archives de données de 2019 et 2020 transmis par le client comporte : 1/ des fichiers JSON avec pour chaque type de défaut les noms de fichiers des photos prises par les inspecteurs, 2/ les photos associées (plus de 90 Gigaoctets d'images). Analyser les fichiers JSON a permis d'avoir une vision globale de ces données résumée en tableau 1 et de calculer pour chaque catégorie le nombre de photos collectées en 2019 et en 2020 pour chaque type de défaut.

Il est important de séparer l'exploration des données datant de 2019 et de 2020 pour éviter un biais d'analyse dû au COVID qui a eu un fort impact sur les activités commerciales en Asie, et ceci même jusqu'à la fin du POC en 2022. L'analyse de ces graphes montre également que d'une année à une autre, ce ne sont pas nécessairement les mêmes types de défauts qui sont les plus récurrents. De plus, il y a un fort déséquilibre dans la répartition des défauts, ce qui doit être un point d'attention pour la modélisation afin d'éviter de favoriser uniquement les types de défauts majoritaires. La figure 1 illustre nos observations dans le cas de la distribution des principaux types de défauts d'intérieur de conteneurs et leur nettoyage.

L'analyse de ces graphes pour chaque catégorie (extérieur, intérieur, ... etc.) permet de se concentrer sur l'exploration d'images comportant les types de défauts au nombre d'occurrences les plus élevés en 2019, pour éviter le biais du COVID, et de ne conserver qu'une vingtaine de types de défauts importants aux yeux du client et dont on attend que la visibilité soit suffisante sur les données qui seront collectées avec le système d'acquisition décrit en section 4.

4 Système d'acquisition des données, collecte et labellisation

Pour la campagne de collecte de données menée entre Février et Mars 2022 et un potentiel déploiement futur de nos modèles d'IA sur des flux de données acquis automatique-

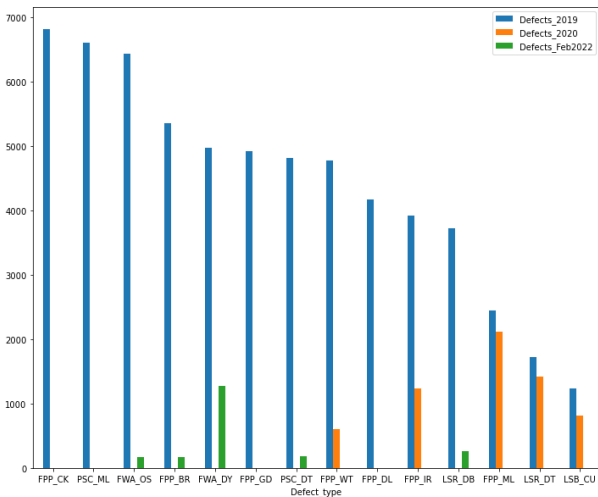


FIGURE 1 – Distribution des types de défauts intérieurs de conteneurs. Les années 2019 et 2020 représentent les données historiques avec des photos prises par des inspecteurs. L’année 2022 représente la campagne de collecte de données sur le mois de Février servant à l’entraînement du modèle. On note un déséquilibre dans la répartition des types de défauts, des défauts majoritaires différents d’une année à l’autre, un fort impact du COVID en 2020 et un faible volume de données collecté en 2022.

ment, nous avons mis en place un système d’acquisition de vidéos grâce à un ensemble de caméras de surveillance pour l’inspection de l’extérieur des conteneurs. Le modèle de caméra a été sélectionné avec soin en fonction de ses propriétés (résolution de 2K, Field Of View, auto-focus, ...etc.). Nous avons opté pour la marque Hikvision. La marque Axis est une très bonne option également. La configuration d’installation des caméras proposée en figure 2 garantit la visibilité des défauts avec peu de distorsions, tout en s’adaptant à la structure du site industriel. Les vidéos sont stockées sur un équipement de type NAS (Network Attached Storage), puis synchronisées à intervalles réguliers vers un espace de stockage cloud (type bucket) accessible à distance pour effectuer des tâches d’analyse et de modélisation.

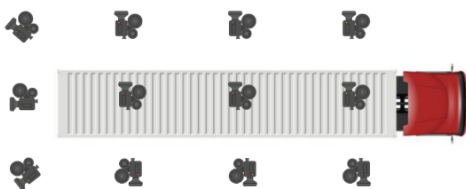


FIGURE 2 – Schéma d’installation des caméras pour l’inspection de l’extérieur des conteneurs (vue du dessus d’un camion remorque porte-conteneur).

Concernant l’équipement permettant d’acquérir semi-automatiquement des vidéos à l’intérieur des conteneurs, nous avons sélectionné pour ce POC le rover (drone rou-

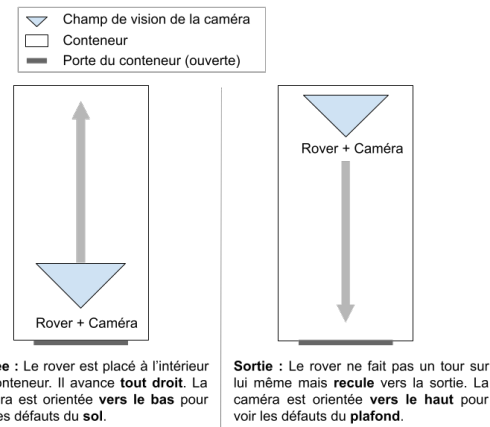


FIGURE 3 – Recommandations de pilotage du rover pour maximiser la qualité et la visibilité des défauts collectés lors d’inspections de l’intérieur des conteneurs. À gauche : préconisations lorsque le rover est placé dans le conteneur et qu’il se déplace vers le fond de celui-ci. À droite : préconisations pour que le rover sorte sans être ébloui par la lumière extérieure.

lant) DJI RoboMaster S1 d’une résolution de 2K. Le mode opératoire que nous avons mis en place est le suivant : un inspecteur ouvre la porte du conteneur, installe le rover à l’intérieur, puis le pilote en suivant le chemin que nous avons préconisé afin de maximiser la visibilité de tous les types de défauts. Pour cela, le rover avance tout droit en orientant la caméra vers le bas pour observer les défauts sur le plancher et en bas du conteneur. Arrivé au bout, il ne fait pas un tour sur lui même afin d’éviter un contre-jour provoqué par la lumière de l’extérieur. Il fait plutôt une marche arrière en pointant la caméra vers le haut pour observer les défauts sur le plafond et en haut du conteneur. Ce procédé est schématisé en figure 3. La carte SD du rover est régulièrement extraite par l’inspecteur pour télécharger les données sur un espace de stockage dans le cloud.

Au fur et à mesure de la phase de collecte de vidéos, les images les plus pertinentes pour la modélisation sont extraites et labellisées par des inspecteurs de conteneurs, vu le niveau d’expertise élevé requis pour cette tâche. Pour cela, l’outil open-source [Label Studio](#) leur a été mis à disposition et nous les avons formés à son utilisation. L’histogramme vert en fig.1 montre la distribution des défauts les plus récurrents collectés. Les activités commerciales en Asie étant toujours impactées par le COVID en 2022, un nombre insuffisant d’images pour la majorité des types de défauts furent effectivement collectés. Les défauts majoritaires concernant l’intérieur des conteneurs et leur nettoyage, nous avons réduit le périmètre du POC à l’entraînement d’un modèle de détection de 5 types de défauts sur les images du rover décrits en tableau 2.

Défaut	Description	TP
FWA-DY	Plancher sale	0.72
LSR-DB	Débris sur anneau d'arrimage	0.18
PSC-DT	Tôle froissée	0.11
FPP-BR	Plancher abîmé	-
FWA-OS	Tâche d'huile sur le plancher	0.25

TABLE 2 – Description des défauts d'intérieur de conteneurs sur lequel Yolov5 a été entraîné et performances sur des images de test (TP : True Positives).

5 Détection de défauts avec Yolov5

Pour la détection de défauts à l'intérieur de conteneurs, le modèle **Yolov5 (medium)** développé par Ultralytics et préentraîné sur le dataset COCO a été utilisé. Alors que peu de travaux dédiés à la détection de défauts à l'intérieur de conteneurs sont proposés dans la littérature et que la majorité proposent des modèles de classification, notre choix s'est porté sur ce modèle de détection d'objets car la localisation des défauts dans les images et leur catégorisation est importante pour nos clients. De plus, l'inférence des modèles de type Yolo (ex : Yolov4 [3]) est très rapide, en particulier si on dispose d'une puissance de calcul adaptée. Un transfer learning a été appliqué pour spécialiser le modèle préentraîné aux données du client. Pour cela, les images acquises en Février 2022 ont été utilisées. On rappelle que le nombre total d'images pour chaque type de défauts est représenté en fig.1, en vert. Des images sans défauts (ou : background images) sont ajoutées à ce dataset à hauteur de 10% du nombre total d'images tel qu'il est **recommandé** par Ultralytics afin de réduire les faux positifs.

Le data splitting entre entraînement/validation ($\sim 80\%$ des images) et test ($\sim 20\%$ des images) a été réalisé de façon à éviter toute fuite de données menant à du sur-apprentissage (ex : ne pas intégrer des images extraites de la même vidéo dans le même split) et à maintenir la même distribution des types de défauts dans chaque split. De plus, pour pallier la frugalité et le déséquilibre du jeu de données (cf. fig. 1), nous avons généré 500 images par des opérations de base d'augmentation de données d'entraînement (flip horizontal, flip vertical, translations, changements de contraste). Au final, après nettoyage et augmentation, le jeu d'entraînement et de validation est composé d'un peu plus de 1600 images, ce qui est très faible. Le jeu de test est composé d'approximativement 300 images. L'optimiseur sélectionné est une descente de gradient stochastique, la taille des batchs est de 8 et le paramètre de label smoothing est fixé à 0.15 afin de limiter l'impact d'erreurs d'annotation par les inspecteurs. Le nombre d'epochs maximal est limité à 100.

Des métriques de performances du modèle sur des images de test sont présentées en dernière colonne du tableau 2. Il s'agit de TP (True Positives) par type de défaut normalisé par le nombre d'instances (nombre de boxes) correspondantes à ce type de défaut. Ces résultats sont pour

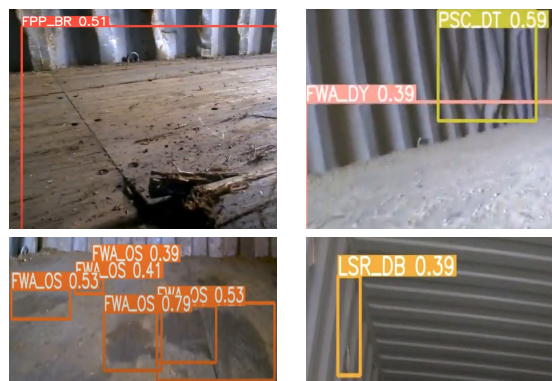


FIGURE 4 – Détections réussies sur des vidéos de test.

la plupart faibles et paraissent corrélés au nombre d'images collectées par type de défaut. En effet, le nombre d'images est trop limité pour espérer des performances élevées (Ultralytics **recommande** au moins 1500 images par classe, ce dont nous sommes loin). Il faudrait que la campagne de collecte de données soit reconduite pour plus longtemps. Cependant, on rappelle que ce score dépend du seuil sur le degré de confiance pour la sélection de boxes candidates à la Non-Max Suppression et du seuil sur l'IoU (Intersection over Union). Le seuil par défaut de l'IoU à 0.45 n'est pas assez permissif, ce qui a pour conséquence d'observer aucun TP de FPP-BR. Un travail futur pour pousser plus loin l'analyse des résultats consisterait à développer un post-traitement permettant d'optimiser ces seuils. Ceci est encouragé par des détections prometteuses obtenues sur des vidéos de test, cf. quelques exemples en figure 4. On précise que lorsque le modèle doute, la classe background est prédite plutôt que d'autres classes.

En fin de projet, des tests en conditions réelles réalisés sur site sur des vidéos inédites ont satisfait le client. En revanche, ces tests nous ont permis d'observer un sur-apprentissage sur la classe la plus récurrente : FWA-DY. En effet, le modèle prédit trop souvent cette classe. Après investigation auprès des inspecteurs, nous avons réalisé que les critères de décision sur ce défaut n'étaient pas assez bien formalisés et variaient d'un inspecteur à un autre, ce qui a biaisé le modèle pour prédire plus souvent qu'il ne faut que le plancher est sale. Encourager les annotateurs à avoir des critères de décisions clairs et avoir un processus de révision des labels par un deuxième annotateur est une bonne pratique pour limiter ce type de biais.

6 Conclusion et perspectives

Cet article décrit un projet concret d'intelligence artificielle mené pour un client en Asie dans un temps limité. L'objectif est de développer une preuve de concept d'automatisation d'inspection de conteneurs maritimes. Pour cela, un système de prise de vue quasi-automatique de conteneurs chargés sur des camions a été mis en place. Un réseau de caméra permet l'inspection de l'extérieur, tandis qu'un rover permet l'inspection de l'intérieur. La

campagne de collecte et d'annotation d'images nous a permis de constituer un jeu d'entraînement. Cependant, ce dernier étant d'un volume trop faible, le périmètre du projet a été réduit à la détection de 5 types de défauts à l'intérieur des conteneurs. Les performances du modèle Yolov5 sont améliorables mais encourageantes vu les résultats obtenus sur des vidéos de test.

Pour une prochaine phase commerciale, une campagne de collecte de données plus longue et une labellisation de meilleure qualité auront un impact positif sur les résultats. Cependant, le chemin est long pour l'automatisation de l'inspection de conteneurs. Plusieurs travaux sont envisagés, ex : d'autres types de défauts (intérieurs et extérieurs) doivent être intégrés, des post-traitements doivent être mis en place, les modèles développés doivent être déployés sur site et une application métier doit être développée pour faciliter le travail quotidien des inspecteurs. De plus, en fonction des temps d'inférence requis pour la détection de défauts, d'autres modèles peuvent être expérimentés. L'implémentation de Yolov5 par Ultralytics est satisfaisante pour ce POC mais d'autres implémentations avec des licences permettant une meilleure protection du code produit existent, ex : des transformers pour une détection d'objets interprétable [4] sont une bonne option.

Remerciements

C. Collignon, R. Yang, K. Vaibhav, J. Budynek, A. Coutant, A. Cherifi, P. Oreistein, P. Chin, J. Sauer.

Références

- [1] M. Abdolshah, M. Teimouri, and R. Rahmani. Classification of X-ray images of shipping containers. *Expert Systems with Applications*, 77 :57–65, 2017.
- [2] Z. Bahrami, R. Zhang, T. Wang, and Z. Liu. An end-to-end framework for shipping container corrosion defect inspection. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71 :1–14, 2022.
- [3] A. Bochkovskiy, C-Y. Wang, and H-Y. M. Liao. Yolov4 : Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv :2004.10934*, 2020.
- [4] H. Chefer, S. Gur, and L. Wolf. Generic attention-model explainability for interpreting bi-modal and encoder-decoder transformers. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 397–406, October 2021.
- [5] N. Hoffmann, R. Stahlbock, and S. Voß. A decision model on the repair and maintenance of shipping containers. *Journal of Shipping and trade*, 5 :1–21, 2020.
- [6] Z. Wang, J. Gao, Q. Zeng, and Y. Sun. Multitype damage detection of container using CNN based on transfer learning. *Mathematical Problems in Engineering*, 2021 :1–12, 2021.

Session 4 : Modélisation

Les registres de la Comédie-Française sur le Web de données liées : de l'hétérogénéité de données vers des données quantitatives en RDF

Charline Granger¹, Fabien Amarger²

¹Université Paris Nanterre, 200 avenue de la République, Nanterre, France
charline.granger@yahoo.com

²Logilab, 104 avenue Auguste Blanqui, Paris, France
fabien.amarger@logilab.fr

Résumé

La Comédie-Française est une troupe de théâtre née de la volonté centralisatrice de Louis XIV en 1680 : troupe au statut ambigu, elle est pensionnée par le roi, mais fonctionne aussi comme une entreprise privée, dont les sociétaires se partagent les parts. Pour administrer ce partage et permettre le contrôle du pouvoir royal, les comédiens de la compagnie produisent dès sa fondation des registres journaliers, partiellement manuscrits, où ils consignent les recettes et les dépenses. Ces archives comptables sont uniques en leur genre par leur densité et leur continuité, puisque les registres ont été tenus à jour quotidiennement par les membres de la compagnie. Ces données sont particulièrement importantes pour comprendre la vie théâtrale de l'époque. Il n'y a actuellement pas d'autre moyen pour étudier ces registres que de les analyser manuellement, c'est pourquoi le programme de recherche des Registres de la Comédie-Française (RCF) a initié leur transcription et la constitution de bases de données, pour en faciliter l'étude. Ici, nous nous intéressons à la transcription des données des dépenses, qui sont particulièrement hétérogènes. La seconde partie de notre proposition porte sur l'alignement de ces données des dépenses sur les données transcrites antérieurement, qui proviennent des registres des recettes et des feux. L'objectif est de publier toutes ces données dans un même entrepôt SPARQL, afin de permettre des analyses quantitatives transversales.

Mots-clés

archives, history of theatre, ontology, Linked Open Data, Digital Humanities

1 Introduction

La Comédie-Française est une troupe de théâtre née de la volonté centralisatrice de Louis XIV en 1680 : troupe au statut ambigu, elle est pensionnée par le roi, mais fonctionne aussi comme une entreprise privée, dont les sociétaires se partagent les parts. Pour administrer ce partage et permettre le contrôle du pouvoir royal, les comédiens de la compagnie produisent dès sa fondation des registres journaliers, partiellement manuscrits, où ils consignent les recettes et les dépenses. Ces archives comptables sont uniques en leur genre par leur densité et leur continuité, puisque ces

registres ont été tenus à jour quotidiennement jusqu'aujourd'hui par les membres de la troupe.

Afin de donner accès à cette archive précieuse, un programme de recherche international bilingue, le programme des Registres de la Comédie-Française¹ [4] a été fondé il y a une dizaine d'années[1]. Il regroupe la Comédie-Française et plusieurs Universités : Paris Nanterre, Sorbonne Université, l'Université de Rouen Normandie, l'Université de Victoria (Canada), New York University et le Massachusetts Institute of Technology. Ce programme a d'abord été consacré à la création d'une base de données concernant les recettes journalières de la troupe entre 1680 et 1793, ce qui représente 113 saisons et plus de 30 000 soirées programmées : les registres de recettes donnent accès à la programmation (habituellement deux pièces par soirée) et au nombre de billets vendus par catégorie de place. Deux bases de données relationnelles ont ainsi été créées : d'une part, la base de données des recettes, qui associe à une date de représentation les titres des pièces jouées ce soir-là, les noms de leurs auteurs et le genre dramatique auquel elles ressortissent ; d'autre part, la base des "feux" (distribution par représentation), qui associe, sur la période 1765-1793, une date de représentation à des noms d'acteurs et d'actrices, eux-mêmes associés aux rôles qu'ils ont tenus ce soir-là, rôles auxquels est rattachée une pièce, un auteur et un genre.

L'enjeu pour nous, aujourd'hui, est de créer une troisième base de données, la base de données des dépenses de la troupe de 1680 à 1776, complémentaire de celle des recettes et des feux. Parallèlement à ce travail, nous créons un dépôt RDF de l'ensemble de nos jeux de données, pour les rendre ouvertes et permettre une liberté de représentation que n'autorisent pas les bases de données relationnelles. [La société Logilab, en tant que prestataire informatique, a en charge la réalisation technique de ces deux chantiers.] Car là est le défi pour nous : rendre compte de manière la plus fidèle possible de données partiellement irrégulières. Pour cela, nous présenterons, dans cet article, les registres eux-mêmes, pour que l'on puisse se rendre compte de ces irrégularités. Nous rendrons compte ensuite de l'application de transcription des dépenses, avant d'aborder, dans un

1. RCF <https://cfregisters.org>

dernier temps, la création de l'entrepôt SPARQL contenant les données fusionnées des trois bases.

2 Les registres de la "Comédie-Française"

L'enjeu de l'établissement de ces bases de données est multiple, pour la communauté des chercheurs. D'abord, il s'agit de donner accès à un large public (étudiants, amateurs, simples curieux et, bien sûr, universitaires et spécialistes) à des données qui ne sont pas aisément consultables par tous, parce qu'elles sont consignées dans les fonds de la Bibliothèque-Musée de la Comédie-Française. Les facsimilés des registres numérisés, auxquels notre site donne accès, est le premier maillon de cette entreprise de diffusion. Mais surtout, les bases de données donnent accès à un surcroît d'information, auquel on ne peut pas avoir accès, ou très difficilement, en se contentant de consulter les registres ou leur version numérisée : grâce à la reconfiguration des données permise par les bases de données, une lecture transversale est possible, qui permet de dégager des constantes et de faire des sondages sur la longue durée. On peut ainsi établir des statistiques sur les pièces qui rapportent le plus en fonction des périodes, sur la variation du nombre de spectateurs en fonction des catégories de places, sur la spécialisation des acteurs par types de rôles, etc. Dans le cas particulier de la base de données des dépenses que nous sommes en train de construire, nous espérons ainsi pouvoir savoir, à terme, quelles sont les pièces dont la représentation a coûté le plus cher en termes de décors, de costumes et de personnel supplémentaire, comme les musiciens et les figurants (les "assistants", comme on disait à l'époque). Grâce à cette base, nous pourrions mieux comprendre l'économie du théâtre, le statut des artistes sous l'Ancien Régime et obtenir de précieuses informations sur les prémisses de l'histoire de la mise en scène.

3 L'application de transcription des registres des dépenses

La politique de RCF en matière de traitement de l'information est de restituer la source de manière la plus précise possible, d'être au plus près de l'information d'origine telle qu'elle apparaît dans les registres. Cette exigence scientifique repose sur la volonté de livrer à l'utilisateur ou l'utilisatrice une information qui ait fait le moins possible l'objet de choix et d'interprétations en amont, ce qui biaiserait la lecture qu'il fait des registres. Une telle exigence est a priori aisément conciliable avec un traitement systématique de l'information, car, de manière générale, les registres journaliers présentent des informations qui sont elles-mêmes systématiques, parce qu'elles sont toujours subordonnées à une date : la "soirée", où a lieu telle représentation, qui a généré telles recettes et telles dépenses. Dans le cadre des registres des dépenses, en plus de cette régularité calendaire, on remarque qu'un certain nombre de catégories restent stables pendant plusieurs années, voire plusieurs décennies, ce qui nous permet de les envisager comme "données

massives". Pourtant, l'information est à plusieurs égards hétérogène et non continue. Un premier aspect de cette disparité réside dans le fait que beaucoup de types de frais ne sont pas stables à l'échelle des 96 saisons de la période 1680-1776, mais le sont sur des plus courtes périodes (décennies, années, voire mois). C'est pourquoi les registres peuvent être regroupés par périodes durant lesquelles les catégories pré-imprimées sont globalement stables. La tâche principale, lors du développement de l'application de transcription pour les registres des dépenses, a été de définir les différents formulaires pour chaque période. Chaque dépense est associée à une valeur monétaire représentée en **L** (livres), **S** (sols) and **D** (deniers).

Nous avons défini trois types de champs de dépenses :

- **Champ simple** qui associe une dépense à une seule valeur monétaire : par exemple dans la figure 1 "frais ordinaires".
- **Champ multiple** qui associe une dépense à plusieurs valeurs monétaires, chacune définie par un intitulé manuscrit : par exemple dans la figure 1 "Frais extraordinaires".
- **Champ partitionné** qui associe une dépense à une seule valeur monétaire, qui est la valeur de la part, mais qui l'associe en plus à un nombre de parts et à un total. Ce type de champ est utilisé, par exemple, pour définir le paiement des acteurs, qu'il est possible de retrouver sur la figure 1 avec le libellé "PART".

Un second aspect de la disparité de l'information contenue dans les registres des dépenses tient au fait qu'ils regroupent plusieurs types de données. Nous distinguons quatre catégories différentes de dépenses :

- Les **catégories pré-imprimées** : par exemple, sur la figure 1 "frais ordinaires".
- Les **mentions manuscrites sur les catégories pré-imprimées** (qui permettent de les clarifier ou même de les remplacer) : par exemple sur la figure 1 "et chandelle des religieux".
- Les **informations marginales** (toujours manuscrites, qui ne concernent pas les dépenses, mais donnent des précisions à propos d'une "relâche"² ou indiquent la présence d'une personnalité importante dans la salle). Par exemple, sur la figure 1, nous pouvons lire "L'on ne joua point hier à cause du départ de Messieurs Poisson et Raisin pour Fontainebleau".
- Les **dépenses manuscrites** qui sont ajoutées aux catégories pré-imprimées. Par exemple sur la figure 1, "pour l'affiche noire".

L'interface de l'application de transcription a été adaptée pour pouvoir absorber toute cette diversité. Le transcripteur (ou la transcriptrice), peut enregistrer ces différentes annotations : le formulaire contient les dépenses pré-imprimées et certains champs sont laissés libres pour permettre de spécifier la mention manuscrite. Ces champs libres sont sys-

2. "Relâche" désigne les jours de fermeture du théâtre.

	<p>141: Marginal information</p> <p>On ne joua point hier a cause du depart de M.^{rs} Poisson, et Raisin pour Fontainebleau</p>	
	<p>Date</p> <p>Aujourd'uy dimanche 14: jour de Septembre 1681</p>	
Receipts	<p>Plays</p> <p>A <i>Phigénie et Les auberges</i></p> <p>Theatre Cent billets 300⁶</p> <p>Premieres Loges Quarante huit billets 144⁶</p> <p>Amphiteatre 6⁶</p> <p>Secondes Loges Cent Vingt trois billets 184⁶ 10⁶</p> <p>Troisiemes Loges Vingt cinq billets 25⁶</p> <p>Parterre Trois cens Vingt six billets 244⁶ 10⁶</p> <p>Receu en tout 898⁶</p>	
	<p>Pre-printed categories</p> <p>Frais ordinaires 70⁶ 7⁶</p> <p>Pensions & Loyers 30⁶</p> <p>Frais extraordinaires et chandelle des religieux 2⁶ 11⁶</p>	
	<p>Handwritten mentions on the pre-printed categorie</p> <p>Paye les Loyers et Pensions d'Hier 30⁶</p> <p>Pour les gagistes 7⁶ 10⁶</p> <p>Pour l'affiche noire 4⁶</p> <p>De Salque 11⁶</p>	
	<p>Handwritten expenses</p> <p>sur 21 et trois quartz</p> <p>PART Trente quatre livres dix sols 750⁶ 750⁶</p> <p>Retire pour les pensions et Loyers 2⁶ 13⁶</p> <p>Depence 898⁶</p>	
		<p>© Coll. Comédie-Française</p>

FIGURE 1 – Exemple d’une page d’un registre des dépenses

tématiquement rassemblés en "super-catégories" pour regrouper des frais analogues quand cela est possible. Par exemple, la catégorie "Frais extraordinaires" est utilisée pour réunir les dépenses exceptionnelles qui concernent ce jour spécifiquement. Par exemple dans la figure 1, "pour l'affiche noire" ou dans d'autres pages "vin" ou encore "une robe de chambre".

Néanmoins, ces frais extraordinaires posent problème car cette catégorie de dépenses définit des dépenses irrégulières, contrairement aux dépenses ordinaires : aussi n'ont-ils pas de représentation fixe durant toute la période. Pour certaine saison, il existe la catégorie pré-imprimée "Frais extraordinaires", comme nous pouvons le voir sur la figure 1. Mais dans d'autres registres, on note la présence de plusieurs mentions manuscrites qui ne sont pas catégorisées. Dans cette situation, il est périlleux de définir une catégorie pour ces dépenses : sont-elles réellement des "frais extraordinaires" ou sont-elles des dépenses non catégorisables ? Le problème ici est double : comment transcrire ces mentions manuscrites non catégorisées et peut-on trouver un moyen efficace et pertinent, durant un traitement post-transcription, de catégoriser quand même ces dépenses ? Cette étape de catégorisation post-transcription est importante puisqu'elle oriente les possibilités d'analyses quantitatives des données et leur interprétation. En fonction des catégories que nous définirons dans cette étape, les résultats peuvent varier significativement, ce qui n'est pas sans poser un problème scientifique majeur : en ajoutant une information qui ne figure pas dans l'archive, nous risquons d'introduire un biais interprétatif dans les données transcrites, qui ne rendent pas compte fidèlement du document source. Pour l'instant, nous ajoutons les mentions manuscrites non catégorisées comme des "Frais extraordinaires", sans catégorisation supplémentaire. C'est une des limites de notre approche : nous y reviendrons dans les perspectives présentées à la fin de cet article.

Un problème supplémentaire se pose pour certaines catégories de dépenses qui sont assimilées les unes aux autres sur une même ligne de frais. Dans la figure 1, les "frais extraordinaires" et les "chandelles des religieux" sont représentées comme une même dépense, puisqu'il y a un seul nombre pour ces deux postes. Il n'y a donc aucun moyen de déterminer si la dépense "2 livres et 11 sols" correspond aux "frais extraordinaires" dans leur intégralité ou juste aux "chandelles des religieux".

La figure 2 présente l'exemple d'un formulaire de transcription d'une page d'un registre. La partie gauche de l'application est dédiée au fac-similé de la page de registre qui doit être transcrite. La partie droite contient les champs des dépenses à renseigner, en fonction de la période à laquelle la page fait référence. En bas de l'application, apparaissent en commentaires des méta-données concernant le processus de transcription. Est renseigné aussi dans ces méta-données l'état de la transcription pour cette page.

Le processus de transcription d'une page d'un registre suit différentes étapes. Tout d'abord, la page se trouve dans l'état *to do* (à faire). Puis, lorsque le transcrip- teur ou la transcriptrice a fini de transcrire la page, elle passe dans

l'état *to review* (à relire) pour informer un expert qu'il faut vérifier la page, pour la valider ou la corriger. Une fois que les données de transcription sont validées, la page passe dans l'état *validated* (validée). À ce moment, les données peuvent être analysées puisqu'elles ont été transcrites et validées. Une page peut être validée même si des erreurs apparaissent. Par exemple, l'erreur la plus courante réside dans une différence entre le total transcrit des dépenses sur la page d'archive et le total calculé par la machine, à partir des données rentrées dans le formulaire de saisie. La plupart du temps, cette erreur est présente dans la page elle-même et n'est pas liée à une mauvaise transcription. Nous avons décidé de ne pas corriger l'erreur dans les données, en notifiant que la page contient une erreur. Cela permet de laisser aux chercheurs la possibilité d'étudier ces erreurs et de les interpréter, par exemple pour déterminer à partir des récurrences si elles sont délibérées ou non, et pour analyser s'il y a une forme de détournement d'argent de la part du comédien chargé de remplir quotidiennement le registre.

4 Des données RDF pour fusionner les trois bases de données

Une fois que les trois bases de données (*dépenses*, *recette* et *feux* (rôles et acteurs/actrices)) sont transcrites et validées, il faut ensuite pouvoir les fusionner, afin de pouvoir interroger l'intégralité des données. Le processus d'alignement a été relativement simple puisque chaque page transcrite, dans les trois bases, est associée à une date de représentation, qui constitue l'élément pivot de notre alignement. L'utilisation des formalismes RDF et des technologies du Web Sémantique nous a semblé le plus appropriée, dans la mesure où l'objectif principal est de donner accès à ces données au plus grand nombre de personnes : les technologies du Web Sémantique et plus spécifiquement le Web de données liées sont destinés précisément à cet usage [5]. Mais le formalisme RDF permet aussi de résoudre un des problèmes présentés dans le chapitre 2. La diversité des données est complexe à manipuler dans une base de données relationnelle, alors que le RDF permet de créer facilement des liens lorsque cela est nécessaire. Nous n'avons pas besoin de connaître au préalable l'intégralité des attributs et des champs.

Afin d'exporter ces données au format RDF, il nous faut définir une ontologie. Nous pouvons observer une partie de cette ontologie, unifiant les concepts des trois bases, dans la figure 3 : pour faciliter la lisibilité, nous n'en affichons qu'une partie (par exemple, la notion de "période" n'apparaît pas).

Nous l'avons dit : le concept pivot pour créer les liens entre les différentes données des trois bases est la **Journée**. Toute la partie supérieure sur la figure 3 regroupe les concepts de la base des *Feux* (acteurs/actrices et rôles), en bas à gauche pour les *Dépenses* (Expenses) et en bas à droite pour les *Recettes* (Receipts). Tous les détails (catégories de dépenses, catégories de sièges, etc.) ne sont pas présents dans l'ontologie initiale puisque ces détails sont générés dynamiquement lors de l'export des données. L'ontologie évolue donc

Ouvrir le livre dans un nouvel onglet

Document R81 page 9(saison 1720-1721)

transcripteur: Clémence Belmonte

à vérifier

Transcription des champs :

Garde

Nombre de parts 0

Valeur de la part L 0 S 0 D 0

Total (calculé) : 0 Livre(s), 0 Sol(s), 0 Denier(s)

Total transcrit L 0 S 0 D 0

Ajouter une annotation

Frais (journaliers) doubles

X

L 294 S 10 D 0

Nom du champ

Frais divers

Nom du champ

Parts d'acteurs

Nombre de parts 24

Valeur de la part L 4 S 0 D 0

Les totaux correspondent

Annotation(s) :

Preuve (total transcrit) : L 766 S 10 D 0

Total (calculé) : 766 Livre(s), 10 Sol(s), 0 Denier(s)

Afficher le livre

Afficher la page de gauche

Date de la représentation

11/04/1720

Pièce(s) :

Ménéchmes ou les Jumeaux (Les) de Regnard (Jean-François)

Esprit de contradiction (L) de Du Fresnoy (Charles)

Commentaire(s) :

Avez vous rencontré un problème ?

Enregistrer

Modifier

Valider

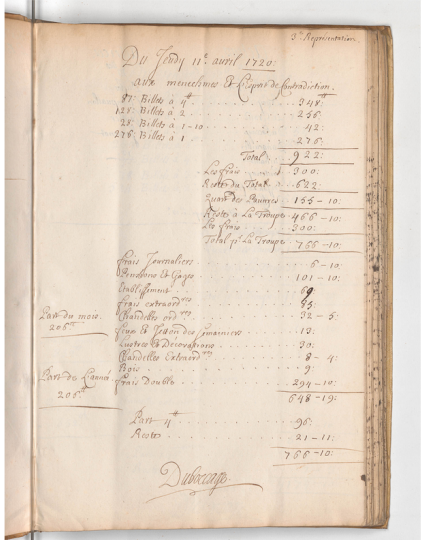


FIGURE 2 – Application de transcription des dépenses

en fonction des éléments découverts lors de l'export.

Une fois l'ontologie définie, nous alignons les concepts clés de cette ontologie avec des ontologies de références. Cet alignement est crucial, notamment parce que notre ontologie utilise, par fidélité à la source archivistique, des termes français. Mais il n'y a aucune raison de ne pas permettre à des personnes non francophones d'accéder à ces données : favoriser la réutilisation et l'appropriation des données par le plus grand nombre est un des objectifs du programme RCF, et cela est facilité lorsque les ontologies sont alignées sur une même ontologie de référence. Ces alignements peuvent ensuite être utilisés pour enrichir les données, par exemple en y adjoignant la date de naissance d'un acteur ou d'une actrice.

La table 1 présente les alignements entre l'ontologie RCF et FRBRoo, schema.org, DublinCore et FoaF. Nous n'avons toutefois pas aligné l'intégralité de FRBRoo, bien que cette dernière constitue une des ontologies les plus reconnues dans ce domaine. Parce qu'elle hérite de Cidoc CRM, la notion d'évènement est centrale dans sa modélisation. Or, dans nos données, il y a bien des évènements, mais tout n'est pas évènement : par exemple, nous n'avons pas "l'évènement" de la naissance d'une personne, ce qui est nécessaire dans l'ontologie FRBRoo. De plus, nous voulons éviter des alignements complexes qui ne rendraient pas la réutilisation du modèle aisée. Une fois que nous avons défini l'ontologie, exporté toutes les données à partir des trois bases de données en RDF, nous déployons l'intégralité

des triplets RDF (ontologie et données) dans un entrepôt SPARQL public³. Nous utilisons Virtuoso Open-Source Edition⁴. Il est alors possible d'interroger cet entrepôt pour obtenir des réponses aux questions telles que "quel est le prix des représentations dans lesquelles un acteur donné a joué et quels sont les frais extraordinaires pour ces représentations ?" Une autre requête possible consiste à comparer les recettes de ces représentations et à les mettre en lien avec la distribution des rôles : ce peut être un moyen d'interroger le processus de vedettarisation des acteurs et actrices.

Pour aider les utilisateurs et utilisatrices ne maîtrisant pas le SPARQL à accéder à ces données, nous avons développé une application [webhttps://upnd.pages.logilab.fr/rcf-ui-expense/](https://upnd.pages.logilab.fr/rcf-ui-expense/) qui utilise les données de l'entrepôt SPARQL. Cette application est pour l'instant dédiée aux dépenses, mais il serait intéressant de l'étendre pour prendre en compte les données des deux autres bases.

La figure 4 présente une capture d'écran de l'application. Nous pouvons observer qu'il est possible de comparer plusieurs types de dépenses dans une période donnée. C'est particulièrement utile pour déterminer quelle dépense représente une grande part des dépenses totales en fonction des autres types de dépenses et d'une période donnée. Cette application permet aux utilisateurs ou utilisatrices de com-

3. <https://rcf-sparql.demo.logilab.fr/>

4. <https://vos.openlinksw.com>

Les registres de la Comédie-Française sur le Web de données liées : de l'hétérogénéité de données vers des données quantitatives en RDF

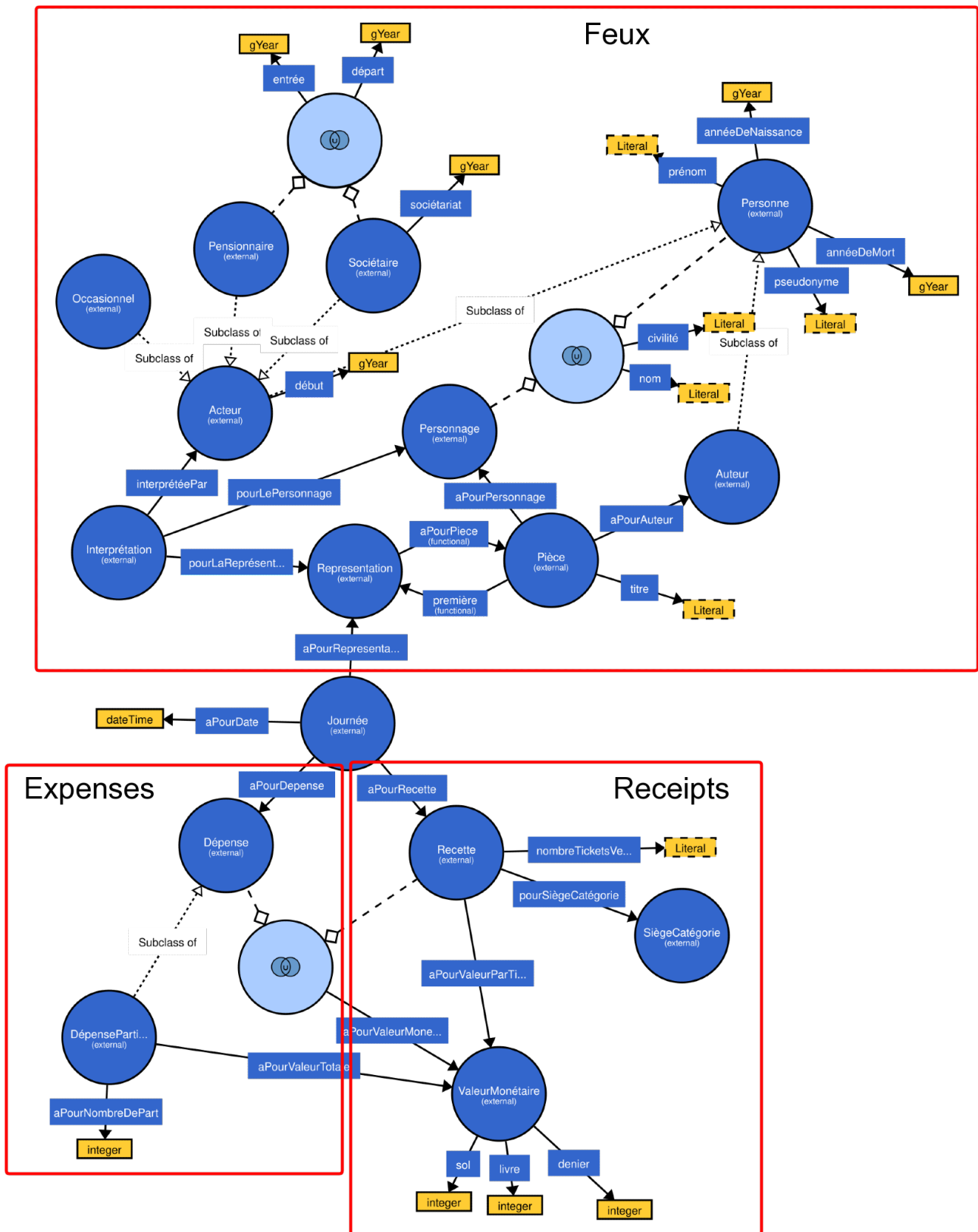


FIGURE 3 – Ontologie unifiée RCF

RCF	FRBRoo[2]	schema.org	DublinCore[6]	FoaF[3]
	<i>Class</i>			
ref :Personne	frbroo :E21_Person	schema :Person		foaf :Person
ref :Journée	frbroo :E5_Event	schema :Event	dctype :Event	
ref :Pièce	frbroo :F1_Work	schema :Play		
ref :Interprétation	frbroo :F31_Performance			
ref :Représentation	frbroo :F2_Expression	schema :TheaterEvent		
ref :ValeurMonétaire		schema :MonetaryAmount		
	<i>Object Properties</i>			
ref :aPourAuteur		schema :author	dce :creator	
ref :aPourPersonnage		schema :character		
ref :aPourPièce	frbroo :R40i_is_representative_expression_for.	schema :workPerformed		
ref :aPourReprésentation		schema :subEvent		
ref :première		schema :firstPerformance		
	<i>Data Properties</i>			
ref :annéeDeMort		schema :deathDate		
ref :annéeDeNaissance		schema :birthDate		
ref :civilité		schema :gender		
ref :nom		schema :familyName		foaf :surname
ref :prénom		schema :givenName		foaf :givenname
ref :pseudonyme				foaf :nick

TABLE 1 – Alignement de l'ontologie RCF avec FRBRoo, schema.org, DublinCore et FoaF

Dépenses des Registres de la Comédie Française

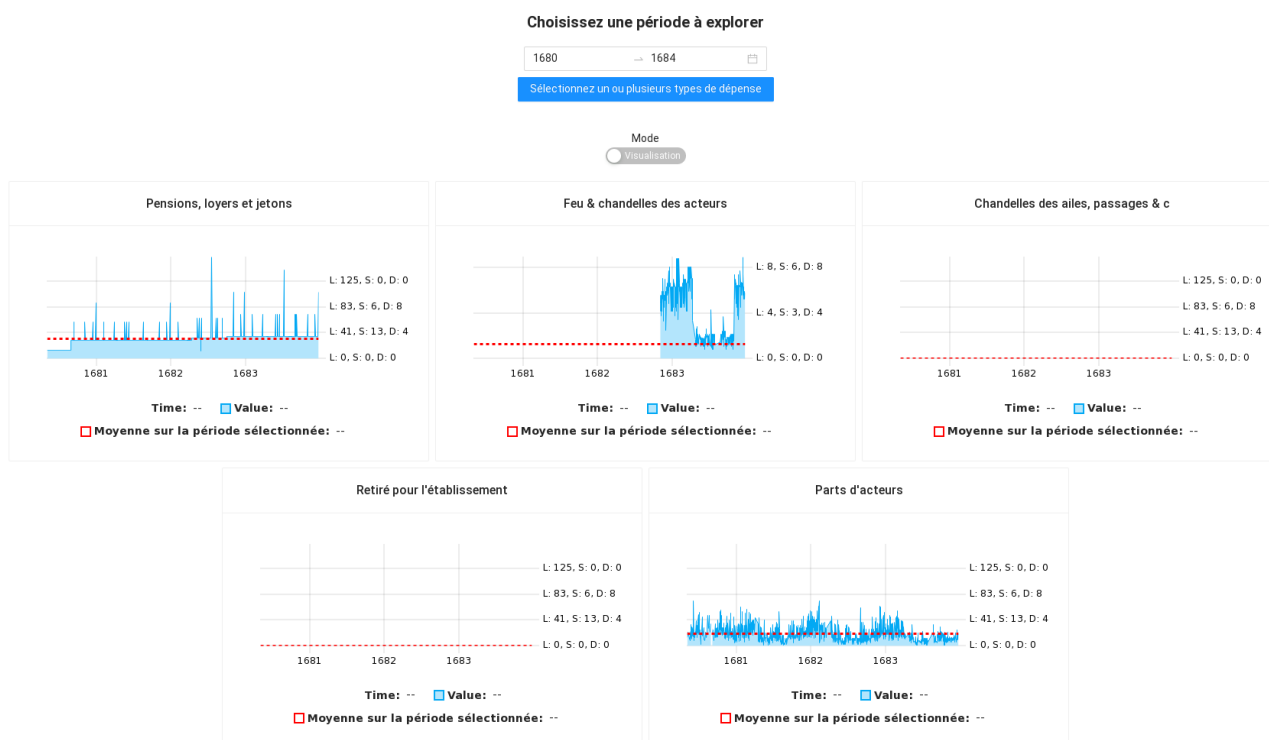


FIGURE 4 – Application Web pour visualiser les données des dépenses à partir de l'entrepôt SPARQL

parer la somme ou la moyenne des dépenses sélectionnées pour certaines pièces ou auteurs ou autrices (toujours selon une période donnée).

Le développement de cette application était nécessaire pour permettre à tout le monde d'accéder à ces données. Le problème, néanmoins, est que lors des développements, il a été nécessaire de faire des choix. Nous avons dû arbitrer par exemple sur la façon dont les dépenses sont affichées et dont elles sont filtrées ou agrégées. Dans le cas des dépenses partitionnées, par exemple, nous les considérons comme des champs simples et nous comparons uniquement le total des parts. Si des utilisateurs ou utilisatrices souhaitent explorer ce type de dépenses et étudier finement leur évolution, l'application sera limitée. C'est pourquoi l'entrepôt SPARQL est si important, d'un point de vue technique et scientifique : il permet d'accéder aux données RDF directement, telles qu'elles ont été saisies. Mais il est nécessaire de savoir écrire des requêtes SPARQL, c'est pourquoi nous prenons en considération l'utilisation d'outils comme Sparnatural⁵.

5 Conclusion et perspectives

Les Registres des dépenses de la Comédie-Française sont une source d'informations particulièrement riche pour les recherches en humanités. Leur transcription apporte une vraie plus-value, puisqu'elle permet une analyse quantitative des données. Mais l'information y est disparate, à cause des irrégularités dans les types de frais. Nous avons mon-

tré que notre application de transcription des dépenses est conçue pour prendre en compte une partie de ces irrégularités, puis nous avons expliqué comment nous avons fusionné les trois bases de données dans un entrepôt SPARQL dédié, pour permettre au plus grand nombre de personnes d'accéder à ces données.

La disparité des données observée dans les registres RCF nous oblige à avoir une attitude critique à l'égard de l'approche quantitative. Il nous a semblé important de préciser qu'il existe un biais d'interprétation dans l'application de visualisation. Observer un graphique sur une page web peut donner une impression d'objectivité quant aux données présentées. Mais c'est un leurre : l'aspect quantitatif, qui est seulement une possibilité de lire et de comprendre les informations, résulte d'un processus fait de choix successifs, qui filtrent nécessairement l'information, qui l'orientent et qui lissent les disparités. Mais ces choix sont aussi nécessaires pour rendre l'information lisible et intelligible. C'est la raison pour laquelle les informations quantitatives, telles qu'elles sont présentées dans l'application de visualisation des dépenses, nécessitent d'être interprétées par les chercheurs ou chercheuses. Contextualiser des données devient alors essentiel. Nous avons commencé la création d'une encyclopédie RCF, qui définit les termes utilisés dans les données, telles que "Frais extraordinaires", "Frais ordinaires", "saisons", "loges", "preciput", etc. Le qualitatif vient en quelque sorte au secours du quantitatif, en apportant un

5. <https://sparnatural.eu/>

éclairage contextuel indispensable⁶.

Comme discuté dans le chapitre 3, certaines dépenses manuscrites ne sont pas catégorisées. C'est un problème, car de ce fait, nous créons une nouvelle catégorie de dépenses qui vient spécialiser "Frais extraordinaires" pour chaque mention manuscrite non catégorisée. À cause de la nature libre de la mention manuscrite, chaque label identifiant ces catégories sera donc différent, sauf pour quelques exceptions. Le résultat est un grand nombre de catégories ne contenant qu'une seule dépense. Si les données ne sont pas, ou peu, catégorisées, alors l'analyse quantitative perd de son intérêt. C'est pour cela que nous souhaitons explorer les possibilités d'utiliser des algorithmes de catégorisation sur les sous-catégories de "Frais extraordinaires". Il s'agirait d'utiliser l'encyclopédie RCF pour détecter des entités nommées dans les labels des catégories manuscrites et de les regrouper, si elles partagent ces mêmes entités.

Mais, au-delà de la nécessité de contextualiser les données, le problème reste l'accès aux données brutes, afin qu'aux chercheurs et chercheuses puissent être délivrées des informations qui soient le moins biaisées possible. Puisque SPARQL n'est pas si simple à appréhender, il sera nécessaire de former des non spécialistes à ce langage de requête en proposant un moyen pédagogique de l'apprendre : la connaissance, même rudimentaire, de SPARQL peut permettre d'éviter les biais, inévitables, des interfaces de visualisations. Comment rapprocher les chercheurs et chercheuses en humanités de l'accès aux données brutes des registres, qui constituent un si riche fonds ? Comment mettre à profit l'ontologie OWL pour proposer un outil de visualisation qui soit le moins partial et le moins biaisé possible ? Ces questions seront au centre des travaux de ces prochaines années.

Références

- [1] Burrows, S., Roe, G. : *Digitizing Enlightenment : Digital Humanities and the Transformation of Eighteenth-century Studies* (2020)
- [2] Doerr, M., Bekiari, C., LeBoeuf, P., nationale de France, B. : *Frbroo, a conceptual model for performing arts*. In : *2008 Annual Conference of CIDOC, Athens*. pp. 15–18 (2008)
- [3] Graves, M., Constabaris, A., Brickley, D. : *Foaf : Connecting people on the semantic web*. *Cataloging & classification quarterly* **43**(3-4), 191–202 (2007)
- [4] Harvey, S., Sanjuan, A. : *Le projet des registres journaliers de la comédie-française : Les humanités numériques, dialogue entre les mondes de la recherche et de la documentation*. *Bulletin des bibliothèques de France* (9), 102–109 (2016)
- [5] Meroño-Peñuela, A., Ashkpour, A., Van Erp, M., Mandemakers, K., Breure, L., Scharnhorst, A., Schlobach, S., Van Harmelen, F. : *Semantic technologies for historical research : A survey*. *Semantic Web* **6**(6), 539–564 (2015)
- [6] Weibel, S.L., Koch, T. : *The dublin core metadata initiative*. *D-lib magazine* **6**(12), 1082–9873 (2000)

6. <https://cfregisters.org/#!/encyclopedie/mots>

ÉPIONE : Formaliser un processus métier par une démarche d'ingénierie de la connaissance : retour d'expérience sur le déclassé dans le nucléaire

C. Fourtout¹, P. Prieur¹, A. Berger¹, J-P. Cotton¹, A. Belloni¹,
D. Marx², C. Briffaud-Nehme², L. Carvalho², L. Gautier²

¹ Ardans SAS,

6 rue Jean Pierre Timbaud, « Le Campus » Bâtiment B1,
78180 Montigny-le-Bretonneux, France - www.ardans.fr
{cfourtout, pprieur, aberger, jpcotton, abelloni}@ardans.fr,

² Commissariat à l'énergie atomique et aux énergies alternatives, Direction des énergies,
Direction des projets de Démantèlement de Service nucléaire et de gestion des Déchets,
618 Rte du Panorama, 92260 Fontenay aux Roses, France - www.cea.fr
{daniel.marx, celeste.briffaud-nehme, luisa.carvalho, laurent.gautier}@cea.fr

14 avril 2023

Résumé

L'ingénierie de la connaissance s'intéresse à la formalisation des expertises et en particulier à leur structuration, leur modélisation, leur exploitation et leur actualisation dans le temps. ÉPIONE est l'exemple même de l'efficacité de cette démarche pour élaborer un référentiel pertinent sur un processus métier même jeune. Le domaine métier est celui du « déclassé » dans le nucléaire et les exigences des autorités de sûreté font que les justifications de dossier administratif doivent être d'une consistance sans faille. Au-delà du très classique transfert de connaissance entre expert et spécialiste métier, ÉPIONE révèle aussi la capacité d'une telle ingénierie à offrir comme résultat une exploitation polyfonctionnelle. La modélisation a été accélérée par la mise en œuvre d'un outil adapté à ce type d'opération ; la plate-forme Ardans Knowledge Maker®.

Mots-clés

ÉPIONE, Ingénierie de la connaissance, Modélisation de process métier, Recueil d'expertise, Exploitation polyfonctionnelle de la connaissance, Déclassé, Gestion et Management, Sûreté nucléaire, Exploitation documentaire, Transfert de connaissance, Conception Agile, Filtre métier, Installations Nucléaires de Base, INB, CEA DES DDS, DIRAS, ASN, Ardans Knowledge Maker®.

Abstract

Knowledge engineering is concerned with the formalization of expertise and, in particular, its structuring, modelling, use and updating over time. ÉPIONE is a perfect example of the efficiency of this approach to develop a relevant reference system for a business process, even a young one. The business domain of "decommissioning" in the nuclear in-

dustry and the requirements of the safety authorities mean that the justifications for the administrative file are unfailingly consistent. Beyond the very classic transfer of knowledge between expert and business specialist, ÉPIONE also reveals the ability to have a polyfunctional operation as a result of such engineering. A last, modelling was accelerated by the implementation of an adapted tool to this kind of operation ; the Ardans Knowledge Maker® platform.

Keywords

ÉPIONE, Knowledge engineering, Business process modelling, Collection of expertise, Multifunctional use of knowledge, Decommissioning, Management and administration, Nuclear safety, Document exploitation, Knowledge Transfer, Agile design, business filter, Basic Nuclear Installations, BNI, CEA DES DDS, DIRAS, ASN, Ardans Knowledge Maker®

1 Introduction

Comme toutes les installations industrielles, à l'issue de leur période d'exploitation, les installations nucléaires font l'objet d'opérations de démantèlement, préalablement à une éventuelle libération du site sur lequel elles sont implantées, ou à une réutilisation de celui-ci pour une autre activité. La législation française ainsi que l'Autorité de Sûreté Nucléaire (ASN) imposent aux acteurs du nucléaire, en plus du démantèlement, de mettre en œuvre toutes les actions nécessaires pour réduire le terme source et retirer toute trace de contamination résiduelle dans les structures et les sols afin d'obtenir le déclassé. Ce dernier suit un processus établi par le législateur et l'ASN [1]. L'exploitant nucléaire doit démontrer le respect des exigences définies par ce processus. L'objet de cet article est de présenter

comment à partir d'une expertise établie lors de premiers chantiers, une démarche outillée d'ingénierie de la connaissance a élicité et formalisé le processus métier pour une meilleure efficacité opérationnelle et avec les éléments de preuve justifiant du bon respect de la législation. La phase métier considérée est le « **déclassement** » schématisé dans la figure 1 ; c'est l'opération administrative qui consiste, à l'issue des opérations de démantèlement et d'assainissement d'une installation, à supprimer cette dernière de la liste des Installations Nucléaires de Base (ci-après INB) exploitées. Cet article a pour objectif de décrire et d'explicitier certains aspects de la démarche d'ingénierie de la connaissance mis en œuvre pour produire le dispositif ÉPIONE et montrer comment il accompagne les ingénieurs qui l'utilisent dans la constitution du dossier administratif dans le processus de déclassement d'une INB [12].

2 Du contexte historique au positionnement métier

2.1 Le CEA

Le Commissariat à l'Énergie Atomique et aux énergies alternatives (CEA) a été créé le 18 octobre 1945 par Charles de Gaulle. Il est destiné à réaliser des recherches scientifiques et techniques en vue de l'utilisation de l'énergie nucléaire dans les domaines du médical, de l'industrie et de la défense. En 1946, l'ancien fort désaffecté de Châtillon, à Fontenay-aux-Roses abrite le premier centre de recherche du CEA. En 1948, la première pile atomique française, la pile Zoé voit le jour et elle fonctionnera jusqu'en 1976.

Aujourd'hui, le site du CEA Fontenay-aux-Roses [9] comprend deux INB, c'est-à-dire des installations qui, de par leur nature ou en raison de la quantité ou de l'activité des substances radioactives qu'elles contiennent, sous soumises à des dispositions particulière en vue de protéger les personnes et l'environnement. Leur fonctionnement est très réglementé et leur durée d'exploitation est limitée dans le temps.

En effet, leur mise à l'arrêt est prévue dès la construction et conduite par l'achèvement des programmes de recherche ou de production qui y sont menés, l'obsolescence des équipements, une maintenance devenue trop coûteuse ou l'évolution de la réglementation. La présence de radioactivité étant différente d'un type d'installation à une autre, ceci rend le processus de déclassement, visant à déclasser l'installation afin de la rendre apte à d'autres usages, spécifique pour chaque site.

2.2 Le processus de déclassement

Le **processus de déclassement** [8, 6] (cf. Figure 1) fait référence à l'ensemble des mesures administratives et techniques prises pour lever en totalité ou en partie les contrôles réglementaires, visant une installation (INB) autorisée, en vue de la réutilisation par le monde civil de celle-ci et du site qui la contient. Ces mesures concernent notamment la planification des chantiers, la caractérisation physique et radiologique des sites, la décontamination des installations et des sites, le démantèlement et la gestion des déchets. Pour

enclencher le processus de déclassement d'un site, deux étapes sont à mettre en œuvre au préalable :

1. **Démanteler** : démonter et sortir les gros équipements et procédés pour évacuer la radioactivité de tous les locaux de l'installation.
2. **Assainir le site où est construite l'INB** : éliminer les substances dangereuses que sont les matières radioactives, les produits chimiques ; les équipements légers tels que le mobilier de laboratoire, les « boîtes à gants » (ou cellules blindées), les appareils d'analyse ; la radioactivité sur certaines parties ou certains équipements de l'installation, en produisant le juste nécessaire en termes de déchets.

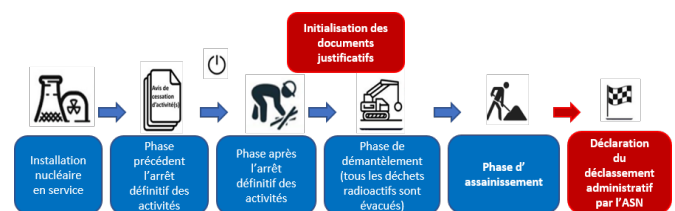


FIGURE 1 – Le processus de déclassement d'ÉPIONE

C'est à Grenoble que pour la première fois en France, entre 2002 et 2013 les opérations d'assainissement et démantèlement ont été menées à leur terme jusqu'au déclassement des INB du CEA suite à l'arrêt de ses programmes de recherche nucléaire. En tant qu'exploitant nucléaire, le CEA est responsable des opérations d'assainissement et de démantèlement proprement dites ainsi que de la gestion des déchets radioactifs qui en sont issus. Les opérations menées à Fontenay-aux-Roses couvrent donc ces 3 volets.

2.3 L'état de l'art

Le CEA est un pionnier de la réflexion sur l'usage de base de connaissance dans le secteur du nucléaire depuis les années 1990 [16, 14, 11] ainsi que le rappelle Samah [17]. Courant 2022, nous avons présenté ÉPIONE à l'équipe de Marcoule[10] qui a initié et travaille sur le sujet du « *REX Démantèlement* » depuis 2004. Il s'avère qu'à leur connaissance il n'existerait pas de travaux équivalents sur le déclassement.

3 Le projet ÉPIONE

3.1 Le contexte

Le site de Fontenay-aux-Roses (FAR) a débuté son programme de dénucléarisation en 1995 pour se consacrer à la recherche, au développement et à l'innovation dans le domaine des sciences du vivant et de la santé. Au sein de la Direction des Énergies (DES), la Direction des projets de Démantèlement, de Service nucléaire et de gestion des Déchets (DDSD) est en charge notamment de l'assainissement démantèlement pour chaque INB qui compose le site (8). L'assainissement et le démantèlement de ces installations nécessitent de nombreuses études et moyens logistiques,

ÉPIONE : Formaliser un processus métier par une démarche d'ingénierie de la connaissance : retour d'expérience sur le déclassé dans le nucléaire

mais également un travail exhaustif de reconstitution documentaire de la vie de l'installation, appelé « Analyse Historique et Fonctionnelle ». Cette reconstitution conduit à la récupération de documents dispersés et vieux souvent de plusieurs dizaines d'années pour les analyser et en tirer des indices sur l'état de contamination détaillé de l'installation. Par ailleurs, le programme de dénucléarisation s'étalant sur plusieurs années, il est apparu nécessaire d'assurer un recouvrement entre, d'une part, les éléments guidant la démarche actuelle, et d'autre part, l'état de l'art en déclassé, le retour d'expérience et la connaissance des installations au moment de l'interruption. Pour traiter cet aspect un expert en déclassé d'INB du CEA, qui après avoir travaillé à Fontenay-aux-Roses a rejoint Grenoble, a été sollicité. L'expertise de ce dernier se révèle précieuse pour revisiter les travaux de formalisation des connaissances menés à l'époque par un Groupe Métier spécifique, intégrant les exigences de l'Autorité de Sécurité Nucléaire (ASN) et l'approche du CEA, et éclairer les aspects de la démarche non encore explicitement décrits dans un document guide.

3.2 L'ambition

C'est dans ce contexte que l'Unité d'Assainissement-Démantèlement et de reprise de conditionnement des déchets de Fontenay-aux-Roses (UADF) a convenu avec Ardans d'entreprendre une démarche d'ingénierie de la connaissance [2] soutenue par la plate-forme Ardans Knowledge Maker® (AKM) [7]. L'ambition est de démontrer qu'il est possible de proposer un outil « compagnon » du déclassé capable de :

- Modéliser le processus métier du déclassé pour organiser les **connaissances génériques** utilisées par ce processus (savoirs et savoir-faire déjà théorisés ou à formaliser).
- Modéliser les projets de déclassé, installation par installation, pour recueillir les **retours d'expérience** relatifs à chaque tâche de ces projets, gage de progrès continu, et envisager ultérieurement un couplage avec l'outil de gestion de projet utilisé.
- Modéliser la topologie de chaque installation visée pour organiser les **informations sur la vie de l'installation** mises en évidence par l'Analyse Historique et Fonctionnelle, et envisager ultérieurement un couplage avec d'éventuels systèmes de gestion de données techniques utilisés

Le dispositif de management des connaissances liées au déclassé a été appelé ÉPIONE acronyme d'Environnement Prouvant que les Installations sont Ouvrables à de Nouvelles Exploitations.

Ainsi conçu, ÉPIONE offrira aux ingénieurs de sûreté nucléaire et chefs de projet de déclassé de centraliser toutes les informations/dossiers à autorisation ASN liés au déclassé dans un seul référentiel, tels que :

- Le Dossier d'Information Relatif à l'Assainissement final des Structures (DIRAS) qui regroupe les connaissances réglementaires et opérationnelles mises en œuvre pour justifier des informations historiques et fonctionnelles de l'installation et spécifie

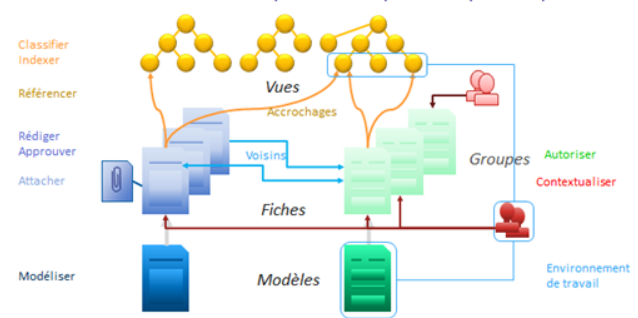


FIGURE 2 – Ardans Knowledge Maker® est l'outil pour modéliser et exploiter la connaissance d'ÉPIONE

les opérations et travaux à mener pour obtenir le déclassé,

- Les connaissances réglementaires et opérationnelles liées aux évaluations radiologiques des sols et leur potentielle réhabilitation,
- La demande de déclassé administrative qui présente l'état final de l'installation après assainissement final des structures ainsi que les résultats des contrôles de second niveau...

D'une part ÉPIONE mémorise et restitue d'une manière efficace et fiable les éléments du déclassé à l'ASN et d'autre part constitue un recueil de retours d'expérience (REX) à partager avec les déclassés d'autres installations si l'outil est déployé à l'échelle nationale du CEA.

3.3 Les fonctionnalités

L'aspect agile de la démarche de conception d'ÉPIONE a fait converger l'expression de besoin vers une liste de fonctionnalités relevant de deux champs de préoccupation :

1. La préoccupation globale du CEA de disposer d'une base de connaissances sur le processus de déclassé administratif encadrant tout projet, base s'améliorant dans le temps grâce au retour d'expérience des projets.
2. La préoccupation des projets de déclassé opérationnels eux-mêmes qui est de disposer de moyens de mémorisation, classement, restitution dans le temps des informations justifiant les choix opérés dans le cadre du projet.

Les fonctionnalités sur lesquelles a porté l'effort de démonstration sont :

- Constituer la base de connaissance relative à la topologie des **installations**
- Formaliser et structurer les connaissances mises en œuvre pour mener à bien un **déclassé administratif**. La démarche de déclassé est décomposée en tâches génériques.
- Recueillir le **retour d'expérience** de l'expert pour illustrer les problèmes rencontrés et étayer la partie théorique du processus.

- Utiliser la base de connaissance pour piloter (suivre et gérer) les projets opérationnels **de déclassement de chaque installation** qui constitue l'INB. La réalisation d'une tâche opérationnelle implique l'utilisation des connaissances liées à sa version générique et l'exploitation des informations relatives aux installations répertoriées dans la base.
- Faciliter la rédaction et l'actualisation des livrables associés aux tâches et en particulier le **DIRAS**, document de justification à soumettre à l'ASN pour valider les opérations d'assainissement démantèlement.

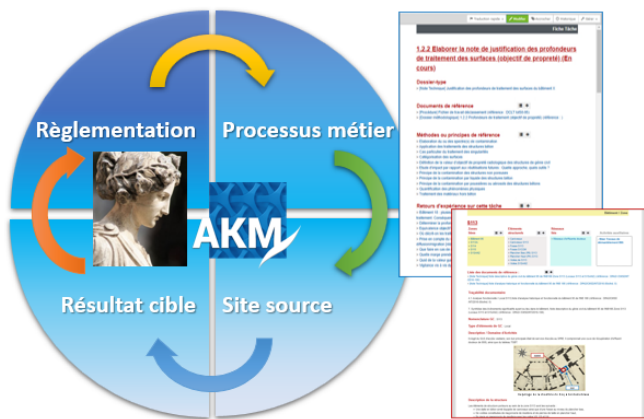


FIGURE 3 – Le synoptique des enjeux d'ÉPIONE

La figure 3 résume et explicite tout l'enjeu d'ÉPIONE depuis la réglementation à satisfaire, le processus métier (à formaliser) à suivre, la déclinaison pour le site source et la production du résultat ciblé par les ingénieurs en totale conformité avec la réglementation.

4 L'élaboration de la base de connaissance

4.1 AKM la plate-forme support d'ÉPIONE

Ardans Knowledge Maker® dont les principes fondamentaux sont rappelés en figure 2, a été retenu comme l'outil pour représenter et associer la connaissance car il intègre la méthode [15] et les fonctionnalités clés [3] pour concevoir puis implanter le modèle de connaissances d'ÉPIONE. Ces caractéristiques sont :

- Des **modèles de connaissances** qui reprennent les catégories d'informations (« éléments de connaissance ») à gérer.
- Plusieurs **référentiels** qui partitionnent la base selon différents logiques orientées utilisateur.
- Un **plan d'indexation** : arborescence de descripteurs/items du domaine utilisés pour indexer/référencer les connaissances, aussi appelé items de vue.
- Des **contextes** pour modéliser des sujets et accéder directement aux connaissances afférentes.

Chaque élément (ou « fiche ») de connaissance est généré

à partir d'un modèle, lui-même composé de rubriques qui sont renseignées afin de bien décrire tous les aspects constitutifs de la connaissance. Cet élément de connaissance a la capacité de porter des fichiers en pièces attachées pour détailler ou illustrer certains points. Par ailleurs tout élément de connaissance est potentiellement relié à tout autre selon une sémantique de lien à préciser dans l'élément lui-même. Le système assurant la création automatique des liens inverses, ceci constitue progressivement le tissage, d'une ontologie du domaine de connaissance. Grâce à ces fonctionnalités d'AKM, l'ingénieur de la connaissance, en « *co-construction* » [13] avec l'équipe métier, est capable de :

- Valoriser les plans de classement en une taxonomie intégrée dans l'outil (cf. figure 7).
- Structurer la base pour ajuster les modèles de contenus en fonction du besoin précis du métier.
- Positionner et intégrer la documentation fournie par le « métier » dans cet outil et cette taxonomie.

4.2 ÉPIONE : une modélisation multi référentiels

La première étape pour l'ingénieur de la connaissance consiste à analyser les documents existants fournis par l'équipe pour s'imprégner du domaine du déclassement et des informations à modéliser. Ces documents sont essentiellement des exemples de rapports rédigés dans le cadre de projets précédents (dont un DIRAS) ou des fichiers de chronologie de tâches par phase, remplis à la main. A l'issue de la prise en compte de ces éléments et de leur appropriation, vient ensuite le temps d'une proposition de structuration. La démarche d'ingénierie de la connaissance conduit à proposer une vision consolidée de la méthode de déclassement en rendant accessibles tous les documents méthodologiques (ils listent le comment faire l'activité) correspondants à chaque tâche ainsi que l'inventaire des tâches opérationnelles à faire, en cours ou achevées. L'ingénieur de

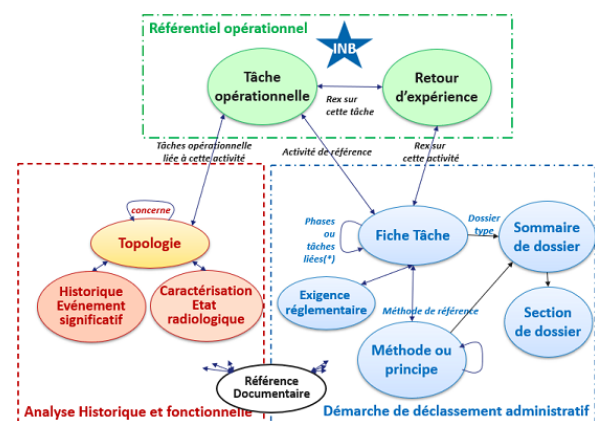


FIGURE 4 – La modélisation des référentiels constituant la base ÉPIONE

la connaissance est ainsi amené à paramétrer dans le même dispositif divers référentiels qui se côtoient :

- Le référentiel de la démarche de déclassement administratif

ÉPIONE : Formaliser un processus métier par une démarche d'ingénierie de la connaissance : retour d'expérience sur le déclassé dans le nucléaire

- Les référentiels de topologie et d'historique de vie de chaque installation
- Les référentiels des projets de déclassé opérationnels de chaque installation (l'application concrète de la démarche à une installation donnée)

La modélisation proposée par Ardans est représentée de façon simplifiée supra (voir figure 4), avec les référentiels évoqués respectivement en bleu, rouge, et vert.

Le référentiel de démarche de déclassé administratif est instancié dans l'outil pour avoir un accès permanent à l'ensemble des connaissances disponibles pour la préparation et l'exécution des tâches de déclassé.

Les deux autres ensembles de référentiels relatifs à la topologie / analyse historique et fonctionnelle d'une part, et la conduite des projets opérationnels d'autre part, sont paramétrés au fur et à mesure du lancement des opérations de déclassé. Ils visent à enregistrer tous les éléments produits par la démarche administrative appliquée à l'INB ciblée.

5 Les différentes modalités d'exploitation du contenu d'ÉPIONE

5.1 Le portail d'accueil et matrice de synthèse du contenu

Le portail d'accueil d'ÉPIONE illustré en figure 5 donne à l'utilisateur les moyens de rechercher, visualiser, naviguer de fiche en fiche à partir d'un sujet d'entrée choisi, comme par exemple la démarche de déclassé. L'utilisateur peut aussi choisir d'accéder aux informations d'un bâtiment d'une installation en particulier. Dès lors, il s'agit bien d'une représentation à des fins d'exploitation **polyfonctionnelle de la connaissance**.

Depuis ce portail il est par ailleurs possible pour l'ingénieur métier d'accéder à une vision consolidée du contenu de la base, phase par phase, au moyen d'une « **Matrice de synthèse** ». Cette Matrice présente d'une part les tâches à réaliser et d'autre part les « INB à traiter ». Elle compile de façon dynamique le contenu de la base de façon à fournir, pour chaque tâche :

- L'état des lieux des connaissances formalisées disponibles pour préparer et exécuter la tâche (processus administratif).
- L'état des lieux des documents produits à l'instant *t*, INB par INB, susceptibles d'illustrer le ou les livrables attendus pour la tâche. Cet état donne également une idée « macro » de l'avancement du projet de déclassé d'une INB considérée.

Cette Matrice affiche bien entendu les liens d'accès direct aux fiches tâches et livrables récapitulés. Cette approche se substitue avantageusement à la mise à jour manuelle d'un tableur, exercice toujours exposé au risque de ne pas tenir compte des dernières évolutions, et qui donne difficilement un accès direct aux éléments recensés.

5.2 Intégration de la connaissance relative aux tâches de déclassé administratif

Sur la base des documents métiers existants, le processus de déclassé administratif est implanté dans ÉPIONE sous la forme de phases, sous-phases et tâches à réaliser. Pour chaque tâche, une fiche est créée et répertoriée :

- La description de la tâche à réaliser, établie à partir des documents existants (notamment des « Fiches Tâche »).
- Le document livrable-type attendu (rapport, dossier, etc.) : un sommaire-type et un contenu-type pour chaque chapitre, à adapter au cas particulier de chaque INB traitée.
- Les méthodes et les principes à prendre en compte dans la réalisation
- Les retours d'expérience d'exécution de la tâche.

Ces éléments prennent eux-mêmes la forme de fiches spécifiques qui sont toutes rattachées à la tâche et à la phase concernée.



FIGURE 5 – La page d'accueil propose une exploitation polyfonctionnelle d'ÉPIONE

Une fonctionnalité spécifique d'AKM®, est exploitée pour faciliter la conception la mise à jour et la mise à disposition du document livrable-type. Ce document, est décrit de façon modulaire dans la base en passant par une fiche « Sommaire de Dossier » et des fiches « Section de dossier ». Les Sections de dossier comportent un texte générique et intègrent dynamiquement le contenu des fiches « Méthode ou Principe ». Ces dernières sont ainsi « *factorisées* » pour l'ensemble des dossiers. Pour faciliter l'exploitation de ce document livrable-type et procurer un gain de temps, un export bureautique (Word ou pdf) est généré, avec des en-tête et pied-de-pages prédéfinis. Cette base générique peut alors être ajustée par l'ingénieur métier selon les particularités de l'INB traitée.

5.3 Description des installations et intégration des projets opérationnels

Le référencement des événements significatifs et des tâches de déclassement à réaliser nécessite de disposer d'une représentation fine de l'installation.

Dans ÉPIONE l'installation est modélisée sur la base des éléments fournis par les « Notes Descriptives » où sont répertoriés les éléments topologiques significatifs : bâtiments, salles, réseaux, éléments de génie civil susceptibles d'être concernés par la contamination radiologique.

Concrètement, la modélisation de ces informations se traduit par une fiche de connaissance par « élément topologique ». Une telle fiche sert de « point de référencement » aux autres fiches pour accéder de façon précise et fiable :

- aux détails de l'historique de l'installation (évolutions intervenues, événements significatifs, état radiologique, etc.),
- aux travaux projetés ou en cours (fiches tâches opérationnelles).

Toutes les informations intégrées sont accessibles rapidement et référençables dans un unique référentiel partagé : ces informations sont réutilisables par les acteurs pour la réalisation de tâches opérationnelles du déclassement pour lesquelles elles s'avèrent nécessaires.

Pour une utilisation optimale, il convient que la base soit enrichie au fil de l'eau. Chaque utilisateur qui dispose des droits de contribution est susceptible d'ajouter un élément de connaissance en le rattachant à l'item de vue concerné et aux autres éléments déjà présents avec qui il est en lien [5]. La réalisation d'une tâche, par exemple les recherches réalisées dans le cadre de l'analyse historique et fonctionnelle, permet également d'apporter des éléments de connaissances relatifs aux installations concernées, éléments qui *ipso facto* sont à intégrer dans la base.

En effet, lors de la recherche d'historique, un certain nombre d'événements significatifs ressortent et il convient de profiter du contexte identifié pour les capitaliser opportunément. L'intérêt de compléter la base au fur et à mesure est évident : pour faciliter les recherches et la réalisation des tâches.

Les éléments de connaissance ainsi organisés dans ÉPIONE sont utiles dans le cadre du déclassement opérationnel, et répondent plus facilement aux instructions des tâches qui sont documentées. L'agrégation des éléments est une source d'efficacité opérationnelle car elle met fin à la dispersion des informations qui contraignait les ingénieurs à un long travail de recherche documentaire, qui au-delà de l'aspect fastidieux ne garantissait par une exhaustivité dans la recherche.

5.4 Capitalisation et intégration des retours d'expérience

Si la partie théorique est remplie avec les éléments fournis, elle devra être complétée par les équipes du CEA de manière à enrichir la base et la rendre la plus exhaustive possible. Mais un aspect important reste la capitalisation des retours d'expérience sur les précédentes opérations de dé-

classement. La nature des différents entretiens ciblés avec l'expert a été précieuse pour affiner la modélisation de la démarche et la terminologie implantée au niveau des items d'indexation. Ils ont été guidés par les questions sélectionnées au préalable par l'ingénieur de la connaissance et l'ingénieur sûreté à propos de tâches précises, comme en particulier la « 1.2.2 » relative à la « justification des profondeurs de traitement des surfaces ». Il n'était pas envisageable d'être exhaustif compte tenu de la disponibilité des acteurs et dans le temps imparti.

Le contenu des entretiens a été capitalisé et formalisé dans les fiches des modèles ÉPIONE puis relié aux éléments existants selon un degré de pertinence défini par l'équipe métier. Ces retours d'expérience sont exploitables à l'infini par les équipes actuelles et futures, en charge de déclassement.

L'objectif est de continuer à formaliser les différents retours d'expérience au fur et à mesure de l'avancement des projets pour capitaliser les savoirs des équipes au cours des déclassements.

6 L'analyse cartographique des éléments contenus dans ÉPIONE

L'un des points forts de l'outil AKM est de supporter les relations entre informations ; c'est-à-dire que l'on sait afficher le lien direct entre différents éléments de connaissance. Ces liens sont alors visualisables et analysables via un graphe ainsi que le présente la figure 6) : des clusters sont mis en exergue et la qualité de la nature des liens entre les éléments est appréciée. Avec ce module la cohérence de la base est mieux assurée donc parfaitement qualifiée : un outil de « Qualité » au sens premier du terme comme nous allons le préciser.

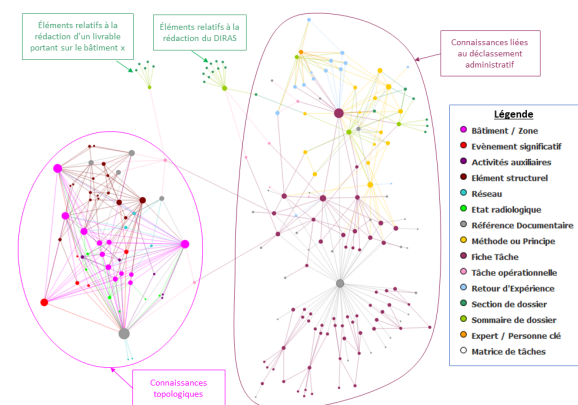


FIGURE 6 – Les clusters observés dans la base ÉPIONE

Une fois la base constituée, l'ensemble des connaissances mis à disposition dans la base se visualise à travers un graphe d'éléments de connaissance. Cette restitution est performante pour assurer la cohérence de la base constituée. Parmi les observations [18], si l'on repère certains éléments isolés, cela signifie qu'il n'y a rien à y faire ou plus vraisemblablement qu'il manque encore un/des éléments ou des informations dans la base afin que l'élément leur soit rattaché

et ainsi soit correctement positionné dans le dispositif.

L'exemple du graphe en figure 6 représente les éléments de connaissance sélectionnés (présents pour un utilisateur) dans la base. Dans cette représentation, chaque élément est visualisé par un disque dont la couleur est liée à son modèle (ou type de connaissance) et sa taille est liée au nombre de connexions qu'il possède. Les deux grands concepts que sont les informations relatives aux INB et la démarche de déclassement apparaissent distinctement, reliés par ce qu'on a appelé les tâches opérationnelles, *i.e.* l'application des tâches administratives aux cas concrets d'une INB.

Chaque élément de connaissance est bien relié à un ou plusieurs autres éléments et montre bien la dépendance entre les éléments et la connectivité de la base. Ainsi il est possible de naviguer de proche en proche pour retrouver un élément de réponse.

La fiche sommaire qui est utilisée dans la rédaction du livrable est bien rattachée à une tâche opérationnelle, et le graphe aide à tracer les références utilisées. Ainsi les justifications nécessaires à la rédaction, par exemple, du DIRAS qui est un des rapports clés à remettre à l'ASN dans le cadre du déclassement d'une INB se retrouvent facilement.

7 Bilan et perspectives

7.1 Le premier effet de l'opération

La réalisation d'un projet d'ingénierie de la connaissance a comme premier résultat le **transfert de la connaissance** entre « l'expert » et le système certes, mais surtout entre « l'expert » et les ingénieurs destinataires : le bonus des questionnements produits par les ingénieurs de la connaissance se manifeste par l'importance de la **formalisation de cette connaissance** qui se doit d'être structurée pour disposer *in fine* d'efficacité dans la représentation dans la plateforme.

Si le projet ÉPIONE dans sa première étape probatoire a été réalisé durant un délai d'un semestre, les **charges** en terme de ressources d'ingénierie ont été particulièrement serrées ; cela constitue un autre point de performance. La conduite de l'opération a nécessité au-delà de l'architecture informatique adaptée au contexte, une sensibilisation et une formation des ingénieurs de la maîtrise d'ouvrage à l'ingénierie de la connaissance et la prise en main de l'environnement ÉPIONE qui s'en est découlé.

La valeur ajoutée d'ÉPIONE se trouve aussi sur ; la **qualité de la justification** des éléments évoqués et fournis à l'autorité de sûreté, le **pilotage de l'avancée du dossier**, la **traçabilité du processus d'instruction** des éléments et bien sûr l'**efficacité en production** pour la mise en conformité qui est raccourcie grâce à la performance de la modélisation.

Après le succès de la réalisation de la première étape, où la modélisation du processus de déclassement a été réalisé dans un environnement enrichi par l'expertise existante et décliné pour une opération en cours avec l'appropriation de la démarche par l'équipe projet, la prochaine échéance impose une prise en compte plus large de l'organisation [4] et ce calendrier futur n'est pas arrêté à ce jour.

De manière quantitative, cette phase initiale de ÉPIONE a

produit une centaine de fiches « génériques » validées sur les quatre phases du processus administratif (et donc indépendantes d'une installation). Cette approche très pragmatique mérite des champs d'actions complémentaires pour enrichir les fonctionnalités et valider la « généricité effective » de l'approche.

7.2 Les autres retours de son exploitation

Dans les retours d'exploitation d'ÉPIONE, il y a des valorisations qualitatives extrêmement remarquables qui ont été relevées par le management de l'unité :

- ▷ « *appropriation de la démarche* » : l'action de déclassement est une action complexe par le respect du cadre multidimensionnel imposé par l'autorité de sûreté ; la mise à disposition d'ÉPIONE aux nouveaux ingénieurs de l'unité a catalysé leur apprentissage et leur maîtrise de ce cadre réglementaire.
- ▷ « *appropriation de l'environnement concerné (INB)* » : la modélisation des espaces et les différents *points de vue* mis à disposition de l'utilisateur (dont un référentiel topologique des INB) font que le site à déclasser est plus rapidement cerné par le nouvel ingénieur ;
- ▷ « *appropriation de l'avancée du projet* » : la formalisation précise du processus, le cadrage du phasage du déclassement, la nature de l'estimation de la durée des tâches à accomplir, la capacité à savoir anticiper ou pas un dossier ont été des justificatifs comme des clés de décision pour la validation d'un nouveau planning directeur pour le projet global.

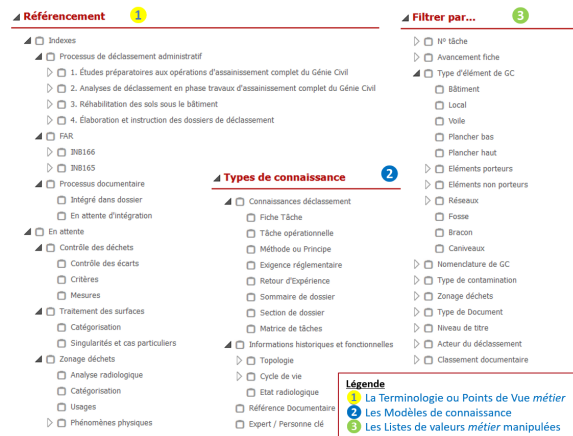


FIGURE 7 – ÉPIONE et ses « filtres métier » majeurs

L'apport de cette action d'ingénierie de la connaissance est intrinsèquement lié à l'aide à l'appropriation d'un domaine métier extrêmement vaste. Cette **modélisation**, ces **référentiels** et ce **langage** partagés forment un socle solide pour faciliter la qualité des échanges sans la moindre ambiguïté, pour améliorer une efficacité opérationnelle pour les équipes d'ingénieurs impliqués sur l'opération de déclassement. L'outil Ardans Knowledge Maker® exploite toutes ces dimensions comme autant de « **filtres métier** » exploités

par les utilisateurs lors de la constitution de la base (mode *contribution*) ou lors de son exploitation (mode *consultation*) ainsi que l'illustre la figure 7 où sont présentés les trois catégories majeures de filtre *métier*.

L'effet de bord le plus révélateur de l'intérêt de cette approche outillée de l'ingénierie de la connaissance est la question connexe qui est en train d'être instruite : comment appréhender un gisement de 3000 documents techniques pour en éliciter les « *clusters* » sous-jacents de connaissance ré-utilisables dans un futur proche ? *In fine*, cet effet de bord ne révèle-t-il pas de la manière la plus explicite la satisfaction des ingénieurs de ce vaste métier à utiliser l'ingénierie de la connaissance pour gagner en efficacité ?

8 Conclusion

Un projet de déclassement d'INB se déroule sur plusieurs années et fait appel à de nombreuses compétences, des recherches, de la documentation, mais soulève aussi un certain nombre de questions devant la complexité, la singularité, l'unicité, la spécificité de chaque chantier, sans oublier le besoin de traçabilité des informations pour un projet pluriannuel entre le montage des dossiers et l'instruction ASN. La masse d'information immense est répartie sur différents supports et gisements : retrouver efficacement ce qui est cherché n'est pas aisé.

Modéliser une vision consolidée de l'ensemble de la démarche en formalisant une partie de l'expérience d'un expert ayant travaillé sur le cycle complet d'un déclassement d'INB au profit d'une équipe motivée et désireuse de capitaliser a été une véritable action de transfert de connaissance pour ainsi constituer une mémoire métier tangible au-delà de la constitution du dossier administratif justifiant la bonne avancée du processus de déclassement à l'autorité de sûreté.

Cette contribution montre les performances d'une démarche d'ingénierie de la connaissance supportée par la plate-forme Ardans Knowledge Maker® afin de répondre efficacement à un process industriel tel que le déclassement. On précise qu'un tel processus intègre plusieurs niveaux de complexité tant les sujets sont imbriqués les uns aux autres. D'une certaine manière, l'ingénierie de la connaissance « absorbe » la complexité de la réglementation et des multiples dimensions physiques du site source.

L'activité de déclassement outillée rend les informations plus accessibles à tous les acteurs concernés et intègre une véritable exploitation polyfonctionnelle de la connaissance. Grâce au paramétrage réalisé par l'ingénieur de la connaissance, la démarche fournit une vision consolidée entre l'aspect théorique et la production des livrables à partir des informations référencées. L'équipe en charge du déclassement s'appuie alors sur toutes les données pour réaliser les tâches nécessaires jusqu'à la rédaction des dossiers de déclassement, fort de la consistance de toutes les justifications nécessaires. La technologie produit en parallèle une matrice pour disposer d'un état des lieux précis à chaque instant dans l'avancée des tâches.

Si le « *coût* » (temps à passer) pour initialiser un tel disposi-

tif avec un si grand nombre d'informations existantes paraît *a priori* élevé, il prémunit l'équipe des oublis et pertes de savoir, et garde une trace de chaque décision prise pour répondre à toute demande de justification de l'ASN. La mise à jour au fil de l'eau des divers référentiels nécessaire se réalisera selon l'évolution des projets et des besoins des entités du CEA.

En tous les cas, ÉPIONE s'inscrit parfaitement dans la perspective de capitalisation exprimée en conclusion par Berton[6] et comme outil de qualité répondant à des facettes de la « *Loi n° 2006-686 du 13 juin 2006 relative à la transparence et à la sécurité en matière nucléaire* ».

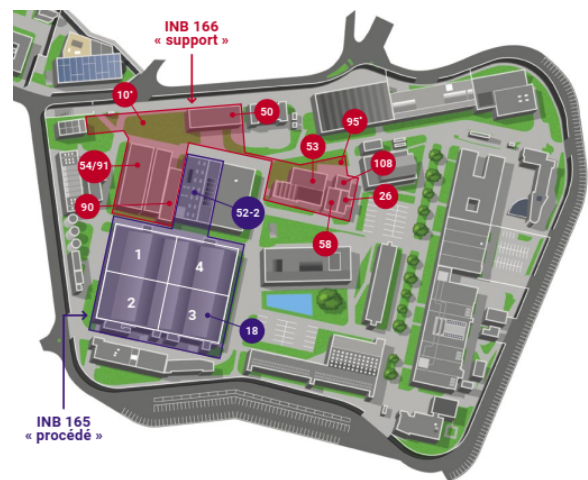


FIGURE 8 – Le site CEA de Fontenay Extrait de [9]

Une chose est certaine, la performance du projet ÉPIONE relève aussi de la qualité de la relation de confiance qui s'est instaurée tout au long de la mise en place du dispositif au sein du groupe de travail et qui se dissémine maintenant sur d'autres sujets d'ingénierie.

9 Remerciements

Nous remercions vivement l'Unité d'Assainissement et de Démantèlement de Fontenay-aux-Roses du CEA (8) pour avoir sollicité et confié la maîtrise d'œuvre de cette opération en co-construction à Ardans selon les préceptes « *Construire en commun un objet inconnu* » [13], puis autorisé à produire cet article qui démontre tout l'intérêt d'une approche outillée de l'ingénierie de la connaissance dans les métiers de l'ingénierie et de l'audit, en particulier ceux relatifs à la sûreté et la sécurité nucléaire.

Références

- [1] ASN. Assainissement des structures dans les Installations Nucléaires de Base. *Guide de l'ASN n°14*, Août 2016.
- [2] Aline Belloni, Alain Berger, and Jean-Pierre Cotton. Cibler une action de gestion des connaissances appropriée dans un cadre industriel : retour d'expérience d'Ardans. In Sandra Bringay, editor,

- 3^{ème} Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle, APIA2017, Caen, France, <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01561512/document>, pages 35–43, Jul 2017.
- [3] Alain Berger. Évolution dans l'industrie du métier d'ingénieur cognitif ou d'ingénieur de la connaissance entre 1985 et 2015. In *1st Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA 2015) at the Plate-forme Intelligence Artificielle* <https://pfia2015.inria.fr/actes/download.php?conf=APIA&file=ActesAPIA.pdf>, pages 23–33, Rennes, France, Juil 2015.
- [4] Alain Berger and Jean-Pierre Cotton. Les outils et méthodes de KM exploités au profit d'applications informatiques : un pas vers la fertilisation croisée information & connaissance? In <https://aim.asso.fr/fr/publications/actes-conferences/id-1236-aim2016-paper-072>, Lille, AIM2016.
- [5] Alain Berger, François Vexler, Corentin Mary, and Jean-Pierre Cotton. Réflexion sur le choix d'un classifieur sémantique destiné à aider le cognitif dans l'élaboration d'une base de connaissance et la garantie de sa consistance dans le temps. In *6^{ème} Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle, APIA 2020, Angers, France*, volume http://pfia2020.fr/wp-content/uploads/2020/08/Actes_CH_PFIA2020_V3.pdf, pages 66–73, 2-3 juillet 2020.
- [6] Marie-Anne Berton and Benoît Marc. Déclassement d'installations nucléaires. In *ATSR - 4^{ème} Forum Européen de Radioprotective - Radioprotection et Démantèlement*, volume <https://docplayer.fr/56568221-Declassement-d-installations-nucleaires.html>, La Grande Motte, Sept 2010.
- [7] Vincent Besson and Alain Berger. To initiate a corporate memory with a knowledge compendium : ten years of learning from experience with the Ardans method. In Benoît Otjacques, Jérôme Darmont, and Thomas Tamisier, editors, *15^{èmes} Journées Francophones Extraction et Gestion des Connaissances, EGC2015, 27-30 Jan.2015, Luxembourg*, <https://editions-rnti.fr/?inprocid=1002103>, volume E-28 of *Revue des Nouvelles Technologies de l'Information*, pages 401–412. Hermann-Édit., 2015.
- [8] CEA. La vie des installations nucléaires. In *Centre CEA/Paris-Saclay : Site de Fontenay-aux-Roses*, volume https://www.cea.fr/far/Documents/INFODEM/Panneaux_Infodem.pdf, 2019.
- [9] CEA. Rapport TSN 2021 : Bilan 2021 Rapport Transparence et Sécurité Nucléaire. In *Centre CEA/Paris-Saclay : Site de Fontenay-aux-Roses*, volume <https://www.cea.fr/multimedia/Documents/publications/rapports/transparence-securite-nucleaire/CEA-Rapport-TSN2021-FAR.pdf>, Jun 2022.
- [10] Patrick Devaux and Jean-Marc Dufaud. L'expérience du retour d'expérience des projets de démantèlement au cea. In *CEA*, 2005.
- [11] Jean-Louis Ermine, Mathias Chaillot, Philippe Bigeon, Boris Charreton, and Denis Malavielle. MKSM a method for knowledge management. In Schreimakers ed., editor, *International Symposium on the Management of Industrial and Corporate Knowledge (ISMICK'96)*, pages 288–302, Rotterdam, NL, 1996.
- [12] Céline Fourtout, Patrick Prieur, Alain Berger, Jean-Pierre Cotton, Aline Belloni, and Daniel Marx. Epione : Retour d'expérience de formalisation de processus métier par l'ingénierie de la connaissance. In *23^{èmes} Journées Francophones Extraction et Gestion des Connaissances, EGC 2023, 16-20 Janvier 2023, Lyon*, volume RNTI-E-39, pages 647–648, 2023.
- [13] Michel Grundstein. Développer un système à base de connaissance : un effort de coopération pour construire en commun un objet inconnu. In *Acte de la journée Innovation pour le travail en groupe*. CP2I, Novembre 1994.
- [14] Pierre Malvache and Patrick Prieur. Mastering Corporate Experience with the REX Method, Management of Industrial and Corporate Memory. In *International Symposium on the Management of Industrial and Corporate Knowledge (ISMICK'93)*, pages pp.33–41, Compiègne, France, June 1993.
- [15] Pierre Mariot, Christine Golbreich, Jean-Pierre Cotton, François Vexler, and Alain Berger. Méthode, Modèle et Outil Ardans de capitalisation des connaissances. In *7^{èmes} journées francophones Extraction et Gestion des Connaissances, EGC2007, Namur, Belgique*, volume https://editions-rnti.fr/render_pdf.php?p=1000709, pages 187–206, 2008.
- [16] Jean-Michel Penalva. SAGACE : une représentation des connaissances pour la supervision de procédés, Systèmes Experts de deuxième génération. In *EC2 (Ed.)*, page paper 8, Avignon, France, June 1990.
- [17] Salman Faris Samah, Florence Rodhain, and Bernard Fallery. Gouvernance de données dans le Démantèlement Nucléaire : confidentialité, partage et valorisation des données et informations stratégiques entre acteurs. In *Journées du Risque : "Nucléaire, Hommes et Sociétés"*, volume <https://hal.science/hal-01970741>, Ecoles des Mines, Nantes, Nov 2016.
- [18] François Vexler, Alain Berger, Jean-Pierre Cotton, and Aline Belloni. Éléments d'appréciation et d'analyse d'une base de connaissance : l'expérience industrielle d'Ardans. In *Actes Atelier AIDE EGC2013, 13^{ème} Conférence Francophone sur l'Extraction et la Gestion des Connaissances*, volume https://eric.univ-lyon2.fr/aide/actesAIDE_EGC2013ENLIGNE.pdf, pages 59–72, 2013.

Optimisation du pilotage industriel d'une piscine publique grâce à la modélisation dirigée par les données : proposition d'un jeu de données applicatif.

François Gauthier-Clerc^{1, 2, 3}, Hoel Le Capitaine^{2, 4}, Fabien Claveau^{2, 3} Philippe Chevrel^{2, 3}

¹Purecontrol, 68 Av. Sergent Maginot, 35000 Rennes, FRANCE

²LS2N – Laboratory of digital sciences of Nantes, UMR CNRS 6004, BP 92208, 44322 Nantes

³IMT Atlantique, CS 20722, 44307 Nantes, FRANCE

⁴Nantes Université, Polytech Nantes, 44306 Nantes

Résumé

Cet article met en évidence l'importance de modèles dirigés par les données pour la modélisation/pilotage de systèmes dynamiques. Il recommande l'utilisation de modèles précis et capable d'extrapolation pour un pilotage générique. L'étude se base sur l'exemple d'une piscine publique et montre les difficultés d'obtenir un bon modèle dans un contexte de données réelles. Un jeu de données issu d'un système réel et des critères de performance sont proposés pour aider à améliorer les techniques d'apprentissage et d'identification en vue d'une meilleure optimisation énergétique de nombreuses installations industrielles.

Mots-clés

Modélisation de systèmes dynamiques, Optimisation énergétique, Apprentissage automatique

Abstract

This article highlights the importance of data driven models for the modeling and control of dynamic systems. It recommends the use of accurate and consistent models for data-driven control. The study is based on the example of a public swimming pool and demonstrates the difficulties of optimizing a model in a real-world data context. A dataset from a real system and calibrated performance criteria are proposed to improve the techniques of learning and identifying systems for better energy optimization of numerous industrial installations.

Keywords

Dynamic systems modeling, Energy optimization, Machine learning

1 Introduction

Les besoins en énergie et en matières premières sont en constante augmentation et doivent être gérés au mieux afin d'éviter les pénuries et l'augmentation des coûts de production. L'augmentation de la part des énergies renouvelables dans le mix énergétique rend le marché de l'énergie toujours plus volatile, ce qui impose aux installations énergivores une plus grande flexibilité.

L'amélioration continue des postes de consommation énergétique joue un rôle important dans la transition énergétique. L'adaptation de la consommation face à la production et à l'augmentation du rendement des installations sont les deux vecteurs à privilégier. Malgré des systèmes modernes de plus en plus efficaces, la mise aux normes par le remplacement n'est pas une solution viable dans tous les cas et d'autant plus dans un marché des matières premières en tension.

À partir de ces observations, la nécessité d'améliorer les installations existantes par une meilleure régulation est une option permettant de répondre au problème tout en ayant un coût de déploiement marginal.

Aujourd'hui, de nombreuses installations sont contrôlées par des régulateurs simples tels que des régulateurs PID (proportionnel, intégral, dérivé) qui ne répondent qu'à une consigne fixe. La mise en place d'une approche experte avec une notion d'optimalité est coûteuse et inaccessible pour beaucoup d'entreprises.

Les piscines publiques font partie de cette catégorie d'installations où les besoins en eau chaude ne sont pas constants (nuit vs jour). Les déperditions de chaleur ainsi que le coût monétaire moyen du chauffage peuvent être des vecteurs d'économies pour l'installation [13]. Malheureusement, les coûts de fonctionnement de ce type d'installations ne permettent pas le financement de solutions de régulation plus avancées.

On note dans la littérature des méthodes expertes permettant d'optimiser le coût de chauffage. Les méthodes les plus simples consistent à formuler une planification de consigne de température sur la semaine [16]. Dans le contexte de la piscine, cette réduction de température peut permettre une économie allant jusqu'à 7% [12]. On peut retrouver dans la littérature d'autres approches plus avancées d'ordonnement [5]. Malheureusement, ce genre d'approche est très spécifique et donc peu généralisable et s'adapte difficilement à un changement de dynamique de système (température extérieure, par exemple).

On constate une popularité croissante des approches prédictives basées sur des modèles, qui permettent, à partir des

contraintes métier et d'une fonction de coût, de synthétiser une loi de commande pour piloter efficacement les installations. Parmi ces approches, on peut citer les approches par apprentissage par renforcement (ou RL *Reinforcement Learning*) [1] ainsi que les méthodes EMPC (*Economical model predictive control*) [13]. Ces méthodes se reposent soit sur un simulateur [1, 10], soit sur des modèles physiques [23] ou encore avec des modèles dirigés par les données [21].

Dans le contexte de réduction des coûts, les approches basées sur les données doivent être privilégiées, car elles nécessitent peu de développement et de calibration spécifique. Cela est d'autant plus vrai pour les modèles purement basés sur les données, où presque aucune connaissance n'est donnée [19]. Dans ce contexte, l'utilisation d'approches telles que EMPC ou RL est limitée par la validité partielle du modèle [15]. En effet, le travail sur les données réelles implique de faibles marges de manœuvre sur la génération du jeu de données d'entraînement. Par conséquent, une application naïve de méthode de contrôle avec un modèle appris n'est pas envisageable. Nous tacherons dans cet article d'en faire l'illustration.

Les approches de *transfer learning* [4] offrent également une alternative pour les méthodes basées sur les données. Ces dernières utilisent des outils de simulation afin de pré-entraîner le modèle avant de le spécialiser sur les données réelles. Ces méthodes ont malheureusement le défaut de nécessiter un simulateur, ce qui donne le même désavantage que les pilotages dédiés nécessitant des experts, rendant l'approche onéreuse.

Pour aider au développement de nouvelles méthodes répondant à cette problématique dans un contexte de jeu de données collecté sur un système industriel réel, cette contribution met à disposition les données d'une piscine publique avec des critères de performance associés dans l'optique d'une utilisation en contrôle.

Ce document présentera le système de la piscine ainsi que les besoins de prédiction pour la régulation. Puis, un rapide état de l'art des méthodes d'identification basées sur les données sera fait avant d'en montrer les limites pour le contrôle. Pour terminer, le jeu de données proposé à la communauté sera détaillé ainsi que les premiers résultats avec deux modèles sélectionnés.

Nous utiliserons de manière équivalente les termes d'identification de systèmes (terme d'automatisme) et de prédiction de séries temporelles ou *time series forecasting* (terme d'apprentissage automatique).

2 Piscine publique et son contrôle

2.1 La régulation des bassins

Les piscines publiques sont des systèmes où la température et la qualité de l'eau des bassins sont deux grandeurs à réguler. Pour la partie chauffage, on trouve généralement un système de chauffage central et une distribution de chaleur par la recirculation d'une boucle d'eau chaude. L'énergie est ensuite transférée à l'aide d'un échangeur thermique eau-eau et régulée à l'aide d'une vanne 3 voies (V3V) per-

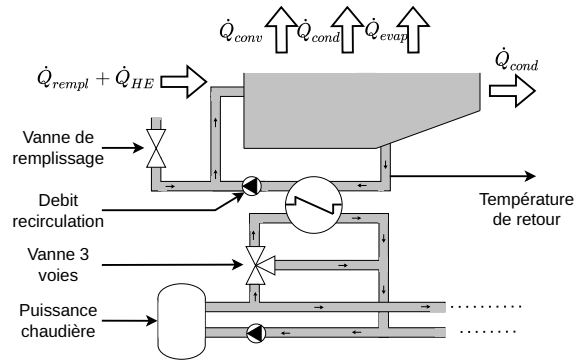


FIGURE 1 – Schéma entrée sortie du bassin

mettant de faire varier la quantité d'eau passant dans la partie chaude de l'échangeur.

Chaque bassin dispose de sa boucle de recirculation de l'eau permettant le chauffage et le nettoyage de l'eau. Un bassin tampon est également présent pour adapter la quantité d'eau nécessaire suivant le volume occupé par les utilisateurs. En parallèle de ce mécanisme de recirculation, une vanne de remplissage et d'évacuation est utilisée pour le renouvellement de l'eau.

La régulation de la température de l'eau s'effectue donc par la variation du pourcentage d'ouverture de la V3V avec l'échangeur thermique. Les capacités de chauffe à l'aide de cette vanne vont, en plus de son ouverture, dépendre de la puissance fournie par la chaudière et la consommation de chaleur en parallèle du bassin visé.

En parallèle de cette dynamique de chauffe, on observe de multiples déperditions de chaleur de l'eau du bassin. Ces pertes dépendent de l'environnement du bassin ainsi que d'actions internes telles que le renouvellement de l'eau. On parle ainsi des pertes de convection, radiation, évaporation et conduction, représentées par \dot{Q}_{conv} , \dot{Q}_{rad} , \dot{Q}_{evap} et \dot{Q}_{cond} , respectivement (plus de détails ici [3]). L'ajout d'eau froide ainsi que l'ajout de chaleur par l'échangeur sont représentés par $\dot{Q}_{re\,fill}$ et \dot{Q}_{HE} , respectivement. La figure 1 schématise le fonctionnement et les dynamiques, ainsi que toutes les variables d'entrée, de ce système.

2.2 Cas d'étude et besoin de prédiction

Le cas d'étude visé ici est une piscine publique située en Bretagne. Cette piscine est composée de deux bassins (sportif et récréatif) ainsi que d'un spa et d'une pataugeoire. Le bassin de loisir a un volume de 212 m^3 et le bassin de natation a un volume de 672 m^3 . La piscine est alimentée en chaleur par deux chaudières, l'une au bois et l'autre au gaz. La première est la principale et celle privilégiée, tandis que la chaudière gaz est en secours.

La piscine est ouverte de 8h à 17h30 tous les jours avec une fréquentation entre 250 et 600 personnes par jour. La piscine est équipée de capteurs de retour de température pour l'air et l'eau des bassins avec une précision au centième de degré. La température cible pour les bassins de natation et de loisir est respectivement de 27 et 30 degrés. On observe également la présence de séances de bébés nageurs nécessitant une température de 32 degrés pour le bassin de loisirs.

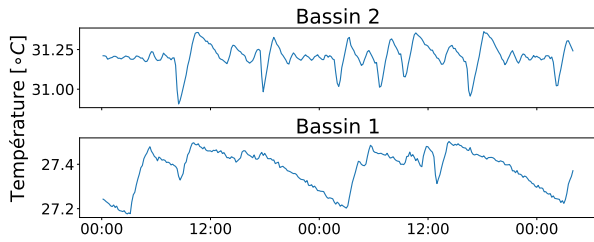


FIGURE 2 – Exemple de températures des deux bassins.

Afin de proposer une méthode efficace pour optimiser la consommation énergétique, nous proposons de se focaliser uniquement sur la régulation de la V3V des plus grands bassins (ces derniers étant les plus grands postes de consommation de l'installation). Pour le pilotage de ce sous-système, il est important de modéliser les températures des bassins qui sont les grandeurs contraintes par les besoins des utilisateurs.

Dans le cas des températures des bassins, nous avons un système relativement lent demandant des périodes de chauffe importantes suivant les demandes des utilisateurs. Cela nous impose donc un modèle précis à moyen terme (de l'ordre de 8 heures). Ce critère est imposé pour la suite du document. Le contrôle et le modèle seront formulés sur une discrétisation à 10 min en accord avec des *a priori* experts.

3 Modélisation dirigée par les données : utilisation et limitations

La modélisation dirigée par les données consiste à n'utiliser que les données comme vecteur pour la formulation d'un modèle. À l'inverse des approches basées sur la physique, ici les modèles ne se contraignent pas à la manipulation de grandeurs physiques, mais formalisent directement, ou indirectement, par des variables latentes, le système. On retrouve dans l'état de l'art une grande diversité de formulations de modèle, du modèle linéaire très simple [10] aux modèles non linéaires à approximateur universel [19]. Bien que ces méthodes semblent séduisantes, elles admettent des limites qui, dans notre contexte, sont préjudiciables à leur emploi.

3.1 État de l'art

L'identification de système est une discipline très étudiée par la communauté d'automatique [9, 19] qui a formulé l'approche sous la forme de modèles linéaires et non linéaires. On peut rapprocher cette discipline aux *time series forecasting* avec un accent sur des signaux exogènes d'entrées. Parmi les méthodes paramétriques, les modèles d'entrée sortie linéaires (ARX, ARMAX) ainsi que les modèles d'espace d'état sont les plus populaires [9]. Des extensions à ces modèles linéaires telles que les approches multi-modèles permettent d'étendre leur expressivité dans un contexte de système non linéaire.

Ces modèles ont été utilisés avec succès dans des contextes énergétiques tels que les HVAC (*heating, ventilation and air-conditioning*), que ce soit pour de la prédiction pure ou

pour du contrôle [11].

Avec l'avènement des algorithmes d'apprentissage profond, les modèles non linéaires approximateurs universels tels que les réseaux de neurones ont reçu beaucoup d'attention. On retrouve différentes formulations pour la prédiction de données temporelles, comme les modèles NLARX (*Non Linear AutoRegressive with Extra data*) [14], les réseaux récurrents [20], etc.

Ces méthodes, dans le cadre de la piscine, ont été appliquées comme méta-modèles pour la prédiction de la consommation [8]. On les retrouve également pour la modélisation de systèmes HVAC pour la prédiction de la température [20].

Ces modèles ont également été utilisés dans un contexte de pilotage basé sur les données, utilisant de l'apprentissage par renforcement [24]. Cependant, ces travaux se sont limités à l'utilisation de simulateurs permettant une bonne distribution des données d'apprentissage.

Une des formulations d'apprentissage les plus populaires, le PEM (*Prediction error minimization* [9]), consiste à minimiser le signal d'erreur entre le modèle et les données du système. Elle est très utilisée en non linéaire, car sa résolution peut être faite par descente de gradient, comme une tâche de régression classique.

Pour la suite de notre document, nous utiliserons deux modèles d'illustration, le premier linéaire utilisant la forme d'espace d'état (LSS) et la méthode des sous espaces [9].

$$\begin{aligned} x[t] &= Ax[t-1] + Bu[t-1] \\ y[t] &= Cx[t] \end{aligned} \quad (1)$$

Avec $x[t]$ représentant l'espace latent et $y[t]$ le signal à modéliser. La variable $u[t]$ représente tous les signaux exogènes sélectionnés pour la modélisation. Le second modèle choisi sera un réseau de neurones perceptron multicouche utilisant la formulation NLARX [17].

$$\begin{aligned} y[t+1] &= f_{\theta}(y[t], y[t-1], \dots, y[t-n_a], \\ &u[t], u[t-1], \dots, u[t-n_b]) \end{aligned} \quad (2)$$

Avec n_a et n_b , le nombre de délais en entrée de modèle respectivement pour y et u .

Dans notre contexte où la prédiction sur un horizon est importante, l'utilisation d'autres critères d'apprentissage que le PEM à un pas, tels que des critères de prédiction à k pas, est plus appropriée. De récentes approches de minimisation de l'erreur sur un horizon ont été proposées [7, 18] s'adaptant mieux au pilotage prédictif. Cet apprentissage peut être rattaché aux méthodes d'apprentissage des réseaux récurrents avec la méthodologie *Back Propagation Through Time* pour estimer le gradient d'une prédiction récurrente [20]. On représente le critère d'optimisation de la façon suivante :

$$\begin{aligned} V(\theta) &= \mathbb{E}_{y,u \sim \mathcal{D}} \left[\sum_{k=1}^H e[t-t-k]^2 \right] \\ \text{avec } e[t-t-k] &= \hat{y}[t-t-k] - y[t] \end{aligned} \quad (3)$$

$\hat{y}[t-t-k]$ la prédiction récurrente du modèle sachant $y[t-k]$

et u de l'intervalle $t - k$ à t , H la profondeur de la prédiction et D le jeu de données d'entraînement. Nous utiliserons ce critère d'apprentissage pour le modèle non linéaire des sections suivantes.

3.2 Les limites de l'approche dirigée par les données

Après avoir motivé le besoin d'une approche dirigée par les données pour la modélisation, il est nécessaire d'illustrer ses limites dans un contexte de déploiement de pilotage. Pour être réaliste, l'apprentissage doit être réalisé en ligne avec un jeu de données relativement restreint et avec la potentielle impossibilité de réaliser des expériences pour l'identification (car l'installation est en exploitation).

Afin d'illustrer les limites, nous proposons de réaliser une tâche de planification de chauffage. Cette planification consiste à trouver la meilleure stratégie de pilotage en utilisant un modèle boîte noire basé sur les données. Elle doit respecter des températures minimales tout en réduisant au maximum l'ouverture moyenne de la V3V. Cette planification a pour but d'illustrer la pertinence de ce genre de modèle pour le pilotage. Le processus consiste donc à sélectionner des données d'apprentissage pour obtenir un modèle qui sera utilisé ensuite comme support pour la planification sur une autre période. Cette deuxième période est sélectionnée afin de la comparer les données réels avec la planification obtenue. En procédant ainsi, nous pouvons comparer les températures entre les données réelles et la planification afin d'évaluer la pertinence de l'approche (et plus particulièrement des modèles).

Nous pouvons décrire le problème de planification de la manière suivante :

$$\mathbf{u}_1^* = \operatorname{argmin}_{\mathbf{u} \in [0,1]^H} \sum_{k=0}^{H-1} \frac{u_1[k]}{H} \quad (4)$$

avec $\begin{cases} y[k+1] = f_\theta(y[k], u_1[k], u_2[k]) \\ y[0] = T_{deb}, y[H-1] \leq T_{fin} \end{cases}$

Cette planification se base donc sur une modélisation à un pas défini par la fonction $f_\theta(\cdot)$ avec la température du bassin représentée par $y[k]$, la variable de contrôle (vanne 3 voies) $u_1[k]$ et les variables exogènes $u_2[k]$. Cette planification est contrainte par une température de départ extraite du jeu de données T_{deb} et la température finale T_{fin} représentant la température nécessaire à l'ouverture de la piscine. Notre analyse sera restreinte à un seul bassin en utilisant les deux modèles sélectionnés précédemment (LSS et NLARX).

À partir des méthodes présentées précédemment, nous pouvons évaluer les deux modèles (avant de réaliser la planification) sur les données de test sélectionnées en tronçon de données (environ 5 jours d'apprentissage et 1 jour de test). Les résultats de prédiction sont visibles sur la figure 3. Ces prédictions récursives sont recalibrées toutes les 8 heures (trait rouge). On peut y voir une bien meilleure précision du modèle non linéaire avec une erreur moyenne sur un horizon de prédiction de 8 heures de 0,04 contre 0,08 pour le modèle linéaire (valeur normalisée).

À partir de ces résultats, il semble intéressant d'utiliser le modèle non linéaire qui offre des performances supérieures. L'étape suivante consiste à utiliser ces deux modèles pour faire la planification. Cette planification va être réalisée sur des données proches de celles du jeu d'entraînement, mais ayant été piloté différent. Ce pilotage a permis, dans cette période, de faire descendre la température la nuit pour économiser de l'énergie. Ces données vont être utilisées comme référence pour comparer les planifications basées sur les modèles à la réalité. Le processus d'optimisation de cette planification décrit par l'équation 4 est optimisé à l'aide du solveur IPOPT.

La figure 4 représente les deux planifications obtenues avec les modèles linéaires et non linéaires, comparées aux vraies données. Pour la planification linéaire, on peut voir une planification proche des données réelles avec une descente de température et une remontée qui correspondent aux données réelles, avec des estimations de chauffage légèrement biaisées par la non-linéarité de la V3V et du circuit de chauffe. Le modèle non linéaire, quant à lui, produit une planification totalement incohérente avec une température qui ne semble pas chuter en dessous de 30 degrés. L'impact de l'ajout d'eau froide est toujours modélisé, mais les déperditions de chaleur sont omises par le modèle. Utiliser cette planification peut être dangereux, car le modèle ne juge pas nécessaire d'ouvrir la V3V pour maintenir la température.

Ce comportement avec le modèle non linéaire peut être expliqué par des données d'entraînement ne contenant pas de basses températures. Le réseau de neurones a tendance à procéder à un raccourci d'apprentissage (*shortcut learning*) [6] qui implique une dynamique stable de la température autour de son point de fonctionnement.

Cet exemple cherche à montrer la pertinence d'un modèle précis mais également cohérent, avec une bonne compréhension des liens de cause à effet. Le modèle linéaire est donc ici supérieur, mais souffre de biais qui ne peuvent être corrigés à cause de sa faible expressivité. Ces biais vont ainsi impacter les performances du pilotage. À l'état actuel, un modèle dirigé par les données ne semble pas suffisant pour répondre à notre problématique.

4 Jeu de données étalon

Nous venons de montrer l'importance d'avoir des modèles cohérents et pouvant obtenir de bonnes interpolations malgré des distributions de données faibles. Afin d'aider la communauté à travailler sur ce problème, nous proposons un jeu de données de la piscine présentée précédemment. Ce jeu de données est introduit avec des critères permettant l'évaluation de la précision de l'horizon de prédiction, ainsi que les capacités de prédiction. Les données sont accessibles avec le lien suivant : <https://benchmark-datadriven-sysid.purecontrol.com/>.

4.1 La sélection des données et son contexte

Nous proposons une période de collecte allant de septembre 2019 à l'été 2020. Cette période de données comprend une

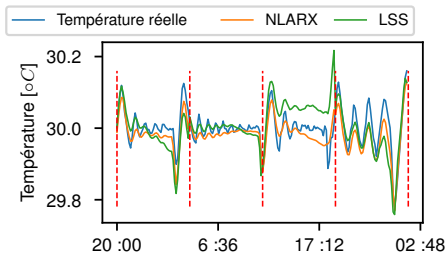


FIGURE 3 – Prédiction sur un horizon de 8h avec données de test (bassin loisir).

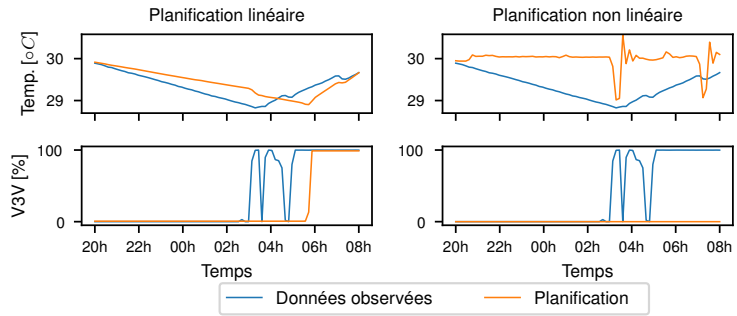


FIGURE 4 – Résultat de planification de la température à partir de modèles dirigés par les données.

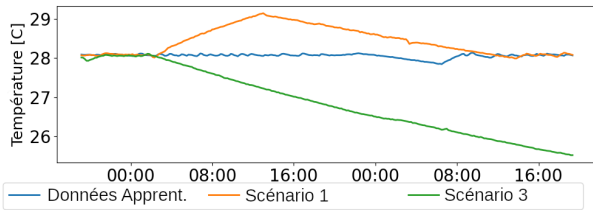


FIGURE 5 – Données d’extrapolation.

période de fermeture de la piscine dans le cadre des mesures anti-COVID ainsi que deux stratégies de pilotage différentes pour les deux bassins, ce qui offre plus d’hétérogénéité pour les algorithmes d’apprentissage.

Dans le cadre de notre proposition, nous avons pré-découpé les zones d’intérêt en filtrant les périodes avec des anomalies de fonctionnement ou des données manquantes. La période du COVID avec une mise en veille du système est retirée du jeu d’entraînement et gardée pour les scénarios d’extrapolation.

Nous introduisons les scénarios d’extrapolation comme des périodes dans les données où le système est manipulé de manière différente du jeu d’entraînement. Cette différence se traduit principalement par des distributions de température des bassins loin des distributions observées. Les scénarios sont des périodes de 1 à plusieurs jours consécutifs. Quatre scénarios sont proposés pour l’évaluation en extrapolation. Une comparaison entre un extrait de données d’apprentissage et deux scénarios pour le premier bassin est visible figure 5. On peut décrire tous ces scénarios de la manière suivante :

- Vanne 3 voies natation bloquée à 50%.
- Bassin loisir refroidi pour le confinement de mars 2020.
- Bassin natation refroidi pendant le confinement.
- Montée en température pour la réouverture post-confinement.

Concernant le jeu de données en lui même, il est discrétisé à un pas de 10 minutes avec une filtration des erreurs de mesure. Les données sont déjà séparées entre test et entraînement avec une cohérence temporelle pour éviter les fuites de données.

4.2 Les critères d’évaluation

Afin d’évaluer les modèles, nous proposons plusieurs critères d’évaluation ayant pour objectif de caractériser la pré-

cision et les capacités de prédiction, en accord avec les observations précédentes et nos besoins pour le contrôle.

Notre critère de prédiction repose sur la précision d’un horizon de prédiction de 8 heures. Ces prédictions sont réalisées en connaissant les variables exogènes dans le futur et l’état courant du système. On peut regrouper les différents critères de précision par la formule suivante :

$$\mathcal{L}(I, J) = \frac{1}{J + I - 1} \sum_{i=I}^J \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^K \|\hat{y}[i+k|k] - y[i+k]\|_2^2}{K}} \quad (5)$$

Avec $\hat{y}[i+k|k]$, la prédiction sachant l’observation à l’instant k de l’état du système et des variables exogènes de l’instant k à $k+i$. $y[i+k]$ représente le vecteur de température à l’instant $i+k$. La formule 5 représente la précision moyenne de notre modèle du pas I à J de l’horizon de précision. Cette fonction permet d’obtenir la précision de notre modèle suivant différentes sections de l’horizon. On peut ainsi proposer les trois critères d’évaluation suivants, $\mathcal{L}(1, H/4)$, $\mathcal{L}(1, H)$ et $\mathcal{L}(3H/4, H)$ représentant respectivement la précision moyenne sur l’horizon visé, la précision à court terme et à long terme. En plus de ces critères, nous pouvons pour chaque scénario d’extrapolation ajouter le critère $\mathcal{L}(1, H)$ pour chacun d’entre eux afin d’obtenir sept critères.

Afin d’aider la communauté à manipuler les données, en plus d’être mis à disposition, deux interfaces Python et Matlab sont disponibles afin de disposer de ces critères d’évaluations.

4.3 Résultats

À partir des critères que nous avons présenté précédemment ainsi que des modèles de l’état de l’art que nous avons sélectionné, nous pouvons introduire leur résultat sur notre tâche de modélisation. Ces résultats sont obtenus avec les modèles introduits dans la section état de l’art.

Le premier graphique présenté figure 6 représente l’erreur des deux modèles sur l’horizon de prédiction choisi. Cette figure met en évidence une nette supériorité du modèle non linéaire pour la prédiction du bassin 2. L’intérêt du modèle non linéaire est d’autant plus forte sur les prédictions long terme par rapport au modèle linéaire.

Viennent ensuite les critères d’évaluation pour ces deux

Optimisation du pilotage industriel d'une piscine publique grâce à la modélisation dirigée par les données : proposition d'un jeu de données applicatif

	$\mathcal{L}(1, H)$	$\mathcal{L}(1, H/4)$	$\mathcal{L}(3H/4, H)$	S1 $\mathcal{L}(1, H)$	S2 $\mathcal{L}(1, H)$	S3 $\mathcal{L}(1, H)$	S4 $\mathcal{L}(1, H)$
LSS	0.32	0.11	0.52	0.29	0.49	0.88	0.36
NLARX	0.23	0.10	0.31	0.22	0.60	1.24	1.45

TABLE 1 – Erreur de prédiction suivant les critères proposés (Si = Scénario i).

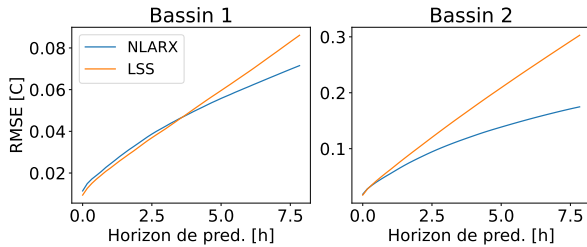


FIGURE 6 – Précision moyenne suivant l'horizon de prédiction (par bassin).

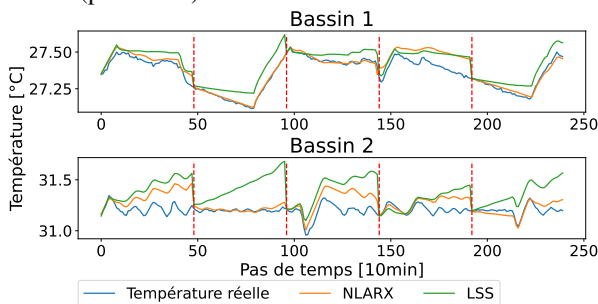


FIGURE 7 – Prédiction de 48 pas sur les données de test.

approches suivant les sept critères développés plus tôt. La table 1 regroupe les résultats pour les deux modèles. Comme attendu, la précision du modèle non linéaire sur les données de tests est meilleure que celle du modèle linéaire sur les 3 critères. Le modèle linéaire reprend son avantage dans l'extrapolation avec des résultats bien meilleurs sur la majorité des scénarios d'extrapolation.

La figure 7 présente un extrait des prédictions des deux modèles sur un ensemble de données test. Les lignes verticales rouges symbolisent la recalibration des modèles en fonction des observations. On observe une meilleure précision du modèle non linéaire, en particulier durant les périodes de baisse de température pour le premier bassin.

La figure 8 met en évidence les résultats de prédiction correspondant au scénario d'extrapolation numéro 4. Dans ce cas, les modèles sont évalués durant une période de hausse de température des bassins. Le modèle linéaire affiche un comportement adéquat, tandis que le modèle non linéaire génère une prédiction contre-intuitive, indiquant un refroidissement en plein épisode de réchauffement. Ce comportement remet en question la capacité de généralisation du réseau de neurones pour des distributions d'entrée éloignées de celles utilisées lors de l'apprentissage. Bien que l'ensemble de données soit nettement plus grand (plusieurs mois) que dans la section 3, il demeure trop restreint en termes de distribution pour proposer un modèle capable de généraliser de manière satisfaisante.

Ces résultats illustrent les limites des approches classiques à proposer une modélisation capable d'extrapoler convenablement tout en proposant une expressivité pouvant délivrer

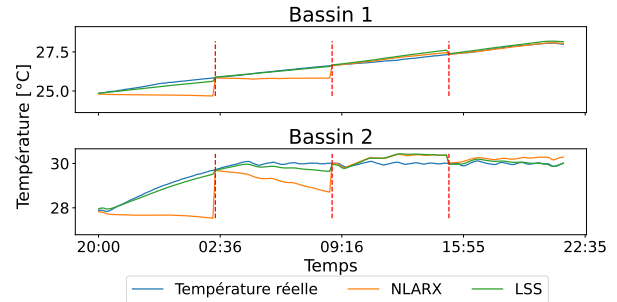


FIGURE 8 – Prédiction de 48 pas sur le scénario 4. sur les données d'interpolation une précision la plus fine possible.

5 Conclusion et perspective

Dans un contexte où la gestion de l'énergie devient critique, l'optimisation des systèmes par une approche de modélisation dirigée par les données a été faite. Cette idée est illustrée ici dans le contexte de pilotage de la température des bassins d'une piscine publique.

Un jeu de données de la piscine est mis à disposition de la communauté comme cas concret de modélisation dirigée par les données dans un contexte de pilotage. Les difficultés de la modélisation de ce système à des fins de contrôle ont été présentées afin de rendre compte des spécificités de ce problème. Afin de pouvoir comparer les méthodes dans ce contexte, des critères de performance ont été formulés.

Des approches non spécifiques ont été utilisées afin de rendre compte de performances de référence dans ce contexte. Le modèle linéaire choisi offre de bonne performance d'extrapolation, mais a une précision sur les données de test perfectible. À l'inverse, le modèle non linéaire obtient de bonnes performances sur les données de tests, mais n'est pas capable de produire de bons résultats d'extrapolation.

Des approches plus spécifiques sont donc nécessaires pour améliorer les résultats obtenus et proposer ainsi une méthode basée sur les données plus performante. Une extension naturelle consiste à utiliser des connaissances a priori simples et peu coûteuses (car ne nécessitant pas d'expertise spécifique). On peut notamment envisager des approches dites "physics-informed" [22]. Une autre idée, orthogonale à la première, serait d'exploiter l'état de l'art sur l'estimation de l'incertitude épistémique [2] afin de détecter ces fonctionnements d'extrapolation pour proposer des contre-mesures. Toutes ces pistes peuvent être explorées en utilisant le benchmark proposé.

Une extension prévue de ces travaux consiste à utiliser les algorithmes prédictifs de contrôle avec ces modèles basés sur les données. Cela permettrait non seulement de mettre

d'avantage en évidence la problématique d'extrapolation de modèle, mais également de rendre l'évaluation des méthodes d'apprentissage plus directe.

Références

- [1] Deep Reinforcement Learning for Building HVAC Control. *Proceedings - Design Automation Conference*, Part 12828, 2017.
- [2] Moloud Abdar, Farhad Pourpanah, Sadiq Hussain, Dana Rezazadegan, Li Liu, Mohammad Ghavamzadeh, Paul Fieguth, Xiaochun Cao, Abbas Khosravi, U. Rajendra Acharya, Vladimir Makarencov, and Saeid Nahavandi. A review of uncertainty quantification in deep learning : Techniques, applications and challenges. *Information Fusion*, 76 :243–297, 2021.
- [3] Francesco Calise, Rafal Damian Figaj, and Laura Vanoli. Energy and economic analysis of energy savings measures in a swimming pool centre by means of dynamic simulations. *Energies*, 11(9), sep 2018.
- [4] Yujiao Chen, Zheming Tong, Yang Zheng, Holly Samuelson, and Leslie Norford. Transfer learning with deep neural networks for model predictive control of hvac and natural ventilation in smart buildings. *Journal of Cleaner Production*, 254 :119866, 2020.
- [5] Mohamad Fadzli Haniff, Hazlina Selamat, Rubiyah Yusof, Salinda Buyamin, and Fatimah Sham Ismail. Review of hvac scheduling techniques for buildings towards energy-efficient and cost-effective operations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 27 :94–103, 2013.
- [6] Robert Geirhos, Jörn Henrik Jacobsen, Claudio Michaelis, Richard Zemel, Wieland Brendel, Matthias Bethge, and Felix A. Wichmann. Shortcut learning in deep neural networks. *Nature Machine Intelligence*, 2(11) :665–673, 2020.
- [7] R. B. Gopaluni, R. S. Patwardhan, and S. L. Shah. Mpc relevant identification - tuning the noise model. *Journal of Process Control*, 14(6) :699–714, 2004.
- [8] Yantong Li, Natasa Nord, Nan Zhang, and Cheng Zhou. An ann-based optimization approach of building energy systems : Case study of swimming pool. *Journal of Cleaner Production*, 277, 12 2020.
- [9] L. Ljung. *System Identification : Theory for the User*. Pearson Education, 1998.
- [10] Jingran Ma, S. Joe Qin, Bo Li, and Tim Salsbury. Economic model predictive control for building energy systems. In *ISGT 2011*, pages 1–6, 2011.
- [11] Jingran Ma, S. Joe Qin, Bo Li, and Tim Salsbury. Economic model predictive control for building energy systems. 2011.
- [12] José Pablo Delgado Marín and José R. García-Cascales. Dynamic simulation model and empirical validation for estimating thermal energy demand in indoor swimming pools. *Energy Efficiency*, 13 :955–970, 2020.
- [13] J. P. Delgado Marín, F. Vera García, and J. R. García Cascales. Use of a predictive control to improve the energy efficiency in indoor swimming pools using solar thermal energy. *Solar Energy*, 179 :380–390, 2019.
- [14] A. Mechaqrane and M. Zouak. A comparison of linear and neural network arx models applied to a prediction of the indoor temperature of a building. *Neural Computing & Applications*, 13(1) :32–37, Apr 2004.
- [15] David I. Mendoza-Serrano and Donald J. Chmielewski. Smart grid coordination in building hvac systems : Empec and the impact of forecasting. *Journal of Process Control*, 24(8) :1301–1310, 2014. Economic nonlinear model predictive control.
- [16] John Murphy and Neil Maldeis. Using time-of-day scheduling to save energy. *ASHRAE Journal*, 51 :42+, May 2009.
- [17] Vesna M Ranković and Ilija Ž Nikolić. Identification of nonlinear models with feed forward neural network and digital recurrent network. *FME Transactions*, 36(2) :87–92, 2008.
- [18] Antônio H. Ribeiro and Luis A. Aguirre. Shooting Methods for Parameter Estimation of Output Error Models. volume 50, pages 13998–14003. Elsevier B.V., jul 2017.
- [19] Johan Schoukens and Lennart Ljung. Nonlinear system identification : A user-oriented road map. *IEEE Control Systems Magazine*, 39(6) :28–99, 2019.
- [20] R. Sendra-Arranz and A. Gutiérrez. A long short-term memory artificial neural network to predict daily hvac consumption in buildings. *Energy and Buildings*, 216 :109952, 2020.
- [21] Matt Wallace, Ryan McBride, Siam Aumi, Prashant Mhaskar, John House, and Tim Salsbury. Energy efficient model predictive building temperature control. *Chemical Engineering Science*, 69(1) :45–58, 2012.
- [22] Jared Willard, Xiaowei Jia, Shaoming Xu, Michael Steinbach, and Vipin Kumar. Integrating scientific knowledge with machine learning for engineering and environmental systems. *ACM Comput. Surv.*, 55(4), nov 2022.
- [23] Nikita Zemtsov, Jaroslav Hlava, Galina Frantsuzova, Henrik Madsen, Rune Gronborg Junker, and John Bagterp Jorgensen. Economic MPC based on LPV model for thermostatically controlled loads. In *2017 International Siberian Conference on Control and Communications, SIBCON 2017 - Proceedings*. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., jul 2017.
- [24] Zhengbo Zou, Xinran Yu, and Semiha Ergan. Towards optimal control of air handling units using deep reinforcement learning and recurrent neural network. *Building and Environment*, 168 :106535, 2020.

Session 5 : Traitement de la langue

RECTO : REcommandation diminuant la Congestion par Transport Optimal

G. Bied^{1,2}, E. Perennes¹, S. Nathan², V. Naya², P. Caillou², B. Crepon¹, C. Gaillac³, M. Sebag²

¹ CREST, ENSAE

² LISN, Université Paris-Saclay

³ Oxford University

bied@lri.fr

Résumé

La recommandation de biens rivaux (sur le marché du travail ou des rencontres) fait face au danger majeur de la congestion. Pour concevoir un système de recommandation évitant la congestion, une approche possible repose sur le transport optimal, cherchant un appariement global entre l'ensemble des utilisateurs et l'ensemble des items selon un coût de transport à définir. L'originalité de l'approche RECTO (REcommandation diminuant la Congestion par Transport Optimal) est de construire le coût de transport en fonction du score de recommandation, et de définir la politique de recommandation en fonction du plan de transport entre utilisateurs et items. Une validation expérimentale comparative, menée sur une base de données publique relative au marché matrimonial et une base de données propriétaire relative au marché du travail, illustre le compromis entre précision et congestion. La discussion porte sur l'intégration de critères individuels et collectifs.

Mots-clés

Systèmes de recommandation, congestion, transport optimal, appariement.

Abstract

The matching setting, a particular case of recommendation problem, focuses on applications where a so-called item can be attributed to at most one user, with the job market and the matrimonial market as chief examples. In such cases, recommending the items preferred by each user might contribute to a congestion issue as users aiming at the same item cannot be all satisfied. While some state of art approaches proceed by repairing the recommendation policy to account for the congestion issue, other approaches take inspiration from the optimal transport (OT) framework, and aim to map the user population onto the item population in order to minimize some global transportation cost. In OT-based recommendation state-of-art approaches, the collaborative matrix (reporting the user-item matches) is interpreted as if it were the result of an OT plan; the underlying transport cost is inferred and used e.g. to propose new congestion-avoiding recommendation policies. In this paper, another OT-based recommendation strategy is

defined, noting that the collaborative matrix reflecting the individual decisions can hardly be considered as the result of a (centralized) OT plan. Accordingly, the proposed algorithm first learns a recommendation score from the data and then defines a cost matrix, with the transportation cost decreasing depending on the matching relevance. The optimal transport plan is thereafter used for the recommendation. The experimental validation of the approach presents comparative results on benchmark data on the matrimonial market, and proprietary real-world data on the job market, illustrating the trade-off between the recall and the congestion indicators. The discussion focuses on the integration of individual and collective criteria.

Keywords

Recommender systems, Congestion, Optimal Transport, Matching.

1 Introduction

La motivation principale de cet article consiste à s'appuyer sur l'état de l'art des systèmes de recommandation [24] pour assister les services publics de l'emploi. Si les systèmes de recommandation usuels visent à recommander à chaque utilisateur l'offre d'emploi qui leur est la plus désirable, il peut sembler peu approprié de recommander la même offre à de nombreux demandeurs d'emploi : cela induirait un phénomène de congestion au niveau de la population et une satisfaction individuelle finale médiocre. Plus généralement, dans des domaines tels que les marchés du travail ou matrimoniaux, correspondant à une configuration de recommandation réciproque [18], une politique de recommandation adéquate devrait prendre en compte les populations de demandeurs d'emploi et d'offres d'emploi dans leur globalité, et connecter les deux populations de manière à éviter la congestion.

S'inspirant de travaux connexes sur les systèmes de recommandation [16, 17, 5] et en économétrie [7, 10], cet article étudie le couplage du transport optimal [9, 21] avec les systèmes de recommandation. L'approche proposée, appelée REcommandation diminuant la Congestion par Transport Optimal (RECTO), apprend des correspondances entre les populations d'utilisateurs (demandeurs d'emploi) et

d’items (offres d’emploi), visant à trouver un compromis entre l’intérêt des articles recommandés et une diversité suffisante des recommandations au niveau de la population (par opposition à la sérendipité en recommandation [15], qui vise la diversité des items recommandés au niveau individuel). Les questions scientifiques abordées dans l’article concernent donc : i) la définition d’un indicateur mesurant la qualité de recommandations en termes de congestion ; ii) la mise au point d’un algorithme visant à limiter cette congestion ; iii) l’évaluation du compromis entre l’indicateur de performance de recommandation usuel qu’est le recall et la congestion.

La contribution de l’article est triple. Tout d’abord, l’évitement de la congestion est formalisé dans le cadre du transport optimal (section 3). Deuxièmement, l’algorithme RECTO proposé pour résoudre ce problème est agnostique quant à la distribution des données (par opposition aux conditions requises dans [16, 17, 10, 7]) et moins exigeant computationnellement que les approches d’optimisation combinatoire, par exemple [26]. Troisièmement, les mérites de RECTO sont démontrés expérimentalement sur i) un benchmark public dans le domaine du marché matrimonial, utilisé pour l’évaluation comparative avec [16] ; ii) un vaste jeu de données propriétaire relatif au marché du travail¹, et fournissent des leçons inattendues sur les interactions des indicateurs de recall et de congestion.

2 Notations et État de l’art

Cette section présente le problème de recommandation réciproque, renvoyant le lecteur à [18] pour un état de l’art plus complet, et discute quelques travaux connexes. Le cadre du transport optimal [9, 21] est ensuite brièvement introduit.

Notations. Soit n (respectivement m) le nombre d’utilisateurs (resp. d’items), avec x_i (resp. y_j) la description du i -ème utilisateur (resp. du j -ème item). La matrice collaborative booléenne $M_{i,j}$ est telle que $M_{i,j} = 1$ si et seulement si l’utilisateur i a sélectionné l’item j .

Position du problème. Un système de recommandation apprend généralement une fonction de score ϕ telle que la matrice définie à partir de $\phi_{i,j} = \phi(x_i, y_j)$ soit proche de la matrice collaborative M (en termes d’erreur quadratique moyenne ou de divergence de Kullback-Leibler), éventuellement pénalisée par un terme de régularisation [1]. Sans perte de généralité, on suppose par la suite que les items recommandés au i -ème utilisateur sont ordonnés par ordre croissant de $\phi_{i,j}$.

Dans les problèmes de recommandation réciproque [18], l’item j est soumis à une contrainte de capacité n_j : seuls les n_j meilleurs utilisateurs sélectionnant cet item peuvent être servis. De nouveaux objectifs d’optimisation et des algorithmes spécifiques doivent être définis pour tenir compte de ces contraintes.

Travaux connexes. Une première approche de recommandation réciproque, [12], apprend une fonction de score ϕ comme solution d’un problème d’optimisation contraint.

[26] considère la recommandation réciproque comme un problème d’optimisation multi-objectif (NP-difficile), introduisant la satisfaction des contraintes de capacité comme un objectif supplémentaire ; l’optimisation est réalisée en utilisant une approche gloutonne. Dans [2], un modèle auxiliaire prédit la popularité attendue d’un item ; la recommandation est réparée au niveau individuel, en décalant vers le haut ou vers le bas les items recommandés à un utilisateur donné en fonction de leur popularité globale prévue. Dans le contexte de sites de rencontre, [6], s’inspirant de modèles économiques décentralisés, construisent une fonction d’utilité reflétant l’intérêt de x_i pour y_j et réciproquement ; ils utilisent une approche de transport optimal (voir ci-dessous) pour calculer les recommandations finale à partir du score d’utilité.

Transport optimal computationnel. Le transport optimal (OT) vise à faire correspondre une certaine distribution (continue ou discrète) μ à une autre distribution ν . Dans la suite de l’article, μ (respectivement ν) désigne la distribution discrète uniforme sur l’ensemble des n utilisateurs (resp. sur l’ensemble des m items). En notant $\Gamma(\mu, \nu)$ l’ensemble des mesures telles que leurs marginales par rapport au premier et deuxième argument sont respectivement μ et ν , et en définissant $C_{i,j}$ comme le coût de la correspondance de i à j , le problème du transport optimal est de trouver une distribution jointe $\gamma^* \in \Gamma(\mu, \nu)$ telle que :

$$\gamma^*(C) \in \arg \min_{\gamma \in \Gamma(\mu, \nu)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \gamma_{i,j} C_{i,j} \quad (1)$$

Une relaxation de ce problème d’optimisation, proposée par [9], y ajoute un terme entropique :

$$\gamma^*(C, \varepsilon) \in \arg \min_{\gamma \in \Gamma(\mu, \nu)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \gamma_{i,j} (C_{i,j} + \varepsilon \log(\gamma_{i,j})) \quad (2)$$

avec ε le poids donné à la régularisation. La solution optimale de l’équation (2) prend la forme $\gamma_{i,j} = \alpha_i \exp(-C_{i,j}/\varepsilon) \beta_j$, où α et β reflètent les contraintes sur les marginales de γ .

Discussion Les principales approches de recommandation basées sur l’OT supposent que la matrice collaborative observée M est générée comme optimum d’un plan d’OT basé sur un coût d’appariement C à estimer [7, 11, 16, 17] : elles apprennent C à partir des données d’entraînement et utilisent le modèle de coût estimé pour construire des appariements sur de nouvelles données.

Dans le contexte du marché du travail, il est cependant discutabile de considérer que les appariements réels (*i.e.* la matrice collaborative observée M) doivent être vus comme la solution d’un plan de transport optimal : par construction, M est le résultat d’un processus décentralisé tandis que la solution d’OT résulte d’un processus centralisé (les deux ne coïncidant que sous de fortes hypothèses). En conséquence, l’approche proposée est structurée en deux phases : l’apprentissage de la fonction de coût d’appariement C à partir de M (sans supposer que M soit une solution d’un problème d’OT), et l’utilisation de C dans un problème d’OT.

1. Fourni par Pôle emploi.

3 Présentation de RECTO

Soit $\phi_{i,j} \in \mathbb{R}$ le score de recommandation de l’item j pour l’utilisateur i , et définissons l’indicateur booléen $\mathbb{1}_{i \rightarrow j, k, \phi}$ comme valant 1 si j figure parmi les k meilleures recommandations pour i d’après ϕ . L’indice ϕ sera omis par la suite lorsque le contexte ne présente pas d’ambiguïté.

Critères de performance. En plus de l’indicateur standard qu’est le Recall@ k , qui mesure la fraction d’utilisateurs pour lesquels l’item préféré est classé parmi les k meilleures recommandations,

$$\text{Recall}@k(\phi) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m M_{i,j} \cdot \mathbb{1}_{i \rightarrow j, k} \quad (3)$$

nous définissons la notion de part de marché de l’item $MS_\ell(j)$, correspondant à la fraction d’utilisateurs i pour lesquels j figure parmi les ℓ meilleurs articles recommandés à i (avec $\ell < m$):

$$MS_\ell(j) = \frac{1}{n \times \ell} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{i \rightarrow j, \ell}$$

Nous définissons la congestion comme moins l’entropie des parts de marché : plus les recommandations sont réparties uniformément sur tous items, plus leurs parts de marché sont similaires, moins la congestion est importante.

$$\text{Congestion}@l(\phi) := \sum_{j=1}^m MS_\ell(j) \log(MS_\ell(j)) \quad (4)$$

Cet indicateur de congestion est normalisé sur $[-1, 0]$ en le divisant par $\log(m)$; l’évitement parfait de la congestion est obtenu pour des parts de marché égales des items, avec -1 comme valeur correspondante de l’indicateur.

Utilisation du Transport Optimal. Comme indiqué précédemment, le transport optimal s’applique sur une matrice de coûts $C_{i,j}$ dépendant du score de recommandation appris $\phi_{i,j}$. L’apprentissage de bout en bout de $C_{i,j}$ sera considéré dans des travaux ultérieurs. Nous considérons ici $C_{i,j} = g(\phi_{i,j})$, où g est une fonction scalaire monotone, considérée comme un hyperparamètre de l’approche, telle que le coût $C_{i,j}$ de transporter i vers j augmente avec $\phi_{i,j}$ (c’est-à-dire que la pertinence de la recommandation de j à i diminue). $\phi_{i,j}$ est plafonné au score du millième élément recommandé à chaque i par ϕ , noté $\phi_i^{(1000)}$ ($\phi_{i,j} \leftarrow \max(\phi_{i,j}, \phi_i^{(1000)})$ dans la suite).

Quatre fonctions g ont été considérées, respectivement linéaires, exponentielles de $\phi_{i,j}$, basées sur le rang, ou de type NDCG [3].

Pour une comparaison équitable des résultats obtenus avec le même poids de régularisation entropique ε , les $C_{i,j}$ sont normalisés de sorte que $\sum_{i,j} C_{i,j} = 1$.

L’algorithme RECTO. RECTO est un processus en 2 étapes : i) apprentissage d’une fonction de score ϕ ; ii) résolution du problème de transport optimal défini à partir de $C_{ij} = g(\phi_{i,j})$.

RECTO : 1. Apprentissage de ϕ . Les deux approches d’apprentissage de ϕ considérées sont XGBOOST et des réseaux de neurones (NN). XGBOOST est un système de recommandation basé sur des arbres boostés utilisé par de nombreux algorithmes de l’état de l’art [24], qui peut être efficacement entraîné en sous-échantillonnant agressivement les paires négatives (i, j) , au détriment d’un passage à l’échelle plus limité dû à l’utilisation de variables croisées telles que la distance. NN utilise un réseau de neurones profond, dont l’architecture est adaptée aux spécificités du domaine (par exemple, en considérant des sous-modules dédiés aux informations géographiques ou aux compétences). Les descriptions de l’utilisateur x_i et de l’item y_j sont respectivement projetés dans des espaces latents, notés $z_{x,i}$ et $z_{y,j}$, et leur adéquation $\phi_{i,j}$ est paramétrée comme $z_{x,i}^T A z_{y,j}$ avec A une matrice [4]. Les projections et la matrice A sont apprises de manière end-to-end en utilisant une perte “triplet” [25]. Formellement, en supposant que chaque utilisateur de l’entraînement i est associé à un seul item j , on peut réordonner les colonnes de la matrice de telle sorte que l’utilisateur i soit associé à l’item i , et l’objectif d’apprentissage est alors :

$$\text{Minimiser} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^m (\phi_{i,i} - \phi_{i,j} + \eta) + \quad (5)$$

avec $A+ = \max(0, A)$ et $\eta > 0$. En pratique, un échantillonnage négatif est utilisé pour faire face au nombre de paires négatives. Les hyperparamètres de XGBOOST et NN sont détaillés en annexe B.

RECTO : 2. Transport optimal. En fonction du poids de régularisation ε et de la fonction g (avec $C_{ij} = g(\phi_{i,j})$), la distribution discrète γ est entraînée en optimisant l’équation (2). Remarquons que l’extension de l’approche au cas général de recommandation réciproque (e.g. où plusieurs postes peuvent être ouverts pour l’offre d’emploi j) est immédiate en rendant ν_j proportionnelle à la contrainte de capacité de l’item j .

Enfin, pour déterminer la recommandation finale, RECTO procède de manière déterministe, en classant les j articles recommandés à l’utilisateur i par ordre décroissant par rapport à $\gamma_{i,j}$.

4 Validation expérimentale

Cette section présente la validation expérimentale de l’approche, réalisée sur deux jeux de données : des données publiques sur le marché matrimonial (notées MAR), utilisées par [16], pour une comparaison avec l’état de l’art; et un ensemble de données propriétaires (notées JOB) fournies par *Pôle emploi*.

Le premier objectif des expériences est d’évaluer l’efficacité de l’approche proposée en termes de compromis entre le recall et la congestion. Le second objectif est d’étudier comment les résultats dépendent des hyperparamètres de l’approche - ϕ appris avec XGBOOST ou NN; poids de régularisation entropique ε variant entre $10^{-2}, \dots, 10^2$; coût de transport C_{ij} défini comme $g(\phi_{ij})$ avec g variant entre $\{\text{Id}, \text{Exp}, \text{Ndcg}, \text{Rank}\}$.

Sept indicateurs de performance sont associés à chaque hyperparamètre : $\text{recall}@k$ avec $k = 1, 10, 100$, $\text{congestion}@k$ avec $k = 1, 10$, et $\text{coverage}@k$ avec $k = 1, 10$, indiquant la fraction d'éléments impliqués dans la recommandation top- k d'au moins un utilisateur. D'autres indicateurs de performance sont présentés et discutés dans l'annexe C.

4.1 Données MAR

Description des données Les données comprennent 2 475 hommes et 2 475 femmes, répartis en 50 groupes. Chaque individu est décrit par 11 caractéristiques principalement ordinales. L'appariement 1 à 1 est décrit au niveau individuel et les données comprennent également la matrice collaborative $M_{c,c'}$, qui indique la fraction d'appariements entre les hommes du groupe c et les femmes du groupe c' .

Benchmarks. Les résultats de référence sur MAR sont ceux de RIOT [16], utilisant une factorisation basée sur SVD et itemKNN [8]. Les indicateurs de performance comprennent le RMSE et le MAE entre la matrice collaborative M au niveau des groupes et la matrice de recommandation estimée, mesurée à l'aide d'une validation croisée à 5 plis. RECTO est également évalué au niveau individuel, à l'aide des indicateurs de performance définis en section 4.

Resultats. Les tableaux 1 et 2 affichent respectivement les résultats obtenus sur MAR au niveau du groupe² et au niveau individuel.

Au niveau des groupes, γ^{XGB} obtient de légèrement meilleurs résultats (de manière statistiquement significative) par rapport à RIOT en termes de RMSE ($8,89 \pm 0,11$ contre $8,98 \pm 0,17$) et de MAE ($5,80 \pm 0,13$ contre $5,79 \pm 0,12$). γ^{NN} est également légèrement meilleur que RIOT. Les autres algorithmes de référence (aléatoire, PMF, SVD et itemKNN) sont aussi dominés.

Au niveau individuel, XGBOOST est significativement plus performant que NN en termes de recall et de congestion pour toutes les valeurs de k considérées.

γ^{XGB} améliore la congestion au détriment du recall : l'amélioration de la congestion (de $-.84$ à $-.98$) est obtenue en diminuant le $\text{recall}@10$ (de 28.4% à 23.7% pour la combinaison d'hyperparamètres $g = Id, \varepsilon = 10^{-2}$).

Pour γ^{NN} , la congestion peut être considérablement améliorée (de $-.84$ à $-.98$, pour $g = Id, \varepsilon = 10^{-2}$) tout en préservant le $\text{recall}@10$ (environ 15.4%).

Les indicateurs de recall et de congestion ne sont toutefois pas nécessairement antagonistes dans le problème de MAR : par construction, la matrice collaborative recherchée est une permutation. La principale difficulté de ce problème de recommandation semble donc provenir de la petite taille du jeu de données et de la description peu détaillée des individus.

2. La différence avec [16] s'explique par le fait qu'un bug a été trouvé (et corrigé) dans le code public pour RIOT et les autres algorithmes utilisés par [16], au niveau de la division de l'erreur par le nombre de plis dans chaque itération. Le classement final des algorithmes n'est pas affecté par la correction du bug.

4.2 Données JOB

Description des données L'ensemble d'entraînement comprend environ 1 650 000 demandeurs d'emploi, 477 000 offres d'emploi et 43 000 appariements (contrats signés) en Ile de France au cours de la période février-octobre 2018. La description x_i (respectivement y_j) d'un demandeur d'emploi (resp. d'une offre d'emploi) se trouve dans \mathbb{R}^{448} (resp. \mathbb{R}^{582}). La fonction ϕ est apprise sur l'ensemble d'apprentissage ; le plan de transport optimal γ est calculé sur l'ensemble de test restreint au secteur d'emploi de la logistique pour des raisons de passage à l'échelle : il comprend 110 000 demandeurs d'emploi, 14 200 annonces d'emploi et 450 embauches en nov. 2018.

Résultats. Le tableau 3 résume les résultats, avec trois enseignements principaux. Premièrement, NN est dominé par XGBOOST sur les trois indicateurs de performance : recall, coverage et congestion ; en outre, le moindre recall de NN (4% de perte de $\text{recall}@100$) s'accompagne d'un coverage beaucoup plus faible (7% de perte de $\text{coverage}@1$). Cette contre-performance est imputée à l'architecture du réseau neuronal (des expériences en cours suggèrent que l'ajout d'un second réseau n'utilisant que le Top 1000 de NN en entrée permet à NN de rattraper son retard). Deuxièmement, la coverage ($@1$ et $@10$) augmente de façon monotone et le recall ($@1$, $@10$, $@100$) diminue de façon monotone lorsque ε passe de 1 à 0,01, ce qui laisse peu d'espoir de pouvoir combiner un bon coverage avec un recall décent. Il est plus encourageant de constater que la congestion@1 peut être améliorée de manière significative (de $-0,62$ à $-0,78$) au prix d'une perte de recall modérée (le $\text{recall}@10$ passe de 62% à 56%) pour $g = Id, \varepsilon = 0, 1$.

L'option $g = ndcg$ a peu d'effets (légèrement positifs) pour $\varepsilon = 1$ et des effets fortement négatifs pour $\varepsilon = .1$ ou $.01$.

Il est surprenant de constater qu'en diminuant ε , on obtient une meilleure congestion (plus faible) au prix d'un moins bon recall. Cet effet est inattendu car plus ε est élevé, plus le plan de transport γ est uniforme (toutes choses étant égales par ailleurs) et plus la congestion semblerait devoir être faible. Une interprétation possible (étayée par des expériences complémentaires présentées dans l'annexe A) est que tous les indicateurs de performance dépendent de l'ordre induit par γ , par opposition aux valeurs réelles de $\gamma_{i,j}$. Bien que la variance de $\gamma_{i,j}$ diminue à mesure que ε augmente, le phénomène du "winner takes all" persiste, c'est-à-dire que les premières recommandations de tous les utilisateurs ne couvrent qu'un maigre 13% à 20% des offres.

Les temps de calcul (tableau 4) pour XGBOOST (environ 2 heures) et NN (environ 30 mn) restent relativement limités. Le temps associé au calcul du transport optimal augmente à mesure que ε diminue, jusqu'à environ 10 mn pour $\varepsilon = .01$ (voir aussi [22]). La majorité du temps de calcul est consacrée au calcul des recommandations avec XGBOOST et γ^{XGB} , du fait de la nécessité de calculer les ϕ_{ij} pour toutes les paires $i - j$.

TABLE 1 – Résultats sur MAR au niveau des groupes ; moyenne et écart-type de la RMSE et de la MAE par rapport à la matrice collaborative M . Les résultats pour RECTO correspondent à $g = Id+$, $\varepsilon = 1$.

	Random	PMF	SVD	itemKNN	RIOT	γ^{NN}	γ^{XGB}
RMSE	10.71± 0.13	446.6± 9.86	441.4± 11.2	9.36± 0.12	9.12± 0.12	8.98± 0.17	8.89± 0.11
MAE	7.22± 0.06	251.3± 6.00	249.2± 5.71	6.30± 0.03	5.98± 0.10	5.80± 0.13	5.79± 0.12

TABLE 2 – Résultats sur MAR au niveau individuel : Recall, Coverage et Congestion.

		Algorithm	Recall (%)		Coverage (%)		Congestion	
			@1	@10	@1	@10	@1	@10
		ϕ Random	0.16	2.27	63.32	100	-0.90	-0.98
RECTO-XGB		ϕ XGBOOST	7.93	27.88	48.55	98.69	-0.84	-0.94
		$\gamma^{XGB}, g = Id+, \varepsilon = 1.0$	8.05	28.41	49.77	99.18	-0.85	-0.95
		$\gamma^{XGB}, g = Id+, \varepsilon = 0.1$	8.01	27.02	72.73	100	-0.93	-0.95
		$\gamma^{XGB}, g = Id+, \varepsilon = 0.01$	6.47	23.77	96.05	100	-0.98	-0.84
		$\gamma^{XGB}, g = ndcg, \varepsilon = 1.0$	7.93	28.2	48.55	99.02	-0.84	-0.95
		$\gamma^{XGB}, g = ndcg, \varepsilon = 0.1$	8.10	25.72	59.42	100	-0.89	-0.93
		$\gamma^{XGB}, g = ndcg, \varepsilon = 0.01$	6.06	19.49	94.26	100	-0.98	-0.73
RECTO-NN		ϕ NN	3.82	15.50	46.27	98.00	-0.83	-0.93
		$\gamma^{NN}, g = Id+, \varepsilon = 1.0$	2.84	14.32	38.86	92.47	-0.80	-0.90
		$\gamma^{NN}, g = Id+, \varepsilon = 0.1$	3.94	15.46	70.12	100	-0.92	-0.98
		$\gamma^{NN}, g = Id+, \varepsilon = 0.01$	3.78	15.46	93.48	100	-0.98	-0.95
		$\gamma^{NN}, g = ndcg, \varepsilon = 1.0$	3.82	15.63	46.27	98.73	-0.83	-0.94
		$\gamma^{NN}, g = ndcg, \varepsilon = 0.1$	4.23	13.87	57.99	99.91	-0.88	-0.93
		$\gamma^{NN}, g = ndcg, \varepsilon = 0.01$	2.89	11.60	93.44	100	-0.98	-0.72

TABLE 3 – Résultats sur JOB : Recall, Coverage et Congestion.

		Algorithm	Recall (%)			Coverage (%)		Congestion	
			@1	@10	@100	@1	@10	@1	@10
		ϕ Random	0	0.21	0.65	99.95	100	-0.99	-0.99
RECTO-XGB		ϕ XGB	9.62	31.40	61.59	12.94	25.16	-0.62	-0.64
		$\gamma^{XGB}, g = Id+, \varepsilon = 1.0$	4.81	21.99	57.87	21.61	31.76	-0.74	-0.75
		$\gamma^{XGB}, g = Id+, \varepsilon = 0.1$	2.18	15.31	56.01	27.54	41.24	-0.78	-0.81
		$\gamma^{XGB}, g = Id+, \varepsilon = 0.01$	4.37	20.45	43.21	46.75	57.61	-0.85	-0.79
		$\gamma^{XGB}, g = ndcg, \varepsilon = 1.0$	9.62	31.61	62.36	12.96	26.14	-0.62	-0.67
		$\gamma^{XGB}, g = ndcg, \varepsilon = 0.1$	8.97	25.38	46.06	14.69	30.84	-0.67	-0.74
		$\gamma^{XGB}, g = ndcg, \varepsilon = 0.01$	5.03	14.00	18.81	36.81	57.52	-0.82	-0.81
RECTO-NN		ϕ NN	5.68	28.66	57.98	6.02	17.78	-0.46	-0.49
		$\gamma^{NN}, g = Id+, \varepsilon = 1.0$	6.78	26.14	60.39	11.99	26.30	-0.62	-0.65
		$\gamma^{NN}, g = Id+, \varepsilon = 0.1$	2.40	19.03	50.43	28.23	40.16	-0.80	-0.79
		$\gamma^{NN}, g = Id+, \varepsilon = 0.01$	3.93	16.30	27.89	53.38	62.35	-0.83	-0.70
		$\gamma^{NN}, g = ndcg, \varepsilon = 1.0$	5.68	27.46	59.08	6.02	19.75	-0.46	-0.55
		$\gamma^{NN}, g = ndcg, \varepsilon = 0.1$	5.25	23.3	49.01	8.85	26.40	-0.53	-0.65
		$\gamma^{NN}, g = ndcg, \varepsilon = 0.01$	1.53	12.36	24.28	35.41	51.56	-0.81	-0.81

TABLE 4 – Temps de calcul en secondes sur JOB (moyenne sur toutes les options g). NN a été entraîné sur un serveur équipé de 2 processeurs Intel Xeon Silver 4214 2,2 GHz, de 192Go de RAM et d'un GPU Tesla T4. XGBOOST est entraîné sur un serveur DELL PowerEdge R640 avec 2X Intel Xeon Gold 6130 2.10GHz CPUs (2×16 cores) et 384Go RAM. Le plan de transport optimal est calculé sur le DELL avec les mêmes ressources que pour XGBOOST.

Temps de calcul	ϕ		γ^{XGB}			γ^{NN}		
	XGBoost	NN	$\varepsilon = 0.01$	$\varepsilon = 0.1$	$\varepsilon = 1$	$\varepsilon = 0.01$	$\varepsilon = 0.1$	$\varepsilon = 1$
Total	104,340	4,104	104,778	104,394	104,385	4,611	4,156	4,148
(incl. Appr./OT)	(7,454/–)	(2,039/–)	(7,454/438)	(7,454/54)	(7,454/45)	(2,039/507)	(2,039/52)	(2,039/44)

5 Conclusion et Perspectives

Dans la lignée de l'IA éthique [14], cet article vise à prévenir les effets indésirables des systèmes de recommandation de bien rivaux, notamment dans le domaine du marché du travail. En effet, si certaines offres d'emploi sont recommandées à de nombreux demandeurs d'emploi, un phénomène de congestion est observé au niveau global, entraînant un gaspillage de temps et d'autres effets préjudiciables pour les demandeurs d'emploi comme pour les recruteurs.

L'approche proposée s'inspire du transport optimal, avec l'idée de "transporter" globalement la population des demandeurs d'emploi sur la population des offres d'emploi, en visant un recall décent avec une faible congestion. La question clé devient alors la définition du coût de transport. Dans cet article, le coût de transport est basé sur un score de recommandation appris de façon classique (sans prendre en compte la congestion). Les leçons surprenantes tirées de l'application de l'approche sur un vaste jeu de données issu du monde réel sont que le coût de transport et la régularisation du transport (utilisée pour garantir le passage à l'échelle de l'OT) interagissent de manière subtile. En particulier, une forte régularisation (qui devrait normalement donner un plan de transport uniforme) dégrade considérablement le recall, *tout en n'améliorant pas la congestion*.

Ce travail ouvre deux perspectives principales. Du côté algorithmique, des travaux futurs se pencheront sur l'apprentissage de bout en bout du plan de recommandation, en tenant compte à la fois du recall et du coverage. Un objectif intermédiaire est d'apprendre la fonction g utilisée pour définir les coûts de transport à partir de la fonction de score.

Une autre perspective, dans le cadre du marché du travail ou des rencontres matrimoniales, consisterait à estimer les caractéristiques structurelles du comportement individuel, telles que l'aversion au risque ou à la concurrence. Ces caractéristiques pourraient à leur tour être incorporées aux recommandations, permettant de prendre en compte le niveau de congestion acceptable pour différents types d'individus dans la définition d'une stratégie globale évitant la congestion.

Plus fondamentalement, la construction d'un "système de recommandation d'emploi équitable" devrait être considérée comme l'apprentissage d'un modèle prescriptif (*suivez cette politique pour atteindre les objectifs souhaités*), plutôt que d'un modèle prédictif (*suivez cette politique car elle estime avec précision les préférences des utilisateurs*) [13, 20, 23]. Les mérites et les limites d'un tel modèle prescriptif nécessiteront des expériences fondées sur la métho-

dologie des essais contrôlés randomisés [19].

Remerciements

Cette recherche a été soutenue par l'institut convergences DATAIA dans le cadre du "Programme d'Investissement d'Avenir" (ANR-17-CONV-0003) géré par l'Institut Polytechnique de Paris et l'Université Paris-Saclay.

Références

- [1] Charu C Aggarwal. *Recommender systems*, volume 1. Springer, 2016.
- [2] Fedor Borisyuk, Liang Zhang, and Krishnaram Kenthapadi. Lijar : A system for job application redistribution towards efficient career marketplace. In *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD*, pages 1397–1406. ACM, 2017.
- [3] Chris Burges, Tal Shaked, Erin Renshaw, Ari Lazier, Matt Deeds, Nicole Hamilton, and Greg Hullender. Learning to rank using gradient descent. In *Proceedings of the 22nd international conference on Machine learning*, pages 89–96, 2005.
- [4] Gal Chechik, Uri Shalit, Varun Sharma, and Samy Bengio. An online algorithm for large scale image similarity learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 22 :306–314, 2009.
- [5] Kuan-Ming Chen, Yu-Wei Hsieh, and Ming-Jen Lin. Prediction and congestion in two-sided markets : Economist versus machine matchmakers. *SSRN Electronic Journal*, 2019.
- [6] Kuan-Ming Chen, Yu-Wei Hsieh, and Ming-Jen Lin. Reducing recommendation inequality via two-sided matching : A field experiment of online dating. *SSRN Electronic Journal*, 01 2020.
- [7] Pierre-André Chiappori and Bernard Salanié. The econometrics of matching models. *Journal of Economic Literature*, 54(3) :832–61, 2016.
- [8] Paolo Cremonesi, Yehuda Koren, and Roberto Turrin. Performance of recommender algorithms on top-n recommendation tasks. In *Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '10*, page 3946, New York, NY, USA, 2010. Association for Computing Machinery.
- [9] Marco Cuturi. Sinkhorn distances : Lightspeed computation of optimal transport. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, page 22922300, 2013.

- [10] Alfred Galichon. *Optimal transport methods in economics*. Princeton University Press, 2018.
- [11] Alfred Galichon and Bernard Salanié. Cupids invisible hand : Social surplus and identification in matching models. Available at SSRN 1804623, 2020.
- [12] Stanislao Gualdi, Matús Medo, and Yi-Cheng Zhang. Crowd avoidance and diversity in socio-economic systems and recommendation. *CoRR*, abs/1301.1887, 2013.
- [13] Guido W Imbens and Donald B Rubin. *Causal inference in statistics, social, and biomedical sciences*. Cambridge University Press, 2015.
- [14] Jon Kleinberg, Jens Ludwig, Sendhil Mullainathan, and Ashesh Rambachan. Algorithmic fairness. In *Aea papers and proceedings*, volume 108, pages 22–27, 2018.
- [15] Matevž Kunaver and Tomaž Požrl. Diversity in recommender systems—a survey. *Knowledge-Based Systems*, 123 :154–162, 2017.
- [16] Ruilin Li, Xiaojing Ye, Haomin Zhou, and Hongyuan Zha. Learning to match via inverse optimal transport. *J. Mach. Learn. Res.*, 20(80) :1–37, 2019.
- [17] Ruishan Liu, Akshay Balsubramani, and James Zou. Learning transport cost from subset correspondence. *arXiv preprint arXiv :1909.13203*, 2019.
- [18] Ivan Palomares, Carlos Porcel, Luiz Pizzato, Ido Guy, and Enrique Herrera-Viedma. Reciprocal recommender systems : Analysis of state-of-art literature, challenges and opportunities towards social recommendation. *arXiv preprint arXiv :2007.16120*, 2020.
- [19] W. Pearce and S. Raman. The new randomised controlled trials (RCT) movement in public policy : challenges of epistemic governance. *Policy Sci*, 47 :387402, 2014.
- [20] Jonas Peters, Dominik Janzing, and Bernhard Schölkopf. *Elements of causal inference : foundations and learning algorithms*. MIT press, 2017.
- [21] Gabriel Peyré and Marco Cuturi. Computational optimal transport. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 11(5-6) :355–607, 2019.
- [22] Bernhard Schmitzer. Stabilized sparse scaling algorithms for entropy regularized transport problems. *arXiv preprint arXiv :1610.06519*, 2019.
- [23] Flavian Vasile and Stephen Bonner. Causal embeddings for recommendation : An extended abstract. In *IJCAI-19*, pages 6236–6240. International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 7 2019.
- [24] Maksims Volkovs, Guang Wei Yu, and Tomi Poutanen. Content-based neighbor models for cold start in recommender systems. In *Proceedings of the Recommender Systems Challenge 2017 - RecSys Challenge 17*. ACM Press, 2017.
- [25] Kilian Q Weinberger and Lawrence K Saul. Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification. *J. Mach. Learn. Res.*, 10(2), 2009.
- [26] Bin Xia, Junjie Yin, Jian Xu, and Yun Li. We-rec : A fairness-aware reciprocal recommendation based on walrasian equilibrium. *Knowledge-Based Systems*, 182, 08 2019.

Appendices

Annexe A : Une régularisation entropique plus élevée peut ne pas réduire la congestion

D’après [21] (prop. 4.1), lorsque le poids ε du terme de régularisation entropique tend vers ∞ , la solution γ du problème de transport optimal régularisé tend vers une distribution uniforme. Lorsque $\varepsilon \rightarrow 0$, en revanche, la solution converge vers le plan de transport optimal avec entropie maximale. De manière informelle, augmenter ε conduit à des solutions γ moins parcimonieuse.

Cependant, de manière inattendue, l’utilisation de γ pour un processus de recommandation par classement n’implique pas nécessairement qu’un γ plus uniforme entraîne moins de congestion.

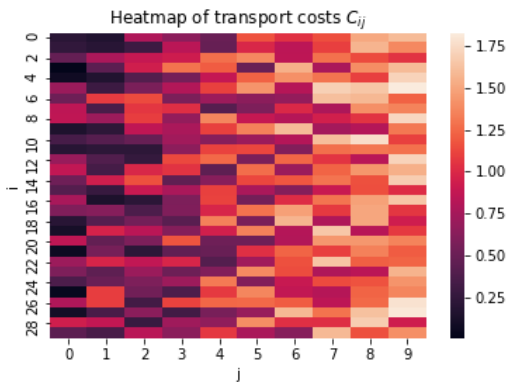
Ce phénomène peut être analysé en simulation. 1 000 matrices de coût C de taille $n = 30$, $m = 10$ sont générées indépendamment, avec $C_{ij} \sim \mathcal{U}(\frac{j}{m}, \frac{j}{m} + 1)$ (les items étant ordonnés par attractivité croissante). Les plans de transport γ avec marges uniformes par rapport aux utilisateurs et aux items sont ensuite calculés à l’aide de l’algorithme de Sinkhorn et un poids de régularisation entropique $\varepsilon = 100$ et $\varepsilon = 0,01$. La moyenne et l’écart type sur les 1 000 exécutions de la congestion obtenue après les classements issus ces plans indiquent que la congestion est significativement plus élevée pour la valeur de ε la plus élevée :

ε	moyenne de congestion@1	écart-type
100	-0.940521	0.029445
0.01	-0.996059	0.003586

Les figures 1, 2, 3 et 4 illustrent ce phénomène sur une seule simulation représentative. Les valeurs de γ_{ij} sont plus uniformes lorsque $\varepsilon = 100$ que lorsque $\varepsilon = 0,01$, mais le classement par ligne conduit à une répartition plus inégale des recommandations vers les différentes offres.

Dans l’ensemble, une régularisation entropique plus élevée a un impact indéterminé sur la congestion et peut même l’augmenter en pratique. Le choix de ε doit donc être basé sur un ensemble de validation, ainsi que sur des critères numériques pour la convergence de l’algorithme de Sinkhorn. On peut noter que l’utilisation de valeurs extrêmement faibles de ε avec une implémentation naïve de l’algorithme de Sinkhorn peut avoir des conséquences néfastes sur la stabilité numérique ainsi que sur la vitesse de convergence, bien que des alternatives aient été développées, par exemple dans [22].

FIGURE 1 – Coûts bruts



Annexe B : Hyperparamètres

Cette annexe détaille les hyperparamètres utilisés pour entraîner XGBOOST et NN sur les deux jeux de données.

XGBOOST

Sur MAR, XGBOOST est utilisé avec ses paramètres par défaut, à l'exception du nombre d'arbres, fixé à 200. Une perte logistique est utilisée et le taux d'échantillonnage négatif est fixé à 50 (Tableau 5).

TABLE 5 – XGBOOST Hyperparamètres pour MAR

Nombre d'arbres	200
Fonction de perte	Logistique
Ratio d'échantillonnage négatif	50

Sur JOB, XGBOOST est utilisé avec les hyperparamètres indiqués dans le tableau 6. Les autres hyperparamètres sont fixés à leur valeur par défaut.

TABLE 6 – XGBOOST Hyperparamètres pour JOB

<i>col_sample_bytree</i>	0.6
<i>eta</i>	0.075
<i>gamma</i>	0.85
<i>max_depth</i>	12
<i>min_child_weight</i>	1
<i>subsample</i>	0.9
Nombre d'arbres	400
Fonction de perte	Logistique
Ratio pour l'échantillonnage négatif	50

NN

Le paramètre de marge η dans la fonction de perte est fixé à 1 dans toutes les expériences.

Sur MAR, NN est utilisé avec les hyperparamètres du Tableau 7. Dans chaque batch, 10 paires négatives sont sélectionnées uniformément pour chaque positive.

Sur JOB, le modèle NN utilise une architecture définie pour le marché de l'emploi, avec trois modules neuronaux. Le

TABLE 7 – NN : Hyperparamètres pour MAR

Couche 1	<i>tanh</i> , dim. 300
Embedding	<i>tanh</i> , dim. 300
Algorithme d'apprentissage	Adam
Taux d'apprentissage	0.001
Epochs	300
Taille de <i>batch</i>	64
Ratio d'échantillonnage négatif (par <i>epoch</i>)	10

premier module "géographique" prend les coordonnées latitude et longitude standardisées d'une commune, et produit une représentation de dimension 50 en utilisant deux couches cachées de taille 100 et des fonctions d'activation *tanh*. Le module est entraîné pendant 100 *epochs* avec l'algorithme d'optimisation Adam et un taux d'apprentissage initial de 10^{-4} . Les exemples négatifs sont choisis en prenant des items plus éloignés (géographiquement) que l'item positif. Le deuxième module "compétences" prend les compétences standardisées et les réduit à une représentation de dimension 100 avec une couche cachée de taille 200 et une fonction d'activation RELU. La matrice de similarité est diagonale, et le module est entraîné pendant 100 *epochs* avec l'algorithme d'optimisation Adam et un taux d'apprentissage initial 10^{-4} . Le troisième module "autre" prend les autres variables, avec une couche cachée de taille 500 et produit une représentation de dimension 200. Le module est entraîné pendant 100 *epochs* avec l'algorithme d'optimisation Adam et un taux d'apprentissage initial 10^{-4} . L'architecture d'ensemble est initialisée en utilisant les poids pré-entraînés des trois modules précédents, et la matrice de similarité A est contrainte d'être diagonale par blocs. Le module est ensuite entraîné pendant 35 *epochs* avec l'algorithme d'optimisation Adam et un taux d'apprentissage initial 10^{-4} , en utilisant des exemples négatifs choisis uniformément. Les autres hyperparamètres sont détaillés dans la Table 6.

Annexe C : Résultats complets

La figure 5 présente les résultats de toutes les méthodes dans le plan 2D $\text{recall}@10$, $\text{congestion}@10$. La figure 6 présente des courbes de Lorenz pour illustrer la qualité de recommandation. Enfin, le tableau 4 présente les temps de calcul pour chaque méthode. Les temps d'entraînement pour XGBOOST et NN sont limités à respectivement 2 heures et 30 minutes. Le temps du transport optimal augmente avec la diminution de ε jusqu'à environ 10 minutes pour $\varepsilon = 0,01$. Le coût le plus important vient du calcul des recommandations avec XGBOOST et γ^{XGB} en raison de la nécessité de calculer des variables d'adéquation jointe pour toutes les paires (utilisateur, item).

FIGURE 2 – $\varepsilon = 100$

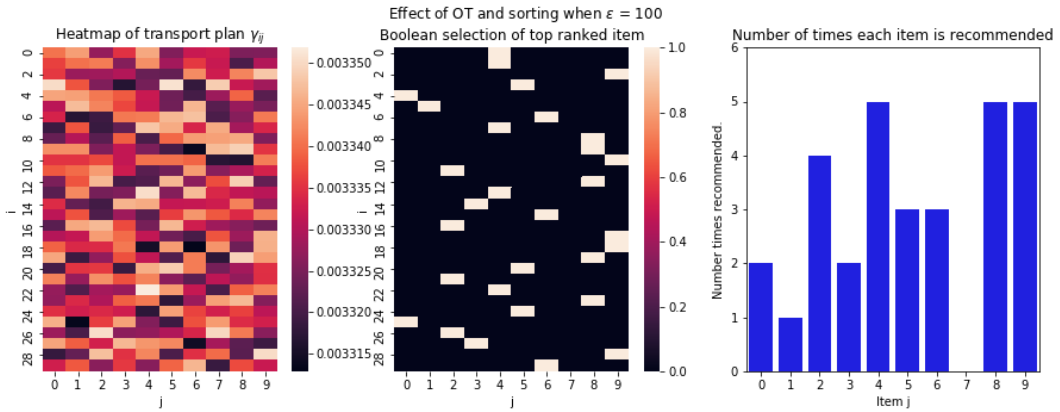


FIGURE 3 – $\varepsilon = 0.1$

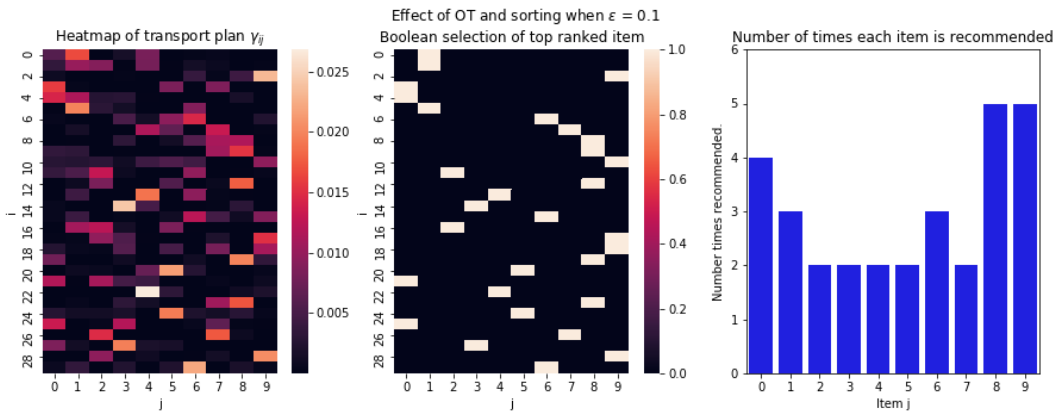


FIGURE 4 – $\varepsilon = 0.01$

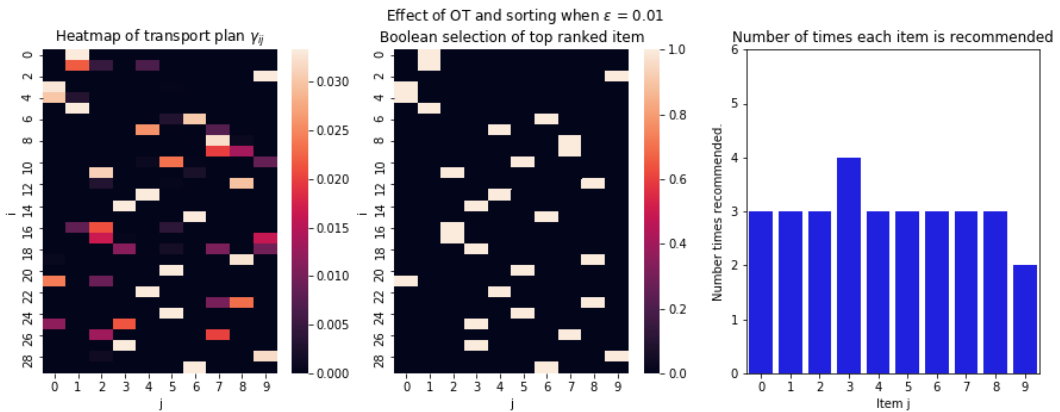


FIGURE 5 – Front de Pareto congestion (-Congestion@10) - précision de la recommandation (Recall@10), ensemble de données JOB

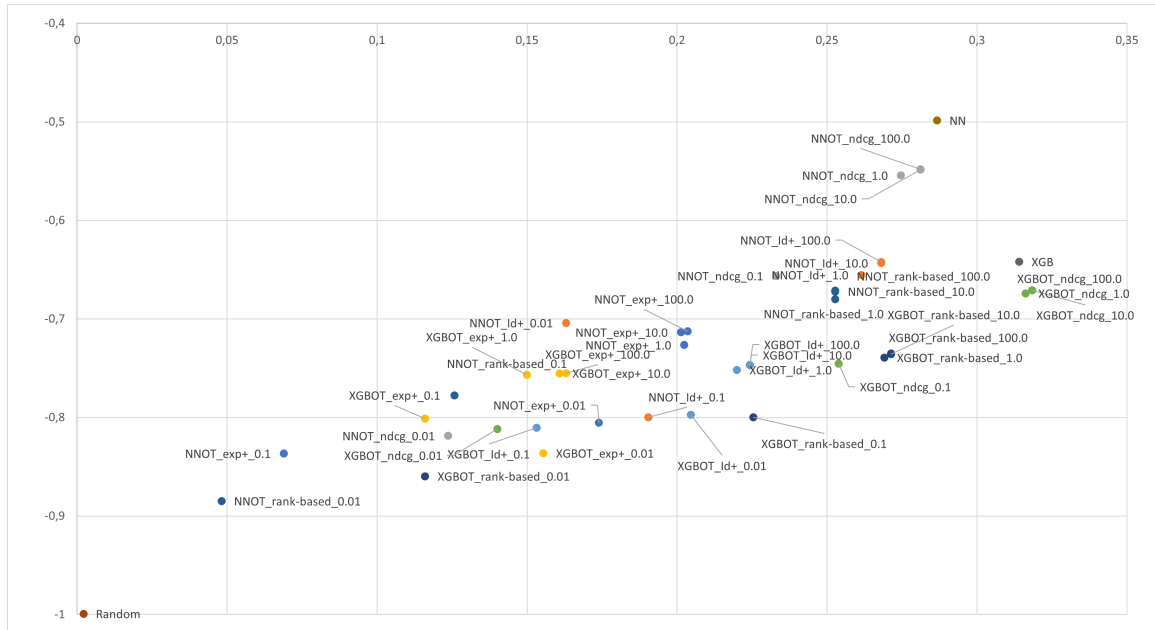
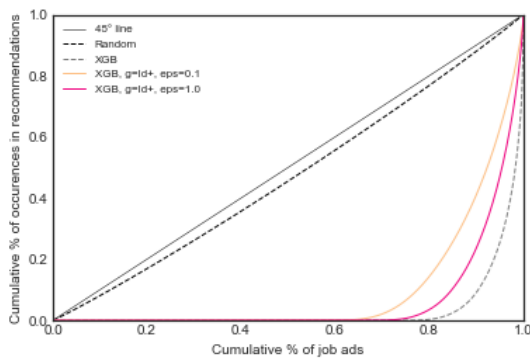
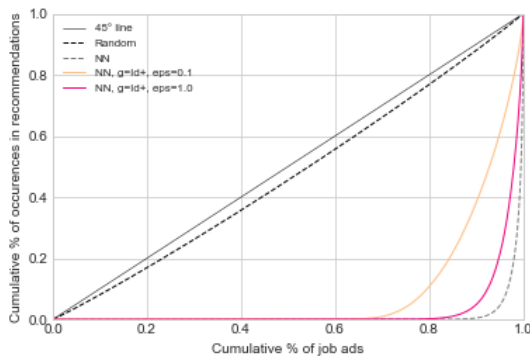


FIGURE 6 – Courbes de Lorenz calculées sur les recommandations du Top10



(a) XGB sur le jeu de données JOB



(b) NN sur le jeu de données JOB

TABLE 8 – Hyperparamètres - NN (JOB)

Sous-module géographique	
Couche 1	<i>tanh</i> , dim. 100
Couche 2	<i>tanh</i> , dim. 100
Embedding	<i>tanh</i> , dim. 50
Algorithme d'apprentissage	Adam
Taux d'apprentissage	0.0001
Epochs	100
Taille de batch	32
Sous-module compétences	
Couche 1	ReLU, dim. 200
Embedding	<i>tanh</i> , size = 100
Algorithme d'apprentissage	Adam
Taux d'apprentissage	0.0001
Epochs	100
Taille de batch	32
Module "général"	
Couche 1	ReLU, dim. 500
Embedding	<i>tanh</i> , dim. 200
Algorithme d'apprentissage	Adam
Taux d'apprentissage	0.0001
Epochs	100
Taille de batch	256
Apprentissage à chaud	
Structure bloc-diagonale	Oui
Epochs	10 / 25
Algorithme d'apprentissage	Adam
Taux d'apprentissage	0.0001 / 0.00001
Taille de batch	256

Segmentation de phases de dialogue dans des retranscriptions de conversations de centres d'appels

Guillaume Dubuisson Duplessis, Manon Richard, Anne-Laure Guénet

EDF Commerce, Direction des Systèmes d'Information et du Numérique (DSIN),
CSC datascience & IA, 420 rue Estienne d'Orves, 92700 Colombes

{guillaume.dubuisson-duplessis, anne-laure.guenet}@edf.fr

Résumé

La segmentation de phases de dialogue dans les retranscriptions de conversations de centres d'appels est cruciale pour leur exploitation opérationnelle. Cet article présente une approche d'apprentissage automatique supervisée qui nécessite une charge d'annotation manuelle raisonnable pour la segmentation. Cette approche est basée sur une ingénierie des caractéristiques qui prend en compte la nature conversationnelle des données. Les résultats de l'étude fournissent des enseignements clés et amènent une discussion sur la définition même des phases de dialogue.

Mots-clés

TALN, segmentation de phase de dialogue, retranscription

Abstract

The task of dialogue phase segmentation in call center conversation transcriptions is a crucial step for operational purposes. This research presents a supervised machine learning approach that requires a reasonable amount of manual annotation for segmentation and is based on feature engineering that takes into account the conversational nature of the data. The study describes key insights, including a discussion on the very definition of dialogue phases.

Keywords

NLP, dialogue segmentation, retranscription

1 Introduction

Les appels téléphoniques représentent la majeure partie des contacts de la relation client sur le marché des clients particuliers d'un acteur comme « Électricité de France » (EDF). Les retranscriptions automatiques peuvent nourrir de nombreux cas d'usage [2] comme, par exemple, l'optimisation des appels (aide à la professionnalisation, optimisation du discours des conseillers, optimisation des temps de traitements) et la vérification de la qualité des conversations en fonction de standards établis.

L'exploitation des retranscriptions de conversations de centres d'appels à des fins opérationnelles se fonde généralement sur une tâche clé : la segmentation en phases de dialogue. Le Tableau 1 présente un exemple d'enchaînement de deux phases de dialogue dans un appel de mise

CC :	1	oui d'accord vous pouvez vous connecter sur votre boîte mail on va créer ensemble votre espace client
	2	on va faire une signature dématérialiser de vos contrats donc pas besoin d'imprimer et de scanner d'accord
C :	3	oui
CC :	4	quand tout sera signé je pourrai vous envoyer les documents pour votre bailleur d'accord
C :	5	d'accord ok
...
CC :	6	ensuite pour la date de mise en service
C :	7	oui j'aurais voulu savoir si c'est possible d'avoir l'électricité dès jeudi

TABLE 1 – Un exemple de segmentation de phases de dialogue dans des retranscriptions d'appel téléphonique illustrant l'enchaînement de la phase de signature électronique et la phase de date de mise en service. Il contient sept unités inter-pausales (UIP). CC=« conseiller client », C=« client ».

en service. La tâche de segmentation vise à reconstruire automatiquement les phases de dialogue à partir des retranscriptions. Un dialogue est un objet structuré [4] impliquant des structures locales comme la paire adjacente [11] et des structures plus étendues comme la structure dite « intentionnelle » liée à la tâche sous-jacente [6]. L'expression « phase de dialogue » peut référer à ces structures plus ou moins étendues. Dans ces travaux, nous nous focalisons sur des dialogues orientés par une tâche sous-jacente de mise en service d'un contrat de fourniture d'énergie. Par phase de dialogue, nous référons aux étapes suivies par le conseiller pour mener à bien une mise en service. Schématiquement, les appels suivent une structure enchaînant les étapes suivantes : salutations, description de la demande, description du logement, localisation du logement, choix des offres et services, mise en place du paiement, signature électronique des contrats, rendez-vous technicien et clôture de l'appel. Ces travaux se focalisent sur l'extraction de la phase de signature électronique des contrats à des fins analytiques en vue de mieux connaître celle-ci (temps passé, sujets abordés par le conseiller et le client) et d'identifier des leviers d'op-

timisation via l'analyse des phases anormalement longues. Les contributions de ces travaux sont multiples. Tout d'abord, nous nous intéressons à la tâche de segmentation de retranscriptions d'appels, peu traitée par manque de corpus disponible mais pourtant clé pour l'exploitation de ces données riches [2, 12]. Ensuite, nous présentons une approche d'apprentissage automatique supervisée opérationnelle nécessitant une charge d'annotation manuelle raisonnable. Elle est fondée sur une ingénierie des caractéristiques prenant en compte la nature conversationnelle des données. Enfin, nous présentons les principaux enseignements parmi lesquels une discussion sur la définition même des phases de dialogue.

La suite de l'article se découpe en trois parties. La Section 2 pointe les travaux connexes les plus saillants. La Section 3 forme le cœur de l'article. Elle présente l'approche proposée pour la segmentation de phases de dialogue, les données d'apprentissage utilisées, les principales expérimentations réalisées et discute les résultats obtenus. Enfin, la Section 4 clôt cet article en soulignant les principales conclusions et en identifiant quelques perspectives prometteuses.

2 Travaux connexes

La segmentation en phases de dialogue de retranscriptions de conversations de centres d'appels est une tâche clé permettant l'exploitation des retranscriptions à de nombreuses fins opérationnelles [2]. Compte-tenu du coût important en termes d'annotation de données et de l'indisponibilité de données visant cette tâche, la plupart des approches de segmentation de phases de dialogue se base sur une approche non-supervisée fondée sur une hypothèse de cohérence lexicale et sémantique [7, 1]. Ces approches ont des performances plutôt modestes et limitées pour un usage opérationnel visant à calculer des indicateurs précis sur des phases. Des travaux récents visent à améliorer les performances de ces approches non-supervisées en apprenant automatiquement des modèles évaluant la cohérence d'une paire d'énoncés [12]. Ces travaux combinent les apports de l'apprentissage par transfert via un modèle BERT [3] à la relative facilité de construction d'un corpus d'apprentissage pour entraîner un modèle évaluant la cohérence d'une paire d'énoncés. Nos travaux se positionnent dans un contexte opérationnel de minimisation de l'utilisation de la donnée. Ils se fondent sur une tâche de classification de texte employant des caractéristiques conversationnelles hétérogènes permettant un niveau de performance satisfaisant.

3 Approche proposée

3.1 Vision globale

Afin de détecter une phase dans un appel, la retranscription n'est pas traitée comme un bloc, mais est découpée en unité inter-pausales (UIP). Une UIP est une unité de parole ne contenant pas de pause et provenant d'un seul interlocuteur (cf. Tableau 1). Une retranscription est donc découpée en une multitude d'UIP. La tâche revient alors à une classification binaire : une UIP appartient-elle ou non à la phase d'intérêt ? (cf. Figure 1) Ce découpage permet d'avoir une plus

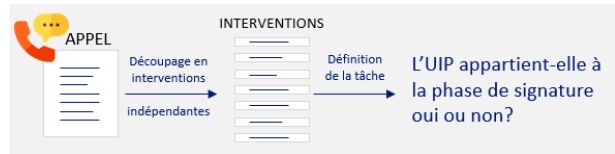


FIGURE 1 – Reformulation du problème de segmentation de phases de dialogue en une tâche de classification au niveau des unités inter-pausales (UIP).

grande volumétrie pour la modélisation. Une fois la classification réalisée, chaque UIP a une prédiction – dans ou hors de la phase – mais il peut parfois manquer de continuité dans la prédiction. Il est alors nécessaire de reconstruire la phase, par exemple en exploitant la densité de prédiction.

3.2 Description du corpus d'apprentissage

Le corpus est composé de 700 retranscriptions d'appels téléphoniques récoltées dans le cadre d'appels de mise en service. Dans ces données, un appel a une durée moyenne de 23min. Les retranscriptions sont donc de taille conséquente : en moyenne un appel comporte 960 UIP. En vertu du règlement général sur la protection des données (RGPD), les retranscriptions ont été désidentifiées et ne comportent aucune donnée à caractère personnel telles que des noms, prénoms, adresses, numéros [5]. Les données à caractère personnel sont substituées par le type de l'entité (e.g., "je suis monsieur [*person*] je vous appelle pour mon logement situé à [*localisation*]"). Les retranscriptions ne font apparaître aucune ponctuation et peuvent comporter des erreurs de retranscription.

Afin de détecter les phases de signature électronique dans les appels, une annotation des retranscriptions a été réalisée sur les 700 retranscriptions par deux personnes, ce qui représente une charge opérationnelle acceptable dans le cadre du projet. L'annotation a consisté à noter le début et la fin de la phase. Le corpus a ensuite été découpé en 3 sous-échantillons : un échantillon *train* composé de 420 appels (257K UIP) qui représente 60% des annotations, un échantillon *dev* (20%) composé de 140 appels (85K UIP) et un échantillon *test* (20%) de 140 appels (90K UIP).

3.3 Expérimentations autour de la classification des unités inter-pausales

3.3.1 Métriques d'évaluation considérées

La phase de signature électronique ne représente qu'une phase mineure dans une retranscription d'appel. L'échantillon est déséquilibré : 15% des UIP font partie de cette phase. Afin de mesurer les performances du modèle de classification, nous avons utilisé la métrique MCC (*Matthews Correlation Coefficient*) afin de prendre en compte ce déséquilibre. D'autres métriques ont également été visualisées à titre indicatif : la précision, le rappel et l'*accuracy*.

3.3.2 Choix de modélisation

Caractéristiques considérées Afin de prédire si une UIP fait partie de la phase considérée ou non, plusieurs variables ont été intégrées dans le modèle. Certaines décrivent direc-

tement l’UIP comme le texte de l’UIP, l’interlocuteur de l’UIP (soit « client » soit « conseiller »), la durée de l’UIP, la position de l’UIP dans l’appel (entre 0 – début – et 1 – fin – de la conversation). D’autres concernent le contexte dans lequel l’UIP a été mentionnée. Dans une fenêtre de T UIP avant et après – taille à définir – la durée des blancs (qui peut marquer un changement de phase dans le dialogue) ainsi que les UIP avant et après (ce qui a été dit par le client et conseiller dans une fenêtre de T UIP avant ou après) sont intégrées en variables supplémentaires dans le modèle. Ainsi, six caractéristiques structurées (interlocuteur, durée, position dans l’appel, durée des blancs avant et après l’UIP) et deux caractéristiques non-structurées (texte de l’UIP et contexte avant/après) sont intégrées en variables explicatives du modèle.

Vectorisations considérées pour les données texte À partir de l’ensemble de ces variables explicatives, nous avons construit un modèle de classification binaire. Afin de traiter les données textuelles, nous avons testé différentes vectorisations. Dans un premier temps, nous avons privilégié un TF-IDF, puis nous avons réduit le nombre de variables du TF-IDF en le combinant à une SVD (*Singular Value Decomposition*). Enfin, nous avons testé GloVe [10] en dimension 100, modèle pré-entraîné sur des UIP de retranscriptions. La représentation au niveau du document est obtenue par *mean* ou *max pooling*. Les données ont certaines spécificités : 50% des UIP ont entre 1-2 *tokens* uniquement et le mot le plus utilisé apparaît uniquement dans 19% des UIP contrairement à un corpus commun où le mot le plus utilisé comme un mot vide apparaît généralement dans plus de 95% des documents. Les hyperparamètres du TF-IDF sont à adapter à cette particularité. En outre, nous n’avons pas utilisé de modèles comme CamemBERT [9] ou FlauBERT [8] pour des raisons de tractabilité sur des conversations qui sont longues. De plus, les résultats rapportés pour le modèle CamemBERT indiquent des performances moindres sur des données de retranscription [9].

Classifieurs considérés Nous avons considéré plusieurs classifieurs : une régression logistique, un SVM (*Support Vector Machine*) avec kernel linéaire et un perceptron multi-couche (MLP) non-linéaire avec une couche cachée de taille 100. Les conversations étant des documents de taille très grande, les classifieurs de type réseau de neurones récurrents n’ont pas été testés pour des raisons de temps d’entraînement. Au cours de nos essais de modélisation, le perceptron multi-couche a produit de meilleures performances que la régression logistique et le SVM avec kernel linéaire. Dans la suite, nous ne reportons que les résultats basés sur les MLP.

3.4 Résultats

Un premier modèle *baseline* a été construit sans prise en compte du contexte de l’UIP. Il est représenté en première ligne du Tableau 2 et est le modèle qui a donné les meilleures performances sans le contexte. Plusieurs essais de modélisation successifs ont permis d’itérer et de constater quelle variable, quelle vectorisation, quel type de modèle impactent les résultats de la classification. Il en ressort

Vectorisation	T	N	MCC CV5	MCC dev
–	–	106	0.454	0.461
TF-IDF + SVD	3	306	0.631	0.656
GloVe	3	206	0.667	0.704
TF-IDF + SVD	6	306	0.7	0.736
GloVe	6	206	0.719	0.732

TABLE 2 – Performances des modèles en fonction de plusieurs approches de vectorisation du contexte et de la taille du contexte considérée en nombre d’UIP avant et après. T = taille du contexte. N = nombre de caractéristiques.

tout d’abord que la prise en compte des variables structurées en plus du texte – telles que la position de l’UIP dans la conversation – augmentent sensiblement la performance du modèle. La vectorisation de l’UIP basée sur le modèle GloVe préentraîné fonctionne mieux qu’une vectorisation basée sur TF-IDF et d’autant plus avec du *mean pooling*.

Une fois la *baseline* fixée, le contexte a été rajouté dans la modélisation. Les résultats sont retranscrits dans le tableau 2 et permettent de dégager des enseignements clés. Tout d’abord, le contexte apporte énormément d’information au modèle, en particulier une fenêtre T de taille 6. A noter que différencier le contexte avant du contexte après ne nous a pas apporté de gains de performance. De nouveau, la vectorisation du contexte basée sur notre modèle GloVe préentraîné fonctionne mieux qu’une vectorisation basée sur TF-IDF et a l’avantage de limiter le nombre de caractéristiques nécessaires pour une bonne classification. Nous avons également constaté que les UIP sont moins bien prédites lorsqu’elles sont au bord de la phase de signature électronique (mais la vérité terrain contient aussi des erreurs sur les bords).

Pour les besoins opérationnels de notre projet, nous avons retenu le modèle basé sur une vectorisation GloVe du contexte de taille 6 (dernière ligne du Tableau 2). Nous avons vérifié la bonne généralisation de ce modèle sur la partie "test" de notre corpus (MCC=0.736 / accuracy=0.94).

3.5 Reconstruction des phases de dialogue

La reconstruction de la phase de dialogue se fonde sur les prédictions d’appartenance à la phase au niveau des UIP. L’algorithme de reconstruction utilise une fenêtre glissante qui considère le nombre d’UIP prédites comme appartenant à la phase dans la fenêtre pour déterminer la phase de dialogue. Cela permet d’éliminer des UIP isolées faussement détectées comme faisant partie de la phase de signature électronique. Les paramètres qui nous ont donné les résultats les plus satisfaisants sont une taille de fenêtre de 10 UIP et un nombre minimum de voisins prédits dans la phase à 4. Nous avons mesuré la performance de la reconstruction de phase via l’indice de Jaccard (correspondant au calcul de l’intersection entre la phase prédite divisée par l’union de la phase de référence avec celle prédite). L’indice de Jaccard médian est de 0.73. 75% des appels ont un indice de Jaccard entre 0.5 et 0.87.

3.6 Discussion

Cette approche opérationnelle a la particularité de découper le problème en deux tâches (classification des UIP, reconstruction de la phase). Avec un nombre restreint d'annotations, la modélisation a donné des résultats stables sur les échantillons de *dev* et *test* via la prise en compte de caractéristiques conversationnelles hétérogènes.

L'une des difficultés dans la segmentation de phase de dialogue et qui a pu complexifier la reconstruction des phases réside dans deux particularités inhérentes aux phases de dialogue. La première est la présence de sous-dialogues incidents qui peuvent s'immiscer au sein de la phase [4] (e.g., « ok attendez je voulais savoir si je suis sur le principe des heures creuses heures pleines »). La seconde est la présence de phases mêlées (e.g., « donc pendant que vous êtes en train de valider je vais en profiter pour vous donner les conseils en matière d'économie d'énergie »). Dans ces deux cas, la phase segmentée n'est plus unifiée, mais séparée en deux ou plusieurs sous-phases. Cela présente un défi aussi bien de formalisation de la tâche de segmentation que technique pour de futurs travaux.

4 Conclusion et perspectives

Cet article a présenté une approche par apprentissage automatique pour la segmentation d'une phase de dialogue dans de réelles retranscriptions d'appels en centres d'appels ; approche plus générique, rigoureuse, répliquable et maintenable qu'une conception de règles spécifiques. Cette approche supervisée se base sur un corpus d'apprentissage de petite taille et des caractéristiques conversationnelles adaptées à cette tâche. Ces travaux se sont limités à une méthode de reconstruction d'une phase très simple à partir des prédictions au niveau des UIP. Une suite directe vise à améliorer cette méthode de reconstruction de phases. Une autre direction est d'étudier l'adaptation des modèles d'apprentissage profond pour segmenter des phases dans des séquences d'UIP pouvant être très longues. Enfin, une direction intéressante est d'explorer l'opérationnalité d'approches nécessitant pas ou peu de supervision manuelle [12].

Remerciements

Nous remercions chaleureusement toutes les personnes qui sont intervenues de près ou de loin sur ce projet : Gilles Pouëssel, Mélanie Cazes, Laura Rouhier, Sonia Audheon, Marie Hervé, François Raynaud.

Références

- [1] Laurent Bozzi, Philippe Suignard, and Claire Waast-Richard. Segmentation et classification non supervisée de conversations téléphoniques automatiquement retranscrites. In *Actes de la 16ème conférence sur le Traitement Automatique des Langues Naturelles. Articles courts*, pages 331–336, 2009.
- [2] Chloé Clavel, Gilles Adda, Frederik Cailliau, Martine Garnier-Rizet, Ariane Cavet, Géraldine Chapuis, Sandrine Courcinous, Charlotte Danesi, Anne-Laure

- Daquo, Myrtille Deldossi, et al. Spontaneous speech and opinion detection : mining call-centre transcripts. *Language resources and evaluation*, 47(4) :1089–1125, 2013.
- [3] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. BERT : Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics : Human Language Technologies*, pages 4171–4186, 2019.
- [4] Guillaume Dubuisson Duplessis. *Modèle de comportement communicatif conventionnel pour un agent en interaction avec des humains : Approche par jeux de dialogue*. PhD thesis, INSA de Rouen, 2014.
- [5] Guillaume Dubuisson Duplessis, Elliot Bartholme, Sofiane Kerroua, Mathilde Poulain, Ahès Roulier, and Anne-Laure Guénet. Désidentification de données texte produites dans un cadre de relation client. In *Actes de la 27eme conférence Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN) – démonstrations*, pages 10–13, 2020.
- [6] Barbara J Grosz and Candace L Sidner. Attention, intentions, and the structure of discourse. *Computational linguistics*, 12(3) :175–204, 1986.
- [7] Marti A. Hearst. Text tiling : Segmenting text into multi-paragraph subtopic passages. *Computational Linguistics*, 23(1) :33–64, 1997.
- [8] Hang Le, Loïc Vial, Jibril Frej, Vincent Segonne, Maximin Coavoux, Benjamin Lecouteux, Alexandre Allauzen, Benoît Crabbé, Laurent Besacier, and Didier Schwab. Flaubert : Unsupervised language model pre-training for french. In *Proceedings of the 12th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2020)*, 2020.
- [9] Louis Martin, Benjamin Muller, Pedro Javier Ortiz Suárez, Yoann Dupont, Laurent Romary, Éric Villamonte de la Clergerie, Djamé Seddah, and Benoît Sagot. Camembert : a tasty french language model. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2020.
- [10] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D. Manning. Glove : Global vectors for word representation. In *Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pages 1532–1543, 2014.
- [11] Emanuel A Schegloff and Harvey Sacks. Opening up closings. 1973.
- [12] Linzi Xing and Giuseppe Carenini. Improving unsupervised dialogue topic segmentation with utterance-pair coherence scoring. In *Proceedings of the 22nd Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue*, pages 167–177, 2021.

Démonstration : exploration sémantique de données texte de la relation client

Guillaume Dubuisson Duplessis, François Bullier, Anne-Laure Guénet

EDF Commerce, Direction des Systèmes d'Information et du Numérique (DSIN),
CSC datascience & IA, 420 rue Estienne d'Orves, 92700 Colombes

{guillaume.dubuisson-duplessis, anne-laure.guenet}@edf.fr

Résumé

*L'exploration des données texte est une tâche-clé non-supervisée préliminaire à l'exploitation de ces données dans les cas d'usage opérationnels. Cet article décrit l'outil *nemo* (« Neural sEMantic explORation ») récemment développé en interne à EDF Commerce pour servir nos besoins opérationnels et qui a déjà été utilisé dans une dizaine de cas d'usage. *nemo* facilite grandement l'exploration sémantique, rendant la tâche beaucoup plus aisée.*

Mots-clés

TALN, exploration de données texte, plongement vectoriel de documents

Abstract

*Text data exploration is a crucial unsupervised task that needs to be performed prior to utilizing the data for operational purposes. This article describes *nemo* (« Neural sEMantic explORation »), which has recently been developed internally at EDF Commerce to meet our operational needs and has already been used in around ten use cases. *nemo* enables semantic text data exploration, greatly facilitating the exploration task.*

Keywords

NLP, text data exploration, sentence embedding

1 Introduction

La relation client au sein d'EDF Commerce génère chaque mois des millions de données texte aussi bien de la part des clients (e.g., e-mails, réponses libres à des questionnaires de satisfaction) que de la part des conseillers (e.g., commentaires de contact). Ces données majoritairement en français sont riches. Elles offrent un large panel de structures allant d'expressions libres et spontanées à des formes contraintes comme des formulaires. Elles présentent également une grande diversité en ce qui concerne le respect de l'orthographe, de la syntaxe et du niveau de langue. Ces données sont utilisées pour répondre au mieux aux attentes de nos clients en suivant le cadre réglementaire du « règlement général sur la protection des données » (RGPD) [3]. En outre, elles sont exploitées dans de nombreux cas d'usage visant à optimiser la relation client (e.g., sur le canal e-mail [4]).

L'exploration des données texte est une tâche-clé non-supervisée préliminaire à l'exploitation de ces données dans les cas d'usage opérationnels. Cette exploration vise à mieux connaître les données en faisant ressortir les principaux sujets abordés dans un corpus. Elle permet la création de plans d'annotation pertinents en alignant le contenu des données texte aux besoins « métier » et le développement de solutions techniques basées sur l'apprentissage supervisé. Les techniques exploratoires font également partie intégrante de la boîte à outils de l'ingénieur de la donnée pour mener à bien ses projets. Par exemple, des techniques d'extraction de paraphrases se révèlent particulièrement utiles pour augmenter des données dans un contexte où l'annotation manuelle est coûteuse, ou pour aider à la modélisation linguistique. Cet article décrit l'outil *nemo* (« Neural sEMantic explORation ») récemment développé en interne à EDF Commerce pour servir nos besoins opérationnels et qui a déjà été utilisé dans une dizaine de cas d'usage. *nemo* permet une exploration sémantique des données texte plus efficace, améliorant considérablement la qualité des résultats obtenus. Il intègre des fonctionnalités utiles pour un cadre opérationnel et des modèles spécialisés sur les données de la relation client d'EDF Commerce.

La Section 2 positionne *nemo* par rapport aux travaux existants. La Section 3 expose les fonctionnalités centrales de *nemo* ainsi que ses avantages et limites. La Section 4 aborde la création de modèles spécialisés au domaine de la relation client d'EDF et souligne l'intérêt de ces modèles pour l'exploration de données dans un cadre opérationnel. Enfin, la Section 5 conclut cet article et indique les principales perspectives de ces travaux.

2 Travaux connexes

La découverte de structures et de thèmes dans des données texte est une tâche traitée de longue date par la communauté du traitement automatique de la langue naturelle. A cette fin, certaines approches sont bien établies parmi lesquelles la « Latent Dirichlet Allocation » (LDA) [1] et la méthode de Reinert popularisée par l'outil Iramuteq [12]. Ces approches sont fondamentalement limitées par leur dépendance à une représentation du texte sous forme de « sac de mots » qui échoue à capturer la richesse sémantique derrière les mots et *in fine* à représenter fidèlement un docu-

ment texte. Pour faire face à cette limite, de nouvelles représentations du texte sémantiquement plus riches ont vu le jour sous la forme de plongements vectoriels de mots non-contextualisés (e.g., word2vec [10], GloVe [11]) et contextualisés fondés sur l’architecture *transformer* [2, 8, 7]. Sentence-BERT (SBERT) utilise ingénieusement ces derniers pour générer des plongements vectoriels de bonne qualité au niveau du document [13].

Notre outil *nemo* revisite l’exploration de texte à l’heure de ces représentations sémantiquement plus riches. Il exploite les modèles pré-entraînés fournis par SBERT et met à disposition de nos utilisateurs des modèles spécialisés sur le domaine de la relation client EDF. A l’heure où nous écrivons cet article, BERTopic [5] poursuit un objectif similaire à celui de *nemo* et évolue rapidement. *nemo* se distingue par ses fonctionnalités de descriptions d’un cluster (hiérarchie, extraction de mots-clés, extraction de prototypes), ses modèles spécialisés et son utilisation éprouvée au sein de nombreux cas d’usage opérationnels.

3 Présentation de l’outil *nemo*

nemo (« Neural sEMantic explORation ») est une librairie Python utilisable dans des notebooks Jupyter facilitant l’exploration sémantique des données texte à EDF. *nemo* repose sur une représentation dense des documents basée sur les sentence-embeddings [13] et permet d’encoder simplement un corpus via un appel de fonction. Par défaut, *nemo* propose l’utilisation du modèle paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2¹.

3.1 Fonctionnalités proposées par *nemo*

3.1.1 Clustering

nemo fournit plusieurs approches de clustering à ses utilisateurs. Deux approches sont plus fréquemment utilisées. La première est HDBSCAN [9] qui fonde le clustering sur la densité des points. Cette approche a l’avantage d’extraire les clusters les plus denses mais elle exclut de nombreux documents. Lorsque l’exhaustivité est requise pour un cas d’usage, les utilisateurs se tournent le plus souvent vers un clustering hiérarchique plus classique. Cette approche a le double avantage d’inclure l’ensemble des documents et d’offrir une vision hiérarchique des clusters via un dendrogramme.

3.1.2 Visualisation et exploration de données

nemo simplifie la découverte d’un corpus de données texte en offrant une visualisation interactive de documents regroupés par similarité sémantique. La Figure 1 montre une impression écran de la visualisation du clustering d’un corpus de données et de la possibilité de l’explorer interactivement. Chaque point représente un document tandis que chaque couleur représente un cluster préalablement calculé.

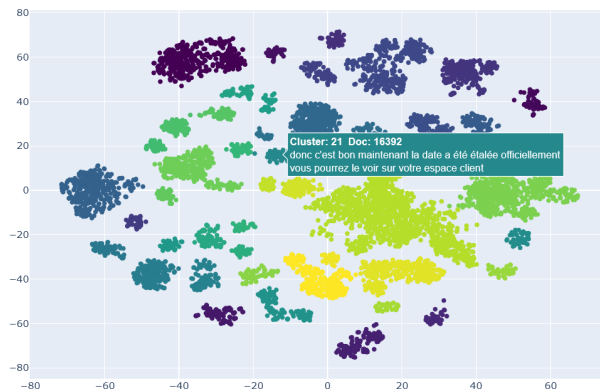


FIGURE 1 – Visualisation d’un corpus de données texte avec *nemo*. Le survol d’un point permet d’afficher le texte du document. Les couleurs représentent des clusters calculés avec HDBSCAN.

3.1.3 Descriptions des clusters

nemo facilite la description des clusters sur deux niveaux. Le premier niveau est celui des mots-clés. *nemo* permet l’extraction des mots-clés pertinents d’un cluster via plusieurs approches au choix basées sur le TF-IDF, le cTF-IDF [5], le chi2 [12] ou encore via des graphes de mots proposés par la librairie *gowpy*². Le second niveau est celui des documents. *nemo* permet l’extraction de parangons – les documents représentatifs – pour chaque cluster via l’algorithme ProtoDash [6].

3.1.4 Recherche sémantique

Enfin, *nemo* permet de rechercher des documents sémantiquement proches dans l’ensemble du corpus. Cette fonctionnalité est particulièrement pratique pour l’extraction de paraphrases afin d’augmenter des données ou pour aider la modélisation linguistique. Par exemple, la recherche de documents similaires à l’énoncé « je n’ai plus de courant » retourne des paraphrases telles que « on est en panne d’électricité » ou « j’ai tout sauf l’électricité ».

3.2 Discussion sur les fonctionnalités

nemo a l’avantage de fournir des résultats pertinents rapidement. Un gain de temps appréciable provient du prétraitement minimal des textes comparativement aux approches classiques. La pertinence des résultats est nettement améliorée dans nos cas d’usage grâce aux représentations sémantiques fournies par les sentence-embeddings.

Une limite concerne la taille des documents. Plus un document est grand, plus il y a de thèmes qui peuvent y être abordés. Il est souvent nécessaire de découper ces documents pour améliorer les résultats de l’analyse. Une autre contrainte concerne le fait que les modèles librement disponibles atteignent leur limite sur des domaines spécifiques comme la relation client d’EDF. Cela motive un travail de spécialisation de modèles.

1. La carte de ce modèle est disponible à cet URL : <https://huggingface.co/sentence-transformers/paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2>

2. La librairie *gowpy* est disponible à cet URL : <https://github.com/GuillaumeDD/gowpy>

4 Spécialisation au domaine de la relation client d'EDF

4.1 Objectif et démarche

La spécialisation des modèles de sentence-embeddings vise à encoder la sémantique du domaine de la relation client EDF qui manque aux modèles pré-entraînés librement disponibles (sans pour autant oublier la sémantique « générale »). Un modèle spécialisé doit, par exemple, capturer la relation de synonymie entre les expressions « PDL », « PRM » et « point référence mesure » qui font référence au point de livraison de l'énergie au client dans les données texte d'EDF. La démarche de spécialisation est la suivante. Premièrement, nous avons construit semi-automatiquement un jeu de données de paraphrases spécialisées pour la relation client d'EDF Commerce (Section 4.2). Ce jeu de données est ensuite utilisé pour spécialiser le modèle de paraphrases librement disponible `paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2`. Enfin, les modèles de paraphrases spécialisés sont validés sur plusieurs tâches *proxy* pour vérifier leur qualité (cf. Section 4.3).

4.2 Construction du jeu de données de paraphrases

La construction d'un jeu de données de paraphrases spécifique à EDF Commerce n'a pas été faite de zéro pour des raisons de coûts d'annotation manuelle, mais via l'utilisation de jeux de données existants anonymisés. En vertu du règlement général sur la protection des données (RGPD), les données texte sont désidentifiées et ne comportent aucune donnée à caractère personnel telle que des noms, prénoms, adresses, numéros [3]. Les données à caractère personnel sont substituées par le type de l'entité (e.g., "Je suis [*person*] et je vous appelle pour obtenir la facture de mon logement situé à [*localisation*]"). Nous avons utilisé des jeux de données annotés en étiquettes thématiques couvrant plusieurs types de données comme des emails ou des énoncés adressés à des chatbots. Ces types représentent des documents de taille variée allant de quelques mots à plusieurs paragraphes. Les étiquettes sont de granularité diverse allant d'étiquettes fines (e.g., intention dans le cadre d'un NLU de chatbot), moyennes (e.g., « contrat »), à grosses (e.g., « réclamation »). Nous avons spécifié manuellement la similarité en fonction des étiquettes attribuées aux documents. Schématiquement, une paire positive est formée par des documents ayant les mêmes étiquettes (similarité strictement supérieure à 0 et inférieure ou égale à 1), et une paire négative est formée par des documents dans des étiquettes opposées (similarité à 0). Nous avons assimilé les documents avec les mêmes étiquettes fines à des paraphrases parfaites (similarité à 1). La similarité est diminuée pour des étiquettes à grain plus large. Pour chaque étiquette, nous avons équilibré le nombre de paires positives et négatives. Lors de nos différentes expérimentations, nous avons noté l'importance des paires fortement opposées (appelées « hard negatives » en anglais). Il s'agit de documents ayant les mêmes mots mais des sens différents comme « je n'ai

plus de courant » et « je ne suis pas au courant ». Nous avons spécifié manuellement les étiquettes fortement opposées et nous avons utilisé une technique de minage basée sur BM25 [14] pour créer des paires négatives de documents fortement opposés.

4.3 Entraînement et sélection des modèles

La spécialisation des modèles a nécessité plusieurs itérations en faisant varier les données d'entraînement (plusieurs schémas de similarité sémantique entre étiquettes, différentes façons de miner des « hard negatives ») et le nombre de paires utilisées pour adapter le modèle. Le fine-tuning a utilisé des hyperparamètres standards, à savoir un taux d'apprentissage de $1e-5$, un nombre d'époches de 2, et une taille de batch de 4. Nous avons validé la qualité des modèles sur trois tâches *proxy* : clustering (via le score de silhouette), classification (via la métrique F1) et en similarité sémantique (via la corrélation). Les meilleurs modèles obtenus sont ceux basés sur un schéma de pondération prenant en compte le grain des étiquettes dans les paires d'apprentissage (i.e. utilisant l'ensemble de l'échelle de 0 à 1) et en intégrant des « hard negatives » minés avec BM25. Nous avons conservé plusieurs modèles allant d'une spécialisation légère (100 paires par étiquette) à une spécialisation prononcée (1500 paires par étiquette). L'utilisateur de `nemo` a la main pour choisir le degré de spécialisation en fonction des données de son cas d'usage.

4.4 Apport des modèles spécialisés

L'apport attendu des modèles spécialisés est l'amélioration de l'exploration de données texte sur le domaine de la relation client. La Figure 2 illustre l'impact positif des modèles de sentence-embeddings spécialisés sur la tâche de clustering et de visualisation des données en 2D. Sur cet exemple d'utilisation des modèles spécialisés sur un nouveau jeu de données non-utilisé pour la spécialisation, on voit apparaître un nuage de documents avec des clusters plus marqués et plus homogènes d'un point de vue sémantique. Cet apport se confirme sur d'autres cas d'usage.

5 Conclusion et perspectives

Cet article a présenté `nemo`, un outil d'exploration sémantique de données texte de la relation client d'EDF qui simplifie et accélère considérablement la phase exploratoire de nos projets. Les perspectives incluent l'ajout d'indicateurs pour qualifier la pertinence sémantique des clusters, une meilleure prise en compte des documents longs et ultimement le rapprochement des phases d'exploration de texte et de modélisation.

Remerciements

Nous remercions chaleureusement toutes les personnes qui sont intervenues de près ou de loin sur ce projet : Sofiane Kerroua, Mathilde Poulain, Mathilde Jeuland, Kamar Korraïbi, Irène Truche, Aurore Hamimi, Philippe Very, Mourad Miled, Subhi Issa, Oualid Akhsass, Marwen Touzi, Florent Mely, Maëlle Voisinet, Amandine Bessou, Laetitia Leroux, Laura Rouhier, Sonia Audheon, Marie Hervé,

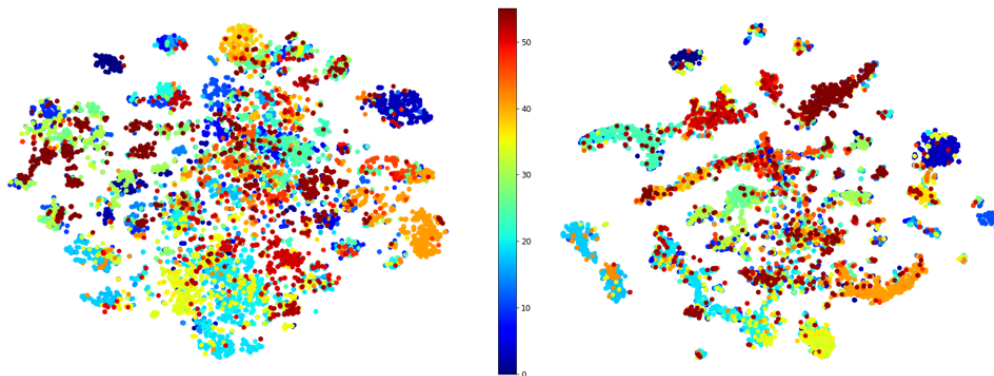


FIGURE 2 – Comparaison du modèle open-source paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2 (à gauche) et d’un modèle spécialisé pour les données EDF Commerce (à droite) sur un jeu de données interne de retranscriptions d’un serveur vocal interactif (SVI) en langue naturelle. Aucune donnée du SVI n’a été utilisée pour la spécialisation. La couleur des points représente des classes attribuées manuellement (vérité terrain).

François Raynaud.

Références

- [1] David M Blei, Andrew Y Ng, and Michael I Jordan. Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, 3(Jan) :993–1022, 2003.
- [2] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. BERT : Pre-training of deep bi-directional transformers for language understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics : Human Language Technologies*, pages 4171–4186, 2019.
- [3] Guillaume Dubuisson Duplessis, Elliot Bartholme, Sofiane Kerroua, Mathilde Poulain, Ahès Roulier, and Anne-Laure Guénet. Désidentification de données texte produites dans un cadre de relation client. In *Actes de la 27eme conférence Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN) – démonstrations*, pages 10–13, 2020.
- [4] Guillaume Dubuisson Duplessis, Sofiane Kerroua, Ludivine Kuznik, and Anne-Laure Guénet. Cameli@ : analyses automatiques d’e-mails pour améliorer la relation client. In *Actes de la Conférence sur le Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN) PFIA 2019. Volume IV : Démonstrations*, pages 623–626, 2019.
- [5] Maarten Grootendorst. Bertopic : Neural topic modeling with a class-based tf-idf procedure. *arXiv preprint arXiv :2203.05794*, 2022.
- [6] Karthik S Gurumoorthy, Amit Dhurandhar, Guillermo Cecchi, and Charu Aggarwal. Efficient data representation by selecting prototypes with importance weights. In *2019 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, pages 260–269. IEEE, 2019.
- [7] Hang Le, Loïc Vial, Jibril Frej, Vincent Segonne, Maximin Coavoux, Benjamin Lecouteux, Alexandre Allauzen, Benoît Crabbé, Laurent Besacier, and Didier Schwab. Flaubert : Unsupervised language model pre-training for french. In *Proceedings of the 12th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2020)*, 2020.
- [8] Louis Martin, Benjamin Muller, Pedro Javier Ortiz Suárez, Yoann Dupont, Laurent Romary, Éric Villamonte de la Clergerie, Djamé Seddah, and Benoît Sagot. Camembert : a tasty french language model. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, 2020.
- [9] Leland McInnes, John Healy, and Steve Astels. hdbscan : Hierarchical density based clustering. *J. Open Source Softw.*, 2(11) :205, 2017.
- [10] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in neural information processing systems*, 26, 2013.
- [11] Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D. Manning. Glove : Global vectors for word representation. In *Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, pages 1532–1543, 2014.
- [12] Pierre Ratinaud and Pascal Marchand. Application de la méthode alceste à de “gros” corpus et stabilité des “mondes lexicaux” : analyse du “cablegate” avec iramuteq. *Actes des 11eme Journées internationales d’Analyse statistique des Données Textuelles*, pages 835–844, 2012.
- [13] Nils Reimers and Iryna Gurevych. Sentence-bert : Sentence embeddings using siamese bert-networks. In *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Association for Computational Linguistics, 11 2019.
- [14] Stephen Robertson, Hugo Zaragoza, et al. The probabilistic relevance framework : Bm25 and beyond. *Foundations and Trends® in Information Retrieval*, 3(4) :333–389, 2009.

Session 6 : Système à base de règles

Hybridation opérationnelle des logiques OWL2 et ASP pour améliorer l'expressivité déclarative

X. Goblet¹, C. Rey², A. Collange^{1,2}

¹ Jeolis Solutions, Clermont-Ferrand, France

² LIMOS, Université Clermont Auvergne, Aubière, France

xavier.goblet@lojelis.com, christophe.rey@uca.fr, adrien.collange@uca.fr

Résumé

Dans le cadre d'un outil de recommandation d'activités dédié à l'éducation thérapeutique du patient, nous avons proposé la solution ORALOOs combinant OWL2 + SWRL, augmentée du module Python Owlready. L'usage de code impératif permet de pallier certaines limitations d'expressivité, comme l'absence de négation dans les règles SWRL. Cependant, il contrebalance fortement le caractère déclaratif de l'approche permis par OWL2. Tout en préservant cette caractéristique, nous présentons une solution pour remplacer règles SWRL et code impératif par un programme en Answer Set Programming. Cette idée n'est pas nouvelle mais peu de travaux ont abouti à des solutions réellement opérationnelles dans un contexte industriel. Notre proposition est abordée en deux étapes : 1) utilisation du solveur Hexlite qui donne de bons résultats en termes d'expressivité déclarative mais reste difficile à mettre en œuvre, et 2) développement d'une nouvelle librairie opérationnelle, hybridant OWL2 et ASP avec des fonctionnalités similaires à Hexlite mais d'un usage facilité.

Mots-clés

Hybridation de langages logiques, OWL2, ASP, Module Owlready, Système Clingo.

Abstract

As part of an activity recommendation tool dedicated to therapeutic patient education, we proposed the ORALOOs solution combining OWL2 + SWRL, augmented with the Python Owlready module. The use of the imperative code makes it possible to overcome certain limitations of expressiveness, such as the absence of negation in the SWRL rules. However, it strongly counterbalances the declarative character of the approach allowed by OWL2. While preserving this characteristic, we present a solution to replace the SWRL rules and the imperative code by a program in Answer Set Programming. This idea is not new, but few studies have led to truly operational solutions in an industrial context. Our proposal is suggested in two steps : 1) use of the Hexlite solver which gives good results in terms of declarative expressiveness but remains difficult to operate with, and 2) development of a new operational library, hybridizing OWL2 and ASP with features similar to Hexlite

but easy to use.

Keywords

Hybridization of logical languages, OWL2, ASP, Owlready Framework, Clingo System.

1 Introduction

Dans le cadre d'un outil de recommandation d'activités dédié à l'éducation thérapeutique du patient, nous avons proposé la solution ORALOOs combinant une ontologie OWL2 et des règles SWRL, augmentée du module Python Owlready [13] pour pallier les limitations comme l'absence de négation dans SWRL et de traitements dynamiques en OWL2. Dans l'optique d'apporter une solution complètement déclarative, nous proposons de combiner (hybrider) un langage logique avancé (ASP) avec les logiques de description (OWL2). Les premiers travaux dans ce domaine remontent à une trentaine d'années. De nombreux résultats théoriques ont été obtenus et quelques solutions opérationnelles ont vu le jour. En particulier, Hexlite a été proposé récemment et étendu pour offrir une interaction bidirectionnelle entre un programme ASP étendu et une ontologie OWL2 via l'API Java OWLAPI [23]. Nous avons donc, dans un premier temps, testé Hexlite pour notre contexte applicatif. Si les résultats sont bons (remplacement de SWRL + code impératif), des difficultés de mise en œuvre d'Hexlite apparaissent. Ainsi, dans un second temps, nous proposons une nouvelle librairie hybridant ASP et OWL2, similaire à OWLAPI Hexlite mais exclusivement à partir des fonctionnalités natives du système ASP Clingo et du module Python Owlready pour l'interface OWL2.

Le papier est organisé comme suit : la section 2 présente notre contexte applicatif ORALOOs, ainsi qu'un état de l'art des travaux combinant la programmation logique avec les logiques de description. La section 3 présente notre utilisation de la proposition récente HexLite pour ORALOOs et les limites de cette approche. La section 4 présente notre librairie alternative : Exialis, son application spécifique pour ORALOOs ainsi que sa généralisation. La section 5 conclut et évoque les perspectives.

2 Travaux antérieurs

2.1 Le contexte applicatif ORALOOs

Dans le cadre d'applications de suivi de patients à distance, nous posons la question "Comment motiver et engager des patients envers une application numérique de suivi médical, qui plus est sur un temps long?". C'est particulièrement vrai dans les protocoles d'Education Thérapeutique du Patient (ETP), mais aussi en suivi de maladies chroniques, en pré ou post chirurgie ambulatoire où la motivation du patient à utiliser très fréquemment l'application reste primordiale. Encore faut-il que les interactions proposées soient engageantes ; un simple échange de SMS, une lecture de pages web, etc. ne sont pas suffisantes. Nous avons donc proposé un outil de recommandation d'activités (ORALOOs) [13] permettant de :

- Gamifier l'ETP en proposant un contenu ludique comme des mini jeux (quizz, défis personnels, etc.).
- Personnaliser le parcours de chaque patient en se basant sur ses succès ou échecs rencontrés lors des activités et lui proposer une progression adaptée.

Les sections suivantes 2.1.1 et 2.1.2 reprennent les éléments de [13] pour en expliciter les limites.

2.1.1 Éléments fonctionnels

Pour maintenir la motivation d'un utilisateur, le premier principe fondateur d'ORALOOs, issu des sciences psychologiques (motivation intrinsèque, théorie du flow, zone proximale de développement...) est de proposer un large espace d'activités ludiques (appelées défis dans la suite). Chaque défi concerne un domaine de compétences à déployer par l'utilisateur lorsqu'il l'exécute. Les experts du domaine définissent aussi pour chaque défi un niveau de difficulté [2]. Enfin, l'activation d'un défi peut être conditionnée par un contexte spécifique à l'utilisateur (par exemple, c'est un enfant) ou à son parcours (il a lu une fiche conseil), etc.

Il semble aussi évident que, pour chaque utilisateur, l'exploration de cette espace d'activités ne peut se faire de façon aléatoire et il doit être guidé selon les principes :

- d'une recommandation d'un ou plusieurs prochains défis en tenant compte de son retour immédiat (feedback),
- d'une pédagogie behavioriste (conditionnement par renforcement) : en cas de succès pour l'activité courante, lui proposer une activité de difficulté un peu supérieure et inversement en cas d'échec [12].

2.1.2 Éléments technologiques

Modélisation statique OWL2. La figure 1 donne un aperçu graphique (pseudo diagramme de classes UML) d'une ontologie applicative conçue avec ORALOOs dédiée à la prévention de l'obésité infantile. Nous retrouvons les principaux concepts définis dans la section précédente sous forme de classes, d'attributs et de relations :

- La classe Challenge conceptualise les défis avec ses attributs hasLevel, hasDomain, ... qui modélise des propriétés de donnée (DP) OWL. Les conditions

d'activation d'un défi sont définies comme une propriété objet (OP) OWL par la relation hasCondition*¹.

- Un utilisateur est défini par la classe Person qui possède une propriété DP hasAge. Lorsque que l'on asserne (instancie) un individu dans l'ontologie avec son âge, un raisonnement terminologique permet de le classifier en Enfant ou Adulte. Le concept Person est aussi en relation avec les défis par les deux propriétés non fonctionnelles fails* et succeeds* qui mémorisent alors les défis déjà rencontrés par l'utilisateur et que l'on interdit de rejouer (relation forbids*).
- Le concept Condition est spécialisé en deux sous-classes : ClassCond qui exprime une caractéristique intrinsèque d'un individu de l'ontologie ; par exemple : EnfantCond ou AdulteCond. RelationCond est la définition d'une condition qui exprime une relation entre deux concepts de l'ontologie. Par exemple, un défi peut être conditionné (SuccessCond) à la réussite d'un ou plusieurs autres défis pré-requis.
- Le retour utilisateur est défini par la classe Feedback et est spécifique à une personne par la relation fonctionnelle concernsPerson et un défi courant par concernsChallenge. Faisant suite à l'évaluation, tout feedback porte aussi les prochains défis candidats dans la relation usable*, eux-mêmes partitionnés dans des relations non fonctionnelles xxxLevel. En appliquant un raisonnement OWL, en fonction de l'attribut DP hasSuccess, le feedback est spécialisé en PositiveFB ou NegativeFB.

Modélisation dynamique SWRL. La figure 2 présente les règles logiques SWRL pour la mise en oeuvre d'une pédagogie behavioriste définie en section 2.1.1 ; avec l'ajout d'une règle palier R3 qui propose des défis de difficulté similaire au défi évalué (limite l'effet "montagnes russes" si on applique successivement R1 ou R2).

SWRL est aussi une proposition² W3C pour spécifier des règles logiques dans les ontologies en introduisant la notion de variables ?x dans les prédicats. Ces prédicats viennent d'une ontologie ou bien sont prédéfinis (préfixés par swrlb) et sont enchaînés par un ET logique uniquement. Les inconvénients principaux de SWRL sont l'absence de négation explicite dans les règles, ainsi que l'impossibilité d'utiliser des prédicats plus complexes (termes fonctionnels, par exemple) ; ce qui nécessite d'implémenter le prédicat usable() avec un code impératif comme le montre la section suivante.

OWlready2. C'est un module Python permettant la manipulation (création, lecture, modification et suppression) d'on-

1. Le caractère "*" spécifie que la relation OP est non fonctionnelle ; i.e. qu'un même individu/instance Challenge peut être associé plusieurs individus Condition. Une propriété OP ou DP fonctionnelle OWL équivaut à une relation 1..1 en UML.

2. A la différence d'OWL et OWL2, SWRL n'a jamais été promu au rang de standard W3C pour le Web Sémantique. Par contre, il reste utilisable dans des raisonneurs comme HermiT ou Pellet.

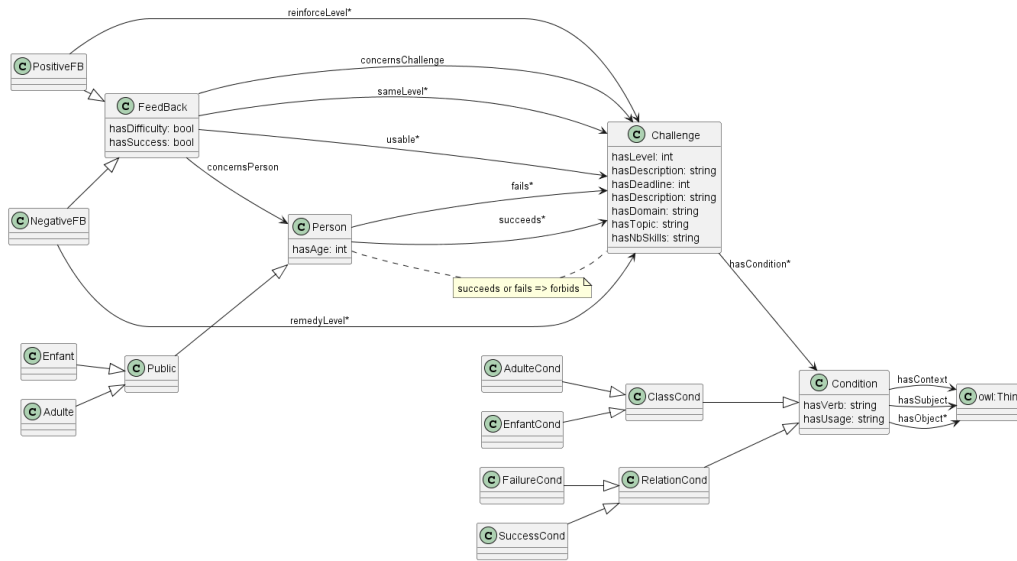


FIGURE 1 – Extrait de l'ontologie applicative ETP Proximité Obésité.

```

R1: Feedback(?fb) ^ concernsChallenge(?fb, ?ch) ^ hasLevel(?ch, ?lv) ^ usable(?fb, ?nch)
    ^ hasLevel(?nch, ?nlv) ^ swrlb:greaterThan(?nlv, ?lv) ^ hasSuccess(?fb, true) -> reinforceLevel(?fb, ?nch)

R2: Feedback(?fb) ^ concernsChallenge(?fb, ?ch) ^ hasLevel(?ch, ?lv) ^ usable(?fb, ?nch)
    ^ hasLevel(?nch, ?nlv) ^ swrlb:lessThan(?nlv, ?lv) ^ hasSuccess(?fb, false) -> remedyLevel(?fb, ?nch)

R3: Feedback(?fb) ^ concernsChallenge(?fb, ?ch) ^ hasLevel(?ch, ?lv) ^ usable(?fb, ?nch)
    ^ hasLevel(?nch, ?lv) -> sameLevel(?fb, ?nch)
    
```

FIGURE 2 – Règles SWRL.

tologies au format OWL2 [15]. A la différence d'API en Java comme OWLAPI, Owlready réifie les éléments d'une ontologie sous la forme d'objets, de classes et de méthodes de la programmation orientée objet, ce qui constitue une approche simple et puissante. Ce module inclut nativement une base de données graphe (appelée quadstore) stockant des triplets RDF associés à des identifiants d'ontologies, ainsi que les raisonneurs HermiT et Pellet permettant de faire des raisonnements par classification (terminologique) et aussi SWRL. Avec Owlready, les classes OWL sont des classes Python que l'on peut étendre en définissant des méthodes objet associées. C'est ce code impératif qui nous permet de pallier les limitations d'OWL2 et SWRL dans le traitement d'un feedback et des conditions

Avec Owlready, les classes OWL sont des classes objet Python comme les autres ; cela permet tout simplement d'étendre les concepts ontologiques en y incluant des méthodes. Pour ORALOOs, nous l'utilisons pour compléter les classes OWL2 Feedback, ClassCond et RelationCond avec des méthodes preFilter() et execute() respectivement.

- Feedback.prefilter() : les paramètres d'entrée de cette méthode sont l'utilisateur courant et le défi courant portés par les relations "concerns" de l'entité Feedback. La 1ère étape est de chercher dans l'ontologie tous les défis de même domaine que le défi courant. Ensuite, on élimine de cet ensemble

le défi courant lui-même et les défis déjà joués par l'utilisateur en utilisant sa relation forbids. Enfin, parmi tous ces défis potentiellement candidats, on garde uniquement les défis dont les conditions sont vérifiées pour ajouter les relations usable au feedback. Après l'exécution de cette méthode, il suffit de lancer un raisonnement Owlready pour déclencher les règles SWRL qui calculent les prochains défis recommandables définis ontologiquement par les OP reinforceLevel, remedyLevel et sameLevel et classer le feedback en FB+ ou FB-.

- ClassCond.execute() : Cette méthode utilise les définitions ontologiques hasSubject, hasVerb et hasObject de la classe Condition (cf. 1. Avec comme spécificité qu'une ClassCond a toujours comme verbe : "is_a", on vérifie que le sujet de la condition est bien du type/classe défini dans l'objet.
- RelationCond.execute() : vérifie dans l'ontologie qu'il existe bien la relation (propriété objet) spécifiée par hasVerb entre les deux individus hasSubject et hasObject de la condition.

2.2 Combiner les ontologies avec la programmation logique et réciproquement

Au sein du domaine de la représentation des connaissances et des raisonnements (KRR), la question de l'intégration de

la programmation logique (PL) avec les logiques de descriptions (LD) est étudiée depuis plus de 30 ans. L'objectif est de profiter des atouts des deux approches, et de pallier leurs inconvénients respectifs, tout en conservant la décidabilité et l'efficacité des raisonnements associés. Le tableau 1 présente un résumé des avantages et inconvénients de la LP et des LD.

Dans cette problématique, on peut classer les approches existantes en deux catégories : celles proposant une intégration de type fusion, qui consistent à n'exécuter qu'un seul raisonnement sur les connaissances modélisées sous forme de règles et d'axiomes ontologiques, et celles proposant une intégration de type API, qui consistent à faire dialoguer deux raisonneurs (un pour les règles et l'autre pour les axiomes ontologiques) via des interfaces fonctionnant comme des API.

Hybridation par fusion. Ces approches "sur étagère" permettent à l'utilisateur (ingénieur des connaissances) l'usage d'un seul raisonnement; ce qui a comme avantage de lui simplifier le travail en se concentrant sur la modélisation des connaissances et n'a très peu, voire aucun code annexe supplémentaire à créer pour exécuter le raisonnement. La contrepartie est que les systèmes associés sont moins flexibles et qu'il est souvent difficile voire impossible de les étendre afin de construire un raisonneur personnalisé. Par ailleurs, comme l'explique bien [19], l'intégration de type fusion est un vrai défi dès lors que l'on veut assurer la décidabilité du raisonnement et son efficacité, et que l'on veut définir une sémantique rigoureuse qui ne soit pas limitante par rapport aux sémantiques respectives des règles et des axiomes ontologiques, c'est-à-dire qui permette un enrichissement réciproque des connaissances et qui gère de manière claire l'interaction entre les hypothèses du monde ouvert et du monde fermé (qui sont respectivement les hypothèses des LD et de la PL).

Un des premiers travaux d'intégration de type fusion est décrit dans [16], où les auteurs proposent de combiner des clauses de Horn sans fonction avec des ontologies exprimées avec la LD $\mathcal{ALCN}\mathcal{R}$. Le formalisme obtenu, appelé CARIN, est utilisé pour permettre la médiation entre des requêtes d'utilisateurs et des sources de données hétérogènes. Le raisonnement associé, appelé "expansion de requêtes", utilise conjointement les règles et axiomes ontologiques pour réécrire la requête donnée en entrée en requêtes exécutables sur les sources. Cependant, les auteurs montrent que même avec deux formalismes séparément décidables, la fusion peut être indécidable. Plus récemment, [19] propose le formalisme $MKNF^+$, basé sur la logique de la connaissance minimale et la négation par échec fini (logic of minimal knowledge and negation as failure). Les auteurs proposent des contraintes nécessaires à la décidabilité, des algorithmes de raisonnement pour vérifier si un atome clos est vrai dans tous les modèles de la base de connaissance, et des bornes pour la complexité de ce raisonnement. Ils montrent comment $MKNF^+$ permet de raisonner avec des axiomes ontologiques et des programmes ASP, en permettant de choisir de raisonner en monde ou-

vert ou fermé pour chaque prédicat utilisé. Au niveau théorique, ce travail apparaît comme un cadre commun possible pour d'autres approches comme $\mathcal{DL}+log$ [20], disjunctive dl-programs [18], dl-programs [7], ou encore pour des approches basées sur différentes logiques du premier ordre, comme la logique auto-épistémique [5], un langage de requête du premier ordre orienté logiques de description [3], et la logique des défauts [1]. Tous les détails sont donnés dans [19]. On peut enfin citer le système DLog [17] qui est un raisonneur pour les LD basé sur l'inférence prolog. Cela permet un traitement bien plus efficace des raisonnements assertionnels impliquant de très grands ensembles de données.

Hybridation par API. Les approches d'intégration de type API sont des approches plus personnalisables. Le principe est que l'utilisateur modélise son problème avec un langage de PL et que sa résolution utilise en plus une ontologie du domaine en LD pour enrichir l'inférence. La personnalisation tient en ce que l'utilisateur a une certaine latitude pour choisir le raisonneur LD (et donc le raisonnement et la LD sous-jacents), alors que le raisonneur PL est le programme principal. Les deux raisonneurs communiquent en général dans les deux sens via une interface qui s'utilise comme une API. Les raisonnements sur les règles de PL et sur les connaissances ontologiques, dites "externes", peuvent être entrelacés, mais les raisonnements restent séparés. L'utilisateur peut avoir à programmer lui-même quelques scripts permettant la communication entre les raisonneurs, mais cela ne requiert pas d'être spécialiste des langages de KRR sous-jacents.

Ces dernières années, les approches de type API ont principalement utilisé ASP³ en tant que formalisme de PL. En particulier, les systèmes DLVHEX et HEXLite [6–8, 21, 22] implémentent le langage HEX⁴, qui augmente les programmes ASP avec des atomes externes⁵ afin de les enrichir avec plusieurs types d'informations externes. Ces dernières peuvent être des informations stockées (comme des données de sources externes ou des connaissances stockées dans des ontologies), mais aussi des informations calculées (comme des données issues de requêtes et des connaissances issues de raisonnements). Par ailleurs ces atomes externes permettent aussi l'envoi de données aux sources externes, leur permettant d'effectuer leurs calculs. Ainsi, le

3. Answer Set Programming est un langage logique complet permettant un raisonnement non monotone, l'usage de négations (par défaut et classique/forte), conjonctions, disjonctions entre clauses et l'ajout de contraintes. Le principe de raisonnement standard ASP se déroule toujours en deux étapes : 1) ground qui consiste à instancier les variables et 2) solve qui résout ce programme transformé en propositions par un algorithme SAT. Les solveurs ASP à l'état de l'art académique et industriel sont les systèmes Clingo (<https://potassco.org/>) et DLV (<https://www.dlvsystem.it/dlvsite/>).

4. Higher-order logic with EXternal atoms. L'implémentation de référence est le solveur dlhex dont le langage principal est C++ (<http://www.kr.tuwien.ac.at/research/systems/dlhex/>). Hexlite est une implémentation légère en Python [22] d'un fragment de HEX et utilise Clingo comme backend ASP.

5. L'ajout d'atomes externes nécessitent toujours une extension syntaxique + sémantique d'ASP, ainsi qu'une couche additionnelle de pré-processing pour insérer ces atomes externes dans les étapes ground+solve.

Programmation logique (programmes faits de règles prolog, ASP, ...)	Logiques de description (ontologies faites d'axiomes ontologiques exprimés en OWL2)
<ul style="list-style-type: none"> + Pratique et populaire pour modéliser les aspects dynamiques d'un système + Inférence non monotone + Implémentations matures et efficaces (XSB prolog, SWI prolog, ...) qui sont des langages Turing complete avec de nombreuses bibliothèques + Accès direct à la programmation par contrainte (CLP, ASP, CHR, ...) pour les problèmes combinatoires + Raisonnement en monde fermé : liens naturels avec les bases de données 	<ul style="list-style-type: none"> + Pratiques et populaires pour modéliser et raisonner sur la connaissance statique d'un domaine + Langages standardisés par le W3C + De nombreux résultats de complexité + Des outils disponibles : Protégé pour la modélisation et des raisonneurs puissants (HermiT, Pellet, ...) + Modélisation et raisonnement sur deux niveaux : TBox (axiomes terminologiques, i.e. les concepts) et ABox (axiomes assertionnels, i.e. les données) + Intégration facile avec des bases de données graphes
<ul style="list-style-type: none"> - Par défaut, pas de raisonnement terminologique, focus sur le problème de répondre à des requêtes - Raisonnement en monde fermé : pas de représentation de connaissances incomplètes et donc difficulté à raisonner sur des domaines infinis - Pas toujours 100% déclaratif - Attention à la décidabilité en présence de fonctions 	<ul style="list-style-type: none"> - OWL2 nécessite une certaine expertise - Raisonnement en monde ouvert pas toujours adapté - Des manques au niveau expressivité (restriction à des prédicats unaires et binaires, pas de réelle jointure) - Complexité des raisonnements qui augmente vite avec l'expressivité de la logique choisie - Problème possible de passage à l'échelle si ABox grande - Impossibilité de modéliser des exceptions (axiomes non toujours vrais)

TABLE 1 – Avantages (+) et inconvénients (-) de la programmation logique et des logiques de description.

moteur ASP interne résout un programme Hex en pilotant les appels au raisonneur utilisant l'ontologie, ainsi que les transferts de connaissances du programme à l'ontologie et vice versa. Il est important de remarquer que DLVHEX et HEXLite sont faits pour qu'un développeur non spécialiste d'ASP puisse facilement relier un programme Hex avec une ontologie. Le système Clingo [10] permet aussi l'importation de faits provenant de prédicats définis par des utilisateurs, comme les concepts d'une ontologie. Cela est permis par la présence de fonctions personnalisables dans le grounder Gringo de Clingo, implémentées en Lua ou Python. De plus, depuis sa version 5, Clingo permet d'intégrer des théories personnalisées dans le processus de résolution ASP [9]. Cet enrichissement de la résolution de problèmes ASP revient à une intégration à un bas niveau de capacités de raisonnement sur des théories et des applications utilisateurs. Le raisonnement ASP de base via les étapes de grounding et solving est impacté de manière importante. Pour certaines LD et sous certaines hypothèses, cette fonctionnalité peut être utilisée pour intégrer le raisonnement ontologique au sein de la résolution ASP. Avec cette fonctionnalité, Clingo se rapproche donc d'un système proposant une intégration de type fusion. Cependant, la résolution de théorie de Clingo 5 nécessite de bien connaître les différentes étapes de la résolution ASP, et est destinée principalement aux utilisateurs experts qui souhaitent développer leur propre raisonneur ASP personnalisé plutôt que simplement enrichir leurs problèmes ASP avec des sources externes.

Bien que les approches d'intégration de type fusion aient abouti à de nombreux résultats théoriques, les systèmes basés sur ces dernières sont peu nombreux et n'ont pas (encore) atteint la popularité des raisonneurs LD ou PL. Une des explications possibles tient sans doute en la difficulté à développer un tel système. Par ailleurs, les performances des raisonneurs existants LD et PL rendent très attractives

les approches d'intégration de type API. Par leurs résultats théoriques importants, les approches de type fusion tendent à définir de nouveaux langages de représentation de connaissances et de raisonnement, alors que les approches de type API permettent plus naturellement l'extension de langages existants. Néanmoins, au-delà de leurs spécificités respectives, les approches de type fusion et API s'influencent mutuellement pour faire avancer le domaine vers des langages et systèmes plus expressifs et performants.

3 Utilisation de l'extension OWLAPI d'HexLite

Pour proposer une solution pleinement déclarative à ORALOOs, nous présentons ici un retour d'expérimentation avec le système récent HexLite [23]. Ce dernier propose une interface bidirectionnelle entre une ontologie OWL et un programme HEX (extension ASP). OWLAPI est une interface Java de programmation d'ontologies ; celle-ci est développée dans un plugin écrit en Java pour Hexlite et qui utilise comme backend ASP le système Clingo écrit en Python.

3.1 Les principes fonctionnels

Pour des raisons de concision, nous limitons notre présentation aux fonctionnalités et renvoyons le lecteur à l'article de P. Schüller pour les définitions formelles.

Les atomes ASP de modifications d'une ontologie.

- Insertion d'assertions dans une ABox : `addc(C,I), addop(OP, I1, I2), adddp(DP, I, D)`.
- Suppression d'assertions d'une ABox : `delc(C,I), delop(OP, I1, I2), deldp(DP, I, D)`.

où C, OP et DP sont les classes OWL, les propriétés objet et les propriétés de données OWL respectivement. Les variables I représentent des individus/instances OWL et D une valeur de données (int, string, bool...).

Les modifications autorisées par cette extension HexLite ne concernent pas la création ou la suppression de nouveaux concepts (Classe ou Propriété) dans l'ontologie.

Les atomes externes. La syntaxe des atomes externes HexLite est la suivante : `&atom[in](out)`. Le contenu 'in' est une liste de paramètres d'entrée sous la forme de variables comme T, C, ... ou de littéraux représentant des constantes comme `onto` ou des prédicats comme `delta`. Le contenu 'out' est une liste de paramètres de sortie de l'atome externe. L'extension OWLAPI HexLite définit plusieurs atomes externes pour interagir avec une ontologie, en écriture :

- `&dlC[onto,delta,T,C](I)` : récupère les individus de la classe C.
- `&dlOP[onto,delta,T,OP](I1,I2)` : récupère les individus I1 (Domain) et I2 (Range) de la propriété objet OP.
- `&dlDP[onto,delta,T,DP](I,D)` : récupère l'individu I (Domain) et la valeur D (Range) de la propriété de donnée DP.
- `&dlConsistent[onto,delta,T]()` : vérifie la consistance de l'ontologie.

Les atomes qui interagissent en lecture seule sont :

- `&dlCro[onto,C](I)` : Requête les individus I de la classe C.
- `&dlOPro[onto,OP](I1,I2)` : requête les individus Domain (I1) et Range (I2) de la propriété objet DP.
- `&dlDPro[onto,DP](I,D)` : requête la propriété de donnée DP pour lire la valeur D pour l'individu Domain I.

Le paramètre `onto` est une constante référençant l'ontologie. Pour les atomes externes en écriture : `delta` est un prédicat contenant les atomes de modifications *add* et *del* ci-dessus, T représente un pas de temps ou une étape de raisonnement sous la forme d'un entier. De plus, il faut comprendre que les modifications sont effectivement propagées en amont au moment de l'interrogation de l'ontologie par un atome externe en écriture. Le type d'atome externe C, DP, OP et le temp T permettent de filtrer les bonnes informations dans le delta qui est défini en extension.

Ces atomes externes nécessitent une extension sémantique d'ASP et il faut aussi partitionner les atomes externes à interpréter au moment de l'étape `ground` de ceux à interpréter au moment du solve ASP. De notre compréhension des articles [23] et [22], la formalisation du partitionnement n'est pas définie de la même façon, ce qui introduit une difficulté dans l'usage d'HexLite.

3.2 Feedback ORALOOs en HexLite

Malgré des efforts importants, nous n'avons pas réussi à installer nativement l'extension OWLAPI d'HexLite à cause d'un conflit de bibliothèques Java utilisées par le plugin. Par ailleurs, il existe bien un packaging Docker mais ce dernier reste difficile à configurer pour notre problématique.

Nous avons donc décidé d'écrire un nouveau plugin en Python qui utilise le module `Owlready2` pour s'interfacer avec une ontologie OWL en remplacement du plugin Java et de l'API OWLAPI. Par contre, ce nouveau plugin ne concerne

uniquement que les atomes externes en lecture définis dans OWLAPI HexLite, auxquels nous avons rajouté un atome externe d'accès au type/classe d'un individu de l'ontologie : `&dlGetType[onto,I](C)`.

Encodage HexLite. La figure 3 présente le code déclaratif du feedback ORALOOs avec notre adaptation de l'extension OWLAPI HexLite. La structure du programme ASP est : (i) une phase d'initialisation d'atomes ASP à partir d'atomes externes HEX de lecture de l'ontologie (lignes 3 à 12); (ii) le calcul ASP des prédicats `usable()` en tenant compte du domaine du défi courant, l'usage de la négation par défaut (`not`) pour éliminer ce dernier et ne pas considérer les défis déjà joués (`forbids`) par l'utilisateur courant (lignes 14 à 17); (iii) la dernière étape du `usable` consiste à retenir parmi les défis candidats uniquement ceux dont les conditions d'activations sont validées (lignes 19 à 25); et (iv) la dernière partie du programme (lignes 27 à 35) concerne la transcription déclarative en atomes ASP des 3 règles pédagogiques, après avoir récupéré dans l'ontologie le niveau de difficulté du défi évalué ainsi que les niveaux des défis candidats `usable()`.

Malgré une adaptation limitée⁶ du plugin `owlapi` en Python de HexLite, notre programme logique déclaratif permet bien de remplacer le code Python + les règles SWRL présentés en section 2.1.

Intégration Hexlite. Après avoir comparé des exécutions indépendantes des programmes ORALOOs et HexLite sur les mêmes données d'entrée et obtenu les mêmes résultats, nous avons cherché à intégrer ces deux programmes. La documentation, plutôt lacunaire, du dépôt Git et les différents articles sur HexLite expliquent que les deux applications peuvent interagir uniquement à travers un échange par fichier : le passage des paramètres d'entrée (identifiant de l'individu OWL feedback) se fait par lecture d'un fichier `Json` par Hexlite, et les résultats du feedback HexLite (les atomes ASP `reinforce_level`, `remedy_Level`, `same_Level`) sont retournés à ORALOOs via un fichier `Json`.

Le synoptique d'intégration est le suivant. D'abord ORALOOs est responsable, via le module `Owlready`, de charger et de réifier en objet une ontologie applicative OWL2. A chaque demande de feedback, Oraloos crée un individu `Feedback` dans l'ontologie, lui associe les différentes propriétés, en particulier le défi et l'utilisateur concernés par ce retour. Oraloos doit le sauvegarder dans le fichier `Owl`, écrire le fichier `Json` de paramétrage du feedback, lancer le script HexLite de calcul. Ensuite Hexlite charge le fichier `Owl` de l'ontologie, via `Owlready`, le réifie dans un objet spécifique. Hexlite charge ensuite le programme ASP étendu et effectue son calcul en fonction du paramétrage feedback. Au final, il écrit les résultats dans un fichier `Json` connu d'ORALOOs. Enfin, ORALOOs doit se synchroniser sur ce fichier pour enregistrer les résultats dans l'ontologie, lancer un raisonnement OWL qui classe le feedback en `FB+` ou `FB-`. Ce processus nous semble difficile à synchroniser entre les différentes lectures/écritures des fichiers par les deux programmes.

6. Interface unidirectionnelle OWL → ASP.

```

1 #const onto="in/oralooos-meta.json".
2 % == INIT from ontology ==
3 challenge(Challenge) :- &dlCro(onto, "Challenge")(Challenge).
4 domain(Challenge, Domain) :- &dLDPro(onto, "hasDomain")(Challenge, Domain).
5 forbids(Person, Challenge) :- &dLOPro(onto, "forbids")(Person, Challenge).
6
7 has_condition(Challenge, Object) :- &dLOPro(onto, "hasCondition")(Challenge, Condition),
8   &dLDPro(onto, "hasVerb")(Condition, Verb), &dLOPro(onto, "hasObject")(Condition, Object),
9   &dLOPro(onto, "hasSubject")(Condition, Subject), Verb = is_a.
10 has_condition(Challenge, Verb, Object) :- &dLOPro(onto, "hasCondition")(Challenge, Condition),
11   &dLDPro(onto, "hasVerb")(Condition, Verb), &dLOPro(onto, "hasObject")(Condition, Object),
12   &dLOPro(onto, "hasSubject")(Condition, Subject), Verb != is_a.
13 % == USABLE ==
14 usable_before(Challenge) :- challenge(Challenge), domain(Challenge, Domain), current_domain(Domain),
15   not current_challenge(Challenge), current_user(User), not forbids(User, Challenge).
16 % Challenges without condition
17 usable(Challenge) :- usable_before(Challenge), not has_condition(Challenge, _), not has_condition(Challenge, _, _).
18
19 is_checked(Challenge, ClassCond) :- usable_before(Challenge), has_condition(Challenge, ClassCond), current_user(User),
20   &dLGetType(onto, User)(ClassCond).
21 is_checked(Challenge, Verb, RelationCond) :- usable_before(Challenge), has_condition(Challenge, Verb, RelationCond).
22 % Challenges with condition(s)
23 usable(Challenge) :- usable_before(Challenge), N={has_condition(Challenge, Condition)},
24   M={is_checked(Challenge, Condition)}, N=M, I={has_condition(Challenge, Verb, Condition)},
25   J={is_checked(Challenge, Verb, Condition)}, I=J.
26 % == LEVEL MANAGEMENT ==
27 current_level(CurrentLevel) :- current_challenge(Challenge), &dLDPro(onto, "hasLevel")(Challenge, CurrentLevel).
28 usable_level(Challenge, UsableLevel) :- usable(Challenge), &dLDPro(onto, "hasLevel")(Challenge, UsableLevel).
29
30 reinforce_level(Challenge) :- usable_level(Challenge, UsableLevel), current_level(CurrentLevel),
31   UsableLevel > CurrentLevel.
32 remedy_level(Challenge) :- usable_level(Challenge, UsableLevel), current_level(CurrentLevel),
33   UsableLevel < CurrentLevel.
34 same_level(Challenge) :- usable_level(Challenge, UsableLevel), current_level(CurrentLevel),
35   UsableLevel = CurrentLevel.

```

FIGURE 3 – Extrait du feedback en Hexlite.

3.3 Conclusions sur HexLite

Fonctionnellement, l'interface bidirectionnelle entre une ontologie OWL et un programme ASP augmenté par Hexlite proposé dans [23] est très prometteur. Nous avons montré que cette approche permet bien de remplacer des règles SWRL + du code impératif et augmente sensiblement l'expressivité déclarative d'une application.

Cependant, la mise en œuvre de bout en bout de l'extension OWLAPI d'Hexlite reste très difficile :

- Installation native du package Hexlite + OWLAPI impossible à mener à son terme.
- Incompréhension sur comment sont partitionnés les atomes externes entre les étapes "ground" et "solve" de l'exécution ASP.
- Documentation à minima au travers d'exemples dans le dépôt Git et les différents articles HexLite ; le code github ne semble plus maintenu.
- Problème d'intégration Hexlite avec une application tierce comme ORALOOs.

De plus, notre plugin d'interface en Python ne contient pas d'atome externe permettant de modifier l'ontologie à partir d'une solution ASP. Après plusieurs mois de travaux avec Hexlite et pour pallier les limitations ci-dessus, nous avons décidé de développer une nouvelle librairie combinant OWL2 et ASP fonctionnellement similaire à Hexlite.

4 Vers une hybridation OWL et ASP opérationnelle

Notre solution alternative prend la forme d'une librairie Python, nommée Exialis, utilisant Clingo comme backend ASP et Owlready2 pour s'interfacer avec des ontologies OWL2. L'objectif d'Exialis est d'avoir une interface bidirectionnelle entre une ontologie OWL2 et un programme ASP. Pour cela nous utilisons les fonctionnalités natives de

Clingo : fonctions externes, Multi-Shot Solving (MSS) et Incremental Solving (IS). Nous utilisons cette librairie pour résoudre notre problème de feedback dans le contexte applicatif ORALOOs et des problèmes de type planification où les dimensions temporelle et incrémentale du raisonnement sont prégnantes.

4.1 Fonctionnalités natives Clingo

4.1.1 Fonctions externes

Définies dans [14], elles nous servent pour définir les opérations de lecture et d'écriture dans l'ontologie. Ces fonctions externes doivent être encapsulées dans un atome ASP `name(@function(X, Y))`⁷. Les fonctions externes Exialis de lecture d'une ontologie sont les suivantes :

- `@dlCro(C, (X,Y), onto)` : requête les individus de la classe C.
- `@dlPro(P, (X,Y), onto)` : requête la propriété P (objet ou donnée) dans l'ontologie onto.
- `@dlTro(I, (X,Y), onto)` : requête le(s) classe(s) auquel appartient l'individu I.

Le deuxième paramètre des fonctions est un tuple qui permet de filtrer la requête ; il peut être vide. Les fonctions externes Exialis de modification d'une ontologie sont :

- `@addC(C, I, onto)` : écrit dans l'ontologie l'individu I de type C.
- `@addOP(P, I1, I2, onto)` : ajoute dans l'ontologie la propriété objet P avec l'individu I1 comme Domain et l'individu I2 comme Range.
- `@addDP(P, I, V, onto)` : ajoute dans l'ontologie la propriété de donnée P avec l'individu I comme Domain et la valeur V comme Range.
- `@dlConsistent(onto)` : effectue un raisonnement sur l'ontologie et permet de vérifier la consistance de

7. Dans un premier temps, les noms sont proches des atomes HexLite, mais nous allons les renommer pour assurer une homogénéité.

celle-ci.

Ces fonctions externes sont implémentées via un module Python `clingo`, cf. §4.2 dans [14]. A la différence des atomes externes d'HexLite, ces fonctions ne nécessitent pas une extension de la sémantique ASP.

4.1.2 Multi-shot solving

Rappelons que la résolution standard d'un problème en ASP se fait en une étape (single-shot) : `Ground(P) → solve(P')`, où `P` est un programme ASP contenant des variables et `P'` est la transformation en logique propositionnelle. La résolution 'multi-shot' Clingo [11] permet de partitionner le programme ASP en différents sous-programmes qui peuvent être "Ground" séparément et s'intercaler dans différentes étapes de "Solve".

La déclaration d'un sous-programme Clingo dans l'encodage ASP se fait via la directive : `#program n(p1 ,..., pk` où `n` est le nom du sous-programme et `pi` les paramètres. Il existe un sous-programme par défaut avec le nom réservé et sans paramètre : `#program base`. Toutes les règles ASP non précédées d'une directive `#program` sont allouées à `base`. Le contrôle des étapes "Ground" et "Solve" est géré par l'API Clingo via une instance d'un objet `Control` avec lequel on peut gérer le chargement des fichiers ASP (`ctl.load()`), le "Ground" d'un sous-programme ASP : `ctl.ground()` et son "Solve" par : `ctl.solve()`.

A noter que la portée d'un "ground" s'applique uniquement aux sous-programmes donnés en argument, tandis qu'un "solve" déclenche un raisonnement par rapport à tout ce qui a été "ground+solve" précédemment, cf. [14].

4.2 Feedback ORALOOs en Exialis

Encodage Exialis. Nous illustrons l'usage des fonctions externes et du "multi-shot solving" de Clingo en présentant l'encodage du Feedback ORALOOs :

- La figure 4 est le sous-programme, par défaut, `base` de Clingo. C'est une initialisation générale par lecture dans l'ontologie des propriétés (DP et OP) des conditions via la fonction externe `dIPro()`.
- La deuxième partie de l'encodage ASP effectue des lectures de l'ontologie contextualisées par un individu `Feedback` spécifique passé en paramètre du sous-programme `step`; lignes 7 à 15 de la figure 5. Soulignons dans la ligne 9, l'usage dans la fonction externe `dICro` d'un tuple qui filtre parmi tous les défis de l'ontologie uniquement ceux qui sont du même domaine du défi courant. Les lignes 17 à 39 sont l'encodage ASP du calcul des prédicats `usable()` et du partitionnement selon le niveau de difficultés des défis candidats.
- La figure 6 est le sous-programme d'écriture dans l'ontologie pour assigner les résultats à l'individu `feedback`.

Intégration Exialis. A la différence d'HexLite, Exialis est une librairie Python que l'on peut importer dans une application tierce en Python, ce qui est le cas d'ORALOOs. Le synoptique d'intégration est le suivant :

- ORALOOs est responsable, via le module `Owl-`

`ready`, de charger et de réifier en objet une ontologie applicative OWL2.

- A chaque demande de feedback, ORALOOs crée un individu `Feedback` dans l'ontologie, lui associe les différentes propriétés, en particulier le défi et l'utilisateur concernés par ce retour. ORALOOs délègue ensuite le calcul du feedback à une instance d'Exialis qui est contextualisé/construit avec l'objet `onto` et l'individu `feedbackID`. L'objet `ctl = Control()` de l'API Clingo permet le raisonnement en mode "Multi-Shot Solving" après chargement du programme ASP `ctl.load("feedback-exialis.lp")` :
 - `ctl.ground(["base", []]) + ctl.solve()`
 - `ctl.ground(["step", [String(feedbackID)]]) + ctl.solve()`
 - `ctl.ground(["update", [String(feedbackID)]]) + ctl.solve()`
- Une fois le retour synchrone de l'instance Exialis effectué, ORALOOs reprend la main en effectuant un raisonnement OWL (classification du feedback). Si les modifications ASP laissent l'ontologie consistante, ORALOOs peut la sauvegarder.

L'intégration et l'utilisation Exialis par ORALOOs est plus facile qu'avec le programme HexLite.

4.3 Généralisation d'Exialis

Le cas d'usage d'Exialis pour ORALOOs est plutôt spécifique : il n'y a pas de dimension temporelle ni d'instanciation multiple d'un contrôleur Clingo. Cela ne permet pas de l'utiliser sur des problèmes comme la planification de robots décrit dans [23] ou des systèmes de configuration de produits industriels [4]. La fonctionnalité IS proposée nativement par le système Clingo depuis sa version 4 [11] permet d'ajouter une dimension temporelle dans les étapes de résolution ASP au moyen de sous-programmes spécifiques. IS est donc une forme spéciale du MSS de Clingo et correspond au modèle déclaratif ASP suivant :

- Un programme `base` qui modélise les connaissances statiques du problème.
- Un programme `step(t)` qui capture les connaissances évoluant au cours d'un temps discret `t` (une étape de résolution).
- Un programme `check(t)` qui permet de vérifier l'atteinte de l'objectif final du problème à chaque étape de résolution.

Un exemple de ce modèle est l'encodage incrémental des tours de Hanoï de [14]. Inclure les fonctions externes Exialis dans ce modèle permet de mettre en oeuvre une interface bidirectionnelle et incrémentale combinant ASP et OWL2.

4.4 Conclusions sur Exialis

Les principaux objectifs d'Exialis sont atteints :

- Avoir une interface bidirectionnelle entre OWL2 et ASP pour traiter le feedback ORALOOs "à la Hexlite". L'usage du "multi-shot solving" et de l'API `Control` de Clingo permet bien de propager les calculs et les modifications dans l'ontologie pour chaque entité `feedback`.

```

1
2 #const onto="in/oralooos-meta.json".
3 hasCondition(@dlPro("hasCondition")). hasVerb(@dlPro("hasVerb")). hasObject(@dlPro("hasObject")).
4 hasSubject(@dlPro("hasSubject")). hasLevel(@dlPro("hasLevel")).
5

```

FIGURE 4 – Base du feedback avec Exialis.

```

6 #program step(feedback).
7 current_user(@dlPro(feedback,"concernsPerson")).
8 current_challenge(@dlPro(feedback,"concernsChallenge")).
9 challenge(@dlCro("Challenge", (Challenge, "hasDomain"))) :- current_challenge(Challenge).
10 has_condition(Challenge, Object) :- hasCondition((Challenge, Condition)),
11     hasVerb((Condition, Verb)), hasObject((Condition, Object)),
12     hasSubject((Condition, Subject)), Verb = is_a.
13 has_condition(Challenge, Verb, Object) :- hasCondition((Challenge, Condition)),
14     hasVerb((Condition, Verb)), hasObject((Condition, Object)),
15     hasSubject((Condition, Subject)), Verb != is_a.
16 % ==== USABLE ====
17 usable_before(Challenge) :- challenge(Challenge), not current_challenge(Challenge),
18     current_user(User), not forbids((User, Challenge)).
19 % Challenges without condition
20 usable(Challenge) :- usable_before(Challenge), not has_condition(Challenge, _),
21     not has_condition(Challenge, _, _).
22 % Challenges with condition(s)
23 userIsA(@dlPro(User)) :- current_user(User).
24 is_checked(Challenge, ClassCond) :- usable_before(Challenge), has_condition(Challenge, ClassCond),
25     current_user(User), userIsA((User, ClassCond)).
26 is_checked(Challenge, Verb, RelationCond) :- usable_before(Challenge),
27     has_condition(Challenge, Verb, RelationCond).
28 usable(Challenge) :- usable_before(Challenge), N={has_condition(Challenge, Condition)},
29     M={is_checked(Challenge, Condition)}, N=M, I={has_condition(Challenge, Verb, Condition)},
30     J={is_checked(Challenge, Verb, Condition)}, I=J.
31 % === LEVEL MANAGEMENT ===
32 current_level(CurrentLevel) :- current_challenge(Challenge), hasLevel((Challenge, CurrentLevel)).
33 usable_level(Challenge, UsableLevel) :- usable(Challenge), hasLevel((Challenge, UsableLevel)).
34 reinforce_level(Challenge) :- usable_level(Challenge, UsableLevel), current_level(CurrentLevel),
35     UsableLevel > CurrentLevel.
36 remedy_level(Challenge) :- usable_level(Challenge, UsableLevel), current_level(CurrentLevel),
37     UsableLevel < CurrentLevel.
38 same_level(Challenge) :- usable_level(Challenge, UsableLevel), current_level(CurrentLevel),
39     UsableLevel = CurrentLevel.

```

FIGURE 5 – Step du feedback avec Exialis.

- Proposer une solution facilement intégrable et utilisable avec une application tierce.

Le dernier objectif de généraliser la librairie Exialis aux problèmes nécessitant une dimension temporelle est atteignable en utilisant la résolution incrémentale nativement présente dans Clingo.

Par rapport à la catégorisation définie dans la section 2.2, la bibliothèque Exialis se positionne comme une approche d'intégration de type API. Elle permet l'utilisation conjointe de Clingo pour la résolution de programmes logiques ASP, et un raisonneur Hermit ou Pellet pour la partie logiques de description, les deux dialoguant grâce à l'API Owlready2.

5 Conclusion et perspectives

Dans l'optique d'apporter une solution complètement déclarative, nous proposons de combiner (hybrider) un langage logique avancé (ASP) avec les logiques de description (OWL2). Nous abordons cette problématique par une démarche pragmatique et opérationnelle, à finalité industrielle. En première approche, nous utilisons la proposition récente OWLAPI HexLite. Si cette proposition donne de bons résultats pour l'aspect déclaratif, plusieurs difficultés de mise en oeuvre nous ont contraint à développer une solution alternative. La librairie Exialis est fonctionnellement similaire à HexLite, 100% Python, opérationnelle

pour notre contexte applicatif et généralisable à d'autres problèmes.

Si à court terme, la généralisation d'Exialis reste à finaliser, il serait intéressant d'établir un benchmark d'Exialis par rapport à la solution actuelle ORALOOs (SWRL + Python). De plus, un travail plus théorique reste à accomplir afin d'éclairer quelques différences avec HexLite et d'évaluer l'impact sur la sémantique du raisonnement. Enfin, l'ambition finale de nos travaux est de proposer à la communauté la librairie Exialis en code ouvert, documentée et maintenue.

Remerciements

Ce travail a été réalisé dans le cadre du contrat UCA-Jeolis référence DRV_VALO_2021431 et ANR_ANR21-PRRD-0009-01_ETP, financé conjointement par la société Jeolis Solutions et l'Agence Nationale de la Recherche via le plan France Relance "Préservation des emplois R&D".

Références

- [1] Franz Baader and Bernhard Hollunder. Embedding defaults into terminological knowledge representation formalisms. *Journal of Automated Reasoning*, 14 :149–180, 1995.
- [2] Adrien F. Baranes, Pierre-Yves Oudeyer, and Jacqueline Gottlieb. The effects of task difficulty, novelty

```

41 #program update(feedback).
42 delta(@addOP("reinforceLevel", feedback, Challenge, onto)) :- reinforce_level(Challenge).
43 delta(@addOP("remedyLevel", feedback, Challenge, onto)) :- remedy_level(Challenge).
44 delta(@addOP("sameLevel", feedback, Challenge, onto)) :- same_level(Challenge).

```

FIGURE 6 – Update du feedback avec Exialis.

and the size of the search space on intrinsically motivated exploration. *Frontiers in Neuroscience*, 8 :317, 2014.

- [3] Diego Calvanese, Giuseppe De Giacomo, Domenico Lembo, Maurizio Lenzerini, and Riccardo Rosati. Eql-lite : Effective first-order query processing in description logics. In *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 274–279, 2007.
- [4] Richard Comptoi-Taupe, Giulia Francescutto, and Gottfried Schenner. Applying incremental answer set solving to product configuration. *26th ACM International Systems and Software Product Line Conference*, B :150–155, 2022.
- [5] Jos de Bruijn, David Pearce, Axel Polleres, and Agustín Valverde. Quantified equilibrium logic and hybrid rules. In *Web Reasoning and Rule Systems*, pages 58–72, Berlin, Heidelberg, 2007. Springer Berlin Heidelberg.
- [6] Thomas Eiter, Giovambattista Ianni, Thomas Krennwallner, and Axel Polleres. *Rules and Ontologies for the Semantic Web*, pages 1–53. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2008.
- [7] Thomas Eiter, Giovambattista Ianni, Thomas Lukasiewicz, Roman Schindlauer, and Hans Tompits. Combining answer set programming with description logics for the semantic web. *Artificial Intelligence*, 172(12) :1495–1539, 2008.
- [8] Thomas Eiter, Tobias Kaminski, Christoph Redl, Peter Schüller, and Antonius Weinzierl. Answer set programming with external source access. In *Reasoning Web*, 2017.
- [9] Martin Gebser, Roland Kaminski, Benjamin Kaufmann, Max Ostrowski, Torsten Schaub, and Philipp Wanko. Theory Solving Made Easy with Clingo 5. In *Technical Communications of the 32nd International Conference on Logic Programming (ICLP 2016)*, volume 52 of *OpenAccess Series in Informatics (OA-SICS)*, pages 2 :1–2 :15, Dagstuhl, Germany, 2016. Schloss Dagstuhl–Leibniz-Zentrum fuer Informatik.
- [10] Martin Gebser, Roland Kaminski, Benjamin Kaufmann, and Torsten Schaub. Clingo = asp + control : Preliminary report, 2014.
- [11] Martin Gebser, Roland Kaminski, Benjamin Kaufmann, and Torsten Schaub. Multi-shot asp solving with clingo. *Theory and Practice of Logic Programming*, 19(1) :27–82, 2019.
- [12] André Giordan. Éducation thérapeutique du patient : les grands modèles pédagogiques qui les sous-tendent. *Médecine des maladies métaboliques*, 4(3) :305–311, 2010.
- [13] Xavier Goblet and Christophe Rey. Suivi thérapeutique intelligent par recommandation à base d’ontologie et de règles. *Conférence Nationale sur les Applications Pratiques de l’Intelligence Artificielle, Afia (Ed)*, pages 50–57, 2020.
- [14] Roland Kaminski, Javier Romero, Torsten Schaub, and Philipp Wanko. How to build your own asp-based system?! *Theory and Practice of Logic Programming*, page 1–63, 2021.
- [15] Jean-Baptiste Lamy. Owlready : Ontology-oriented programming in python with automatic classification and high level constructs for biomedical ontologies. *Artificial Intelligence in Medicine*, 80 :11–28, 2017.
- [16] Alon Y. Levy and Marie-Christine Rousset. Combining Horn rules and description logics in CARIN. *Artificial Intelligence*, 104(1) :165–209, 1998.
- [17] Gergely Lukácsy and Péter Szeredi. Efficient description logic reasoning in Prolog : The DLog system. *Theory and Practice of Logic Programming*, 9 :343–414, 05 2009.
- [18] Thomas Lukasiewicz. A novel combination of answer set programming with description logics for the semantic web. In Enrico Franconi, Michael Kifer, and Wolfgang May, editors, *The Semantic Web : Research and Applications*, pages 384–398, Berlin, Heidelberg, 2007. Springer Berlin Heidelberg.
- [19] Boris Motik and Riccardo Rosati. Reconciling description logics and rules. *J. ACM*, 57(5), jun 2010.
- [20] Riccardo Rosati. DL+log : Tight integration of description logics and disjunctive datalog. In *Proceedings of the Tenth International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning (KR 2006)*, pages 68–78, 2006.
- [21] Peter Schüller. The hexlite solver - lightweight and efficient evaluation of hex programs. In *European Conference on Logics in Artificial Intelligence*, 2019.
- [22] Peter Schüller. The Hexlite Solver. In Francesco Calimeri, Nicola Leone, and Marco Manna, editors, *Logics in Artificial Intelligence*, pages 593–607, Cham, 2019. Springer International Publishing.
- [23] Peter Schüller. A new OWLAPI interface for HEX-programs applied to explaining contingencies in production planning. In *New Foundations for Human-Centered AI, Workshop at ECAI*, 2020.

Prévention et auto-rééducation de pathologies ostéoarticulaires assistées par intelligence artificielle

Dr Laurent Cervoni¹, Dr Julien Brasseur¹, Dr Med. Mehdi Roudesli²

¹ Centre de Recherche et d'Innovation de Talan, Paris, France

² Centre de l'appareil locomoteur de l'estuaire, Le Havre

laurent.cervoni@talan.com, julien.brasseur@talan.com,
m.roudesli@skeewai.com

Résumé

Les pathologies ostéo-articulaires et tout particulièrement les lombalgies ou les entorses de cheville sont un enjeu de santé publique. Les données décrivant l'impact des traitements sur l'évolution des pathologies sont insuffisantes pour imaginer un processus d'auto-apprentissage. Nous avons donc conçu une application basée, notamment, sur des règles de consensus médicales capable de générer des séances d'exercices adaptées à la pathologie du patient et à son évolution. Nous avons retenu une approche qui, partant de l'entorse de cheville, a pu être généralisée à 12 pathologies et a donné lieu à une application opérationnelle. Recov'up, issue de ces travaux, est disponible sous forme de WebApp (<https://recovup.com>).

Mots-clés

Troubles musculo-squelettiques, Intelligence Artificielle, Santé, Programmation Logique, Règles de consensus

Abstract

Osteoarticular pathologies, particularly low back pain and ankle sprains, are a public health issue. The data describing the impact of treatments on the evolution of pathologies are insufficient to imagine a self-learning process. We have therefore designed an application based, in particular, on medical consensus rules capable of generating exercise sessions adapted to the patient's pathology and its evolution. We selected an approach that, starting from ankle sprains, could be generalized to 12 pathologies and resulted in an operational Web application. Recov'up, resulting from this work, is available as a WebApp (<https://recovup.com>).

Keywords

Musculoskeletal disorders, Artificial Intelligence, Health, Logical Programming, Consensus rules

1 Introduction

Les pathologies ostéoarticulaires des membres inférieurs représentent 25 % de l'ensemble des pathologies

ostéoarticulaires. La cheville, avec près de 6000 personnes atteintes [1] par jour en France, représente, à elle seule, 7 à 10 % des urgences hospitalières et plus d'un quart des pathologies des membres inférieurs. Il s'agit d'un problème de Santé publique dont le coût est estimé à 1.2 millions d'euros par jour. Le coût total annuel, pour la société, des entorses de cheville a même été estimé approximativement à 40 millions d'euros par million d'habitants.

Le chiffre des récurrences est éloquent : 30 % des gens présentent un problème persistant au-delà de 1 an. ([2] et [3]). D'autres études pointent des séquelles encore plus importantes. Ceci souligne l'importance de la prévention et de traitements rapide, notamment par la mise en œuvre d'exercices de rééducation ([4]).

La prise en charge se fait, généralement, sur la base de « règles de consensus » médicales qui permettent d'évaluer la gravité de la pathologie. Les approches par proprioception, par exemple, ont entraîné une réduction de 50 % des récurrences [5]. Il est aussi mis en avant la place de l'*auto-rééducation dans la stratégie de rééducation.*

La comparaison d'une rééducation supervisée par un praticien et une auto-rééducation à domicile tend à montrer des résultats fonctionnels similaires pour la cheville. On observe une meilleure observance, notamment pour le respect des rendez-vous médicaux et un meilleur résultat de suivi du programme de soin.

Les lombalgies constituent aussi un enjeu de santé publique similaire, 80% de la population étant susceptible de souffrir de lombalgie au cours de sa vie, et plus de la moitié de la population française déclare un épisode de mal de dos sur une année¹. En première intention, une autogestion et des exercices ciblés sont recommandés par la HAS. Pour cette pathologie aussi plusieurs études ont cherché à démontrer l'intérêt des soins en autonomie éventuellement assistés par une application ([6] et [7]).

Il paraît donc pertinent de pouvoir autonomiser le patient dans la réalisation de tests fonctionnels seuls ou assistés par

¹ <https://www.ameli.fr/medecin/sante-prevention/pathologies/lombalgies/enjeu-sante-publique>

informatique, afin que les praticiens aient accès à davantage d'informations pour personnaliser le parcours de soins.

L'intelligence artificielle peut donc jouer un rôle significatif dans l'accompagnement des rééducations des pathologies ostéoarticulaires et cette stratégie d'autonomisation. Toutefois, si l'IA connaît un nombre croissant d'applications médicales, la plupart d'entre-elles portent sur l'aide au diagnostic ou l'imagerie et beaucoup plus rarement sur la thérapeutique. Une des raisons majeures à cela réside dans le caractère sensible des données médicales. Aussi, dans bien des cas, il n'existe aucune base de données disponible, ce qui est le cas des pathologies ostéoarticulaires.

Dans cet article, nous présentons un cas pratique (Recov'Up) conçu dans le cadre d'une collaboration entre la start-up Skeewai et le Centre de Recherche et d'Innovation du groupe Talan. Celle-ci repose principalement sur des règles de consensus, les recommandations de la Haute Autorité de Santé² et la mise en pratique de l'expertise de praticiens (médecins du sport et kinésithérapeutes) exprimée sous forme de règles « logiques ».

2 Genèse et contexte des travaux

Au coût total pour la société, et pour les entreprises privées, de la prise en charge des pathologies telles que l'entorse de cheville et des arrêts de travail qui en découlent, s'ajoute le risque de récurrence. Une re-mobilisation rapide dans le cadre de l'entorse de cheville semble être favorable à la réduction des risques de récurrences [8] et [9].

Pourtant, seuls 50 % des cas font l'objet d'un suivi médical. Une large proportion des patients risque donc de développer une instabilité chronique de la cheville. ([10] et [11]).

Il n'existe pourtant pas de méthode médicale universelle « déterministe » pour traiter l'entorse de cheville. Cette situation n'est pas surprenante au regard du nombre de facteurs qui entrent en jeu dans la pathologie et l'essence même de la pratique médicale qui doit être la plus personnalisée.

Le site Ameli précise, concernant la rééducation, que « *Le nombre de séances préconisées est de 10 pour une entorse de cheville récente. La rééducation n'est pas systématique, et se propose en fonction des besoins estimés par le médecin.* »

Ainsi, il existe des recommandations sur avis d'experts dont la réalisation de tests d'évaluation des déficiences sensorimotrices. Notamment, dans les travaux les plus récents et qui constituent la référence internationale en matière d'analyse de l'entorse de cheville, on observe que « *Le comité exécutif de l'International Ankle Consortium est parvenu à un consensus sur les recommandations pour une évaluation clinique structurée des lésions latérales aiguës de l'entorse de la cheville. Les recommandations sont fournies sur la base d'une évaluation clinique diagnostique initiale. L'International Ankle Consortium ROAST [...] met l'accent sur l'évaluation des déficiences mécaniques et sensorimotrices connues pour être associées à une instabilité chronique de la cheville.* » (Source *Clinical assessment of acute lateral ankle*

sprain injuries (ROAST): 2019 consensus statement and recommendations of the International Ankle Consortium).

L'absence de démarche « algorithmique » ou simplement formelle conduit à envisager des approches expérimentales qui ne peuvent s'appuyer sur une programmation informatique traditionnelle.

L'absence de base de données de patients avec les suivis thérapeutiques associés évoquée précédemment vient s'ajouter aux motivations de retenir un système à base de règles pour proposer un accompagnement thérapeutique.

Le projet RecovUp a donc été initié sur la base de ces constats, début 2020. L'équipe médicale (1 kiné, 1 médecin du sport) a collecté l'ensemble des exercices utilisés par les praticiens et disponibles dans la littérature, utilisant ou non du matériel simple. La liste des exercices varie d'une vingtaine à plus de cinquante selon les pathologies prises en compte par l'application.

La mise en œuvre des exercices dans le parcours de soin a été définie par l'équipe médicale au regard du bénéfice apporté selon la date initiale de la pathologie, de sa nature, de la capacité du patient à effectuer certains tests fonctionnels simples et de réponses sur l'évolution de la douleur, notamment. Le développement du moteur modélisant les exercices et l'interface associé s'est étalé sur un an environ avant la mise en situation réelle.

3 Complexité de la génération d'exercices d'auto-rééducation

Dans le traitement de la cheville, nous avons retenu un panel de 30 exercices environ, classés dans différentes familles (sur la base notamment des recommandations de la Haute Autorité de Santé ([12]).

L'objectif est de proposer des séances de 3, 4 ou 5 exercices (le nombre étant fixé par les règles proposées par l'équipe médicales en fonction de l'évolution de la pathologie et en évitant la monotonie des séances afin de ne pas lasser le patient), choisis dans cette liste de 30 exercices.

L'espace complet pour 3 à 5 exercices est théoriquement $C_{30}^3 + C_{30}^4 + C_{30}^5 = 4060 + 27\ 405 + 142\ 506 = 173\ 971$. Dans la pratique, l'espace réel est un peu plus complexe à calculer, certains exercices devant, selon les situations, être pris dans une famille ou une autre et le nombre d'exercices ayant été étendu. Certaines familles sont exclusives des autres ou au contraire être associées.

Si on introduit les notions de durées, l'espace est nettement plus important. La gestion des durées se traduit par l'ajout de répétitions afin de rentrer dans un intervalle de temps pour qu'une séance soit acceptable pour le patient avec une durée minimale efficace.

Si on souhaite « simuler », dans un domaine discret, la gestion des exercices, cela reviendrait à ajouter à la liste des exercices tous les cas de répétitions possibles. Comme les exercices peuvent être réalisés sur des séries de 8 à 15 répétitions, 3 à 5 fois chacun, il y aurait donc un espace de 40 à 75 représentants

² https://www.has-sante.fr/upload/docs/application/pdf/2019-04/fm_lombalgie_v2_2.pdf et <https://www.has-sante.fr/upload/docs/application/pdf/recosentors.pdf>

de chaque exercice.

Dans ce cas, l'espace total dépasse plusieurs millions de combinaisons possibles (dans le pire des cas) puisqu'il faudrait calculer toutes les associations de répétitions.

Définition des règles

Nous avons structuré la génération des exercices en 4 catégories de règles :

- 1) Des règles générales :
 - Une séance doit comporter entre 3 et 5 exercices (selon l'évolution du patient et la pathologie)
 - Les règles de progressivité qui précisent l'évolution du nombre d'exercices et de séries d'un exercice doivent toujours être respectées
 - Une séance doit débuter par une mesure de la douleur au de repos, Echelle Visuelle Analogique (EVA), et terminer par une EVA post-séance
 - La rééducation se déroule sur une durée minimale (celle-ci pourra varier selon d'autres pathologies que la cheville) et ne s'achève que si un certain nombre de critères est atteint.
- 2) Des règles de progressivité dont un échantillon est :
 - Les exercices proposés doivent être issus d'au moins 2 familles différentes (celles-ci étant, par exemple, proprioception, renforcement, excentrique, etc...)
 - Avant J5 (ie dans les 5 jours qui suivent la blessure), appliquer le protocole « Glaçage, Repos, Elévation Compression » (GREC)
 - Aucun exercice des familles médicalement considérées comme peu efficaces, après J15
 - Aucun exercice de sur-sollicitation avant J15
 - Ne jamais proposer moins de 2 exercices de certaines familles à partir de J21
 - Etc...
- 3) Des règles d'irritabilité comme, par exemple :
 - Si l'EVA post-séance est supérieure à l'EVA de repos de plus de 20% alors ne pas suivre la règle de progressivité pour la séance suivante.
- 4) Des règles « de cause à effet » :
 - Des familles d'exercices différentes sont proposées en fonction de tests fonctionnels réalisés et auto-évalués par le patient.
 - Selon le résultat de scores (comme le Limb Symmetry Index), les exercices sont adaptés en intégrant aussi le fait que le patient dispose ou non du matériel nécessaire (élastique, coussin instable).

Etude de complexité

Considérons, à titre d'exemple, la règle "avant le cinquième jour, ne faire que des exercices de type A (dans la modélisation les familles d'exercices sont numérotées par des lettres), et jamais après". Cette dernière peut s'écrire sous la forme :

$$L_{\text{prog}}^{(1)} := \left(\bigwedge_{k \leq 5} \text{NbEx}(A, 1, k) \wedge \bigwedge_{j \notin A} \overline{\text{Exer}(j, k)} \right) \wedge \left(\bigwedge_{k > 5} \overline{\text{NbEx}(A, 1, k)} \right).$$

Ici, $\text{Exer}(j,k)$ est un booléen qui est actif lorsqu'un exercice de type j est réalisé au jour k , et $\text{NbEx}(A,1,k)$ est un booléen, construit à l'aide de $\text{Exer}(j,k)$, dont la définition formelle est :

$$\text{NbEx}(A, 1, k) := \bigvee_{\substack{A \subset \Omega \\ \#(A \cap A) \geq 1}} \bigwedge_{j \in A} \text{Exer}(j, k)$$

où A correspond à l'ensemble des exercices de type A et Ω à l'ensemble de tous les exercices. Autrement dit, $\text{NbEx}(A,1,k)$ est un booléen qui est actif lorsque l'on réalise au moins 1 exercice de type A au jour k .

L'ensemble des règles peuvent s'exprimer sous Forme Normale Conjonctive de manière analogue. Une fois ceci réalisé, l'on peut alors déduire la complexité mathématique de notre modèle.

En effet, le problème est exprimable sous forme booléenne, via

$$L_{\text{cheville}} := L_{\text{règles}} \wedge L_{\text{progressivité}} \wedge L_{\text{Questions-tests}}$$

où $L_{\text{règles}}$, $L_{\text{progressivité}}$ et $L_{\text{Questions-tests}}$ sont, respectivement, des clauses logiques regroupant l'ensemble des règles régissant (1) les règles générales et d'irritabilité (regroupés par commodité), (2) les règles de progressivité et, enfin, (3) les règles de cause à effet des questions fonctionnelles.

Notons que, par construction de $L_{\text{règles}}$, L_{Cheville} , se réécrit :

$$L_{\text{Cheville}} = C \wedge L' \text{ où } C := \bigvee_{k=28}^{70} \text{Fin}(k),$$

pour une certaine formule logique L' et avec $\text{Fin}(k)$, $k \in [[28,70]]$ (intervalle de durée des soins), vrai si l'utilisateur peut sortir de rééducation au jour k (dans la version en ligne la durée de soins peut-être prolongée mais cela ne modifie pas le raisonnement).

Comme L' peut toujours se réécrire sous forme normale conjonctive, on peut supposer, sans perte de généralité qu'elle est sous cette forme.

Comme la clause C comporte 42 termes ; il vient que L_{Cheville} est équivalent à un λ -SAT avec $\lambda \geq 42$.

4 Structure générale de Recov'Up

Le moteur de génération d'exercices correspond à la modélisation des règles exprimées par les médecins et kiné impliqués dans le projet et à la recherche d'un n-uplet satisfaisant ces règles.

L'objectif est de disposer d'un outil « intelligent » capable de construire des séances identiques à celles qu'un praticien pourrait les proposer en disposant d'un mécanisme d'explicabilité du raisonnement et en étant plus « imaginaire » qu'un humain par l'agrégation de différentes catégories d'exercices.

Prolog a été retenu pour sa facilité à représenter les contraintes descriptives de la situation, sa capacité à inférer sur celles-ci pour déterminer si une séquence d'exercices pouvait être proposée et sa lisibilité pour les médecins. Le déroulement du programme et les solutions sont explicables ce qui permet d'ajouter ou de faire évoluer des règles pour être au plus près des situations réelles des patients.

En outre, l'application est parfaitement conforme à la gestion des données privées, aucune donnée personnelle n'étant nécessaire pour générer des séances (en effet, le genre, l'âge ou le poids, par exemple, n'apporte en réalité aucune information médicalement utile quand on dispose des réponses aux questions posées). Cette approche permet donc de construire cette base de données inédites à partir de laquelle l'algorithme pourra devenir encore plus pertinent dans ses propositions d'exercices.

La structure des termes Prolog a été imaginée en anticipant la

prise en compte d'une évolution vers d'autres pathologies ultérieures. L'interface utilisateur est conçue en PHP et la communication entre PHP et Prolog s'effectue via un JSON. Les exercices sont classés comme des faits Prolog standards et organisés par famille et leur éligibilité potentielle dépend du jour courant, de la présence ou non de matériel spécifique ou de la capacité du patient à effectuer certains tests physiologiques :

```
exoeligible(Patient,cheville, J, il, _) :-
    J>=15,
    exercicesCumules(Patient, cheville, _,
ListeExo),
    comptemembre(h, ListeExo, Num),
    Num >=3,

questiontest(Patient,cheville,J,coussin,_,o,_) .

exoeligible(Patient,cheville, J, ExoFamilleK,_) :-
    J >= 21,

questiontest(Patient,cheville,_,sport,_,o,_) ,

questiontest(Patient,cheville,_,qf11,_,Repqf11,_) ,
    Repqf11 \= a,

questiontest(Patient,cheville,_,qf12,_,Repqf12,_) ,
    Repqf12 \= a,

questiontest(Patient,cheville,_,qf13,_,Repqf13,_) ,
    Repqf13 \= a,
    exercice(cheville, k, _, ExoFamilleK, _, _).
```

Le générateur d'exercices proprement dit exploite ensuite une « capacité de la logique d'ordre 2 » de Prolog en recueillant tous les exercices potentiellement éligibles avec une commande bagof :

```
bagof(Exo, exoeligible(Patient, Pathologie, Jour,
Exo,_), ListeExo)
```

Le prédicat « exoeligible » détermine les situations d'applicabilité d'un exercice et est ainsi déclenché par « bagof » qui remplit la ListeExo de tous les Exos correspondant à un Patient donné pour le Jour courant.

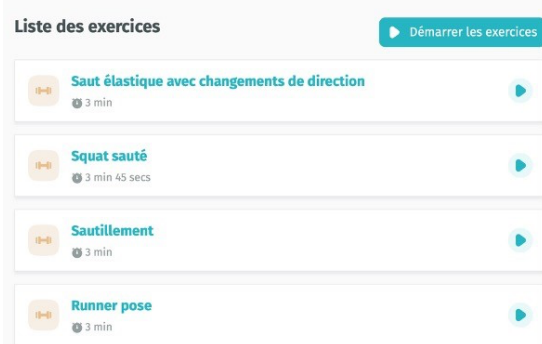


Figure 1: Exemples d'exercices proposés chez un patient peu douloureux avec évolution favorable de la douleur

La série d'exercices considérés comme éligibles est ensuite filtrée par des règles supplémentaires (comme, par exemple, la non-monotonie pour éviter une succession d'exercices identiques d'un jour à l'autre) afin de générer une séquence qui est transmise via JSON au module d'interface qui affiche les exercices de la journée (voir Figure 1).

Dans l'extrait ci-dessus, on voit que la pathologie est déjà anticipée comme pouvant avoir une autre valeur que « cheville », le système ayant été étendu à 12 pathologies ostéoarticulaires.

Pour chaque pathologie, des jeux de données synthétiques ont été générées puis confrontés aux règles du moteur Prolog, les séquences d'exercices produites ayant été contrôlées par l'équipe médicale.

L'application mise à disposition des patients reste sous contrôle médical, le praticien prescripteur pouvant suivre via une interface dédiée l'évolution de la pathologie et le respect du protocole proposé. Dans les cas où la pathologie évoluerait défavorablement, l'application suggère une visite médicale.

5 Évolution vers d'autres pathologies et perspectives

Confrontés à des pathologies pour lesquelles il n'existe que peu de jeux de données permettant de construire des modèles précis d'évolution de celles-ci, nous avons adopté une approche consistant à implémenter des règles reconnues par les praticiens. Le moteur de génération d'exercices a été conçu tel que d'autres pathologies ont pu être aisément intégrées.

Prolog nous a permis d'avoir une démarche incrémentale en complétant ainsi progressivement le moteur de règles spécifiques à chaque pathologie en ayant la certitude ne de pas interférer avec les autres et en garantissant la stricte application de ces règles.

Le modèle mathématique sous-jacent confirme la complexité de la génération d'une séquence d'exercices, l'espace étant fortement combinatoire.

Recov'up propose donc une solution innovante pour la prise en charge de problèmes de santé publique. En exploitant des publications scientifiques et des règles médicales opérationnelles, nous avons conçu une application d'Intelligence Artificielle originale, frugale sur le plan de la donnée, dont l'explicabilité facilite l'adoption par les professionnels de santé.

L'expérience utilisateur a été pensée pour favoriser un usage régulier de l'application permettant ainsi le suivi de l'évolution de la pathologie. Cette collecte de données directement auprès du patient offre alors l'opportunité d'envisager des évolutions basées sur d'autres modèles d'Intelligence Artificielle.

6 Références

- [1] Avis de la CMEDiMTS, 2018, [https://www.has-sante.fr/upload/docs/evamed/CEPP-5487_A2T_15_mai_2018_\(5487\)_avis.pdf](https://www.has-sante.fr/upload/docs/evamed/CEPP-5487_A2T_15_mai_2018_(5487)_avis.pdf).
- [2] R. M. Van Rijn, A. G. Van Os, R. M. Bernsen, P. A. Luijsterburg, B. W. Koes, and S. M. Bierma-Zeinstra, What is the clinical course of acute ankle sprains? A systematic literature review, *The American journal of medicine*, Vol. 121, no 4, pp. 324-331, 2008.
- [3] H. Polzer, K. G. Kanz, W. C. Prall, F. Haasters, B. Ockert, W. Mutschler, and S. Grote, Diagnosis and treatment of acute ankle injuries: development of an evidence-based algorithm, *Orthopedic reviews*, Vol. 4, no 1, 2012.

- [4] J. Wagemans, C. Bleakley, J. Taeymans, *et al.*, Rehabilitation strategies for lateral ankle sprain do not reflect established mechanisms of re-injury: A systematic review, *Physical Therapy in Sport*, 2023.
- [5] M. D. Hupperets, E. A. Verhagen, and Van W. Mechelen, Effect of unsupervised home based proprioceptive training on recurrences of ankle sprain: randomised controlled trial, *Bmj*, Vol. 339, 2009.
- [6] F. Fatoye, T. Gebrye, C. Fatoye, *et al.*, The Clinical and Cost-Effectiveness of Telerehabilitation for People With Nonspecific Chronic Low Back Pain: Randomized Controlled Trial, *Journal of Medical Internet Research mHealth uHealth*, Vol. 8, no 6, 2020
- [7] N. Itoh, H. Mishima, Y. Yoshida, *et al.*, Evaluation of the Effect of Patient Education and Strengthening Exercise Therapy Using a Mobile Messaging App on Work Productivity in Japanese Patients With Chronic Low Back Pain: Open-Label, Randomized, Parallel-Group Trial, *Journal of Medical Internet Research mHealth uHealth*, Vol. 10, no 5, 2022
- [8] E. T. Chen, K. C. Mcinnis, and J. Borg-Stein, Ankle sprains: evaluation, rehabilitation, and prevention, *Current sports medicine reports*, Vol. 18, no 6, pp. 217-223, 2019.
- [9] M. C. Hoch, J. Hertel, P. A. Gribble, *et al.*, Effects of foot intensive rehabilitation (FIRE) on clinical outcomes for patients with chronic ankle instability: a randomized controlled trial protocol, *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, Vol. 15, no 1, pp. 1-13, 2023.
- [10] A.C. Pijnenburg, C. N. Van Dijk, P. M. Bossuyt, and R. K. Marti, Treatment of ruptures of the lateral ankle ligaments: a meta-analysis, *J Bone Joint Surg Am*, Vol. 82, no 6, pp. 761-73, 2000.
- [11] P.A. Gribble, *et al.*, 2016 consensus statement of the International Ankle Consortium: prevalence, impact and long-term consequences of lateral ankle sprains, *British journal of sports medicine*, Vol. 50, no 24, pp. 1493-1495, 2016.
- [12] Actualisation 2004 de la conférence de consensus l'entorse de cheville au service d'urgence, 5ème conférence de consensus, https://www.sfm.u.org/upload/consensus/actualisation_entorse.pdf.

