



HAL
open science

IA & énergie

Nouredine Hadjsaid, Gaël Lejeune, Emmanuel Adam, Dominique Longin

► **To cite this version:**

Nouredine Hadjsaid, Gaël Lejeune, Emmanuel Adam, Dominique Longin. IA & énergie. Bulletin de l'Association Française pour l'Intelligence Artificielle, 121, 2023, Association Française d'Intelligence Artificielle. hal-04559048

HAL Id: hal-04559048

<https://ut3-toulouseinp.hal.science/hal-04559048v1>

Submitted on 25 Apr 2024

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

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



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



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Bulletin N° 121

Association française pour l'Intelligence Artificielle

AfIA



PRÉSENTATION DU BULLETIN

Le [Bulletin](#) de l'AfIA vise à fournir un cadre de discussions et d'échanges au sein des communautés académique et industrielle. Ainsi, toutes les contributions, pour peu qu'elles aient un intérêt général pour l'ensemble des lecteurs, sont les bienvenues. En particulier, les annonces, les comptes rendus de conférences, les notes de lecture et les articles de débat sont très recherchés.

Le Bulletin contient également chaque trimestre un dossier plus substantiel qui porte : soit sur un thème lié à l'IA (2 numéros par an), soit sur des équipes de recherche en IA (1 fois par an), soit sur la Plate-forme Intelligence Artificielle PfIA (1 fois par an).

Le comité de rédaction se réserve le droit de ne pas publier des contributions qu'il jugerait contraire à l'esprit du bulletin ou à sa politique éditoriale. En outre, les articles signés, de même que les contributions aux débats, reflètent le point de vue de leurs auteurs et n'engagent qu'eux-mêmes.

■ Édito

Ce numéro du [Bulletin](#) de AfIA comporte un dossier consacré à l'Intelligence Artificielle appliquée au domaine de l'énergie. Ce dossier a été coordonné par Nouredine HADJSAID, Professeur des universités à l'Institut polytechnique de Grenoble (Grenoble INP/ENSE3).

Ce dossier permet de faire un point sur le traitement de cette question brûlante de la gestion de l'énergie pour l'amélioration de la maintenance prédictive des réseaux électriques, la prédiction de consommation ou encore la fusion de données hétérogènes appliquée au domaine de l'énergie. L'AfIA tient à remercier toutes les personnes qui ont alors contribué à la richesse de ce dossier (voir page 4).

Nous remercions à tous les contributeurs et contributrices de ce numéro, et bien sûr Emmanuel ADAM pour sa relecture assidue.

Bonne lecture à tous !

Gaël LEJEUNE
Rédacteur



SOMMAIRE

DU BULLETIN DE L'Afia

3	Dossier « IA & énergie »	
	Édito	4
	L'intelligence artificielle au service des réseaux électriques	6
	Usage de l'IA pour la gestion d'actif des réseaux électriques	13
	Recherche en IA et prévision à EDF R&D.	19
	Techniques d'intelligence artificielle appliquées aux systèmes d'énergie	27
	Recherche en IA pour l'énergie au Centre PERSEE de Mines Paris	41
	RTE et l'Intelligence Artificielle.	49
	Application de l'Intelligence Artificielle à la Gestion de la Flexibilité de Consommation d'Energie	53
62	Comptes rendus de journées, événements et conférences	
	GAM'23 : « Gestion et Analyse des données Maritimes »	63
	PDIA 2023 : Perspectives et Défis de l'IA sur le thème IA et écologie	64
67	Thèses et HDR du trimestre	
	Thèses de Doctorat	68
	Habilitations à Diriger les Recherches	70



AfIA
Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Dossier

« IA & énergie »

Dossier réalisé par

Nouredine HADHJ-SAID

G2ELAB

Université Grenoble Alpes

Nouredine.Hadjsaid@g2elab.grenoble-inp.fr



■ Édito

Le changement climatique, la sécurité des approvisionnements et les préoccupations sociétales sont les principaux moteurs de la transition énergétique actuellement à l'œuvre dans le monde. La décarbonation du secteur de l'énergie devient un facteur clé de la réussite de cette transition énergétique. Dans cette perspective, des objectifs ambitieux ont été définis, tels que l'augmentation de la part des sources d'énergie renouvelables (*Renewable Energy Sources*, RES), la pénétration des véhicules électriques et hybrides rechargeables (*plug-in Electric and Hybrid Vehicles*, EVH), la réduction des gaz à effet de serre (*Green House Gases*, GHG) et l'amélioration de l'efficacité énergétique, tout en garantissant la résilience globale du système. Toutefois, pour atteindre ces objectifs, il faut relever des défis scientifiques remarquables et développer les technologies adéquates, notamment en ce qui concerne la conception et la décentralisation des réseaux, la planification, l'exploitation et la gestion, l'e-mobilité et le stockage de l'énergie, par exemple. Dans ce contexte, la numérisation de l'infrastructure énergétique est considérée comme une technologie clé. Elle fait largement appel à l'intelligence artificielle et conduit à la conception de ce que l'on appelle un réseau intelligent. Dans le même temps, elle pose des défis scientifiques, notamment en termes de couplage mutuel entre les infrastructures physiques et numériques.

Les méthodes d'intelligence artificielle permettent déjà d'améliorer les opérations sur les systèmes de distribution et de transmission, par exemple pour la prévision de la charge et de la production, la détection et la localisation des défauts, et l'auto-réparation, entre autres applications. D'autres techniques ont également été développées dans des laboratoires de recherche pour améliorer la stabilité de la tension,

la programmation de la maintenance, la classification des défauts ou encore le traitement des alertes. Cependant, les nouveaux défis liés à la décarbonation, à la numérisation et à la décentralisation du système énergétique font naître le besoin de nouveaux développements liés à l'intelligence artificielle. En effet, une très grande quantité de données est générée par le nombre croissant de nouveaux capteurs et le déploiement massif des compteurs intelligents. Ces caractéristiques des données (hétérogènes, incertaines et comportant des erreurs), associées à de nouvelles méthodes d'apprentissage automatique, devraient permettre d'améliorer la planification et la maintenance prédictive des réseaux intelligents dans le cadre d'une infrastructure vieillissante et hétérogène. Par exemple, l'évaluation de la fiabilité à long terme des câbles est une tâche complexe, car il est difficile de savoir a priori comment les câbles des actifs du réseau seront détériorés par le climat ou les conditions d'exploitation. On peut aussi citer la relation autonome avec les clients (chatbots et gestion automatique en ligne des demandes des consommateurs concernant l'évolution des charges/sources), l'efficacité de l'équipe de terrain (en tirant les leçons des échecs passés, l'IA peut fournir des conseils à l'équipe de terrain qui doit faire face à la fois aux tâches habituelles et aux événements inattendus) et l'exploitation optimale en temps réel d'architectures hiérarchiques ou distribuées pour faire face aux contraintes techniques.

Les premiers travaux dans le domaine ont porté sur le débiaisage des modèles, la prévision de la charge/de la production à l'aide de réseaux neuronaux et de techniques d'apprentissage profond par renforcement. Cependant, pour résoudre ces problèmes avec une quantité massive de données, de nouvelles tech-



Afia

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

niques devraient être appliquées et testées, par exemple l'apprentissage profond distribué. En outre, l'intelligence artificielle peut contribuer à la sécurité des infrastructures critiques couplées. En effet, les infrastructures électriques et les réseaux de communication et d'information sont de plus en plus interdépendants. Bien qu'ils soient individuellement assez résistants, leur couplage crée de nouveaux modes de défaillance ou multiplie les effets des défaillances par des effets en cascade. Cette situation est d'autant plus critique que nous dépendons d'un monde de plus en plus numérisé dans lequel les pannes d'électricité et les coupures de communication ont un impact économique et social considérable. Il existe déjà de premiers travaux sur la cybersécurité, comme la détection des intrusions dans un système d'exploitation informatique en temps réel pour les réseaux électriques. Mais l'utilisation de méthodes et d'outils d'IA pourrait améliorer la modélisation des interdépendances et aider, par exemple, l'opérateur à retrouver rapidement un mode de fonctionnement sûr après la détection d'une défaillance. La preuve de l'utilité et de la valeur ajoutée de l'IA dans le domaine de l'énergie électrique est un défi important qui doit être exploré avec une vision systémique sur une variété d'applications *Smartgrid*.

Dans ce numéro de la revue, sept exemples d'applications de l'IA pour les réseaux intelligents sont étudiés et présentés, ainsi qu'une vision prospective de l'IA pour les réseaux intelligents. La première contribution traite de l'IA à l'appui des services de réseau. Elle décrit les domaines d'application émergents des réseaux avec les défis techniques et sociétaux associés, les enjeux industriels de l'IA et quelques recommandations concernant les défis identifiés. La deuxième contribution traite du rôle des données et de leur extraction dans les techniques d'IA pour certaines applications techniques allant des bâtiments intelligents au contrôle de

la tension dans les réseaux de distribution, en passant par le profilage dynamique de la charge tout en tirant parti des réseaux sociaux tels que Twitter (X). La troisième contribution traite des assistants basés sur l'IA avec une vision prospective pour fournir des solutions adéquates aux opérateurs de réseaux de transmission lorsqu'ils sont confrontés à une complexité croissante. La quatrième contribution traite des techniques et outils d'IA pour divers besoins de prévision : production, charge et prix de l'électricité. La cinquième contribution traite des outils basés sur l'IA pour gérer les flexibilités en matière de consommation d'énergie. La sixième contribution traite des techniques et méthodes basées sur l'IA pour la gestion des actifs dans les réseaux électriques avec quelques expériences de mise en œuvre sur le terrain. La septième contribution traite de certaines directions de recherche basées sur l'IA et d'exemples d'application dans le domaine de la prévision et de l'optimisation de la production d'énergie renouvelable. Il est à noter que ces contributions sont principalement préparées avec l'aide du Conseil scientifique de Think Smartgrids.

Nouredine Hadjsaid & Pierre Mallet



■ L'intelligence artificielle au service des réseaux électriques

Think Smartgrids

<https://www.thinksmartgrids.fr/actualites/intelligence-artificielle-au-service-des-reseaux-electriques>

Vincent DEBUSSCHERE

G2ELAB / MIAI

Université Grenoble Alpes

vincent.debusschere@grenoble-inp.fr

<https://g2elab.grenoble-inp.fr/>

Par

Vincent LEFIEUX

RTE

Pierre MALLET

ENEDIS

Nicolas ROCHE

ENEDIS

Introduction

Les réseaux électriques génèrent un volume croissant de données, du fait du déploiement des compteurs communicants et de capacités de mesure et de communication accrues. Le traitement de ces larges volumes de données, *a priori* inhomogènes, nécessite de recourir à des techniques d'intelligence artificielle (IA) à même de prendre en charge de tels niveaux de complexité. Ces nouvelles techniques de gestion des données ouvrent un large champ d'applications pour les réseaux électriques, mais aussi de grands défis.

Le Conseil scientifique de l'association Think Smartgrids s'est penché sur les applications de l'IA au bénéfice des réseaux d'électriques, et les grands défis associés à leur déploiement. Cet article opère un focus sur les données puis sur les différentes caractéristiques attendues d'une IA pour l'industrie. L'article décrit ensuite une sélection de cas d'usage pour la conduite, l'exploitation et la planification du réseau, la maintenance prédictive, l'expérience clients, ou encore l'assistance apportée par l'IA aux équipes des gestionnaires de réseaux. Pour

la plupart d'entre eux, les gestionnaires français de réseau de transport et de distribution RTE et Enedis ont déjà développé, voire déployé à l'échelle industrielle, de nombreuses solutions.

Les verrous sociotechniques, les enjeux liés aux données et à l'industrialisation de l'IA sont ensuite abordés, avant de détailler neuf recommandations pour développer l'IA pour les réseaux.

Un nouveau champ d'opportunités

Les techniques d'IA sont capables de s'adapter à l'incertitude, de relier des informations éparses, de détecter des anomalies et de simplifier la modélisation de systèmes complexes, ou encore d'anticiper leur état futur. Souvent basées sur des réseaux de neurones artificiels, elles peuvent quantifier et classer les données. L'IA représente un champ interdisciplinaire, alliant théorie et pratique pour assister des activités humaines, voire s'y substituer.

Les algorithmes disponibles offrent un large spectre de possibilités techniques, allant jusqu'à des implémentations où la compréhension des résultats peut être limitée, comme dans le



Afia

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

cas des réseaux de neurones profonds. Outre l'usage final, plusieurs critères déterminent la sélection des méthodes d'IA (type de données disponibles, résultats attendus, compétences disponibles, etc.).

Des verrous aussi bien sociétaux que techniques

Si l'IA offre de nombreuses perspectives, elle fait face à un certain nombre de verrous, souvent transdisciplinaires. L'obtention de résultats pertinents dépend notamment de la disponibilité d'une grande quantité de données de qualité, d'une forte capacité de calcul à coût réduit et d'algorithmes d'apprentissage adéquats. L'IA se trouve ainsi confrontée à des problématiques de big data, de cybersécurité, de stockage des données et des coûts associés, mais aussi aux questions de l'usage fait de l'information récoltée, du consentement à son traitement, ou encore du rôle des intermédiaires.

Les prises de décision associées à l'usage de l'IA soulèvent également d'importants enjeux éthiques, en lien avec la vérification et la validation des résultats (non biaisés, non intrusifs, etc.), et donc de leur explicabilité.

Enfin, l'empreinte environnementale de l'IA suscite certains débats. Les verrous techniques associés sont sévères pour garantir sa capacité à rester pertinente tout en étant sobre énergétiquement.

Les données, plus que jamais le nerf de la guerre

Les algorithmes d'IA sont programmés pour apprendre des règles et générer un modèle qui peut résoudre un problème à partir d'un volume de données conséquent et varié. Leur pertinence et leur performance dépendent donc directement de la disponibilité et de la qualité des données. La notion de qualité décrit ici à la fois leurs caractéristiques (accessibles, complètes, fiables, pertinentes, à jour, cohérentes,

etc.) mais aussi l'ensemble des processus qui permettent de les garantir.

Ainsi, les deux premiers défis à relever sont l'inventaire et la collecte des données, qui nécessitent la disponibilité, la persistance et l'intégration de celles-ci, mais aussi le respect de la gouvernance des diverses sources et du règlement général sur la protection des données (RGPD). Les problématiques associées sont larges, passant par l'anonymisation, pour garantir l'acceptabilité et la confiance, mais aussi par l'interopérabilité ou la généricité des outils de gestion qui permettront la collecte de données de provenances diverses, et enfin, la question de la maintenance de tels outils.

L'analyse et l'exploitation des données doivent ensuite être adaptées à la problématique posée. Il s'agit alors de détecter les éventuels problèmes de qualité de données et de vérifier leur représentativité. En pleine expansion du fait des usages croissants de l'IA, le marché des outils de qualité des données était ainsi évalué à plus de 850 millions USD en 2019 et devrait atteindre 3 600 millions USD d'ici à 2028 [1]. Un effort d'harmonisation des réponses à apporter à ces enjeux par les différents acteurs est essentiel pour garantir leur efficacité.

Quelques illustrations de solutions IA pour les réseaux

Les solutions à base d'IA concourent déjà efficacement à la performance des réseaux électriques, tout en conservant de larges perspectives de développement.

Conduite, exploitation et planification du réseau

Les systèmes de production énergétiques sont de plus en plus diffus et complexes à piloter avec le développement des énergies renouvelables (EnR). Les nouvelles techniques d'IA peuvent contribuer à la gestion de ces éléments



de variabilité supplémentaire pour améliorer la conduite et de l'exploitation des réseaux de distribution et de transport.

Gestion de la tension

Sur le réseau, la tension varie continuellement, subissant les variations saisonnières, hebdomadaires et quotidiennes de la consommation, mais aussi d'autres variations rapides liées à de multiples aléas : fluctuations aléatoires des charges, changements de topologie du réseau, déclenchements de groupes de production thermique, variations des productions EnR, etc. La tension doit cependant être maintenue dans une plage assurant le bon fonctionnement du système électrique et garantissant la sécurité des équipements et des usagers. En France, 2 300 postes sources garantissent de manière coordonnée une tension de consigne pour assurer le bon fonctionnement du système. Mais avec l'augmentation de la production EnR, il n'est plus possible de trouver une tension de consigne fixe applicable toute l'année. Il s'agit de passer à une tension dynamique qui s'adapte plusieurs fois par jour à l'état réel de la consommation et de la production.

Pour cela, il faut disposer en temps réel d'une image de la tension sur le réseau. Cette dernière est fournie par un échantillon des 800 000 postes HTA-BT qui couvrent le territoire. La connaissance de la tension sur ces postes est la clé d'une gestion dynamique du réseau. Sitôt qu'une anomalie en tension est détectée quelque part, par exemple un apport d'énergie dû à des panneaux photovoltaïques, un second algorithme se met en route pour recalculer instantanément la nouvelle tension de consigne à appliquer au poste source. Considérant le volume de données à traiter, les algorithmes d'optimisation classiques ne sont plus adaptés à cette tâche. Les algorithmes de *deep learning* par apprentissage renforcé ont démontré des gains de performance significa-

tifs. Après la phase d'entraînement, ce type d'algorithme permet de prendre en compte les données temps réel et adapte ses variables aux changements constatés sur le réseau. Cet outil sera déployé progressivement.

Anticiper l'impact des nouveaux usages sur la qualité d'alimentation

Le développement des usages contenant de l'électronique de puissance génère des courants parasites qui peuvent impacter la qualité de l'électricité fournie. C'est en particulier le cas pour les véhicules électriques, les panneaux photovoltaïques et les pompes à chaleur. Estimer le risque de perturbations harmoniques sur le réseau par des approches classiques demanderait des dizaines d'années de simulations. En effet, pour chacun des 800 000 postes de distribution, il existe une trentaine de paramètres à considérer, qu'il faut ensuite mettre en regard avec des hypothèses de progression du déploiement de ces différents équipements jusqu'en 2035.

Après avoir élaboré une base d'apprentissage représentative des typologies de poste de distribution et réduit la liste des paramètres à ceux ayant une réelle incidence sur les harmoniques, le recours aux algorithmes de Machine Learning permet de modéliser le comportement du réseau en fonction du taux de pénétration des équipements. Le résultat se présente sous la forme d'une « carte de France du risque harmonique » où l'état de chaque point du réseau apparaît selon un code couleur caractérisant le risque. Des travaux sont en cours pour améliorer la modélisation du comportement des nouveaux usages, en particulier des véhicules électriques. À terme, cette carte permettra d'ajuster la localisation et l'échéance des investissements pour renforcer le réseau.



Études de développement de réseau

La multiplication des incertitudes et des critères de décisions à prendre en compte (raccordement des EnR, contraintes patrimoniales, empreinte environnementale, etc.) entraînent un besoin croissant d'études de stabilité, une évolution des métiers et des politiques de gestion des actifs, etc.

L'IA permet de faciliter la réalisation des études de développement du réseau et d'intégrer davantage de paramètres comme l'usure du matériel ou des contraintes environnementales liées à une zone géographique spécifique, garantissant ainsi une planification plus robuste.

Pour leurs études de planification du réseau électrique multisituations, les chargés d'études réseau peuvent par ailleurs s'appuyer sur les données d'un outil de simulation du fonctionnement du système électrique et sur l'IA. En amont de ces études, une brique basée sur le traitement du langage naturel permet aux chargés d'études non seulement d'analyser le contexte économique ou environnemental d'un territoire donné, mais aussi de connaître les projets en cours sur cette zone géographique par l'intermédiaire d'une base de données unifiée et de capitaliser sur les études antérieures. Une autre brique facilitera la compréhension des données de simulation, de plus en plus volumineuses, en aidant à leur exploration et en utilisant des algorithmes d'analyse de données avancés, afin de permettre la réévaluation des décisions prises pour adapter les infrastructures.

De la maintenance préventive à la maintenance prédictive

La capacité d'apprentissage de l'IA et du *data mining* permettent dans certains cas de passer d'une logique de maintenance préventive, basée sur le respect des préconisations des

constructeurs et/ou sur le retour d'expérience des exploitants, à une logique de maintenance prédictive prenant en compte un grand nombre d'informations ou de mesures relatives notamment aux équipements installés sur le réseau.

L'automatisation des tâches permet ainsi une gestion des actifs qui, couplée aux techniques d'IA, augmente de manière significative la disponibilité du matériel et ouvre des perspectives de réduction de coûts économiques ou environnementaux.

En se basant sur l'historique des remplacements et sur quantité de variables exogènes (humidité, températures, etc.), un algorithme d'apprentissage automatique permet par exemple de calculer la probabilité de défaillance d'un câble. Ce cas d'usage est déjà appliqué en basse tension en France, et des applications similaires sont développées pour les câbles moyenne tension et les transformateurs des postes source.

Pour les câbles aériens, la reconnaissance d'images prises par drone ou hélicoptère permet d'optimiser la programmation de la rénovation des matériels techniques. La rénovation programmée des réseaux est désormais déclenchée par des diagnostics automatiques sur la base de l'analyse des clichés. En France, près d'un demi-million de photographies sont ainsi intégrées à l'outil d'IA utilisé.

Expérience clients et appui aux salariés

L'IA transforme les opérations et tâches quotidiennes effectuées sur le réseau électrique. Elle porte assistance aux techniciens en charge de l'exploitation et de la maintenance, aux conseillers clientèle, aux employés des fonctions support, et même aux clients. Sur le terrain par exemple, les outils d'apprentissage profond (*deep learning*), combinés à l'analyse d'images, sont capables de reconnaître des matériels et de mettre à disposition des techniciens l'ensemble des caractéristiques nécessaires à leur



intervention. Associées à d'autres outils informatiques, tels que la géolocalisation, ces solutions permettent de faciliter et de fiabiliser la collecte et la qualification des données patrimoniales lors des visites des 2 300 postes source et des 800 000 postes HTA-BT. À terme, elles pourraient même détecter des défauts et proposer une première analyse afin d'aider le technicien dans ses choix d'action. Les plus récents développements ont permis d'améliorer l'ergonomie de ces outils en réduisant leur empreinte informatique, permettant ainsi d'en disposer en mode *edge* sur un téléphone ou une tablette. De l'autre côté du réseau, pour les conseillers clientèle, les technologies de l'IA permettent d'améliorer l'accueil des clients et le traitement des réclamations. En se basant sur l'analyse sémantique fine des verbatims, les solutions IA permettent de catégoriser et de synthétiser automatiquement les réclamations. Ces dernières peuvent ainsi être dirigées vers les services compétents qui peuvent également être assistés d'une IA proposant des éléments de réponse. Ainsi, la durée moyenne de traitement des réclamations diminue et davantage de temps est consacré à la relation avec le client. Les chatbots permettent enfin de personnaliser la relation client et d'améliorer leur accès aux informations. Leur connaissance du langage naturel s'est beaucoup améliorée avec le progrès du *text mining* et du *machine learning* [4].

Les enjeux d'une IA industrielle

Intégration dans les SI et les processus

Alors que les expérimentations autour de l'IA sont foisonnantes, le passage à l'échelle et l'intégration des outils IA testés dans les SI métiers de l'entreprise sont difficiles. La disponibilité des données, la performance, l'absence d'instabilité, la sécurité, ou encore la maintenance font partie des principaux freins.

De plus, la gouvernance des processus

métiers doit nécessairement s'adapter pour prendre en compte le cycle de vie de telles solutions. Le contrôle des performances des algorithmes d'IA nécessitent une attention particulière et un outillage dédié au monitoring.

Impact sur les moyens de calcul

Par ailleurs, un des enjeux de l'IA est de parvenir à capter puis à traiter de larges volumes de données hétérogènes, certaines de nature technique, d'autres d'ordre fonctionnel. La volumétrie considérée et la complexité des algorithmes en jeu poussent les systèmes informatiques jusqu'à leurs limites, que ce soit en termes de stockage et d'accès aux données ou en termes de puissance de calculs. La vitesse d'évolution de nouvelles technologies comme les processeurs rapides type GPU est particulièrement rapide, ce qui conduit à des niveaux d'investissement récurrents et importants.

Besoin de nouvelles compétences

Les technologies IA nécessitent des compétences spécifiques et rares. L'explosion du déploiement de ce type de technologies dans les entreprises a créé un appel d'air en termes de recrutement qui ne trouve pas suffisamment de candidats et, par conséquent, freine l'adoption de l'IA. En 2021, 57% des entreprises européennes citent la difficulté à recruter des profils ayant les compétences adaptées, 45% citent le manque de compétences en interne.

Un cadre réglementaire en préparation

Les développements de l'IA devront être soumis à terme à des normalisations et contraintes opérationnelles précises, à une échelle dépassant le cadre national. La Commission européenne a ainsi publié début 2020 un livre blanc afin de définir des axes prioritaires



pour l'encadrement à venir de l'intelligence artificielle [3]. Celui-ci a conduit à l'élaboration d'un projet de règlement dit « pour une IA de confiance » dont l'entrée en vigueur est attendue en 2023. Ce nouveau cadre juridique vise à protéger les droits fondamentaux des usagers, à définir la sécurité de l'usage de l'IA et la responsabilité des parties prenantes, avec un certain nombre d'exigences en matière de transparence, de robustesse, d'équité et d'impact environnemental. La production et la distribution d'énergie font partie des cas d'usages identifiés comme critiques, et des sanctions financières fortes s'appliqueront en cas de non-respect de ces exigences. En parallèle, les instances de normalisation, ISO et IEC, préparent également un cadre spécifique.

Recommandations

Mettre les données au cœur de la démarche

Un travail de fond doit être mené sur les données et leur qualité. Plusieurs questions, relatives à la gouvernance et à la propriété des données comme aux solutions techniques à retenir, doivent être posées en amont des projets. Des architectures de données type *Data Lake* ou *Data Warehouse* ne conviendront pas à tous les acteurs ni à tous les cas d'usage. Des évaluations sont nécessaires pour les approches plus récentes comme les *Data Mesh*.

Hybrider les techniques et adopter des approches pluridisciplinaires

Tirer des connaissances intelligibles à partir de données hétérogènes et non structurées nécessite d'hybrider des techniques d'IA. Des approches multidisciplinaires permettraient par ailleurs de progresser sur la performance comme sur l'acceptabilité et l'inclusivité des techniques d'IA.

Favoriser la transversalité

Les collaborations entre les acteurs des *smart grids* sont indispensables pour lever les verrous scientifiques actuels, aussi bien sur les sujets techniques que sur les sujets sociétaux et éthiques.

Développer les compétences

Une montée en compétence de l'ensemble des acteurs de la filière doit être organisée en adaptant les cursus de formation dans les écoles et les universités ainsi qu'en déployant un dispositif d'acculturation à tous les niveaux des entreprises sur ces sujets.

Étendre la normalisation

Le développement de normes pour les données comme pour les modèles d'IA faciliterait la conception et le déploiement industriel de solutions à base d'IA. Cette normalisation devrait s'étendre aux processus de stockage de données, d'échange d'information entre l'ensemble des parties prenantes du système électrique, mais aussi à l'analyse et à la pérennisation des données.

Viser la frugalité

Le recours aux techniques d'IA peut engendrer une empreinte environnementale non négligeable. Optimiser la complexité des modèles (ou les hybrider), ainsi que la fréquence de leur ré-entraînement et le volume de données collecté est désormais une nécessité, à prendre en compte en amont des projets. Le choix des infrastructures d'hébergement en fonction de critères environnementaux est également fondamental.



Faciliter l'acceptabilité

Le niveau d'explicabilité, qui permet de comprendre quels éléments ont été pris en compte par le système d'IA pour obtenir des résultats, doit être amélioré pour contribuer à traiter les biais d'entraînement, permettre une plus grande objectivité, et donc, faciliter l'acceptabilité.

Garantir l'inclusion

Il faut veiller à ce que l'IA ne conduise pas à un accroissement de la fracture numérique au sein de la population.

Laisser la responsabilité de dernier recours à l'humain

Aussi efficace et fiable soit l'outil d'aide à la décision, la responsabilité doit rester, en dernier recours, humaine. Il s'agit de garantir à la fois le respect de principes éthiques et la robustesse des techniques IA utilisées.

Conclusion et perspectives

Les techniques d'IA sont déjà utilisées régulièrement dans les réseaux électriques français, mais un nombre croissant de projets de recherche tentent de lever les verrous scientifiques et techniques identifiés, et les perspectives de développement sont significatives.

Risques et points de vigilance

L'IA reste confrontée à des verrous techniques sur la mesure, l'échange, le stockage, l'analyse et la pérennité des données, mais également plus socio-économiques sur la propriété, le consentement à la diffusion et les éventuelles rémunérations. Du fait de sa complexité, l'IA reste par ailleurs difficile à appréhender et à expliquer, suscitant une certaine méfiance. Dans ce contexte, la vigilance quant aux différents

biais pouvant impacter les prises de décisions représente un enjeu éthique fort. Les problèmes d'inclusivité doivent aussi être résolus. Enfin, les calculs liés à l'analyse des données sont coûteux en énergie comme en matières premières, par la nécessité de disposer de moyens de calculs puissants et de grandes capacités de stockage de données. Un arbitrage centralisation/décentralisation de l'intelligence doit se poser au cas par cas. Il reste à trouver un compromis entre l'usage, la sécurité, les coûts et les impacts environnementaux des techniques d'IA.

Perspectives

L'IA permet d'agréger des données historisées et de créer des liens entre des informations éparses pour mieux se projeter sur les évolutions d'un système. Cette capacité de prédiction a des applications centrales pour les réseaux, que ce soit pour la production renouvelable ou pour la consommation. La capacité de classification de l'IA facilite par ailleurs la détection d'anomalies. À plus long terme, les techniques d'IA pourraient se banaliser dans la modélisation de systèmes complexes et dépasser l'analyse de données historisées. Couplé à des modèles numériques, l'apprentissage par renforcement pourra effectuer des millions de simulations d'un système pour faire émerger des solutions nouvelles. La part des systèmes experts dans les techniques d'IA devrait également croître, permettant de mieux combiner connaissance du système et apprentissage automatisé. « L'edge IA », intégrant les traitements au plus près des capteurs ou des objets connectés, pourrait permettre de lever le risque de saturation de la bande passante dû à la forte augmentation des données traitées. La robotique industrielle pourra également bientôt bénéficier des progrès de l'IA. En particulier la cobotique, ou robotique collaborative, qui vise à développer des technologies robotiques en in-



teraction continue avec l'homme. Doté d'une IA, le cobot serait alors capable d'analyser son environnement et de s'adapter en temps réel à la situation. L'informatique quantique pourrait aussi permettre à l'avenir d'entraîner des modèles d'apprentissage automatique sur des bases de données gigantesques, et ce, beaucoup plus rapidement. Toutes ces perspectives nécessitent encore de nombreux travaux de recherche et leur généralisation ne sera pas sans difficultés. De plus, quelles que soient les évolutions envisagées, conserver une part d'intervention humaine dans les processus est essentiel et d'importants efforts de formation devront être menés pour permettre aux équipes d'acquérir les compétences nécessaires.

Références

- [1] Verified Market Research, Global Data Quality Tools Market Size By Data Type (Customer Data, Product Data), By Deployment Model (On-Premises, On-Demand), By Organization Size (SMEs, Large Enterprises), By End-User (Telecommunications And IT, Retail And eCommerce), By Geographic Scope And Forecast, 2021.
- [2] Commission Européenne. Intelligence artificielle une approche européenne axée sur l'excellence et la confiance.
- [3] Antoine Faure. Gpt-3, l'intelligence artificielle qui écrit des articles (presque) seule.
- [4] Michael Page. Livre blanc : Les humains derrière l'intelligence artificielle.

■ Usage de l'IA pour la gestion d'actif des réseaux électriques

Par **Witold KRASNY**
Cosmo Tech
witold.krasny@cosmotech.com
www.cosmotech.com

Thomas LACROIX
Cosmo Tech
thomas.lacroix@cosmotech.com

Introduction

Les gestionnaires de réseaux de transport d'électricité ont face à eux des enjeux d'une ampleur inédite. Premièrement, le vieillissement des infrastructures révèle de fortes hétérogénéités sur le réseau selon les types d'actifs et les zones géographiques. Ensuite, les stratégies de gestion d'actifs doivent prendre en compte de nouveaux enjeux, de plus en plus multifactoriels, liés notamment à des cadres réglementaires et des incitations de maîtrise d'impact carbone dont les exigences sont crois-

santes [4]. Enfin, la transition énergétique et écologique se matérialise entre autres par la décentralisation et l'augmentation de l'intermittence de la production du fait des énergies renouvelables, l'électrification des transports, ou encore le remplacement des chaudières au fioul par des pompes à chaleur. Elle renforce la nécessité de résilience et rend les décisions stratégiques des gestionnaires d'actifs des réseaux électriques de plus en plus complexes.

Dans ce contexte de changements, les gestionnaires de réseaux électriques recherchent de nouvelles méthodologies et outils, basés sur



l'intelligence artificielle, pour mettre en œuvre et pour assister le processus de décision en le rendant plus rapide, précis et robuste.

Contexte d'usage de l'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est un domaine de recherche qui s'intéresse à la construction de machines et d'applications informatiques capables d'effectuer des tâches généralement associées à des êtres intelligents, telles que le raisonnement, l'apprentissage, la résolution de problèmes, la prise de décision, la compréhension du langage naturel.

La simulation est aussi une forme d'intelligence artificielle lorsqu'il s'agit de simulation de systèmes complexes, distribués, aussi appelé Multi-Agent [3]. La simulation de systèmes complexes est une intelligence artificielle basée sur la connaissance : la modélisation est créée à partir de connaissances des experts de leur système, ceci afin de prendre en compte tout ce qui affecte le comportement futur de ce système : les règles et les contraintes de chaque composant du système (par exemple les règles de vieillissement, les règles d'exploitation, les règles d'amortissement financier...) ainsi que les interactions entre chaque entité et sous-système afin d'identifier les effets en cascade qui peuvent être générés.

Dans ce cas d'usage, IA fera référence à la combinaison de simulation de systèmes complexes avec d'autres techniques d'intelligence artificielle tels que des techniques d'apprentissage automatique ainsi que des algorithmes d'optimisation pour prescrire les meilleures actions ou décisions.

L'IA peut être utilisée comme outil de recommandation et de support aux décisions pour l'arbitrage des stratégies de maintenance et renouvellement des actifs du réseau électrique, soutenu par une méthodologie permettant de quantifier les gains, les coûts et les

risques. La génération de scénarios offre aux gestionnaires de réseaux une assistance à la reconstruction des risques de défaillance, à l'évaluation de la combinaison des opérations de maintenance et renouvellement, ainsi qu'à la quantification des gains et des coûts afin de construire un schéma prioritaire d'investissement et dépenses. L'enjeu principal dans la mise en place de cet outillage est la capacité à construire des trajectoires des coûts directs des politiques et programmes de renouvellement (OPEX, CAPEX) mais aussi et surtout de quantifier et de valoriser le "coût de ne pas faire" dans une logique holistique, c'est-à-dire en prenant en compte le coût des risques pour l'entreprise ainsi que pour la collectivité.

RTE, Réseau de Transport d'Électricité, et TenneT sont deux gestionnaires européens de réseau à haute et très haute tension opérant respectivement sur le territoire français ainsi que les territoires néerlandais et allemand. Conformément à leur mission de service public, RTE et TenneT sont garants du bon fonctionnement et de la sûreté du système électrique. Ils acheminent l'électricité entre les fournisseurs d'électricité et les consommateurs, qu'ils soient distributeurs d'électricité ou industriels directement raccordés au réseau de transport. RTE et TenneT sont reconnus comme pionniers dans la mise en œuvre d'innovations au service d'une meilleure gestion de leurs actifs et ont tous deux engagé des démarches pour soutenir leurs prises de décisions stratégiques par la production et l'analyse de scénarios simulés.

« Relever les défis du réseau de demain nécessite des investissements massifs dès aujourd'hui. Nous devons avoir une visibilité sur l'impact de nos décisions à court et à long terme afin d'orienter ces investissements. Il est également essentiel de savoir si les choix que nous faisons sont robustes face à des scénarios d'évolution potentiellement très différents »,

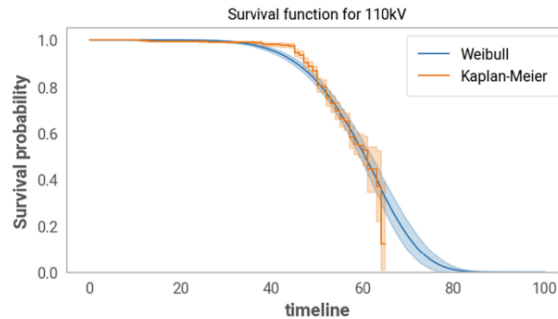


Figure 2.1 – Construction d’une loi de survie pour un échantillon de transformateurs de mesure de TenneT, estimé via un profil Weibull

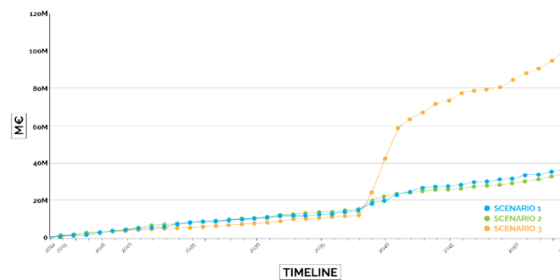


Fig I. Comparison of cumulated NDE over time

Figure 2.2 – Analyse d’un indicateur de performance du réseau électrique : le coût de l’Énergie Non Distribuée (*Non Delivered Energy, NDE*) selon 3 scénarios d’investissement

Jean Louis MUSCAGORRY, Directeur de projet Gestion d’Actif 2025 RTE [12].

Méthode

Plusieurs étapes viennent soutenir la production et l’analyse de scénarios :

1. La caractérisation statistiquement représentative des fiabilités des équipements via la consolidation de données historiques de survie et l’intégration des informations partielles (censure à droite et à gauche) ainsi que des biais de sélection (troncatures à gauche). Cette caractérisation repose notamment sur l’estimateur de Kaplan-Meier

- et la calibration de modèles paramétriques tels que la distribution de Weibull et de Gompertz prenant en compte des facteurs de “modification” des cinétiques de vieillissement tels que l’environnement ou les conditions opérationnelles. RTE ont consolidé et mis à disposition leurs travaux en la matière dans la bibliothèque Relife en accès libre [5]. TenneT ont récemment mené ces analyses de fiabilité pour consolider leurs modèles de cycle de vie des transformateurs de mesure (cf. figure 2.1 [6]).
2. La construction et l’enrichissement d’un référentiel de conséquence d’événements redoutés monétisables, via la détermina-



- tion des typologies de conséquences de pannes, leurs métriques ainsi que la prise en compte des doctrines de valorisation des conséquences. Ceci permet de quantifier les conséquences des événements redoutés sur une échelle commune afin de pouvoir les intégrer dans des analyses comparatives.
3. La recherche de stratégie de renouvellement optimale permet de déterminer les âges optimaux de remplacement d'actifs minimisant le coût total sur le cycle de vie (investissement initial, coût du préventif, valorisation des conséquences). Les équipes R&D de RTE ont intégré dans leur bibliothèque Relife [5] le cadre analytique pour la construction de ces politiques techniques optimales. Celui-ci repose sur la bonne formulation du problème nécessitant une décision (comme un remplacement), l'identification de l'événement redouté (comme une panne d'actif), la mesure de sa vraisemblance, l'évaluation des conséquences grâce au référentiel [12] et la recherche de la décision optimale.
 4. La simulation de la mise en œuvre des politiques optimales de remplacement, utilisant un modèle multiagent basé sur la méthode de modélisation des systèmes complexes. Ce simulateur permet de tester virtuellement l'exécution opérationnelle des politiques de maintenance et de renouvellement. L'exploration de scénarios vise la balance des coûts directs et indirects tout en intégrant les interférences inter-politiques techniques, sous contrainte de "capacité à faire", notamment les ressources budgétaires et opérationnelles ou la capacité de mise en consignation du réseau. TenneT ont en particulier exploré récemment des scénarios de renouvellement de composants de postes électriques et étudié l'opportunité d'introduction de politiques de renouvellement conditionnel en analysant les conséquences sur le dimensionnement de leurs équipes intervenantes [6].
 5. L'optimisation de ces politiques, basée sur la génération de données de scénarios optimaux de décisions d'investissement. Cette étape nécessite des temps de calcul longs, ce qui limite les possibilités d'exploration et d'optimisation automatiques. Ceci peut être résolu par la mise en œuvre d'optimisation bayésienne, permettant, grâce au couplage à un simulateur, la création de modèle "surrogate" (modèles de *Machine Learning* supervisé, appris sur le simulateur), qui est adaptée à ce type d'optimisation où l'évaluation d'un grand nombre de combinaisons de stratégies candidates est limitée par le temps de calcul du simulateur.
 6. L'optimisation des plannings des renouvellements pour "dévier" de manière minimale des âges optimaux de remplacement, mais en réalisant des chantiers "massifiés". Cette étape analytique de recombinaison du planning permet de réaliser des économies d'échelle sur les grands chantiers (mutualisation des coûts fixes) et de minimiser le temps total de mise en consignation du réseau. Il s'agit dès lors de dépasser le cadre théorique des plannings de remplacement "actifs centrés" pour atteindre une optimalité "système centrée" des chantiers de renouvellement et leur planning. Cet objectif fait l'objet d'importants travaux au sein des équipes des GRT européens tels que RTE ou TenneT.

Résultats

D'importants travaux analytiques sont en cours chez les GRT européens pour soutenir leurs programmes d'investissement. Contraints par un cadre réglementaire rigoureux, beaucoup de résultats demeurent pour le moment confidentiels. Des avancées significatives et prometteuses ont néanmoins déjà été communiquées récemment.



Afia

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Par exemple, RTE a publié dans son dernier Schéma Directeur du Développement du Réseau de 2019 les résultats de deux plans majeurs de renouvellement, le plan Corrosion et le plan PSEM. RTE a pu démontrer que les dépenses de remise en état des pylônes peuvent être évitées si les investissements en peinture étaient réalisés au bon moment, dans les bonnes proportions et avec le bon périmètre. Cette approche nécessite un modèle robuste du cycle de vie des lignes aériennes, composé du treillis en acier qui se corrode, de la peinture avec ses propriétés chimiques et de la relation de protection avec la ligne aérienne, sans oublier la modélisation pour relier le modèle de dégradation physique aux données financières du cycle de vie des actifs.

« Nous avons pu montrer à l'autorité de régulation qu'il est opportun de dépenser plus à court terme pour peindre les pylônes afin de les entretenir et de prolonger leur cycle de vie, et récupérer l'investissement – et plus encore - à long terme en n'ayant pas à remplacer les pylônes vieillissants », Philippe CLAUDE, Chef de Pôle "Gestion des actifs" R&D, RTE.

Au terme des discussions tarifaires avec la Commission de Régulation de l'Énergie, les différentes parties prenantes ont validé l'opportunité d'une augmentation nécessaire des dépenses de peinture sur le périmètre des lignes aériennes, +100% entre 2021-2024 et +100% supplémentaires à partir de 2025. RTE a pu montrer que, sans ce changement de stratégie, il y aurait une augmentation des dépenses de maintenance de 700 millions d'euros d'ici 2050. Sur le périmètre des postes sous enveloppe métallique, CRE et RTE ont convergé sur la nécessité d'accélérer la mise en œuvre du plan de reconstruction pour 630 millions d'euros d'ici à 2035. Cet investissement permettrait de dégager un dividende environnemental sous la forme d'une réduction de près de 13 tonnes de SF6, soit l'équivalent d'une réduction

de plus de 300 000 tonnes de CO2.

TenneT ont quant à eux déterminé les lois de fiabilité des transformateurs de mesure via l'estimateur de Kaplan-Meier. Ils ont valorisé ces travaux de modélisation statistique en explorant, via la simulation complexe de scénarios de gestion d'actifs, l'opportunité de passer d'une politique de remplacement basée sur l'âge à une politique de remplacement conditionnelle sur leur parc de transformateurs de mesure. L'enjeu pour TenneT a également été de déterminer comment la faisabilité de chacune de ces stratégies de renouvellement est influencée par leur cartographie de ressources humaines internes et externes disponibles aujourd'hui et à moyen / long terme. TenneT ont déterminé ainsi, via la simulation, le plan d'action pour réduire de 11% les coûts totaux (TOTEX) tout en maîtrisant les volumes de travaux alloués aux équipes internes (6).

Théorie de la fiabilité

- L'analyse de la fiabilité a fait l'objet de plusieurs contributions, qui fournissent des études sur l'historique des défaillances de certains actifs ou des lignes directrices générales pour une analyse robuste de la fiabilité. Ces contributions ont souligné que pour tout type de méthodologie basée sur des données, et en particulier pour la caractérisation de la fiabilité des actifs, une base de données robuste est essentielle [9].
- En capitalisant sur les données de défaillance disponibles, la prévision de la fiabilité par l'analyse statistique a consolidé, grâce à une littérature abondante, un cadre pour l'analyse de survie utilisant l'estimateur de Kaplan Meier [5]/
- Initialement appliqué aux transformateurs de puissance, il a été progressivement étendu à d'autres familles d'actifs des GRT, comme les transformateurs de mesure [6].
- Plus récemment, la contribution de mé-



thode d'apprentissage type Machine Learning ont été discutées dans le contexte de la théorie de la fiabilité, notamment pour aider à la construction des historiques de survie et analyses d'anomalies de cycles de vie et signaux faibles [10].

Simulation complexe pour l'exploration de scénarios de gestion d'actifs

- La simulation s'est révélée être un outil précieux pour calculer la durée de vie résiduelle des équipements électriques, ainsi que pour comparer et améliorer les stratégies d'actifs en termes de maximisation de la fiabilité et de minimisation des coûts [8].
- Plusieurs contributions se sont concentrées sur la modélisation et la simulation du réseau électrique ainsi que sur les processus de gestion des actifs sous-jacents afin d'optimiser les investissements et les politiques de maintenance et de permettre une prise de décision éclairée [7].
- Pressés par les besoins d'optimisation et d'unification de la planification des gestionnaires d'actifs, les modèles ont été étendus pour tenir compte de l'affectation dynamique de la main d'œuvre, mais aussi des contraintes et des capacités d'interruption de service. La littérature existante illustre de telles études sur les postes sous enveloppe métallique, les pylônes en acier ou les turbines éoliennes [2, 6, 8, 11].

Références

- [1] Jevgenijs Butans and Ilja Orlovs. Diagnostics and long term prognostics for investment decision support in smart grids. *IFAC-PapersOnLine*, 49(28) :13–18, 2016. 3rd IFAC Workshop on Advanced Maintenance Engineering, Services and Technology AMEST 2016.
- [2] David Clements and Pierluigi Mancarella. Systemic modelling and integrated assessment of asset management strategies and staff constraints on distribution network reliability. *Electric Power Systems Research*, 155 :164–171, 2018.
- [3] James A Crowder and John N Carbone. An agent-based design for distributed artificial intelligence. In *Proceedings on the International Conference on Artificial Intelligence (ICAI)*, page 81. The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer . . . , 2016.
- [4] The Economist. The case for an environmentalism that build, 2023.
- [5] Thomas Guillon. "relife : a python package for asset management based on reliability theory and lifetime data analysis, 2022.
- [6] Swasti R Khuntia, Fatma Zghal, Ranjan Bhuyan, Erik Schenkel, Paul Duvivier, Olivier Blancke, and Witold Krasny. Use of survival analysis and simulation to improve maintenance planning of high voltage instrument transformers in the dutch transmission system. In *World Congress on Engineering Asset Management*, pages 624–635. Springer, 2022.
- [7] Dragan Komljenovic, Darragi Messaoudi, Alain Côté, Mohamed Gaha, Luc Vouliigny, Stéphane Alarie, Amira Dems, and Olivier Blancke. Asset management in electrical utilities in the context of business and operational complexity. In *14th WCEAM Proceedings*, pages 34–45. Springer, 2021.
- [8] Thomas Lacroix and Pierre Stevenin. A digital model of physical assets for long term network resiliency. In *Engineering Assets and Public Infrastructures in the Age of Digitalization : Proceedings of the 13th World Congress on Engineering As-*



- set Management*, pages 111–117. Springer, 2020.
- [9] Jerald F Lawless. *Statistical models and methods for lifetime data (chapters 2, 3, 4)*. John Wiley & Sons, 2011.
- [10] Mathieu Payette and Georges Abdounour. Machine learning applications for reliability engineering : A review. *Sustainability*, 15(7) :6270, 2023.
- [11] Luca Pincioli, Piero Baraldi, Guido Balabio, Michele Compare, and Enrico Zio. Deep reinforcement learning based on proximal policy optimization for the maintenance of a wind farm with multiple crews. *Energies*, 14(20) :6743, 2021.
- [12] Cosmo Tech. ebook tackling energy utility challenges, 2021.

■ Recherche en IA et prévision à EDF R&D

Yannig GOUDE

EDF R&D

yannig.goude@edf.fr

Par

Vincent LE GUEN

EDF R&D

vincent.le-guen@edf.fr

<https://www.edf.fr/groupe-edf/inventer-l-avenir-de-l-energie/r-d-un-savoir-faire-mondial>

Introduction

L'optimisation de la production et la prise de décision sur les marchés de l'électricité nécessite la modélisation de différents aléas (consommation électrique, température, rayonnement solaire, vent, apports hydrauliques, indisponibilités des centrales, prix de marché, production renouvelable) en s'appuyant sur des historiques de données. Ces modèles statistiques servent ensuite à la prévision (consommation, production de renouvelables, écarts, prix de marché...) et/ou la simulation de scénarios pour la gestion des risques. Les enjeux associés à une bonne prévision sont importants et induisent des prises de décisions importantes pour l'entreprise, en premier lieu l'établissement des plannings de production à différents horizons de temps. Au-delà des prévisions de consommation électrique, on peut citer les questions de prévisions de consomma-

tion de gaz, de prévision de chaleur pour les centrales en cogénération, les prévisions de production décentralisée (éolien et photovoltaïque notamment) à différents niveaux d'agrégation. Pour qu'ils fonctionnent et présentent un intérêt pratique, dans la plupart des cas, ces modèles doivent obéir à plusieurs exigences : être interprétables (compréhensibles par les utilisateurs finaux, généralement des ingénieurs des directions métiers), adaptatifs (au sens s'adapter automatiquement à des changements dans les données) et performants.

Dans un contexte d'augmentation de la production de renouvelables et de tensions importantes sur les marchés (augmentation des prix de l'électricité, indisponibilité de moyens de productions, approvisionnement en gaz), les équipes d'EDF R&D développent des modèles de prévisions réunissant ces différentes caractéristiques. Ces modèles sont issus des recherches menées en interne d'EDF R&D en association



avec nos partenaires académiques.

Cet article présente les derniers résultats obtenus ainsi que les pistes de recherche envisagées dans ce domaine.

IA et prévision de consommation électrique

Prévoir la consommation électrique au niveau national et/ou au niveau du portefeuille de clients EDF est un enjeu important pour l'entreprise. Assurer l'équilibre entre la consommation et la production d'électricité à tous les instants est essentiel pour garantir une qualité d'approvisionnement des consommateurs, maximiser les marges d'EDF et en tout dernier recours éviter les blackouts.

La consommation électrique dépend principalement des cycles de vie des consommateurs (heure de la journée, jour de semaine, période de l'année) et des conditions météorologiques (température, luminosité, vent...). Modéliser la consommation consiste donc à mettre en relation les données de consommation avec ces informations exogènes via des méthodes d'apprentissage statistique. Les modèles de prévision de consommation sont utilisés à différents horizons : court terme (quelques jours), moyen terme (quelques mois) et long terme (quelques années). Ces différents horizons couvrent différents besoins : à court terme, l'enjeu essentiel est la performance des modèles alors qu'à moyen long terme, il s'agit de comprendre l'impact des différents aléas (notamment météo) pour mieux gérer les risques. Pour l'horizon court terme, nous nous intéressons donc à tout type de méthodes d'apprentissage statistique et notamment d'apprentissage en ligne (*online machine learning*). Aux horizons à moyen long terme, les travaux que nous menons s'orientent vers les méthodes d'IA interprétable (les IA génératives pouvant également jouer un rôle pour la génération d'aléas).

Les modèles GAM (*Generalized Additive*

Models) [33] ont fait l'objet de nombreux développements à EDF R&D en partenariat avec l'université de Bath puis de Bristol. Le principe est de décomposer la consommation en une somme d'effets (non linéaires) des différentes variables explicatives comme décrit dans l'équation 1 ci-dessous :

$$y_t = \sum_{j=1}^d f_j(x_{t,j}) + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

Ces modèles présentent l'intérêt d'être interprétables [35] tout en possédant de bonnes propriétés de généralisation. Ils ont été appliqués à différentes mailles spatiales : au niveau national dans [32, 34] et au niveau local : postes sources du réseau de distribution [24] et petits agrégats de données individuelles [4].

Mieux gérer les risques implique de disposer de prévisions probabilistes de la consommation électrique. Les travaux réalisés dans [17] permettent d'étendre ces modèles au problème de la prévision quantile [27]. Pour chaque niveau de quantile, $q \in [0, 1]$ un modèle GAM similaire à l'équation 1 est estimé en minimisant $\rho_q(y, \hat{y}_q) = (\mathbb{1}_{y < \hat{y}_q} - q)(\hat{y}_q - y)$ où $\hat{y}_q = \sum_{j=1}^d \hat{f}_j(x_{t,j})$ est l'estimateur GAM obtenu ainsi. Ce type d'approche a été initié lors du concours de prévision GEFCOM 14 [19] ce qui nous a valu la première place dans la session "*Electricity Load Forecasting*".

Ces modèles peuvent être mis en défaut lorsque la loi de génération des données évolue au cours du temps, ce qui est fréquemment le cas sur les marchés électriques. Citons entre autres la crise sanitaire du COVID-19 (voir Figure 3.1), les crises économiques comme celle de 2008 ou les évolutions à long terme liées au changement climatique. Pour répondre à ce type de situation, il est nécessaire de disposer d'outils d'apprentissage adaptatifs. Ce champ de l'apprentissage machine a fait l'objet de nombreux travaux à EDF. Citons entre autres les modèles GAM adaptatifs initiés dans [7]

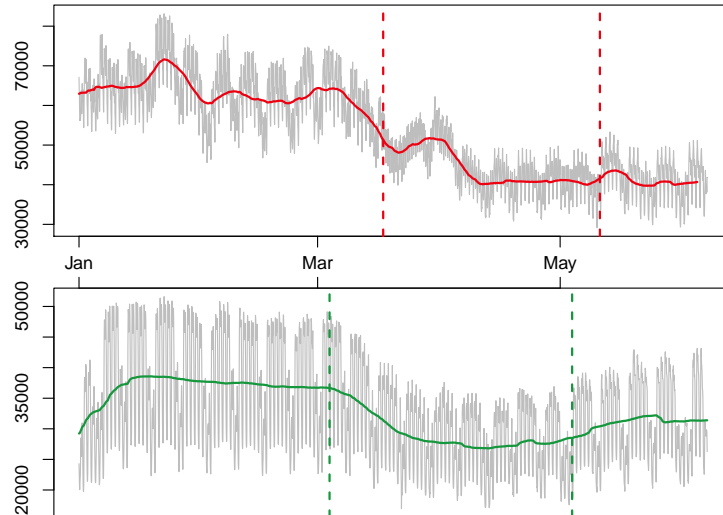


Figure 3.1 – Consommation électrique française (en haut) et italienne (en bas) en MW. Les lignes pointillées verticales indiquent la période du confinement.

puis plus récemment dans [31]. Le principe est de mettre à jour les modèles GAM précédents au fur et à mesure que l'on acquiert de nouvelles observations (*online learning*) et ainsi estimer un modèle de type $\hat{y}_t = \sum_{j=1}^d \hat{f}_{j,t}(x_{t,j})$. Une des difficultés majeure est d'obtenir le compromis optimal entre la réactivité du modèle à des changements et les performances en situations stables. Il est illusoire de faire évoluer tous les paramètres du modèle au cours du temps, la grande dimension du modèle serait alors un frein à la réactivité. Nous avons proposé dans [31] de modéliser l'évolution temporelle du modèle via un modèle espace-état [25] :

$$y_t = \boldsymbol{\theta}_t^T f(\mathbf{x}_t) + \varepsilon_t, \\ \boldsymbol{\theta}_{t+1} = \boldsymbol{\theta}_t + \boldsymbol{\eta}_t,$$

où (ε_t) et $(\boldsymbol{\eta}_t)$ sont des bruits blancs gaussiens de variance et covariance respectives σ^2 et Q . $f(\mathbf{x}_t) = (1, \bar{f}_1(x_{t,1}), \dots, \bar{f}_d(x_{t,d}))^T$ où \bar{f}_j est une version des f_j re-normalisée. L'algorithme VIKING (*Variational Bayesian Variance Tracking*), proposé par [14], permet notamment de faire évoluer σ^2 et Q au cours du

temps en étendant le modèle espace-état à ces paramètres. Cette approche a été appliquée à la prévision de la période de la crise COVID en France dans [31] et lors d'un challenge de prévision (première place) dans [13]. Un exemple d'évolution des paramètres d'états obtenus lors de ce challenge est présenté sur la figure 3.2.

D'autres modèles d'apprentissage plus *boites noires* présentent un intérêt pour la prévision. L'utilisation de méthodes d'ensembles (forêts aléatoires, *boosting*) permet notamment de prendre en compte des interactions entre variables ou d'ajouter de nouvelles variables potentiellement de grande dimension [6]. Dans [23] des variantes de forêts aléatoires adaptées au contexte des séries temporelles est proposée. Les méthodes de réseau de neurones profonds et leurs applications aux séries temporelles sont également un sujet de recherche dans nos équipes sur des thèmes tels que la calibration [26] ou l'introduction d'informations métiers dans leur apprentissage [16].

Les séries temporelles et en particulier les données de consommation électrique peuvent

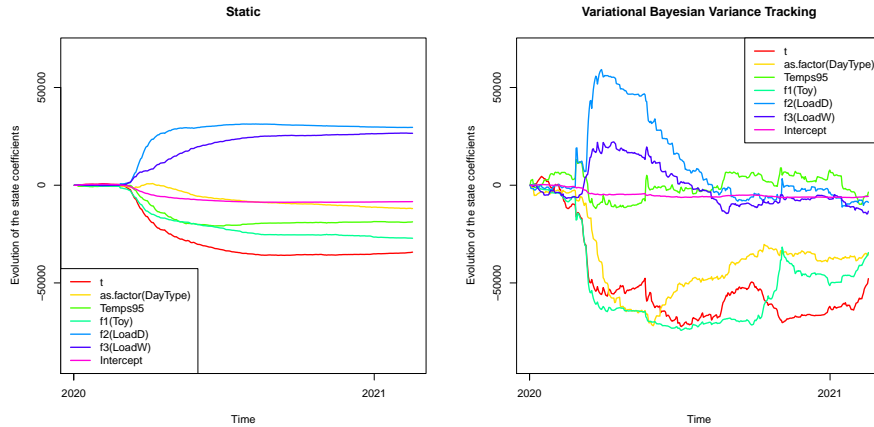


Figure 3.2 – Évolution de θ_t au cours du temps. À gauche le filtre de Kalman "static" *i.e.* pour une covariance $Q_t = 0$; à droite l'algorithme VIKING.

être vues comme des réalisations d'un processus fonctionnel. Par exemple, la consommation d'une journée est une fonction du temps discrétisée heure par heure. Cet angle d'approche nous a permis de développer des méthodes de prévisions relativement orthogonales et complémentaires (au sens de l'agrégation d'experts, voir plus loin) dans [12, 5, 11].

Dans de nombreux cas d'usages, nous disposons de plusieurs méthodes de prévisions candidates issues de différentes méthodes statistiques, de différents algorithmes d'apprentissage, de jeux de données variés etc. Afin de tirer profit de cette diversité de solutions, nos travaux se sont portés sur l'agrégation d'experts en ligne [10]. Le principe est d'agrèger au cours du temps les différentes prévisions (experts). L'agrégation séquentielle d'experts (les différentes prévisions) suppose que les données sont observées de manière séquentielle : la variable cible (ici la consommation d'électricité) est supposée être une séquence bornée $y_1, \dots, y_T \in [0, B], B > 0$. À chaque instant t , N experts fournissent des prévisions de y_t , notées $(\hat{y}_t^1, \dots, \hat{y}_t^N) \in [0, B]^N$. L'algorithme d'agrégation détermine des poids $\hat{p}_{j,t} \in \mathbb{R}^N$ (bien souvent la somme des poids est égale

à un et les poids sont compris dans l'intervalle $[0, 1]$) et retourne une prévision pour y_t sous la forme d'une moyenne pondérée $\hat{y}_t = \sum_{j=1}^N \hat{p}_{j,t} \hat{y}_t^j$ des N prévisions. Ensuite, y_t est observé et l'instance $t + 1$ commence. L'avantage de cette approche est notamment la robustesse face aux ruptures se produisant dans les données. On comprend aisément qu'en diversifiant les approches mises en œuvre pour la prévision, on minimise le risque de se tromper fortement. Dans [15] des premières applications à la prévision de consommation électrique ont été proposées. Dans [18] l'algorithme MLpol [20] (qui a l'avantage de ne pas dépendre d'un paramètre d'apprentissage) est utilisé pour agréger des modèles GAM, de régression non paramétrique fonctionnelle et de méthodes d'ensembles pour la prévision de la consommation française d'électricité. Dans [13] les meilleures performances prédictives sont issues d'une agrégation d'experts issus de plusieurs variantes de filtre de Kalman. Ce type d'algorithme d'agrégation a été étendu au cas de la prévision de données structurés hiérarchiquement dans [22, 9]. Des résultats théoriques et pratiques dans le cas d'une agrégation de filtre de Kalman sont présentés dans [1].



Les pratiques de consommation d'électricité évoluent avec les nouveaux usages. Parmi eux, le véhicule électrique prend une part croissante dans la consommation globale. Afin d'anticiper ces besoins, EDF R&D mène des travaux sur la prévision de charge de véhicules électriques [3, 2].

IA et Prévision de prix de l'électricité

La prévision des prix de l'électricité joue un rôle majeur pour les acteurs du marché de l'électricité. L'électricité se stockant peu, les prix de l'électricité sont extrêmement volatils, ce qui rend cette question particulièrement difficile. L'augmentation de la production d'énergie renouvelable, le développement des dispositifs de stockage, ou plus généralement des programmes de pilotage de charge, induit un besoin croissant en prévision, mais cela génère également plus de complexité dans la modélisation des prix. De plus, les prix peuvent être impactés par des événements fortuits tels que la pandémie de COVID-19, le problème de corrosion sous contrainte qui a affecté les centrales nucléaires françaises en 2022 ou la crise des marchés gaziers déclenchée par l'invasion de l'Ukraine par la Russie. Cette situation induit un besoin croissant en outils probabilistes adaptatifs. Cette thématique est un axe de recherche actuel à EDF R&D. En plus des méthodes développées pour la prévision de consommation, les approches dites de prévision conforme sont actuellement étudiées [36]. Ces outils ont la capacité d'apprendre en permanence et de s'adapter aux changements dans les comportements des prix, ce qui leur permet de fournir des prévisions probabilistes précises et fiables.

Dans le domaine du management des risques, en plus de prévision à court terme, il est fondamental de disposer de scénarios probabilistes d'évolution des prix à moyen terme. Les IA génératives peuvent contribuer effica-

cement à ce type de questions et des travaux récents ont été publiés par nos équipes sur ce sujet [8] allant même jusqu'à l'optimisation de risque par apprentissage par renforcement.

IA et Prévision de production

Les énergies renouvelables telles que le solaire ou l'éolien occupent une part grandissante dans le mix énergétique. En raison de leur intermittence, il est crucial de disposer de prédictions fiables de leur production à plusieurs horizons de prévision. Pour le moyen-long terme, EDF R&D a développé des outils basés sur les images satellites et les prévisions météorologiques. L'horizon court terme ($< 30 \text{ min}$) est de plus en plus étudié pour le pilotage fin du réseau, notamment pour des smart grids combinant des moyens de production renouvelables et du stockage.

Pour cela, EDF R&D développe des méthodes basées sur des caméras dites "fisheye", qui capturent une vue à 360° du ciel. Couplées à des pyranomètres qui mesurent le rayonnement solaire reçu au sol, des algorithmes d'apprentissage statistique sont mis en œuvre afin de prédire le rayonnement futur à partir des images fisheye uniquement. Les méthodes actuellement industrialisées font appel à une chaîne de traitement d'images traditionnelle [21] : calibration de la caméra, segmentation d'images et définition d'indicateurs experts, estimation du flot optique et algorithme de régression.

Depuis quelques années, des méthodes d'apprentissage profond (*deep learning*) ont été explorées pour exploiter la base de plusieurs millions d'images et de rayonnements associés. Des algorithmes d'apprentissage profond purement basés sur les données ont été entraînés, avec des performances mitigées. Il s'agit en effet de comprendre et d'extrapoler la dynamique des nuages, qui peut être très complexe et multimodale.

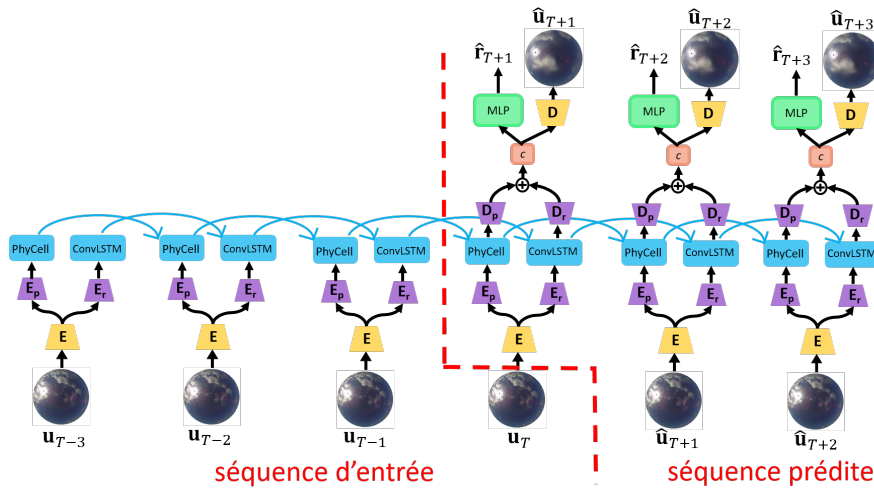


Figure 3.3 – Modèle PhyDNet pour la prédiction du rayonnement solaire par images fisheye.

EDF R&D a introduit un modèle d'apprentissage profond dédié à la prédiction de vidéos, dénommé PhyDNet [29, 28], qui incorpore de l'information physique sous la forme d'une classe d'équations aux dérivées partielles (EDP) linéaires. L'hypothèse est que la dynamique d'un système $\frac{dX_t}{dt} = F(X_t)$ peut se décomposer entre un modèle physique simplifié F_p et un modèle d'augmentation F_a appris par les données qui corrige les erreurs du modèle physique : $F = F_p + F_a$.

Toutefois, pour des vidéos génériques, les équations physiques de la dynamique ne s'appliquent pas directement au niveau des pixels. Par exemple, il est nécessaire au préalable de segmenter les objets et de déterminer leur centre de masse avant d'appliquer les lois de Newton. Pour traiter ce problème, nous supposons qu'il existe un espace latent dans lequel le modèle dynamique d'EDP linéaire s'applique. Le modèle PhyDNet est composé d'un encodeur-décodeur pour apprendre automatiquement l'espace latent le plus adapté à partir des données. Dans cet espace latent, la dynamique est décomposée en deux parties : une partie qui intègre les lois a priori de la phy-

sique et une partie qui apprend l'information complémentaire à la physique nécessaire pour avoir une bonne prédiction au niveau des pixels. En particulier, une nouvelle cellule de réseau de neurones récurrent (appelée PhyCell) a été proposée, qui discrétise une équation aux dérivées partielles linéaire par un schéma d'Euler, pour laquelle les dérivées partielles sont calculées avec des convolutions contraintes.

Ce type de modèle hybride contraint par la physique a permis une amélioration significative des performances de prédiction du rayonnement solaire. Il peut également être entraîné avec des fonctions de perte dédiées qui minimisent les erreurs de forme et de décalage temporel prédictions [30].

Références

- [1] Eric Adjakossa, Yannig Goude, and Olivier Wintenberger. Kalman recursions aggregated online. *Statistical Papers*, pages 1–36, 2023.
- [2] Yvonn Amara-Ouali, Yannig Goude, Bachir Hamrouche, and Matthew Bishara. A benchmark of electric vehicle load and occupancy models for day-ahead forecas-



- ting on open charging session data. In *Proceedings of the Thirteenth ACM International Conference on Future Energy Systems*, pages 193–207, 2022.
- [3] Yvenn Amara-Ouali, Yannig Goude, Pascal Massart, Jean-Michel Poggi, and Hui Yan. A review of electric vehicle load open data and models. *Energies*, 14(8) :2233, 2021.
- [4] Umberto Amato, Anestis Antoniadis, Italia De Feis, Yannig Goude, and Audrey Lagache. Forecasting high resolution electricity demand data with additive models including smooth and jagged components. *International Journal of Forecasting*, 37(1) :171–185, 2021.
- [5] Anestis Antoniadis, Xavier Brossat, Jairo Cugliari, and Jean-Michel Poggi. A prediction interval for a function-valued forecast model : Application to load forecasting. *International Journal of Forecasting*, 32(3) :939–947, 2016.
- [6] Anestis Antoniadis, Solenne Gaucher, and Yannig Goude. Hierarchical transfer learning with applications for electricity load forecasting. *International Journal of Forecasting*, to appear.
- [7] Amadou Ba, Mathieu Sinn, Yannig Goude, and Pascal Pompey. Adaptive learning of smoothing functions : Application to electricity load forecasting. *Advances in neural information processing systems*, 25, 2012.
- [8] Nicolas Boursin, Carl Remlinger, and Joseph Mikael. Deep generators on commodity markets application to deep hedging. *Risks*, 11(1) :7, 2022.
- [9] Margaux Brégère and Malo Huard. Online hierarchical forecasting for power consumption data. *International Journal of Forecasting*, 38(1) :339–351, 2022.
- [10] Nicolo Cesa-Bianchi and Gábor Lugosi. *Prediction, learning, and games*. Cambridge university press, 2006.
- [11] Haeran Cho, Yannig Goude, Xavier Brossat, and Qiwei Yao. Modeling and forecasting daily electricity load curves : a hybrid approach. *Journal of the American Statistical Association*, 108(501) :7–21, 2013.
- [12] Jairo Cugliari, Yannig Goude, and Jean-Michel Poggi. Disaggregated electricity forecasting using wavelet-based clustering of individual consumers. In *2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, pages 1–6. IEEE, 2016.
- [13] Joseph De Vilmarest and Yannig Goude. State-space models for online post-covid electricity load forecasting competition. *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*, 9 :192–201, 2022.
- [14] Joseph De Vilmarest and Olivier Wintemberger. Stochastic online optimization using kalman recursion. *The Journal of Machine Learning Research*, 22(1) :10173–10227, 2021.
- [15] Marie Devaine, Pierre Gaillard, Yannig Goude, and Gilles Stoltz. Forecasting electricity consumption by aggregating specialized experts : A review of the sequential aggregation of specialized experts, with an application to slovakian and french country-wide one-day-ahead (half-) hourly predictions. *Machine Learning*, 90 :231–260, 2013.
- [16] Nathan Doumèche, Gérard Biau, and Claire Boyer. Convergence and error analysis of pinns. *arXiv preprint arXiv :2305.01240*, 2023.
- [17] Matteo Fasiolo, Simon N. Wood, Margaux Zaffran, Raphaël Nedellec, and Yannig Goude. Fast calibrated additive quantile regression. *Journal of the American*



- Statistical Association*, 116(535) :1402–1412, 2021.
- [18] Pierre Gaillard and Yannig Goude. Forecasting electricity consumption by aggregating experts; how to design a good set of experts. In *Modeling and stochastic learning for forecasting in high dimensions*, pages 95–115. Springer, 2015.
- [19] Pierre Gaillard, Yannig Goude, and Raphaël Nedellec. Additive models and robust aggregation for gefcom2014 probabilistic electric load and electricity price forecasting. *International Journal of forecasting*, 32(3) :1038–1050, 2016.
- [20] Pierre Gaillard, Gilles Stoltz, and Tim Van Erven. A second-order bound with excess losses. In *Conference on Learning Theory*, pages 176–196. PMLR, 2014.
- [21] Charlotte Gauchet, Philippe Blanc, Bella Espinar, Bruno Charbonnier, and Dominique Demengel. Surface solar irradiance estimation with low-cost fish-eye camera. In *COST WIRE*, 2012.
- [22] Benjamin Goehry, Yannig Goude, Pascal Massart, and Jean-Michel Poggi. Aggregation of multi-scale experts for bottom-up load forecasting. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(3) :1895–1904, 2019.
- [23] Benjamin Goehry, Hui Yan, Yannig Goude, Pascal Massart, and Jean-Michel Poggi. Random forests for time series : Accepted-november 2021. *REVSTAT-Statistical Journal*, 2021.
- [24] Yannig Goude, Raphael Nedellec, and Nicolas Kong. Local short and middle term electricity load forecasting with semi-parametric additive models. *IEEE transactions on smart grid*, 5(1) :440–446, 2013.
- [25] Rudolph Emil Kalman and Others. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering*, 82(1) :35–45, 1960.
- [26] Julie Keisler, El-Ghazali Talbi, Sandra Claudel, and Gilles Cabriel. An algorithmic framework for the optimization of deep neural networks architectures and hyperparameters. *arXiv preprint arXiv :2303.12797*, 2023.
- [27] Roger Koenker. Quantile regression : 40 years on. *Annual Review of Economics*, 9 :155–176, 2017.
- [28] Vincent Le Guen and Nicolas Thome. A deep physical model for solar irradiance forecasting with fisheye images. In *CVPR OmniCV workshop*, 2020.
- [29] Vincent Le Guen and Nicolas Thome. Disentangling physical dynamics from unknown factors for unsupervised video prediction. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 11474–11484, 2020.
- [30] Vincent Le Guen and Nicolas Thome. Deep time series forecasting with shape and temporal criteria. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022.
- [31] David Obst, Joseph De Vilmarest, and Yannig Goude. Adaptive methods for short-term electricity load forecasting during covid-19 lockdown in france. *IEEE transactions on power systems*, 36(5) :4754–4763, 2021.
- [32] Amandine Pierrot and Yannig Goude. Short-term electricity load forecasting with generalized additive models. *Proceedings of ISAP power*, 2011, 2011.
- [33] Simon N Wood. *Generalized additive models : an introduction with R*. CRC press, 2017.
- [34] Simon N Wood, Yannig Goude, and Simon Shaw. Generalized additive models for large data sets. *Journal of the Royal Statistical Society : Series C : Applied Statistics*, pages 139–155, 2015.



- [35] SN Wood, Y Goude, and M Fasiolo. Interpretability in generalized additive models. In *Interpretability for Industry 4.0 : Statistical and Machine Learning Approaches*, pages 85–123. Springer, 2022.
- [36] Margaux Zaffran, Olivier Féron, Yannig Goude, Julie Josse, and Aymeric Dieuleveut. Adaptive conformal predictions for time series. In *International Conference on Machine Learning*, pages 25834–25866. PMLR, 2022.

■ Techniques d'intelligence artificielle appliquées aux systèmes d'énergie

Rémy RIGO-MARIANI

G2ELAB

Université Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP

remy.rigo-mariani@grenoble-inp.fr

<https://g2elab.grenoble-inp.fr>

Par

Vincent DEBUSSCHERE

G2ELAB

vincent.debuschere@grenoble-inp.fr

Benoit DELINCHANT

G2ELAB

benoit.delinchant@grenoble-inp.fr

Introduction

L'intelligence artificielle (IA) est un outil utilisé dans un nombre grandissant de domaines, avec des réussites incontestables, mais également des enjeux qui dépassent les seuls aspects d'ingénierie. En opérant un focus sur les systèmes d'énergie, ce papier illustre, via trois cas d'étude, la diversité des applications et des techniques mises en œuvre en proposant quelques illustrations de recherches menées au G2ELab. Ces travaux s'articulent autour d'une collaboration du CNRS entre la France et Singapour ou encore la Chaire industrielle *Smart Grids* et la Chaire « *AI for Smart Grids* » du MIAI1 »¹. L'idée directrice de ces travaux est la mise en place de stratégies hybrides à base d'expertise ou modèles

physiques et de données. Des exemples d'applications de contrôle sont abordés pour des économies d'énergie à l'échelle du bâtiment et le respect de contraintes opérationnelles à l'échelle du réseau. Une autre classe d'application de l'IA aux systèmes d'énergie également discutée porte sur les données, en particulier pour la prédiction de consommation électrique à l'échelle nationale.

DESCARTES : Collaboration internationale France - Singapour

Depuis 2021, le CNRS développe le programme de recherche interdisciplinaire Descartes² à Singapour, qui, avec un budget de 30 millions € sur cinq ans, vise à développer une IA hybride au service de la résilience. L'ob-

1. <https://miai.univ-grenoble-alpes.fr/recherche/chaieres/>

2. <https://www.cnrsatcreate.cnrs.fr/descartes/>

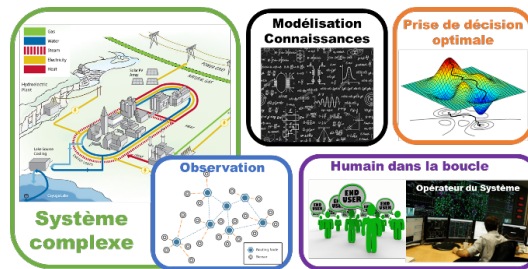


Figure 4.1 – Panorama des sujets en interaction dans notre approche systémique.

Le but principal est de permettre une prise de décision optimisée dans des situations complexes, rencontrées pour les systèmes urbains critiques interconnectés dont l'énergie électrique est un point névralgique. En intégrant les connaissances expertes, l'IA hybride vise à dépasser les performances actuelles de l'approche boîte noire s'appuyant entièrement sur les données. Ce paradigme hybride permet de réduire le besoin en données et le coût de l'apprentissage, de certifier et de réglementer les outils, et remettre l'humain au cœur d'une prise de décision plus robuste, responsable et proche des besoins des citoyens, notamment avec l'aide des chercheurs en sciences sociales. Le G2ELab contribue à ce projet pour développer le paradigme **hybride** à travers des méthodes et des outils d'ingénierie combinant :

- le raisonnement **humain** (expertise, hypothèses physiques, décision),
- le calcul **machine** (basé sur les données historiques et le temps réel).

Notre objectif est d'apporter des méthodologies scientifiques pour modéliser des systèmes complexes et optimiser la prise de décision. La figure 4.1 montre le panorama des activités qu'il est nécessaire de développer dans une telle approche.

Un large spectre de techniques à développer

Les techniques à développer sont nombreuses et traitent notamment de :

- Observabilité : Estimation d'état dynamique décentralisée en ligne traitant de la fusion de données hétérogènes (capteurs énergétiques, météo, réseaux sociaux...), et l'assimilation de données complexes incomplètes et incertaines (graphique et séries chronologiques).
- Prédiction stochastique : apprentissage en ligne et adaptatif basé sur la physique et les prévisions à court terme pour les diagnostics, l'évaluation dynamique de la sécurité et les opérations optimales robustes.
- Évaluation dynamique de la sécurité : Diagnostic temps réel et maintenance prédictive. Détection de défauts émergents ou de situation hors norme. Visualisation de données complexes, interactions améliorées entre outils d'aide à la décision et opérateurs.
- Flexibilité avec humain dans la boucle : optimisation stochastique des flux de puissance incluant le « consommateur » dans la flexibilité de la demande.
- Communauté énergétique et vie privée : outils d'aide à la décision pour les acteurs émergents, y compris les communautés énergétiques avec de nouvelles normes, valeurs et innovations sociales, et préservant la vie privée.

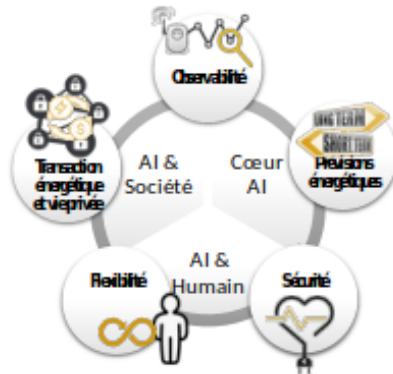


Figure 4.2 – Applications à la thématique « Energie ».

La figure 4.2 illustre une variété d'application autour de la thématique « énergie ».

Application aux Bâtiments Intelligents

Apprentissage par renforcement pour le contrôle

Dans le secteur des bâtiments, l'IA peut s'envisager comme une solution pour le contrôle intelligent (Smart Building) du système de chauffage/climatisation en remplacement des méthodes traditionnelles à base de règles métiers et/ou de modèles. L'application de méthodes à base de données est en particulier intéressante dans le cas de systèmes complexes et en l'absence de modèles exploitables par des contrôleurs classiques. Plus spécifiquement, les algorithmes d'apprentissage par renforcement (*Reinforcement Learning*, RL), permettent d'apprendre une stratégie de contrôle optimale par échanges successifs d'informations entre le système et le contrôleur – observations/actions[7].

La figure 4.3 illustre l'implémentation d'un agent RL pour le contrôle thermique d'un bâtiment équipé de panneaux solaire et d'un système de batterie – bâtiment à Singapour simulé via le logiciel EnergyPlus. L'objectif d'un tel cas d'étude illustratif vise à minimiser la facture énergétique du bâtiment tout en mainte-

nant le confort, *i.e.* une température autour de 25° C. En pratique, les algorithmes RL ont besoin d'un grand nombre d'itérations pour atteindre une stratégie de contrôle optimale, 3 ans simulés pour le cas d'étude considéré. Une idée pour accélérer le temps de convergence est de tirer avantage d'un contrôleur de départ sous optimal à base de règles simples. Il devient possible d'implémenter des approches hybrides ou l'agent RL est initialisé en clonant un système expert (*Behavioural Cloning*, BC-RL) [6]. Un autre frein à l'implémentation réaliste de méthodes RL est qu'au cours de l'apprentissage, des stratégies de contrôle potentiellement dommageables pour le système (*e.g.* non-respect des contraintes de confort) peuvent être générées. Ceci est dû à la nature très exploratoire des algorithmes d'entraînement. Cependant, de nouvelles méthodes de correction (*Action Masking*, MA-RL) permettent de s'affranchir de ce problème en corrigeant les contrôles explorés avant qu'ils soient envoyés au système [12].

Procédure en deux étapes

La figure 4.4 résume les performances de contrôleurs (RL, BC-RL et MA-RL) entraînés dans différentes conditions et testés sur un mois avec deux critères, le coût à mini-

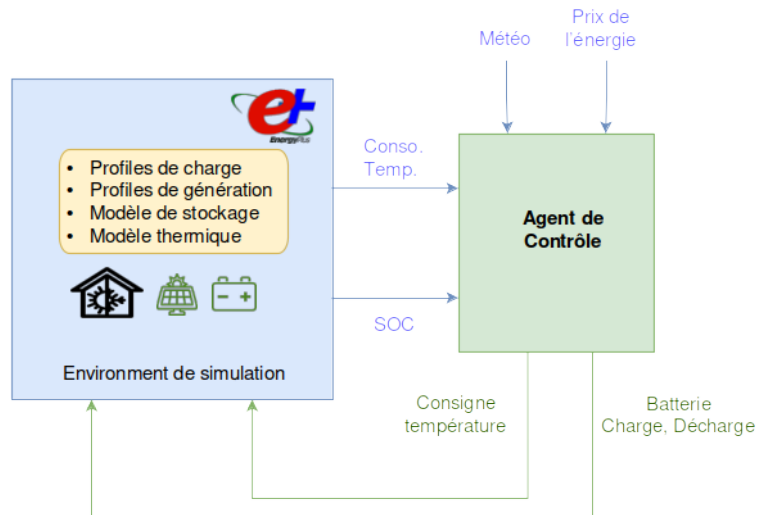


Figure 4.3 – Architecture d'entraînement d'un contrôleur intelligent pour bâtiment

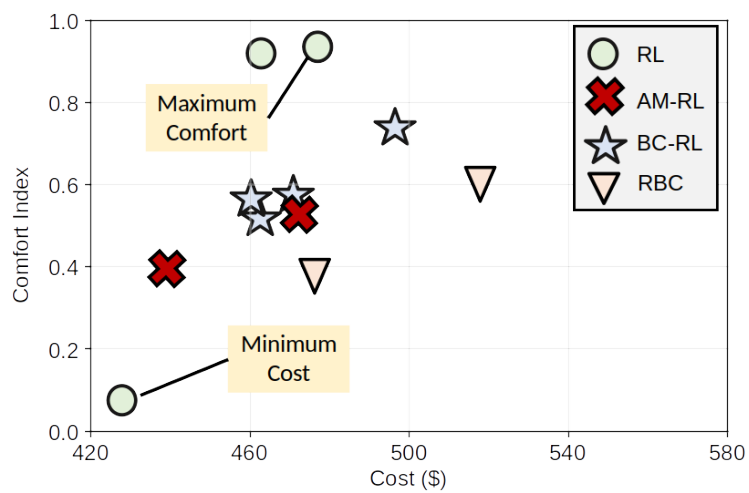


Figure 4.4 – Performances Coût/Confort de différents contrôleurs.



miser et le confort à maximiser. Les contrôleurs à base de RL pur sont les plus performants avec une large exploration des stratégies de contrôle possibles. Différents contrôleurs BC-RL affichent des performances similaires. Ceci s'explique par la capacité limitée de l'algorithme d'apprentissage choisi à s'éloigner de la solution de départ entraînée à partir d'un système expert. Les solutions obtenues restent cependant toujours meilleures que celles retournées par l'utilisation de règles métiers simples (RBC).

Finalement, la figure 4.5 retourne les performances cumulées des contrôleurs sur une simulation de trois ans. Si les contrôleurs BC-RL permettent d'obtenir rapidement de bonnes performances sur bases des règles métiers, ils sont dépassés par les contrôleurs RL une fois un grand nombre de solutions explorées.

Application aux réseaux électriques intelligents

Contrôle de tension dans un réseau de distribution

La seconde application de l'IA discutée dans cet article en termes de contrôle considère les réseaux de distribution électriques. L'une des principales tâches des gestionnaires de réseaux de distribution (GRD) est de contrôler les niveaux de tension dans des limites spécifiées, généralement dans la plage $[0,95 pu - 1,05 pu]$ dans des conditions normales. Les GRD peuvent utiliser différents leviers pour adapter la tension. Parmi ces leviers figurent des « flexibilités » — *i.e.* changements dans la consommation des consommateurs, régulation des centrales solaires et éoliennes, charge et décharge des systèmes de stockage. Plusieurs solutions basées sur l'optimisation ont été proposées dans la littérature pour modéliser et contrôler ces flexibilités afin de maintenir la tension dans des limites spécifiques [8] [10].

La performance de ces contrôleurs dépend de la capacité à atténuer les incertitudes (sur la prévision de la consommation et de la production, sur la connaissance des modèles physiques ou directement sur les paramètres du contrôleur). En outre, les algorithmes basés sur l'optimisation peuvent nécessiter un temps de calcul considérable, en particulier lorsque l'atténuation des incertitudes est considérée comme une caractéristique essentielle, par exemple les optimisations stochastiques [1].

L'intelligence artificielle peut permettre d'améliorer la robustesse de la commande face à de telles incertitudes. Pré-entraînés, ils nécessitent un temps extrêmement court pour calculer les contrôles optimaux à chaque exécution ($\ll 1 s$). Les principaux intérêts des algorithmes mis en œuvre sont les suivants :

- ils ne nécessitent pas de prévisions externes et intègrent implicitement une prévision de la puissance du bus pour calculer les commandes ;
- aucune donnée privée potentiellement sensible, telle que la charge et la production des bus, n'est nécessaire puisque les commandes sont uniquement calculées sur la base des mesures de tension.

Procédure en deux étapes

Un entraînement en deux étapes (hors et en ligne) est proposé pour faire face aux incertitudes d'impédance et éviter les valeurs de tension dangereuses sur le réseau de distribution (dérive appliquée pendant la phase en ligne) (figure 4.6) [9]. L'idée est d'abord d'entraîner l'algorithme en mode hors ligne sur un modèle de réseau cible qui utilise les valeurs d'impédance nominales. En utilisant des données sur la consommation et la production locale sur une année complète, l'algorithme peut effectuer des simulations sur plusieurs années « simulées ». Les performances du contrôle sont évaluées sur des simulations

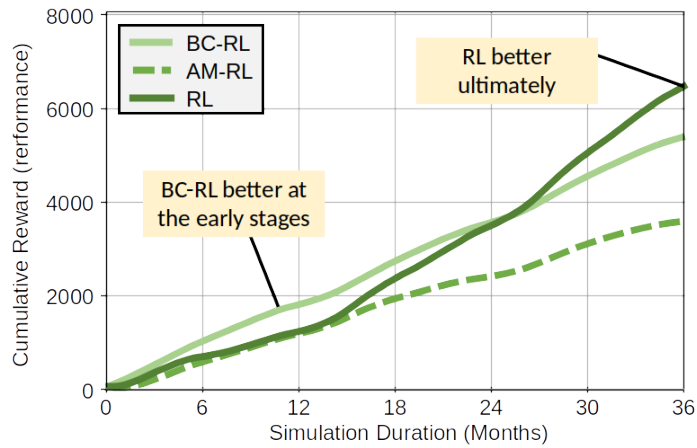


Figure 4.5 – Performances cumulées des contrôleurs sur une simulation de trois ans.

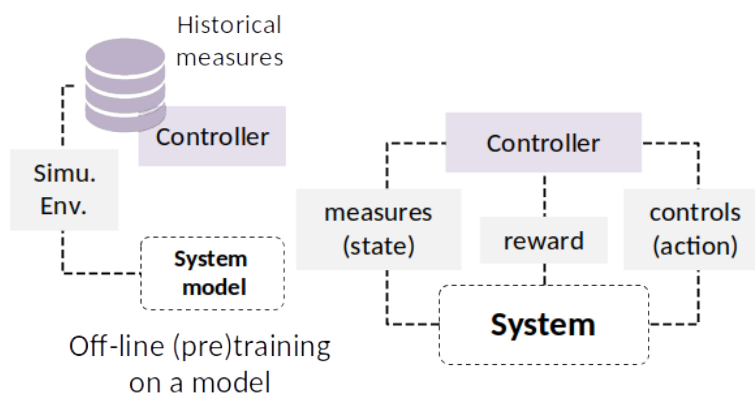


Figure 4.6 – Entraînement en deux étapes



de test avec des profils de consommation et de production locale pour une deuxième année. Dans la deuxième étape, l'algorithme hors ligne pré-entraîné est connecté au réseau électrique actualisé où deux scénarios sont envisagés :

1. Une différence immédiate entre les valeurs d'impédance attendues utilisées pendant la formation hors ligne et les valeurs réelles. Ce scénario simule un manque de connaissance *a priori* du système.
2. Les valeurs d'impédance sont proches des valeurs attendues, mais s'éloignent continuellement des valeurs nominales pendant la phase en ligne en raison de l'exploitation. Cela simule les effets potentiels du vieillissement.

Comparaison avec un contrôle de référence par optimisation

Pour comparer l'optimisation et les contrôleurs basés sur l'IA, les mesures initiales de la charge ou des impédances ont été données à l'algorithme de contrôle basé sur l'optimisation. Ses sorties de contrôle ont ensuite été envoyées au système avec des charges ou des impédances déformées. De même, les algorithmes RL ont été formés sur le modèle du réseau avec les mêmes mesures, mais leurs points de consigne de contrôle ont été appliqués au réseau avec des valeurs déviées. Pour évaluer les performances de toutes les stratégies de contrôle étudiées, un indice de performance de la tension (VPI) est défini. Il calcule combien de fois, en moyenne, l'algorithme viole les contraintes de tension pour chaque nœud du réseau. Dans nos travaux, deux algorithmes d'apprentissage par renforcement (RL) sont comparés à cet effet : '*Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient*' (TD3PG) [4] et '*Proximal Policy Optimization*' (PPO) [11]. La comparaison des VPI de TD3PG, PPO (tous deux en apprentissage hors ligne) et des contrôles basés sur l'optimisation pour diffé-

rents écarts d'impédance (pour le scénario 1) est présentée à la figure 4.7. Le « meilleur VPI possible » sur le même graphique représente les résultats de la commande basée sur l'optimisation lorsque toutes les impédances sont parfaitement connues.

La commande basée sur l'optimisation est plus performante lorsqu'il n'y a pas d'écart d'impédance, c'est-à-dire lorsque les impédances sont parfaitement connues. Cependant, lorsque le système réel ne correspond pas à celui considéré pendant l'apprentissage (c'est-à-dire à partir de 5 % d'écart d'impédance), les algorithmes RL sont plus performants et la différence tend à se maintenir avec l'augmentation de l'écart type. Ces résultats s'expliquent par le fait que les algorithmes RL proposés ne reposent pas directement sur les données d'impédance, mais sur les mesures de tension qui dépendent partiellement des valeurs d'impédance. On peut également noter que PPO surpasse TD3PG pour tous les écarts, principalement en raison d'un apprentissage hors ligne plus réussi, qui nous a permis d'obtenir des VPI plus faibles pour des impédances connues. Pour démontrer l'efficacité de la méthode en deux étapes proposées, la formation en ligne de l'algorithme PPO avec un écart σ continu de 0% à 40% est simulée sur 10 ans (scénario 2). Le VPI mensuel moyen avec le contrôleur basé sur l'optimisation, le PPO formé uniquement hors ligne et à la fois hors et en ligne sont présentés. Les résultats sont présentés figure 4.8, où les « meilleures valeurs possibles » représentent les résultats du contrôle basé sur l'optimisation si toutes les impédances étaient parfaitement connues.

Au cours des quatre premières années, l'apprentissage en ligne donne des résultats légèrement moins bons que l'apprentissage hors ligne. Cela est dû aux mises à jour quotidiennes de la politique qui convergent (sur la base des données du dernier jour uniquement) vers un

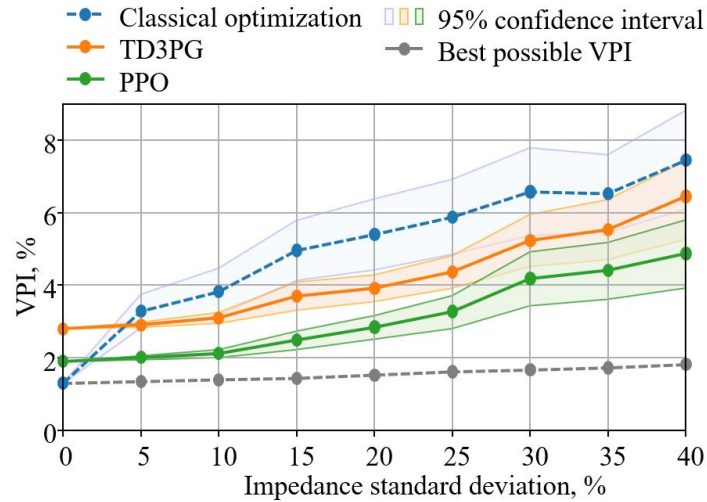


Figure 4.7 – VPI du PPO, du TD3PG et des algorithmes basés sur l’optimisation dans le cas de variations d’impédance - valeurs moyennes et intervalles de confiance correspondants de 95

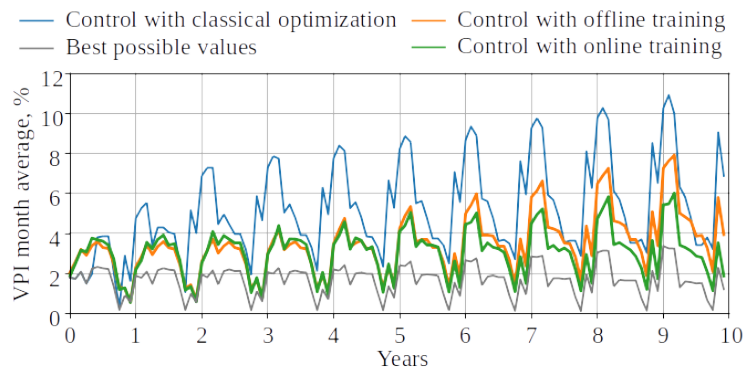


Figure 4.8 – VPI mensuel moyen sur 10 ans avec une dérive continue des impédances de 0% à 40%. Les « meilleures valeurs possibles » représentent l’optimisation lorsque toutes les impédances déviées sont connues (référence de base).



optimum local. Cependant, après quatre ans, l'écart devient significatif et l'apprentissage en ligne est nettement plus résistant à cette variation d'impédance que l'apprentissage hors ligne. Le PPO avec apprentissage en ligne surpasse le contrôle basé sur l'optimisation déjà après quelques mois et l'écart entre leurs performances se creuse avec le temps.

Expliquer la consommation électrique à l'échelle nationale grâce aux réseaux sociaux

Les deux applications précédemment discutées portent sur des aspects contrôle de systèmes encore à l'état de recherche appliquée. L'IA est cependant utilisée depuis longtemps dans le domaine de l'énergie dans le cadre de prédiction de consommation et génération (e.g. d'origine renouvelable). Avec les progrès des algorithmes d'apprentissage et des capacités de calculs, il devient aujourd'hui possible d'améliorer la qualité des outils de prédictions en intégrant un grand nombre de données hétérogènes. Nous montrons ici qu'une partie inexpliquée de la consommation électrique à l'échelle nationale est corrélée à des événements sociaux dont il est possible de connaître l'importance grâce aux réseaux sociaux. Ce faisant, il est possible d'améliorer l'estimation du profil de la consommation nationale d'électricité.

Profilage dynamique pour le responsable d'équilibre

L'équilibre entre production et consommation est assuré en temps réel par RTE. Afin de répercuter les coûts qu'il supporte pour réaliser cet ajustement, un acteur de marché, le Responsable d'Equilibre (RE), s'engage à compenser financièrement les écarts au pas demi-horaire entre l'électricité injectée et soutirée à la maille de son périmètre. Pour cela, il utilise des profils dynamiques établis par Enedis pour chaque type d'utilisateurs en fonction des consom-

mations mesurées d'un panel de clients Linky représentatifs [5]. Ces profils types sont accessibles en open data (figure 4.9).

Les RE ont besoin de ces profils dynamiques pour anticiper leur processus de reconstitution des flux, de façon à pouvoir engager les actions (achat / vente d'énergie). Un outil fondamental réside alors dans la compréhension de ces données et leur modélisation en vue de leur prédiction.

Modélisation traditionnelle de la consommation

La modélisation traditionnelle de la consommation fait appel à de l'apprentissage de modèles auto-régressifs à partir des données historiques. Par exemple, une bonne approximation de la consommation est de considérer qu'elle est très dépendante de celle de la veille à la même heure, et de celle de la semaine précédente. Il faut également prendre en compte des spécificités pour les week-ends et jours fériés. Par exemple, sur la figure 4.9, le 31 décembre doit être considéré comme un jour particulier avec une surconsommation inhabituelle en soirée. Il existe donc différentes périodicités à prendre en compte (quotidienne, hebdomadaire, annuelle) mais elles sont déterministes et faciles à gérer.

Il est également important d'ajouter des dépendances à des variables exogènes. En France, la consommation d'électricité est par exemple largement expliquée par la température extérieure durant la saison froide. Ainsi, les mesures de températures et les prévisions météorologiques permettent de développer la prédiction des profils dynamiques.

Malgré ces techniques de modélisation assez précises, il subsiste des erreurs parfois importantes entre la prédiction des consommations et la vérité de terrain. Dans la figure 4.10 par exemple, on constate une différence de 2264 MW (5.6%) à 17 h 30 le dimanche 15 juillet 2018, il s'agissait pourtant d'un évène-



Figure 4.9 – Open Data d'ENEDIS https://data.enedis.fr/explore/dataset/coefficients-des-profils/analyse/?disjunctive.sous_profil



ment prévisible : la finale de la coupe du monde de football. Mais les événements sociaux ne sont pas encore pris en compte dans ce type de prévision. Dans la suite, nous montrons comment intégrer cette nouvelle source de données et quantifions l'amélioration de performance de

L'apport des réseaux sociaux

Internet et les réseaux sociaux modifient la façon dont les citoyens et les professionnels interagissent les uns avec les autres, ainsi qu'avec les services publics. Ces interactions passent généralement par des textes et des conversations en ligne et en raison de l'énorme quantité d'informations publiques partagées et diffusées chaque jour sur l'internet, le développement d'outils de traitement du langage naturel (NLP) devient crucial. Des chercheurs du programme DesCartes à Singapour [3] développent des méthodes et outils visant à transformer de grandes quantités de données non structurées en informations significatives.

Les moyens pour y parvenir sont d'injecter des connaissances linguistiques appropriées dans les architectures d'apprentissage profond, en allant au-delà des approches qui s'appuient sur de grandes données d'entraînement et des modèles linguistiques contextualisés pré-entraînés (tels que BERT et XLNet) qui ne prennent en entrée que des caractéristiques textuelles simples telles que des mots ou des sous-mots, sans tenir compte de contraintes linguistiques explicites supplémentaires au niveau de la phrase et/ou du discours.

Twitter comme source de données

Twitter (X) est un service de réseau social, également appelé service de micro-blogging. Contrairement à d'autres réseaux sociaux, les comptes X sont publics par défaut. Lorsqu'un

utilisateur suit d'autres utilisateurs, il peut voir leurs messages appelés Tweets. X est utilisé par de nombreuses personnalités publiques telles que les politiciens et les célébrités. En plus de partager les derniers événements, les tweets contiennent souvent un hashtag, c'est-à-dire un mécanisme d'étiquetage permettant aux utilisateurs d'associer un mot ou une phrase avec le symbole dièse (#) à un tweet. Ces hashtags peuvent donc faciliter l'extraction d'information sur X.

Chaque jour, 500 millions de tweets sont envoyés sur X³, et environ 10 millions de Français l'utilisent⁴. La taille de chaque tweet est d'environ 560 octets, cela signifie qu'environ 280 Go de données sont transmises chaque jour. Sachant que nous souhaitons exploiter un historique entre 2014 et 2019, nous devons collecter plus de 608 To de données, ce qui est énorme.

Grâce à un « scrapper », il est possible d'obtenir les tweets en fonction d'un hashtag spécifique. Il s'agit d'un robot qui imite un utilisateur humain. Étape par étape, il accède au site web de X selon les besoins, analyse son contenu pour trouver et extraire les données intéressantes [11].

Extraction des données utiles

Afin de ne collecter que des données potentiellement utiles pour notre modèle, nous avons défini une procédure basée sur la détection d'anomalie. Seules sont conservées les anomalies détectées sur la courbe de charge qui ne correspondent pas à des anomalies détectées au même moment sur les données météorologiques. À partir de ces instants, nous avons automatisé l'extraction des tweets français contenant les hashtags les plus nombreux (les plus populaires) à ces mêmes instants. Ainsi, nous identifions les événements signifi-

3. <https://www.compteur.net/compteur-nombre-tweet-sur-twitter/>

4. <https://www.statista.com/forecasts/1144232/twitter-users-in-france>

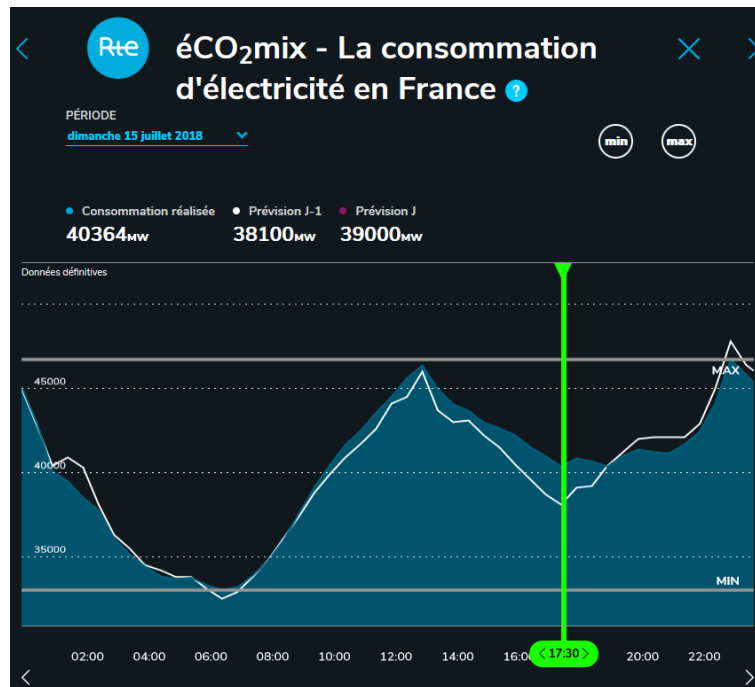


Figure 4.10 – Prédiction et mesures de la consommation nationale le 15 juillet 2018 (finale de coupe du monde)

catifs qui peuvent expliquer l'erreur du modèle. Ces événements sont isolés, et nous pouvons identifier leurs occurrences sur toute une période.

Nous avons ainsi recueilli plus de 182 événements liés à plus de 100 millions de tweets. Les événements couvraient un large éventail de sujets, notamment le sport, la politique, la culture, l'histoire, les émissions de télévision, les festivals, etc. À titre d'exemple, la figure 11 présente un graphique qui montre le nombre de tweets pour l'émission de télévision "Top Chef". Les tweets sont agrégés par heure et couvrent la période 2014-2019. Ce graphique montre une périodicité qui correspond à la diffusion régulière de l'émission de télévision. On y voit également que les Français perdent de l'intérêt au fil des saisons, et que l'intérêt est suscité surtout durant le premier et le dernier épisode de chaque saison.

Modélisation tenant compte des événements sociétaux

Afin de valider notre approche [2], nous avons comparé des données historiques avec des modèles sans, puis avec prise en compte des événements sociétaux. Les données historiques ont été prises entre 2014 et 2019, incluant la consommation d'électricité en France, et 32 stations météorologiques réparties dans tout le pays. L'apprentissage est réalisé sur la période 2014-2018, et la validation en 2019 par une méthode de validation croisée continue avec un horizon de prédiction d'une semaine (168 heures) glissant. Nous avons développé 3 types de modèles de complexité croissante :

1. une régression linéaire,
2. des arbres de décision (*gradient boosting*, XGBoost),
3. un réseau de neurones profond récurrent (LSTM).



	Erreur max (E _{max})	Erreur moyenne (RMSE)
Linéaire	0.403	0.0947
XGboost	0.374	0.0918
LSTM	0.310	0.0441

Table 1.1 – Erreur de prédiction sans prise en compte des évènements sociaux.

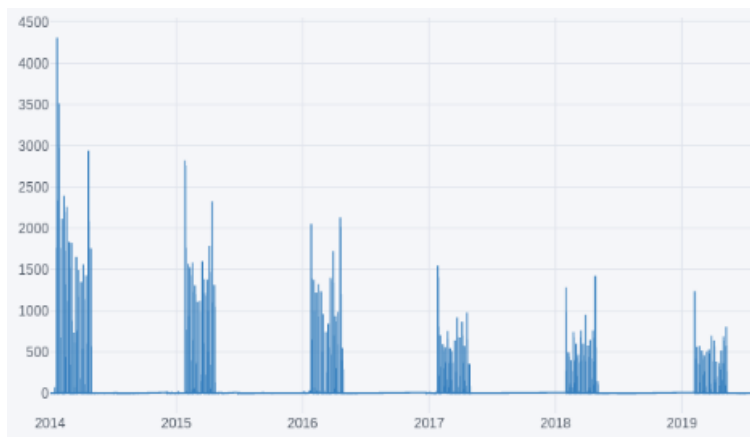


Figure 4.11 – Nombre de tweets concernant l'évènement télévisé « TopChef »

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 1.1 et gagnent en précision avec l'augmentation de complexité du modèle utilisé. Avec un résultat nettement meilleur sur l'erreur moyenne pour le modèle LSTM.

Lorsqu'on incorpore les données définies par les événements sociaux, on constate alors dans les résultats du Tableau 1.2 une amélioration significative de l'erreur maximale (EMAX), et une amélioration moindre pour l'erreur moyenne (RMSE). Cette différence s'explique clairement par le fait que les événements ne vont modifier le modèle que ponctuellement, ce qui a peu d'influence sur la moyenne. Les résultats obtenus sont très significatifs, en particulier sur le modèle linéaire avec une amélioration de 12.4% sur l'erreur maximale. Nous obtenons également une amélioration de 3.9% pour le LSTM qui était déjà très précis.

Conclusion

Cet article présente quelques contributions de l'IA pour des applications de contrôle et de prédiction dans le domaine des systèmes d'énergie développées au G2ELab (e. g. bâtiment, réseaux électriques). Ces travaux s'inscrivent dans le cadre d'une collaboration de recherche avec Singapour dont l'objectif principal est de mettre en place des outils hybrides à base d'expertise et de données ou encore la chaire industrielle *Smart Grids* avec Enedis et la chaire "AI for Smart Grids" du MIAI. En particulier, les applications de contrôle permettent de mettre en avant l'intérêt de telles approches hybrides. Outre leurs performances, les schémas de contrôle étudiés présentent également l'intérêt d'être polyvalent en termes d'application. Il suffirait d'adapter la fonction de récompense pour satisfaire à des cas d'études différents.

Finalement, mélanger les sources de don-



	Sans considérer les événements		Avec prise en compte des événements	
	EMAX	RMSE	EMAX	RMSE
Linéaire	0.403	0.0947	0.279 (-12.4%)	0.080 (-1.4%)
XGboost	0.374	0.0918	0.342 (-3.2%)	0.079 (-1.2%)
LSTM	0.310	0.0441	0.271 (-3.9%)	0.041 (-0.3)

Table 1.2 – Amélioration de la prédiction avec prise en compte des événements sociétaux.

nées de domaines différents (*i.e.* pas seulement l'énergie et les réseaux ici) en tirant avantage des progrès dans l'apprentissage permet d'améliorer les outils d'information. Nous avons montré que les événements sociaux ont un impact non négligeable sur la qualité de la prédiction de la consommation par exemple.

Enfin, les travaux futurs se concentreront sur l'évaluation de l'évolutivité des solutions proposées, ce qui nous permettra de vérifier la faisabilité des méthodes développées sur d'autres applications, mais aussi pour des systèmes plus vastes, ou des scénarios où l'incertain est plus prégnant. Dans ce contexte, l'hybridation des méthodes et l'élargissement des sources de données seront déterminants pour améliorer la capacité de compréhension des mécanismes qui sous-tendent le fonctionnement des algorithmes d'IA. « L'explicabilité » des résultats sera un enjeu majeur dans ce domaine où les systèmes contrôlés, de par leur usage, sont critiques pour la société.

Références

- [1] Yashodhan P. Agalgaonkar, Bikash C. Pal, and Rabih A. Jabr. Stochastic distribution system operation considering voltage regulation risks in the presence of pv generation. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 6(4) :1315–1324, 2015.
- [2] Amr Alyafi, Pierre Cauchois, Benoit Delinchant, and Alain Berges. Social data to enhance typical consumer energy profile estimation on a national level. In Serge Pierfederici and Jean-Philippe Martin, editors, *ELECTRIMACS 2022*, pages 361–372, Cham, 2023. Springer International Publishing.
- [3] Farah Benamara, Cyril Grouin, Jihen Karoui, Véronique Moriceau, and Isabelle Robba. Analyse d'opinion et langage figuratif dans des tweets : présentation et résultats du Défi Fouille de Textes DEFT2017. In Farah Benamara, Cyril Grouin, Jihen Karoui, Véronique Moriceau, and Isabelle Robba, editors, *Atelier TALN 2017 : Défi Fouille de Textes (DEFT 2017)*, pages 1–12, Orléans, France, 2017.
- [4] Scott Fujimoto, Herke van Hoof, and David Meger. Addressing function approximation error in actor-critic methods, 2018.
- [5] Laurent Karsenti and Philippe Daguzan. Enedis approach for the roll-out of technical smart grid industrial solutions. pages 1077–1080, 2017.
- [6] Sharath Ram Kumar, Arvind Easwaran, Benoit Delinchant, and Remy Rigo-Mariani. Behavioural cloning based rl agents for district energy management. *BuildSys '22*, page 466–470, New York, NY, USA, 2022. Association for Computing Machinery.
- [7] Karl Mason and Santiago Grijalva. A review of reinforcement learning for autonomous building energy management, 2019.
- [8] Firdous Ul Nazir, Bikash C. Pal, and Rabih A. Jabr. A two-stage chance constrained



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

- ned volt/var control scheme for active distribution networks with nodal power uncertainties. *IEEE Transactions on Power Systems*, 34(1) :314–325, 2019.
- [9] Aleksandr Petrushev, Muhammad Andy Putratama, Rémy Rigo-Mariani, Vincent Debusschere, Patrick Reignier, and Nouredine Hadjsaid. Reinforcement learning for robust voltage control in distribution grids under uncertainties. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 33 :100959, 2023.
- [10] Vahid Sarfi and Hanif Livani. Optimal volt/var control in distribution systems with prosumer ders. *Electric Power Systems Research*, 188 :106520, 2020.
- [11] John Schulman, Filip Wolski, Prafulla Dhariwal, Alec Radford, and Oleg Klimov. Proximal policy optimization algorithms, 2017.
- [12] Cheng-Yen Tang, Chien-Hung Liu, Woei-Kae Chen, and Shingchern D. You. Implementing action mask in proximal policy optimization (ppo) algorithm. *ICT Express*, 6(3) :200–203, 2020.

■ Recherche en IA pour l'énergie au Centre PERSEE de Mines Paris

Par **Georges KARINIOTAKIS**
Centre PERSEE / Groupe ERSEI
Mines Paris-PSL
georges.kariniotakis@minesparis.psl.eu
www.minesparis.psl.eu

Introduction

L'intégration massive des énergies renouvelables (EnR) dans les réseaux électriques est l'un des leviers prioritaires de la transition énergétique. Cependant, la dépendance météorologique de la production des centrales EnR (éoliennes, photovoltaïque, hydrolienne au fil de l'eau) entraîne des difficultés pour les acteurs du système électrique. Afin d'optimiser la gestion du système et la participation des centrales sur les marchés de l'électricité, il est indispensable de disposer des prévisions précises à court terme (de quelques minutes à quelques jours) de ladite production. Aujourd'hui, la prévision EnR est une technologie assez mature et la plupart des acteurs du domaine (tels que les opérateurs de réseaux, les agrégateurs, les traders, ...) utilisent désormais des outils et des services de prévision opérationnels pour optimiser leurs décisions d'intégration d'énergie renouve-

lable. Malgré cette maturité, l'incertitude des prévisions demeure élevée et les utilisateurs finaux sont continuellement en demande de prévisions toujours meilleures pour faire face à la pénétration croissante des EnR. Cette exigence n'a cessé de stimuler la recherche au cours de ces 40 dernières années.

PERSEE est l'un des pionniers du domaine avec des premiers travaux qui datent en 1992. Cet article présente nos dernières directions de recherche, basées en grande partie sur l'IA, ainsi que les résultats obtenus dans le domaine de la prévision EnR et l'optimisation de leur utilisation dans les applications. Nous nous focalisons sur une sélection des contributions « non incrémentales » reposant sur des orientations disruptives possédant le potentiel intrinsèque d'influencer — voire donner un nouvel élan — à l'état de l'art pour les années à venir.



Aperçu de l'état actuel et le projet Smart4RES

Les premiers travaux sur la prévision de l'énergie éolienne sont apparus en 1985. Ceux portant sur la prévision de la production photovoltaïque (PV) ont vu le jour 20 ans plus tard. Aujourd'hui, ce domaine de recherche concentre l'attention et les efforts à un niveau international et est devenu un secteur très compétitif, notamment au niveau académique. À titre d'illustration, selon les statistiques extraites de Scopus, plus de 600 articles paraissent chaque année sur la prévision EnR.

En 1996, nous avons publié dans IEEE Transactions on Energy Conversion le tout premier article sur l'utilisation de l'IA au service des énergies renouvelables [18]. L'application était sur la prévision à court terme de la production éolienne en utilisant les réseaux des neurones. Entre 2002 et 2012, nous avons coordonné les trois grands projets européens Anemos (FP5), Anemos.plus (FP6) et Safe-Wind (FP7) sur la prévision de l'énergie éolienne et ses applications⁵. Ces trois projets ont façonné de manière significative l'état de l'art avec pas moins de 250 articles publiés dans des revues et des conférences internationales. Une grande partie de ces contributions étaient basées sur l'IA. Parallèlement à ces objets fondateurs, notre Centre a participé à beaucoup d'autres projets partenariaux sur le sujet à échelle nationale et européenne et en ont coordonné un nombre significatif. Aujourd'hui, nous coordonnons le projet européen de recherche Smart4RES (H2020)⁶ sur la prévision renouvelable et ses applications. L'ensemble de ces travaux, guidés par l'excellence et l'application, a permis au Centre d'acquiescer au sein de la communauté un leadership indéniable. Nos travaux de recherche sur la prévision pour l'énergie couvrent désormais d'autres

domaines applicatifs comme la prévision de la consommation à l'échelle locale (*i.e.* maison intelligente, poste source, ...), la capacité dynamique des lignes (DLR), les prix de l'électricité sur différents types de marché (journalier, infra-journalier, services système). La figure 5.1 montre un aperçu de l'évolution du domaine et des travaux passés et présents du groupe de recherche ERSEI (Énergies Renouvelables et Systèmes Énergétiques Intelligents) de PERSEE. L'état de l'art et les principales approches de prévision, sont présentées dans le tout premier ouvrage sur la prévision EnR et ses applications, que nous avons publié en 2017 [17].

Smart4RES est un projet européen de recherche (TRL 2 à 5) financé par le programme-cadre H2020. Il est coordonné par PERSEE (Georges KARINIOTAKIS et Simon CAMAL), fédère treize partenaires originaires de sept pays différents et regroupe une cinquantaine de chercheurs. Le projet a démarré en novembre 2019 et s'est achevé en avril 2023. Il a pour finalité de développer la nouvelle génération de méthodes et d'outils de prévision principalement basés sur la science de données : une génération de solutions avec une meilleure précision de prévision, mais également une meilleure performance en termes de bénéfices techniques et économiques lorsqu'elles sont utilisées comme entrées dans différentes applications. Pour ce faire, le projet Smart4RES suit une approche holistique allant des données aux applications et adresse quatre domaines de travail comme autant d'objectifs distincts (cf. figure 5.2).

Ci-après, nous proposons une sélection : i) des contributions majeures réalisées par PERSEE durant le projet ; ii) des principaux travaux préfigurateurs conduits par le Centre les dernières années ayant permis de définir cer-

5. <http://www.anemos-project.eu>, <http://www.anemos-plus.project.eu>, <http://www.safewind.eu>

6. <http://www.smart4res.eu>

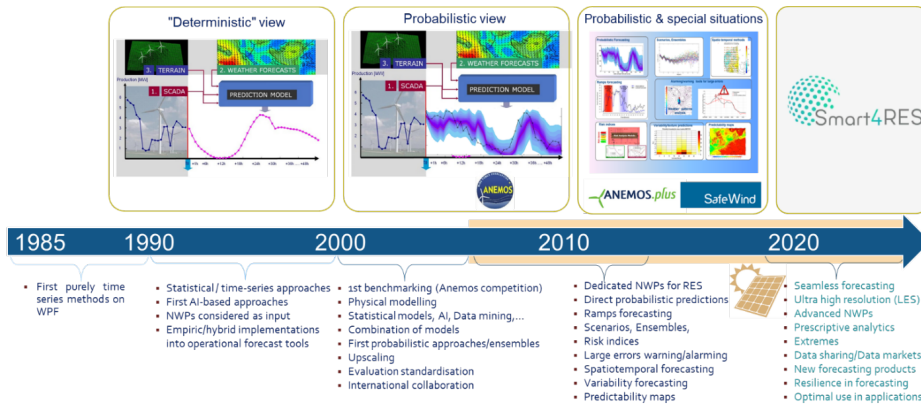


Figure 5.1 – Prédiction de la production renouvelable : aperçu de l'évolution de l'état de l'art et des travaux de PERSEE conduits dans le domaine depuis les années '90.

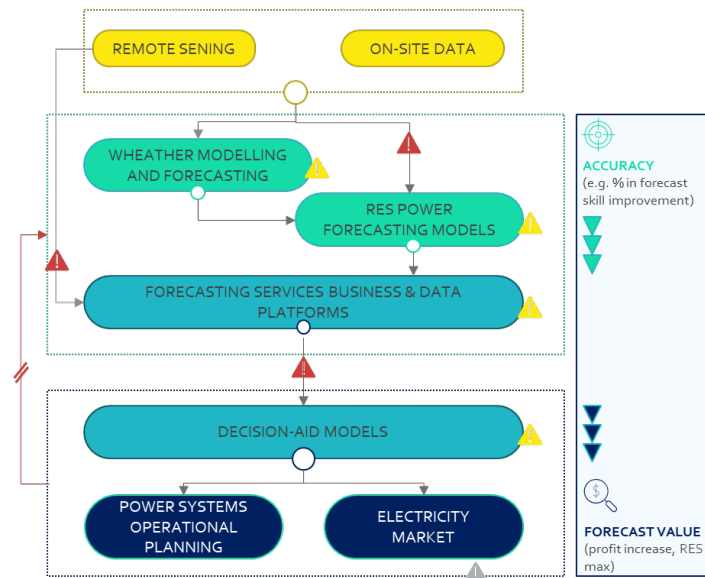


Figure 5.2 – Chaîne typique des modèles de prévision EnR



taines des priorités de Smart4RES.

Dans le domaine de la prévision photovoltaïque (PV), nos travaux se sont initialement concentrés sur le développement d'un cadre méthodologique permettant d'optimiser la façon dont les différents types de données (*i.e.* les différents types : i) d'images satellites, ii) de mesures distribuées géographiquement, iii) de prévisions météorologiques numériques, etc.) sont utilisés comme entrées de modèles. Au cours de la thèse de K BELLINGUER (2018-2022) nous avons développé une méthodologie générique pour construire des modèles alimentés par la physique (dits '*physics-informed*') exploitant au mieux la multiplicité des données disponibles [4].

Dans la thèse de G. AGOUA (2014-2017) nous avons proposé des méthodes spatiotemporelles probabilistes pour la prévision PV [2], [3] incluant de nouvelles approches pour la normalisation des données [1]. Nous avons aussi contribué au développement d'une méthodologie de référence pour les prévisions probabilistes multivariées de l'irradiation solaire [24] et nous avons œuvré à l'amélioration des prévisions à court terme de l'irradiation solaire par le biais de modèles de Markov cachés infinis [14]. Parallèlement, une analyse de l'utilisation des estimations de l'irradiation solaire basées uniquement sur des images satellites a mis en évidence plusieurs lacunes lorsque ces dernières étaient utilisées dans les calculs d'analyse du réseau (dits '*load flow*') et de fait démontré la nécessité d'utiliser des mesures plus fines pour éviter la génération de perturbations au niveau du réseau [20]. Enfin, nous avons contribué à un article de synthèse sur les prévisions solaires dans la revue *Renewable and Sustainable Energy Reviews* [25].

Au-delà de la prévision PV, nous avons développé d'autres contributions innovantes, parmi lesquelles nous pouvons citer ici une nouvelle approche probabiliste pour la prévision de

la production d'une centrale électrique virtuelle (VPP) multisource composée de centrales éoliennes, solaires et hydroélectriques [25]. Cette contribution a permis d'enrichir notablement l'état de l'art qui jusqu'à présent considérait des modèles de prévision pilotés par technologie et non conçus directement pour des systèmes agrégés. Dans le cas d'une VPP offrant des services système (*e. g.* soutien à la fréquence du réseau) pour lesquels une fiabilité supérieure à 95% est requise, la prévision spécifique des quantiles extrêmes est nécessaire pour prévoir finement la production de la centrale virtuelle.

À cette fin, une nouvelle méthode a été développée sur la base de la théorie des valeurs extrêmes dans le cadre du doctorat de S. CAMAL (2016-2020) [6]. Notons qu'un développement similaire a été réalisé par R. DUPIN (2014-2018) dans le cadre de son doctorat pour la prévision du '*Dynamic Line Rating*' (DLR) où des prévisions fiables pour les quantiles extrêmes sont là aussi nécessaires [13].

Dans le cadre de la prévision de la consommation, nous travaillons aujourd'hui sur les méthodes capables à intégrer les informations contextuelles venant de réseaux sociaux, news, etc.

Grâce à une approche de *machine learning*, nous avons remporté la première place à la compétition internationale de prévision éolienne EEM2020. L'approche est présentée dans [5]. Nous avons également introduit le concept disruptif de la prévision '*seamless*' (*i.e.* « sans coutures »). L'une des caractéristiques de la technologie de prévision EnR est la forte dépendance des modèles de prévision aux données d'entrée. Il est courant, par exemple, de développer des modèles spécifiques pour exploiter les données des imageurs du ciel ou les images satellitaires. Les modèles qui en résultent ne couvrent que les périodes pertinentes (*e. g.* quelques minutes à une heure pour les imageurs du ciel). Par conséquent, les



opérateurs doivent maintenir plusieurs modèles s'ils ont besoin de prévisions pour différentes échéances (de quelques minutes à quelques jours). C'est aujourd'hui le cas standard (cf. figure 5.3). Il en résulte des discontinuités et des incompatibilités dans les prévisions qui se « chevauchent », le problème devenant plus complexe pour les prévisions probabilistes.

Pour y remédier, nous nous sommes fixés comme objectif de développer une approche 'seamless', dans laquelle un modèle probabiliste unique sera capable de prendre en compte tous les types de données disponibles, de couvrir toutes les échéances et toutes les technologies pertinentes (éolienne, solaire, combinaisons). Bien que cela puisse apparaître comme le « Saint Graal » de la prévision des énergies renouvelables, nous avons obtenu les premiers résultats prometteurs basés sur l'approche des 'analogs ensembles' dans le cadre de la thèse de T. CARRIERE (2016-2020) avec notamment une première publication dans IEEE *Transactions on SmartGrid* [8].

Ces résultats ont été poussés plus loin dans le cadre de Smart4RES avec d'autres publications à venir en 2023.

Selon le paradigme classique « Prévoir puis Optimiser », les prévisions sont optimisées pour maximiser leur précision. Elles sont ensuite utilisées comme données d'entrée d'une application qui optimise la gestion du système énergétique (ou les décisions de participation EnR sur les différents marchés). Conformément à ce paradigme originel, nous avons développé des méthodes basées sur l'optimisation stochastique et l'optimisation robuste pour des applications comme la gestion prédictive des centrales hybrides EnR/stockage [9], des centrales VPPs [6], des agrégateurs résidentiels de *smart-homes* [10], [11], [12], des processus industriels impliquant le productible EnR [19], et pour les micro-réseaux [15], [16]. Les chaînes de modèles développés selon le paradigme clas-

sique ci-dessus « Prévision puis Optimisation » peuvent s'avérer très complexes. Par exemple, le trading d'une centrale VPP sur les marchés de l'énergie et les marchés de services système peut contenir jusqu'à onze modèles (dix pour la prévision de la production EnR et des quantités de marché, suivis d'une étape d'optimisation pour dériver les décisions de trading). Cette chaîne de modèles peut être représentée d'une manière générique dans la Figure 5.4a.

Dans la thèse de T. CARRIERE, nous avons proposé un nouveau paradigme de prévision orientée « valeur », dans lequel les prévisions EnR ne sont pas seulement optimisées pour leur précision, mais aussi vis-à-vis de la valeur qu'elles apportent à l'application. Ce concept est illustré dans la figure 5.4b. Ce point de départ a créé en interne un nouvel axe de recherche au sein duquel nous cherchons pour un modèle de prévision à optimiser des propriétés supplémentaires. Au cours de Smart4RES et dans le cadre de la thèse d'A. STRATIGAKOS (juillet 2023), cette nouvelle direction a continué d'être creusée avec un premier article sur les prévisions d'énergie résilientes [21]. Nous sommes allés encore plus loin en proposant une approche d'apprentissage « de bout en bout » basée sur le paradigme de l'analyse prescriptive où la prévision et l'optimisation sont considérées comme une seule et même étape par le biais d'une méthode basée sur les réseaux de neurones (dits ANN). Ce travail a, lui aussi, été publié dans IEEE *Transactions on SmartGrids* [7]. Cette orientation disruptive a été prolongée dans la thèse d'A. Stratigakos et dans le projet Smart4RES lui-même avec d'autres développements formels basés sur les arbres de décision, outils qui permettent de relier les données aux décisions par le biais de modèles plus interprétables tels que les arbres prescriptifs. Ces travaux ont été publiés dans [22], [23].

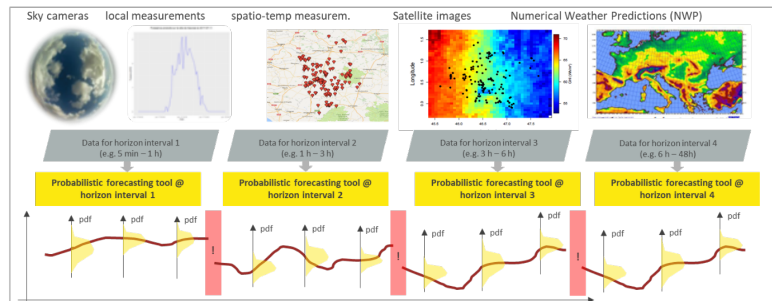


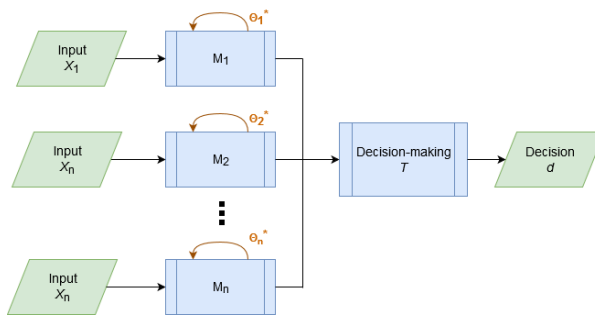
Figure 5.3 – La chaîne classique de prévision EnR est composée de multiples modèles, chacun développé pour une échelle de temps particulière.

Conclusions

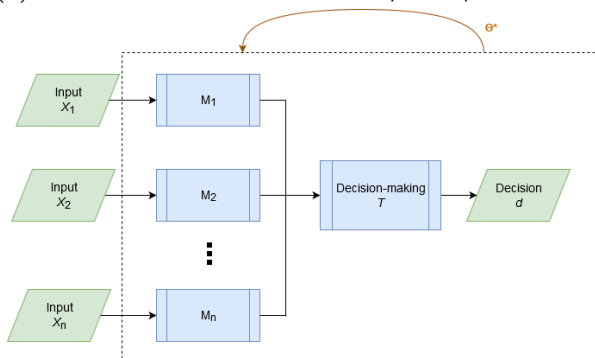
Nous avons présenté ici une sélection de nos travaux de recherche dans le domaine de la prévision pour l'énergie et l'utilisation des prévisions pour optimiser la gestion de systèmes énergétiques. Une grande partie de méthodes sont basées sur l'IA et un accent particulier est donnée aux méthodes interprétables pour une meilleure acceptabilité par les opérateurs des systèmes énergétiques.

Références

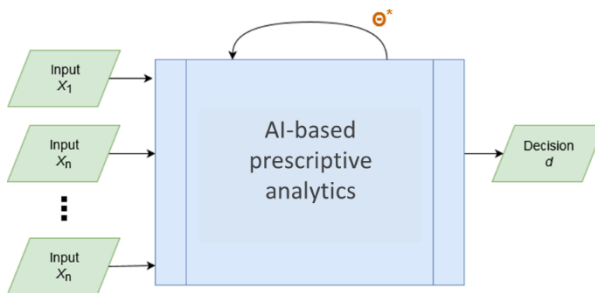
- [1] Xwégnon Ghislain Agoua, Robin Girard, and Georges Kariniotakis. Short-Term Spatio-Temporal Forecasting of Photovoltaic Power Production. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 9(2) :538 – 546, April 2018.
- [2] Xwégnon Ghislain Agoua, Robin Girard, and George Kariniotakis. Probabilistic models for spatio-temporal photovoltaic power forecasting. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 10(2) :780–789, 2019.
- [3] Xwégnon Ghislain Agoua, Robin Girard, and Georges Kariniotakis. Photovoltaic power forecasting : Assessment of the impact of multiple sources of spatio-temporal data on forecast accuracy. *Energies*, 14(5), 2021.
- [4] Kevin Bellinguer, Robin Girard, Guillaume Bontron, and Georges Kariniotakis. A generic methodology to efficiently integrate weather information in short-term Photovoltaic generation forecasting models. *Solar Energy*, 244 :401–413, 2022.
- [5] Kevin Bellinguer, Valentin Mahler, Simon Camal, and Georges Kariniotakis. Probabilistic forecasting of regional wind power generation for the eem20 competition : A physics-oriented machine learning approach. In *2020 17th International Conference on the European Energy Market (EEM)*, pages 1–6. IEEE, 2020.
- [6] Simon Camal, Andrea Michiorri, and Georges Kariniotakis. Reliable provision of ancillary services from aggregated variable renewable energy sources through forecasting of extreme quantiles. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022.
- [7] Thomas Carriere and George Kariniotakis. An integrated approach for value-oriented energy forecasting and data-driven decision-making application to renewable energy trading. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(6) :6933–6944, 2019.
- [8] Thomas Carriere, Christophe Vernay, Sébastien Pitaval, François-Pascal Neirac, and Georges Kariniotakis. A Novel Ap-



(a) Chaîne de modèles « Prédiction puis Optimisation ».



(b) Concept de prédiction orientée « valeur ».



(c) Approche prescriptive où les étapes de prédiction et d'optimisation sont considérées comme une étape unique.

Figure 5.4 – Chaînes de Modèles



- proach for Probabilistic Photovoltaic Power Forecasting Covering Multiple Time Frames. working paper or preprint, December 2018.
- [9] Thomas Carriere, Christophe Vernay, Sébastien Pitaval, François-Pascal Neirac, and Georges Kariniotakis. Strategies for Combined Operation of PV/Storage Systems Integrated to Electricity Markets. In *IET Renewable Power Generation*, 14(1), pages 71–79, November 2020.
- [10] Carlos Adrian Correa-Florez, Alexis Gerosier, Andrea Michiorri, and Georges Kariniotakis. Stochastic operation of home energy management systems including battery cycling. *Applied Energy*, 225 :1205–1218, 2018.
- [11] Carlos Adrian Correa-Florez, Andrea Michiorri, and George Kariniotakis. Optimal participation of residential aggregators in energy and local flexibility markets. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(2) :1644–1656, 2020.
- [12] Carlos Adrian Correa-Florez, Andrea Michiorri, and Georges Kariniotakis. Robust optimization for day-ahead market participation of smart-home aggregators. *Applied Energy*, 229 :433–445, 2018.
- [13] Romain Dupin, Laura Cavalcante, Ricardo Bessa, Georges Kariniotakis, and Andrea Michiorri. Extreme Quantiles Dynamic Line Rating Forecasts and Application on Network Operation. *Energies*, 13(12) :3090, June 2020.
- [14] Âzeddine Frimane, Joakim Munkhammar, and Dennis van der Meer. Infinite hidden Markov model for short-term solar irradiance forecasting. *Solar Energy*, 244 :331–342, September 2022.
- [15] Etta Grover-Silva, Robin Girard, and George Kariniotakis. Optimal sizing and placement of distribution grid connected battery systems through an socp optimal power flow algorithm. *Applied Energy*, 219 :385–393, 2018.
- [16] Etta Grover-Silva, Miguel Heleno, Salman Mashayekh, Gonçalo Cardoso, Robin Girard, and George Kariniotakis. A stochastic optimal power flow for scheduling flexible resources in microgrids operation. *Applied Energy*, 229 :201–208, 2018.
- [17] Georges Kariniotakis. *Renewable energy forecasting : from models to applications*. Woodhead Publishing, 2017.
- [18] Georges Kariniotakis, Georges Stavrakakis, and Eric Nogaret. Wind Power Forecasting Using Advanced Neural Networks Models. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 11(4) :762 – 767, 1996.
- [19] Sylvain Ledur, Robin Molinier, Fabrizio Sossan, Jean-Christophe Alais, Moulay Driss El Alaoui Faris, and Georges Kariniotakis. Identification and Quantification of the Flexibility Potential of a Complex Industrial Process for Ancillary Services Provision. In *PSCC'2022, 22nd Power Systems Computation Conference*, Porto, Portugal, June 2022.
- [20] Fabrizio Sossan, Enrica Scolari, Rahul Gupta, and Mario Paolone. Solar irradiance estimations for modeling the variability of photovoltaic generation and assessing violations of grid constraints : A comparison between satellite and pyranometers measurements with load flow simulations. *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, 11(5) :056103, 2019.
- [21] Akylas Stratigakos, Panagiotis Andrianeisis, Andrea Michiorri, and Georges Kariniotakis. Towards resilient energy forecasting : A robust optimization approach. *IEEE Transactions on Smart Grid*, pages 1–1, 2023.



- [22] Akylas Stratigakos, Simon Camal, Andrea Michiorri, and Georges Kariniotakis. Prescriptive trees for integrated forecasting and optimization applied in trading of renewable energy. *IEEE Transactions on Power Systems*, 37(6) :4696–4708, 2022.
- [23] Akylas Stratigakos, Dennis van der Meer, Simon Camal, and Georges Kariniotakis. End-to-end learning for hierarchical forecasting of renewable energy production with missing values. In *2022 17th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS)*, pages 1–6, 2022.
- [24] Dennis van der Meer. A benchmark for multivariate probabilistic solar irradiance forecasts. *Solar Energy*, 225 :286–296, 2021.
- [25] Dazhi Yang, Wenting Wang, Christian A Gueymard, Tao Hong, Jan Kleissl, Jing Huang, Marc J Perez, Richard Perez, Jamie M Bright, Xiang'ao Xia, et al. A review of solar forecasting, its dependence on atmospheric sciences and implications for grid integration : Towards carbon neutrality. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 161 :112348, 2022.

■ RTE et l'Intelligence Artificielle

Michel BENA

RTE

Par Réseau de Transport d'Électricité

Michel.Bena@rte-france.com

<https://www.rte-france.com/>

Contexte

RTE a la responsabilité de l'exploitation globale du système électrique français ; or, celui-ci est le siège de nombreux changements qui vont influencer sur les processus de décision dans les centres d'exploitation nationaux et régionaux de RTE (les tours de contrôle) ; nous pouvons citer :

- L'insertion massive des énergies renouvelables : la nature et le nombre d'acteurs sur le Système Électrique apportent plus de variabilité et d'éléments fins à coordonner,
- L'Hybridation du système (couche numérique) : davantage de contrôles embarqués et distribués via l'électronique de puissance qui apportent des leviers de contrôlabilité, de nouveaux capteurs qui améliorent l'observabilité (granularité spatiale et temporelle), et, enfin, la mise à disposition de

fortes puissances de calcul et de grandes bandes passantes accessibles à un coût raisonnable,

- La fenêtre opérationnelle dévolue à l'action de RTE en temps réel est de plus en plus réduite,
- Les infrastructures sont vieillissantes, et donc plus faiblement disponibles et présentant des probabilités d'incidents en augmentation

Dans ce contexte à la complexité accrue, les opérateurs de réseau (*dispatchers*) doivent être épaulés dans leur prise de décision pour la conduite de réseau. Le but est de leur permettre de répondre à la question suivante (cf. fig. 6.1) :

« Dans les minutes/heures à venir, suis-je capable de trouver un chemin d'exploitation pour que mon réseau soit en sûreté en temps

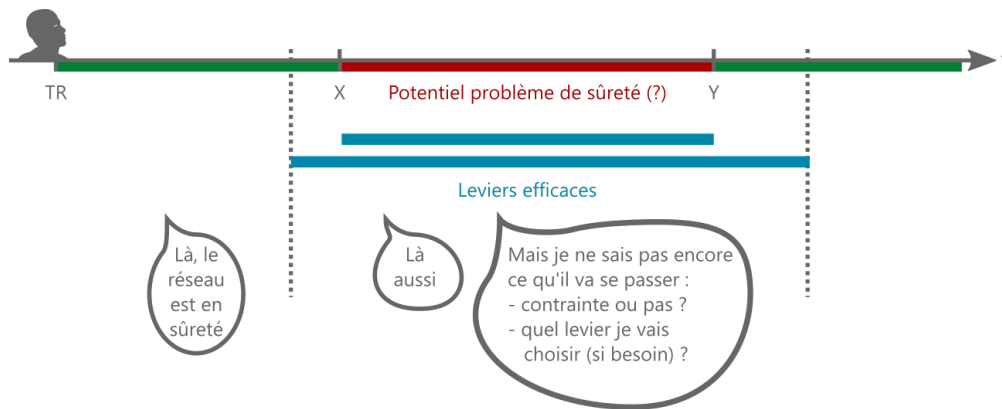


Figure 6.1 – Recherche de chemin d'exploitation

réel ? »

Il s'agit donc de fournir, à travers ce "chemin d'exploitation", une trajectoire/un cap/un faisceau aux opérateurs tout en leur laissant la possibilité de l'adapter ; ceux-ci deviennent alors des « Navigateurs » avec un plan de vol. Les outils mis à disposition seront des aides à la décision pour agir ou réagir à l'évolution du contexte au moment opportun, et ce, face à des enjeux techniques tels que la gestion des transits, de la tension, de la stabilité, ou encore de l'équilibrage global du système, etc. Ils doivent par ailleurs s'inscrire dans un périmètre temporel s'étendant jusqu'au lendemain (J+1) et dans un périmètre géographique couvrant la France ; les différentes analyses seront évidemment dictées par les temps d'actions (= LTTD, 'Last Time To Decide') des différents moyens à activer pour rester dans le domaine de sûreté. La définition du LTTD résulte du cumul de différents temps : délai de mise en œuvre + durée traitement chaîne de calcul + durée d'étude opérateur + réception d'informations + ... (cf. fig. 6.2).

Vers un assistant en réponse à ces besoins

L'outil support, que l'on nommera « Assistant » ne remplacera pas l'opérateur, mais

veut aller au-delà d'une simple calculatrice. Il sera centré autour de :

- La prise de décision, en proposant des actions dans le cadre d'un dialogue avec l'opérateur. Selon leur typologie, leur complexité et la confiance dans le diagnostic et la solution proposée, ces gestes pourront être instanciés par l'opérateur ou automatiquement (après une possible validation humaine),
- La gestion temporelle, la gestion géographique, la gestion des différents phénomènes réseau afin de s'assurer de la sûreté globale des gestes proposés
- La mise à jour continue de bases de connaissances et d'historiques labellisés par la révision au fil de l'eau des décisions passées, apportant ainsi du feedback à l'assistant et alimentant les décisions futures.

Cet assistant vise à :

- Présenter à l'opérateur une information synthétique, au bon niveau d'abstraction et de détails, soignée dans la forme ainsi que dans la gestion temporelle du dialogue et de la coopération
- Répondre aux interrogations de l'opérateur et prendre en compte les informations fournies par l'opérateur dans ses traitements
- Pouvoir justifier ses diagnostics/solutions : donner des informations sur le contexte dans

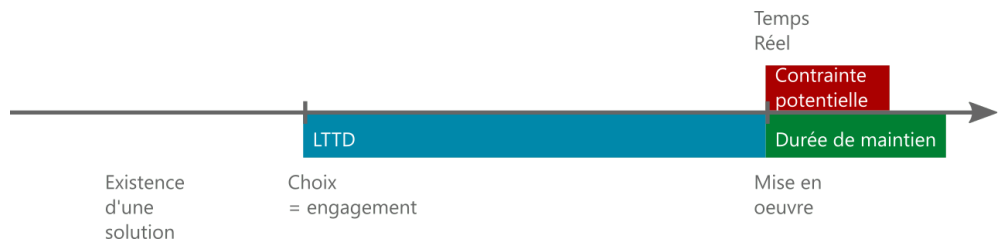


Figure 6.2 – Temps d'actions

lequel la décision a été prise, donner des indicateurs sur la qualité des données, des traitements, des décisions. . .

- Alerter sur des situations atypiques
- Proposer une lecture temporelle de la prise de décision (combien de temps telle zone du réseau est en sécurité? combien de temps pour instancier telle ou telle action? combien de temps peut durer cette situation "tendue"? combien de temps avant une potentielle action additionnelle. . .)
- S'accorder à une future doctrine probabiliste (que ses aptitudes vont sûrement dicter)

Apports de l'Intelligence Artificielle

On peut répondre aux besoins exprimés dans le paragraphe précédent par le biais de différentes méthodes/approches :

- simulations et brut-force,
- optimisation,
- intelligence artificielle,
- heuristiques.

Mais aussi parfois par le biais de moyens humains ou matériels. . . On ne s'intéressera qu'aux solutions IA, en gardant bien à l'esprit que celles-ci sont complémentaires aux autres. Par IA, on entend Intelligence Artificielle (ou Augmentée?); il s'agit de la discipline visant à imiter, suppléer ou assister l'intelligence humaine dans la réalisation de tâches historiquement réalisées par des humains. Nous nous focaliserons principalement sur des méthodes provenant de la branche de l'IA "numérique" qui

a présenté les développements les plus importants ces 15 dernières années, en s'appuyant sur l'apprentissage automatique alimenté par de larges historiques de données et de nouvelles puissances de calculs. 3 niveaux de complexité peuvent être définis dans le développement de modèles IA pour l'opération d'un système, chacun nécessitant différents prérequis (cf. fig. 6.3) :

- "*seeing*" : observer le système / appréhender des situations actuelles et à venir par des prévisions / identifier des informations pertinentes → On pourra s'appuyer sur des méthodes d'apprentissage supervisé (imitation des gestes métier) et non supervisé,
- "*doing*" : agir sur le système pour influencer l'état du système → On pourra s'appuyer sur des méthodes d'apprentissage supervisé et par renforcement,
- "*imagining*" : réinterroger/réévaluer l'efficacité de nos pratiques opérationnelles (usage de flexibilités, doctrines) par la simulation contrefactuelle et/ou la modélisation causale

Nous nous intéressons aujourd'hui sur les niveaux "*seeing*" et "*doing*"; le niveau "*imagining*" relève encore principalement du prospectif, bien qu'il s'avèrerait extrêmement intéressant pour permettre des décisions éclairées afin de faire évoluer la configuration de notre système vers une meilleure efficacité opérationnelle.

Les prérequis :



- sont relativement bas pour le niveau “*seing*” : sur la base d'historique de données d'états du réseau sans réelle labellisation additionnelle, des modules de prévisions (de transit), d'estimations (de risque) ou de représentation de l'information peuvent déjà (=à court terme) être envisagés jusqu'à l'industrialisation.
 - Une représentation adaptée de la topologie peut toutefois être à considérer et implémentée
 - sont plus élevés pour le niveau “*doing*” :
 - une modélisation globale (physique, décisionnelle...) pour l'entraînement et le test,
 - une plateforme d'expérimentation efficace,
 - une labellisation des décisions historiques.
- La mise en œuvre de ces analyses repose sur les différentes informations disponibles :
- les données disponibles/nécessaires,
 - l'évaluation du risque (gravité/probabilité/coût),
 - les actions disponibles,
 - les différentes temporalités (des mises en œuvre des actions, des risques...) afin d'établir un appui à la prise de décision et ainsi à rationaliser le choix de l'opérateur.

Lien avec l'hypervision

L'hypervision se décompose en 4 étages (cf. figure 6.4) :

- Synthèse : cette étape vise à mettre en cohérence les sorties des différents modules *onlines*, tout en s'appuyant sur des bases de connaissances *offlines*. Dans le cadre de la Vision Prévisionnelle, un soin particulier devra être apporté au développement harmonieux des modules afin qu'ils tiennent compte les uns des autres. Si les modules sont élaborés de concert, les besoins seront ici plus légers, cependant, ils seront présents, car on vise à terme à concentrer toute l'information pertinente. Ainsi, un module chapeau sera sûrement nécessaire. On peut faire un parallèle avec sa boîte mail : pour l'alléger, on peut élaborer un filtre anti-spam très efficace, cependant la solution la plus simple reste de se désinscrire de mailing-lists émettant trop fréquemment (l'un n'empêchant pas l'autre).
- Mise en forme + Dessin : ces 2 points sont indispensables afin de présenter une vision claire, uniforme et complète
- IHM : l'information contenue dans les modules est de nature différente de celle dans l'IHM, elle devra porter les besoins de synthèse, dialogue humain-machine,



■ Application de l'Intelligence Artificielle à la Gestion de la Flexibilité de Consommation d'Énergie

Par **Claude LE PAPE**
Schneider Electric
Artificial Intelligence Hub
claudel.pape@se.com
<http://www.se.com>

Introduction

La **flexibilité** peut être définie comme « la capacité d'un système électrique à gérer de manière fiable et rentable la variabilité et l'incertitude de la demande et de l'offre sur toutes les échelles de temps pertinentes, depuis la stabilité instantanée du système électrique jusqu'à la sécurité d'approvisionnement à long terme » [1]. La flexibilité est essentielle pour éviter des renforcements coûteux du système électrique et maintenir la sécurité d'approvisionnement tout en augmentant la pénétration des sources d'énergie variables renouvelables et intermittentes.

Nous nous concentrons ici sur la flexibilité du côté de la **demande**, en nous appuyant principalement sur l'expérience acquise chez Schneider Electric. Les acteurs considérés sont des **consommateurs** d'énergie : bâtiments commerciaux (cf. [15][7][14]), stations de recharge de véhicules électriques [17][21],

usines [8][6], réseaux d'eau [5][3], etc. Ces acteurs utilisent de l'énergie pour leurs propres besoins : offrir un lieu de travail confortable aux employés et visiteurs d'un bâtiment, charger des véhicules, fabriquer et livrer des produits, fournir de l'eau potable à leurs clients, etc. Ils peuvent également être **producteurs** d'énergie, soit dans le cadre du procédé qu'ils gèrent (par exemple, par cogénération au sein d'une installation industrielle, par récupération d'énergie de freinage de trains ou d'ascenseurs), soit avec des moyens de production d'énergie installés pour améliorer leur sécurité d'approvisionnement, leurs coûts ou leur empreinte environnementale. Et ils peuvent disposer de moyens de **stockage** d'énergie, installés pour gagner en flexibilité ou pour toute autre raison. Par exemple, un ascenseur comprend souvent une batterie permettant l'évacuation des personnes handicapées en cas de panne du réseau. Une partie de la capacité de la batterie peut être

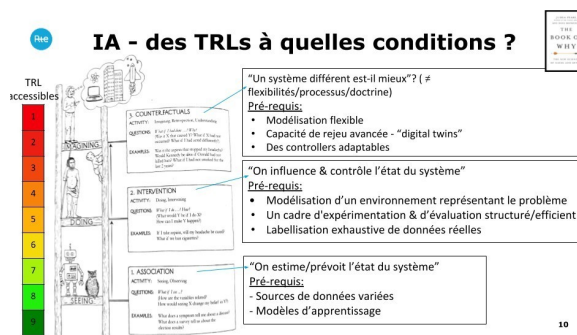


Figure 6.3 – Apports de l'IA



utilisée pour renforcer la flexibilité, tandis que l'autre partie reste réservée pour des raisons de sécurité.

La Section 2 présente de manière générale les différentes sources de flexibilité, le besoin de les modéliser, et l'usage de techniques d'Intelligence Artificielle pour effectuer les prévisions nécessaires. Les sections suivantes évoquent les difficultés liées à l'imprécision des prévisions (Section 3) et à l'absence dans certains cas des données permettant de réaliser de telles prévisions (Section 4) ainsi que les méthodes actuellement étudiées pour les résoudre. La Section 5 conclut avec quelques éléments d'impact environnemental donnant des ordres de grandeur, non seulement des économies de carbone réalisées, mais aussi du coût environnemental des solutions mises en œuvre.

Mesurer et modéliser les sources de flexibilité

La toute première chose à faire est de caractériser les sources de flexibilité disponibles ou potentielles et la manière dont elles pourraient être utilisées pour réaliser des gains en termes d'énergie, de revenus et d'économies de coûts, ou d'impact environnemental. Du côté de la demande, il est notamment crucial de déterminer si la flexibilité correspond à :

- **Des économies d'énergie définitives** sans impact significatif sur le processus pour lequel l'énergie est utilisée. En général, de telles économies seront réalisables à condi-

tion qu'elles aient un impact « acceptable » sur le processus ou sur son résultat. Par exemple, la possibilité de tamiser légèrement l'éclairage d'un bureau ou d'un ascenseur permet des économies directes et définitives. Une telle gradation est acceptable à condition qu'elle ne se produise pas trop souvent.

- **Un décalage de la consommation dans le temps.** Cela peut se produire soit lorsqu'une activité donnée peut être retardée (ou réalisée en avance) soit, plus généralement, lorsque des économies sont possibles à un moment donné mais au détriment d'une consommation supplémentaire avant ou après ce moment. Par exemple, si suffisamment d'eau est disponible dans un château d'eau donné, on peut retarder pendant un certain temps le pompage de l'eau vers ce château d'eau. Cependant, le pompage sera à un moment donné nécessaire pour assurer que le château d'eau aura suffisamment d'eau pour desservir les clients locaux. De même, si l'on souhaite éviter de chauffer un bâtiment pour « effacer » de la consommation pendant un intervalle de temps donné, il sera nécessaire de préchauffer le bâtiment auparavant ou de remonter en température à l'issue de la période d'effacement. De manière générale, le bilan énergétique global ne sera pas favorable, mais on aura évité de consommer de l'énergie chère et carbonée.
- **Un décalage par stockage d'énergie.** Si l'énergie peut être stockée (par exemple,

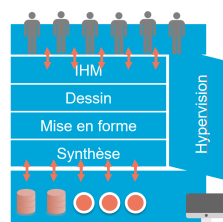


Figure 6.4 – Étapes de l'hypervision



dans des batteries, sous forme d'eau chaude, etc.), alors l'énergie stockée peut être utilisée pour fournir une flexibilité de consommation apparente. À nouveau, le bilan énergétique global ne sera pas favorable, mais on aura évité de consommer de l'énergie chère et carbonée.

Notons que les deux dernières catégories correspondent toutes deux à une forme de stockage, soit un stockage d'énergie, soit un stockage de biens spécifiques au cas d'application considéré : de l'eau dans un château d'eau, de la chaleur dans un bâtiment, etc. En première approximation, on peut donc convertir la flexibilité existante dans le stockage en une flexibilité de consommation.

Pour évaluer le degré de flexibilité, il faut rassembler trois types d'informations : des informations sur la consommation d'énergie du procédé considéré ; des informations sur la mesure dans laquelle la flexibilité peut être exploitée ; et des informations sur la manière dont la flexibilité peut être valorisée.

Dans l'idéal, on aimerait disposer d'un modèle permettant de prévoir la quantité d'énergie consommée par le procédé ou les différents types d'activités considérées. Ceci s'avère souvent plus complexe que prévu. Par exemple, dans une usine de fabrication, la consommation d'énergie d'une activité de fabrication peut dépendre de plusieurs paramètres tels que la taille, la forme ou la couleur du produit fabriqué. Dans certains cas, elle peut aussi dépendre de la température extérieure, de l'activité précédente, etc. Les caractéristiques exactes d'un bâtiment qui seraient nécessaires pour prévoir sa consommation ne sont en général pas disponibles.

Lorsque des données passées sont disponibles, des techniques d'Intelligence Artificielle peuvent être utilisées pour créer des modèles de prévision de consommation plus ou moins précis. Le sujet n'est pas nouveau et les tra-

voux de recherche et applications sont variés. Par exemple :

- Dès 2009, dans [10] ont été utilisés des réseaux de neurones artificiels pour prédire l'énergie de chauffage de bâtiments.
- [19] présente des capteurs virtuels développés pour estimer la consommation d'énergie et le confort thermique dans des bâtiments avec chauffage au sol, en utilisant principalement des capteurs de température.
- [8] présente une étude de cas pour une usine qui s'appuie sur un modèle appris par régression multivariée pour séparer une consommation « de référence » (c'est-à-dire la puissance consommée dans l'usine, même lorsqu'elle est inactive) et l'énergie requise afin d'exécuter une unité de chaque type d'activité dans l'usine.
- [14] montre comment diverses méthodes peuvent être utilisées pour estimer non pas la consommation réelle d'un bâtiment, mais la différence de consommation induite par l'activation d'une option de flexibilité, comme le changement de la température de consigne pour tout ou partie du bâtiment.

Il faut ensuite déterminer dans quelle mesure et comment la flexibilité peut être exploitée :

- Dans le cas d'économies d'énergie définitives, la principale difficulté est de déterminer quels compromis sont acceptables pour les utilisateurs finaux (par exemple, réduction maximale de température ou de lumière) et à quelle fréquence ces compromis peuvent être supportés, ce qui peut dépendre de la manière dont ces utilisateurs sont intéressés (financièrement ou non) aux réductions de coût et d'émission de gaz à effet de serre. Une fois les impacts acceptables définis, on peut déterminer les quantités d'énergie qui peuvent être économisées.
- Pour des décalages de consommation, les choses peuvent être beaucoup plus com-



plexes. Par exemple, dans une usine de fabrication, le degré de flexibilité dépend de plusieurs paramètres, dont la taille des zones de stockage des produits finis et intermédiaires, la charge globale de l'usine, la proportion de commandes urgentes à livrer dans les plus brefs délais, etc. Dans la pratique, les considérations énergétiques apparaissent comme l'un des nombreux indicateurs de performance, y compris les livraisons à temps des commandes des clients, les coûts de stockage et d'amortissement, les coûts de main-d'œuvre, etc. L'exploitation de la flexibilité dans l'utilisation de l'énergie doit être mise en regard de ces autres indicateurs.

- La flexibilité due au stockage d'énergie tend à être plus facile à évaluer en séparant (i) une quantité d'énergie nécessaire et éventuellement réservée au procédé de (ii) la capacité de stockage restante qui peut être utilisée pour fournir de la flexibilité. Cette capacité de stockage doit cependant être liée au procédé, par exemple pour déterminer combien de temps elle permet de travailler sans acheter d'énergie coûteuse ou carbonée au réseau externe.

Enfin, il faut déterminer comment la flexibilité peut être valorisée. Plusieurs possibilités peuvent coexister. Premièrement, la flexibilité peut être utilisée pour éviter d'acheter de l'énergie du réseau lorsque l'énergie est la plus chère ou la plus carbonée. Les tarifs horaires incitent à utiliser l'énergie au moment où elle est la plus disponible. Avec un tel tarif, la flexibilité disponible peut être utilisée pour acheter plus d'énergie lorsque son prix est le plus bas, et acheter moins (ou éventuellement vendre) de l'énergie lorsque son prix est le plus élevé. En général, les pics de consommation et de prix dans une zone géographique donnée correspondent aux périodes durant lesquelles des sources carbonées (gaz, charbon) sont utilisées pour produire de l'électricité ; vus du consom-

mateur, les critères économiques et environnementaux vont souvent « dans le même sens », ce qui peut permettre de se concentrer sur l'optimisation du coût et d'évaluer l'impact environnemental a posteriori (et dans la mesure du possible). Deuxièmement, la flexibilité peut être utilisée pour réduire les pics de consommation d'énergie et, sur la base d'une telle réduction, obtenir un meilleur tarif. De nombreux contrats d'électricité indiquent ou sont indexés sur une puissance crête maximale. Réduire la consommation électrique de pointe, c'est réduire la facture, soit directement, soit après un changement de contrat. Enfin, la troisième possibilité consiste à proposer explicitement la flexibilité sur le marché (typiquement via un agrégateur) ou à une communauté d'acteurs telle qu'un quartier. Aussi bien les flexibilités annoncées que celles effectivement utilisées peuvent alors être valorisées, selon des contrats plus ou moins complexes entre l'acteur individuel et la collectivité.

Prévisions explicites, multiples, implicites

La plupart des solutions industriellement disponibles reposent sur des modèles de prévision explicite, construits à partir de données passées. Par exemple, la solution '*EcoStruxure Microgrid Advisor*' de Schneider Electric [18] [2] utilise des techniques (i) d'apprentissage supervisé pour prévoir la production et la consommation d'énergie des composants du micro-réseau (en fonction de « drivers » pertinents tels que les prévisions météorologiques) et (ii) de contrôle prédictif pour construire et ajuster en permanence un plan optimal en fonction des prévisions et de l'état actuel du micro-réseau. Ces techniques sont par ailleurs intégrées à un modèle de simulation permettant non seulement de tester la stratégie de contrôle, mais aussi de réaliser des études de conception et de dimensionnement détaillées,



intégrant les algorithmes de prévision et de gestion de l'énergie. Des techniques similaires ont été appliquées au cas de stations de recharge de véhicules, cf., par exemple, [9][17][21].

Bien que le plan de contrôle soit régulièrement ajusté, les résultats obtenus avec ces méthodes dépendent énormément de la qualité des prévisions. Ayant développé un benchmark à partir des données de 70 sites de Schneider Electric, Adrien Le Franc montre dans [16] que l'erreur de prévision à l'état de l'art lors de la constitution du benchmark (racine de l'erreur de prévision quadratique moyenne pour une granularité de 15 minutes sur un horizon de 24 heures) varie entre 5% et 18% selon les sites. Même si les erreurs sur différents quarts d'heure se compensent dans de nombreux cas, une méthode de contrôle prédictif simple, fondée sur ces prévisions, ne permet de réaliser en moyenne que 48.7% du potentiel d'économies qui serait réalisable si l'on était capable d'effectuer des prévisions parfaites. La principale raison pour laquelle les prévisions sont imparfaites tient au fait que la consommation effective dépend d'éléments qui ne sont pas ou ne peuvent pas être pris en compte dans le modèle appris. Le modèle peut parfois être amélioré, par exemple lorsque l'on se rend compte que le vendredi saint est un jour chômé dans la région considérée, or lorsque de nouvelles conditions météorologiques sont rencontrées, permettant de couvrir une plus grande partie de l'espace des scénarios possibles. Mais il existe aussi des éléments imprévisibles, aléatoires, qui ne peuvent pas être pris en compte pour améliorer la prévision.

Plusieurs solutions peuvent alors être considérées :

- Générer non pas une prévision unique, mais un ensemble de scénarios possibles en s'appuyant sur la distribution des erreurs constatée dans le passé.
- Construire un modèle stochastique de la

consommation et l'utiliser pour maximiser l'espérance de gain en regard de ce modèle.

- Renoncer totalement aux prévisions et apprendre directement l'action la plus favorable en fonction du contexte.

Par exemple, [4] montre comment la prise en compte de multiples scénarios permet d'améliorer les résultats obtenus sur un marché de régulation de fréquence. [16] et, plus récemment, [20] montrent comment, pour les micro-réseaux du benchmark susmentionné, des techniques d'optimisation stochastique permettent d'améliorer les résultats obtenus et de réaliser près de 80% du potentiel d'économies qui serait réalisable avec des prévisions parfaites. [23] présente une approche d'apprentissage par renforcement pour apprendre une stratégie efficace d'exploitation des systèmes de chauffage, ventilation et air conditionné d'un bâtiment, qui s'avère plus efficace qu'une approche classique à base de règles. Deux facteurs limitent cependant l'applicabilité de ces méthodes : la capacité de les généraliser efficacement à des cas complexes et la quantité de données nécessaires.

Apprentissage par transfert : commencer avec peu de données

Les méthodes d'apprentissage utilisées pour effectuer les prévisions nécessitent généralement beaucoup de données pour ajuster leurs paramètres. L'apprentissage « en quelques coups » (*Few-Shot Learning* [22]) résout cette limitation en utilisant un modèle générique préformé et en l'adaptant à la tâche de prévision spécifique considérée. Les performances d'une telle approche dépendent fortement de la similarité entre le domaine générique et la tâche spécifique considérée.

[11] explore l'utilisation d'une telle approche pour la prévision de la consommation d'énergie d'un bâtiment pour lequel peu de données sont disponibles – alors que de



très nombreuses données sur la consommation d'autres bâtiments, plus ou moins semblables à celui qui nous intéresse, sont disponibles. La prévision est initiée en alimentant le modèle avec les trois premières heures de données d'un bâtiment cible donné. L'adaptation du modèle de prévision est ensuite réalisée de manière incrémentale : les nouvelles données sont systématiquement intégrées pour des ré-entraînements quotidiens pendant une période de dix jours. Les auteurs montrent comment l'utilisation de décompositions de Fourier permet d'améliorer la sélection de bâtiments « proches » du bâtiment cible et d'améliorer les performances de la méthode.

Évaluation de l'impact sur l'environnement

Une question naturelle, mais difficile, concerne l'évaluation de l'impact de la solution mise en œuvre, en termes de consommation d'énergie, de coût, ou d'émissions de gaz à effet de serre. Comment évaluer les résultats obtenus versus ce qui se serait passé en l'absence de la solution considérée ?

La consommation et le coût sont faciles à mesurer a posteriori, mais l'évaluation du gain effectif n'est pas évidente. Par exemple, la consommation d'un bâtiment sur une journée dépend du jour de la semaine, de la température extérieure tout au long de la journée, de l'ensoleillement, du niveau d'activité dans le bâtiment, etc. À nouveau, si l'on dispose de données passées, dans un contexte où la solution proposée n'était pas mise œuvre, on peut construire un modèle d'estimation de la consommation hors solution, l'appliquer et comparer le résultat à la consommation obtenue en activant la solution [13]. La différence entre les deux résultats fournit alors une évaluation du gain réalisé. Notons que le même modèle peut, de manière similaire, être utilisé pour détecter des anomalies de consommation, qui

peuvent avoir de multiples causes, techniques ou humaines [12].

Lorsque des outils et modèles de simulation de l'installation considérée sont disponibles, ils peuvent être utilisés pour simuler cette installation avec et sans la solution afin de réaliser une telle comparaison [2]. Il est également possible de comparer les performances obtenues avec celles d'autres solutions, *i.e.*, différents algorithmes d'optimisation ou des règles simples. Le simulateur permet d'évaluer la robustesse des résultats obtenus (en modifiant, par exemple, le prix de l'électricité), d'étudier l'impact de l'imprécision des prévisions de production ou de consommation (par exemple, en comparant a posteriori les résultats obtenus avec ceux qui auraient pu être obtenus si les prévisions avaient été parfaites), ou de vérifier le bon étalonnage des paramètres du système.

L'impact environnemental peut être bien plus difficile à évaluer, notamment chaque fois que le consommateur évite d'utiliser de l'électricité produite par son ou ses fournisseurs. En effet, il est parfois possible de connaître a posteriori l'empreinte carbone (variable dans le temps) de l'électricité produite. Mais comment évaluer quel a été l'effet réel des actions accomplies par chaque consommateur parmi peut-être plusieurs dizaines ou plusieurs centaines qui ont fourni un effort pendant la même période ?

Pour une évaluation globale, il convient aussi de comptabiliser les émissions qui ont été nécessaires pour produire les matériels mis en œuvre (batteries, capteurs, ordinateurs) et pour les faire fonctionner. Si un même type de matériel ou un même logiciel de gestion de la flexibilité est utilisé dans un grand nombre d'installations, il peut être légitime de supposer que l'impact environnemental de la conception de ce matériel ou logiciel est négligeable, car amorti sur un grand nombre de cas ; mais il n'en va pas a priori de même de l'utilisation



de ce matériel ou logiciel.

Une étude en cours chez Schneider Electric permet néanmoins de donner quelques ordres de grandeur dans le cas d'un micro-réseau. Le gain en opération dépend évidemment de la taille du micro-réseau et de l'empreinte carbone de l'électricité achetée à un fournisseur (et donc de la zone géographique). Pour des micro-réseaux typiques en Europe, on estime des gains de l'ordre de 30 à 500t équivalent carbone par an, pour un « investissement » (panneaux solaires, batteries, informatique incluant les modules d'intelligence artificielle et d'optimisation) de 2 à 30t équivalent carbone par an.

Les méthodologies pour effectuer de telles estimations sont encore en cours d'étude. À terme, elles devraient permettre d'évaluer de manière standardisée les coûts et bénéfices des applications d'Intelligence Artificielle pour l'Environnement.

Remerciements

Le contenu de cet article s'appuie sur les résultats de quinze années de recherche et de développement d'applications opérationnelles chez Schneider Electric. Je remercie tous les auteurs des travaux cités chez Schneider Electric et chez nos partenaires – notamment l'Université Grenoble-Alpes, l'Institut Multidisciplinaire d'Intelligence Artificielle (MIAI) Grenoble-Alpes, l'Institut Mines-Telecom Atlantique, Mines ParisTech, Ponts ParisTech, Efficacity – pour l'excellence du travail accompli et la curiosité et l'ouverture d'esprit qui les caractérisent. La plupart de ces travaux doivent beaucoup à la direction et au soutien pendant ces quinze années de Didier PELLEGRIN et François BONNARD, que je tiens à remercier chaleureusement.

Références

Références

- [1] Status of power system transformation 2019. Technical report, IEA, Paris, 2019.
- [2] Patrick Béguery, Peter Pflaum, and Carl Mugnier. Microgrid energy management optimization - a common platform for research, development and design tools. 09 2019.
- [3] Gratien Bonvin, Sophie Demasse, Claude Le Pape, Nadia Maïzi, Vincent Mazauric, and Alfredo Samperio. A convex mathematical program for pump scheduling in a class of branched water networks. *Applied Energy*, 185 :1702–1711, 2017. Clean, Efficient and Affordable Energy for a Sustainable Future.
- [4] Dhekra Bousnina, Wellington de Oliveira, and Peter Pflaum. A stochastic optimization model for frequency control and energy management in a microgrid. In Giuseppe Nicosia, Varun Ojha, Emanuele La Malfa, Giorgio Jansen, Vincenzo Sciacca, Panos Pardalos, Giovanni Giuffrida, and Renato Umeton, editors, *Machine Learning, Optimization, and Data Science*, pages 177–189, Cham, 2020. Springer International Publishing.
- [5] Veronique Boutin and Jean-Louis Bergerand. Water networks contribution to demand response. In *2013 IEEE Grenoble Conference*, pages 1–4, 2013.
- [6] Martin Coatalem, Vincent Mazauric, Claude Le Pape-Gardeux, and Nadia Maïzi. Optimizing industries' power generation assets on the electricity markets. *Applied Energy*, 185 :1744–1756, 2017. Clean, Efficient and Affordable Energy for a Sustainable Future.
- [7] Domitille Couloumb, Charbel El Kaed, Ayush Garg, Chris Healey, Jonathan Healey, and Stuart Sheehan. Energy efficiency driven by a storage model and analytics



- on a multi-system semantic integration. In *2017 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pages 4555–4561, 2017.
- [8] Chloe Desdouits, Claude Le Pape, Berge-
rand Jean-Louis, Dimitri Yanculovici, and
Pierre-Alexis Berseneff. Energy study of a
manufacturing plant. In *ECEEE Interna-
tional Conference on Industrial Efficiency*,
Berlin, Germany, 2016.
- [9] Alessandro Di Giorgio, Francesco Liberati,
and Silvia Canale. Electric vehicles charg-
ing control in a smart grid : A model
predictive control approach. *Control En-
gineering Practice*, 22 :147–162, 2014.
- [10] Betul Bektas Ekici and U. Teoman Ak-
soy. Prediction of building energy
consumption by using artificial neural net-
works. *Advances in Engineering Software*,
40(5) :356–362, 2009.
- [11] Carlos Alberto Delgado Fernandez, Ay-
mane Abdali, Florent Pesando, Bartosz
Boguslawski, Lucas Drumetz, and Vincent
Gripon. Frequency distance in few-shot
adaptation of time-series : Application on
building energy consumption forecasting.
2023.
- [12] Gao, Tianyun, Boguslawski, Bartosz, Ma-
rié, Sylvain, Béguery, Patrick, Thebault,
Simon, and Lecoecue, Stéphane. Data
mining and data-driven modelling for air
handling unit fault detection. *E3S Web
Conf.*, 111 :05009, 2019.
- [13] Jeff S. Haberl, David E. Claridge, and
Charles Culp. Ashrae’s guideline 14-2002
for measurement of energy and demand
savings : How to determine what was
really saved by the retrofit. In *ICEBO -
International Conference for Enhanced
Building Operations*, Pittsburgh, United
States, 2005.
- [14] Anjukan Kathirgamanathan, Mattia
De Rosa, Eleni Mangina, and Donal P.
Finn. Data-driven predictive control
for unlocking building energy flexibility :
A review. *Renewable and Sustainable
Energy Reviews*, 135(C), 2021.
- [15] Mohamed Yacine Lamoudi, Mazen Ala-
mir, and Patrick Béguery. Unified
nmpc for multi-variable control in smart
buildings. *IFAC Proceedings Volumes*,
44(1) :11024–11029, 2011. 18th IFAC
World Congress.
- [16] Adrien Le franc. *Subdifferentiability in
convex and stochastic optimization ap-
plied to renewable power systems*. PhD
thesis, 12 2021. 2021ENPC0031.
- [17] Peter Pflaum. The value of ev fore-
casts for microgrid energy management –
a case study. In *Electric Vehicle Sympo-
sium*, Lyon, 2019.
- [18] Peter Pflaum, Laurent Battini, and Al-
fredo Samperio. A microgrid with a
pedagogical dimension. In *International
Symposium on Applied Electromagnetics
and Mechanics (ISEM)*, Chamonix Mont
Blanc, France, 2017.
- [19] Joern Ploennigs, Ammar Ahmed, Bur-
khard Hensel, Paul Stack, and Karsten
Menzel. Virtual sensors for estimation
of energy consumption and thermal com-
fort in buildings with underfloor heat-
ing. *Advanced Engineering Informatics*,
25(4) :688–698, 2011. Special Section :
Advances and Challenges in Computing in
Civil and Building Engineering.
- [20] Alban Puech, Tristan Rigaut, Adrien Le
Franc, William Templier, Jean-Christophe
Alais, Maud Tournoud, Victor Bossard,
Alejandro Yousef, and Elena Stolyarova.
Controlling microgrids without external
data : A benchmark of stochastic pro-
gramming methods.



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

- [21] T. Rigaut, A. Yousef, M. Andreeva, and V. Ignatova. Scalable forecasting and model predictive control for electric vehicles smart charging. In *CIREN Porto Workshop 2022 : E-mobility and power distribution systems*, volume 2022, pages 893–897, 2022.
- [22] Yaqing Wang, Quanming Yao, James T. Kwok, and Lionel M. Ni. Generalizing from a few examples : A survey on few-shot learning. *ACM Comput. Surv.*, 53(3), jun 2020.
- [23] Tianshu Wei, Yanzhi Wang, and Qi Zhu. Deep reinforcement learning for building hvac control. In *2017 54th ACM/EDAC/IEEE Design Automation Conference (DAC)*, pages 1–6, 2017.



AfIA
Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Comptes rendus de journées, événements et conférences



■ GAM'23 : « Gestion et Analyse des données Maritimes »

Nida MEDDOURI
LRE/EPITA
nida.meddouri@gmail.com

Par **Aurélié LEBORGNE**
ICube/UNISTRA
aurilie.leborgne@unistra.fr

Loïc SALMON
ISEA/UNC
loic.salmon@unc.nc

Introduction

Dans le cadre d'une journée commune Afia¹ -EGC² coorganisée par le groupe de travail GAST³ le 11 mai 2023 à l'EPITA⁴ de Paris, nous avons réuni des acteurs dans la recherche académique et industrielle autour de la représentation, gestion, analyse et stockage des données maritimes.

Avec la multiplication des capteurs, des satellites et des systèmes d'émission, une grande variété de données liées au monde de la mer est désormais disponible et nécessite d'être analysée. Cette analyse est cruciale pour répondre à différentes problématiques, par exemple celles liées à l'activité des navires en mer (sécurité maritime, routage, détection d'activités illégales) ou aux enjeux environnementaux (réchauffement climatique, préservation de la biodiversité, pollution en mer). Le but de cette journée thématique était donc de réunir les gens intéressés par le traitement de données maritimes. Celles-ci peuvent être, par exemple, des positions de navires, des données météo, des données d'images ou satellitaires, des données de qualité de l'eau ou de pollution qu'il

s'agit d'assimiler et de traiter afin d'extraire de l'information. L'objectif étant de créer un espace de rencontres et d'échanges, nous avons sollicité les académiques et industriels pour exposer et présenter des posters en lien avec ce domaine lors de cette journée thématique. Pour enrichir cette journée GAM'23, nous avons organisé et financé l'intervention de six invités.

Programme

09h30. « Mot d'accueil », par Nida MEDDOURI (LRE/EPITA) et Loïc SALMON (ISEA- Université de Nouvelle-Calédonie)

09h45. « Traitement et analyse de données de positions de navires pour le suivi du trafic maritime à différentes échelles », par Loïc SALMON (ISEA - UNC)

10h30. « De l' AIS à la prédiction de temps d'arrivée : détection de routes maritimes », par Jacques EVERWYN (SINAY - Caen)

11h15. « Exploitation et croisement de données complexes d'aquaculture », par Nazha SELMAOUI (ISEA - Université de la Nouvelle-Calédonie)

13h30. « Les navires à l'escale : une approche des dynamiques maritimes caribéennes au regard des fréquentations portuaires », par Clément IPHAR (LETG - Université de Bretagne Occidentale)

14h00. « Maritime 4.0 : Challenges et opportunités dans la marine marchande », par Pedro MERINO LASO (ENSM - Nantes)

14h45. « Segmentation d'objets mobiles pour les images sous-marines en utilisant des réseaux de neurones de graphes », par Wieke PRUMMEL (MIA Lab - Université de La

1. Association Française pour l'Intelligence Artificielle : <https://afia.asso.fr/>

2. Association Internationale Francophone d'Extraction et de Gestion des Connaissances : <https://www.egc.asso.fr/>

3. groupe de travail en Gestion et Analyse des données Spatiales et Temporelles <https://gt-gast.irisa.fr/>

4. École Pour l'Informatique et les Techniques Avancées <https://www.epita.fr/>



- Rochelle)
- « Surveillance en mer », par Olivier RICOU (LRE - Le Kremlin-Bicêtre)
- 16h15.** « Mot de la fin », par Aurélie LEBORGNE (ICube/UNISTRA) et Nida MEDDOURI (LRE/EPITA)

Cette journée a été suivie par 43 participants (26 en ligne). Les présentations, les vidéos et les photos de l'évènement sont en cours de publication sur le site web du GT GAST via une page dédiée : <https://gt-gast.irisa.fr/actions/gam-2023-gestion-et-analyse-des-donnees-maritimes/>.

■ PDIA 2023 : Perspectives et Défis de l'IA sur le thème IA et écologie

Anne-Laure LIGOZAT

LISN, ENSIIE

anne-laure.ligozat@lisn.upsaclay.fr

Par

Fatiha SAÏS

LISN, Université Paris Saclay

Fayçal HAMDİ

CEDRIC, CNAM Paris

Introduction

La prolifération des applications et des services utilisant des algorithmes fondés sur des techniques d'intelligence artificielle (IA) nous impose plus que jamais de nous préoccuper de l'impact du développement de ces algorithmes sur l'écologie. En effet, ces algorithmes et en particulier ceux basés sur l'apprentissage automatique nécessitent souvent des ressources de calcul très importantes pour entraîner les modèles d'apprentissage sur de grandes masses de données. C'est la raison pour laquelle des scientifiques s'intéressent de plus en plus à l'impact écologique du développement de ces algorithmes en produisant des études et des rapports faisant état des lieux de la consommation énergétique de ces algorithmes mais aussi des matériaux et ressources naturelles exploitées pour la fabrication du matériel informatique nécessaires à ces calculs. D'autres travaux se focalisent sur l'adaptation des algorithmes eux-mêmes afin de minimiser le temps de calculs et de données nécessaires à l'entraînement des

modèles. D'un autre côté, nul ne peut nier l'efficacité des algorithmes utilisant des techniques d'intelligence artificielle pour entre autre l'aide à la décision, la prédiction d'évènements, la planification et la découverte de nouvelles connaissances dans beaucoup de domaines d'application. L'écologie fait partie de ces domaines où l'intelligence artificielle est vue comme une réelle solution pour l'analyse de données, la découverte de connaissances ainsi que pour l'explication de phénomènes physiques, biologiques et leur interactions.

Programme

9h00. « Accueil, Présentation de l'AFIA et introduction de la journée PDIA », par Fatiha SAÏS et Anne-Laure LIGOZAT

9h30. « Bénéfices/risques de l'IA pour l'environnement : Que faire en contexte d'incertitude ? », par Julien LEFEVRE (Aix-Marseille Université, INT)

10h30. « Une dystopie de l'apprentissage sobre », par Denis TRYSTAM (Université Grenoble Alpes, Institut Universitaire de France)

11h30. Pause-café

11h45. « Apprentissages frugaux dans des centres de calculs proches de l'utilisateur », par Mathilde JAY (LIG, Université Grenoble Alpes)

12h30. Pause déjeuner

14h00. « L'IA pour l'agro-écologie », par



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Christine DILLMANN (Université Paris Saclay, INRAE)

15h00. « Machine Learning for Climate Change and Environmental Sustainability », par Claire MONTELEONI (University of Colorado Boulder, INRIA Paris)

15h00. Pause-café

16h15. « Spotting Expressivity Bottlenecks and Fixing Them Optimally », par Manon VERBOCKHAVEN (LISN, Université Paris-Saclay)

17h15. Clôture de la journée - Discussion

Résumé des interventions

Une dystopie de l'apprentissage sobre

Denis TRYSTRAM (Professeur en Informatique à Grenoble INP)

Partant de l'image historique du développement de l'apprentissage automatique après l'émergence des réseaux profonds il y a une dizaine d'années, nous présenterons quelques propositions existantes d'apprentissage "sobre". L'analyse critique de ces exemples nous fera imaginer une nouvelle manière d'évaluer le rapport de l'apprentissage automatique aux questions environnementales.

Denis TRYSTRAM est professeur en Informatique à Grenoble INP, Université Grenoble Alpes. Il est membre honoraire de l'Institut Universitaire de France. Ses recherches passées ont porté sur la conception et l'analyse d'algorithmes pour la gestion efficace des ressources dans les plates-formes distribuées. Il a contribué en particulier à l'optimisation de la consommation énergétique sur les systèmes de calcul à grande échelle et les data centers. Depuis quelques années, il a tourné ses recherches principalement sur les impacts du numérique sur l'environnement. Il est porteur d'une chaire dans l'institut grenoblois d'Intelligence Artificielle MIAI (sur le thème du edge computing et de l'apprentissage sobre). Il fait partie du GdS EcolInfo et intervient souvent dans la Société

sur des actions de médiation autour de questions d'écologie liées au numérique.

Bénéfices/risques de l'IA pour l'environnement : Que faire en contexte d'incertitude ? Julien LEFEVRE (Maître de conférences en informatique, Marseille INT)

Nous rappelons la co-existence de deux courants au sein de la communauté d'IA, la première envisageant les impacts négatifs et les moyens de les diminuer (green AI) et la seconde révélant à l'inverse les bénéfices pour l'environnement (AI for green). Nous montrerons qu'une manière de réconcilier ces deux regards est de s'inscrire dans le cadre des analyses de cycle de vie. Nous verrons aussi les limites actuelles de ce type d'approche qui amènent à se questionner sur le manque de connaissances et sur les conclusions qu'on doit tirer de cela, en particulier dans la décision collective.

Julien LEFEVRE est maître de conférences en informatique à Aix-Marseille Université. Il est membre de l'INT avec une activité historique sur la modélisation de la géométrie du cortex cérébral et une redirection thématique partielle sur les impacts environnementaux du numérique. Il est aussi membre de l'atelier d'écologie politique d'Aix-Marseille.

Machine Learning for Climate Change and Environmental Sustainability Claire MONTELEONI (Associate Professor in Computer Science, University of Colorado Boulder, USA)

Despite the scientific consensus on climate change, drastic uncertainties remain. Crucial questions about regional climate trends, changes in extreme events, such as heat waves and mega-storms, and understanding how climate varied in the distant past, must be answered in order to improve predictions, assess impacts and vulnerability, and inform mitigation and sustainable adaptation strategies. Machine learning can help answer such questions and shed light on climate change. I will give an



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

overview of our climate informatics research, focusing on challenges in learning from spatio-temporal data, along with semi- and unsupervised deep learning approaches to studying rare and extreme events, and precipitation and temperature downscaling.

Claire MONTELEONI is Choose France Chair in AI and Directrice de Recherche at INRIA Paris, an Associate Professor in the Department of Computer Science at the University of Colorado Boulder, and the founding Editor in Chief of Environmental Data Science, a Cambridge University Press journal, launched in December 2020. She joined INRIA in 2023 and has previously held positions at University of Paris-Saclay, CNRS, George Washington University, and Columbia University. She completed her PhD and Masters in Computer Science at MIT and was a postdoc at UC San Diego. She holds a Bachelor's in Earth and Planetary Sciences from Harvard. Her research on machine learning for the study of climate change helped launch the interdisciplinary field of Climate Informatics. She co-founded the International Conference on Climate Informatics, which turns 12 years old in 2023, and has attracted climate scientists and data scientists from over 20 countries and 30 U.S. states. She gave an invited tutorial : Climate Change : Challenges for Machine Learning, at NeurIPS 2014. She currently serves on the NSF Advisory Committee for Environmental Research and Education.

Mesure et modélisation du coût énergétique de l'apprentissage automatique au niveau des centres de calcul, du réseau et des terminaux utilisateur. Mathilde JAY (Docteurante en Informatique à Université Grenoble Alpes)

Dans le cadre de ma thèse, je m'intéresse au développement de modèles d'apprentissage peu coûteux proche de l'utilisateur. Dans un premier temps, j'ai étudié les outils de mesures énergétiques qui incluent les GPUs, les CPUs, et la RAM. Ce travail est devenu une étude quantitative et qualitative de la qualité, de la facilité d'utilisation et des environnements d'exécution d'une dizaine d'outils de mesure et d'estimation et a été valorisé en un article publié à la conférence CCGRID 2023. Dans un second temps, je me concentre sur la consommation énergétique de l'apprentissage selon sur quel environnement il est exécuté (nœud puissant dans un centre de calcul ou machine embarquée proche de l'utilisateur) en prenant en compte les transferts de données. Je cherche à établir des règles d'aide à la décision pour l'implémentation de service d'apprentissage. Je présenterai les principaux résultats de la première étude et l'état de l'art et les premiers résultats du second projet.

Conclusion

PDIA 2023 a réuni des scientifiques s'intéressant à l'évaluation de l'impact écologique des algorithmes d'IA mais aussi ceux travaillant sur des solutions fondées sur l'IA pour aider à la préservation des ressources naturelles et de l'environnement. La journée est construite autour d'exposés accessibles et de retours d'expériences favorisant une grande interaction. Cette journée a permis à des chercheurs académiques et industriels, d'avoir des échanges sur les progrès effectués ces dernières années et des défis futurs autour de cette thématique. 55 chercheurs étaient inscrits à cette journée dont une trentaine en présentiel.



Afia
Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Thèses et HDR du trimestre

Si vous êtes au courant de la programmation de soutenances de thèses ou HDR en Intelligence Artificielle cette année, vous pouvez nous les signaler en écrivant à redaction@afia.asso.fr.



■ Thèses de Doctorat

Clemence DROUOT

« Conception dun systeme de detection des chutes par effondrement pendant la marche pour les patients atteints de Myosite a Inclusions »

Supervision : *Nathanael JARRASSE*

Le 03/04/2023, à Sorbonne universite

Louise GUILLON

« Rare cortical folding patterns detection based on an unsupervised deep learning approach »

Supervision : *Jean Francois MANGIN*

Denis RIVIERE

Le 07/04/2023, à l'Université Paris-Saclay

Adrien ROUVIERE

« Amelioration des modeles de tolerance de surface pour les couches limites en s'appuyant sur des outils d'intelligence artificielle »

Supervision : *Serge GRATTON*

Fabien MERY

Le 03/04/2023, à l'Université de Toulouse, ISAE

Yasmine ASSIOUA

« Methodologie de developpement de vehicules autonomes surs a partir d'exigences fonctionnelles et non fonctionnelles »

Supervision : *Renaud PACALET*

Rabea Ameer BOULIFA

Le 19/04/2023, à l'Institut polytechnique de Paris

Iris De GELIS

« Apprentissage profond pour la detection de changements dans des nuages de points 3D »

Supervision : *Sebastien LEFEVRE*

Thomas CORPETTI

Le 13/04/2023, à l'Université de Lorient

Slimane MAKHLOUF

« Apprendre a encherir : prediction d'evenement rare et choix de strategie »

Supervision : *Avner Bar HEN*

Francois Xavier JOLLOIS

Le 19/04/2023, à l'Université de Paris, HESAM

Read OUHAMMA

« Apprentissage par renforcement réaliste »

Supervision : *Odalric-Ambrym MAILLARD*

Vianney PERCHET

Le 14/04/2023, Université de Lille

Etienne BOESPFLUG

« Outils pour l'analyse de code et de contre-mesures pour l'injection de fautes multiples »

Supervision : *Marie Laure POTET*

Laurent MOUNIER

Cristian ENE

Le 28/04/2023, à l'Université Grenoble Alpes

Benoit MARTIN

« TTCC : Transactional-Turn Causal Consistency »

Supervision : *Mesaac MAKPAMGOU*

Marc SHAPIRO

Le 21/04/2023, à Sorbonne université



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

Imran Sk HOSSAIN

« *Contribution to Multimodal Classification Problem With Data Scarcity : Application to the Early Diagnosis of Lyme Disease* »

Supervision : *ngelbert Mephu NGUIFO*

Le 11/05/2023, Université Clermont Auvergne

Yann FRABONI

« *Fiabilité et robustesse de l'apprentissage fédéré pour applications concrètes* »

Supervision : *Marco LORENZI*

Le 11/05/2023, à l'Université Côte d'Azur

Yanis CHEMLI

« *Methods for improved brain PET quantification using super-resolution and non-negative matrix factorization* »

Supervision : *Isabelle BLOCH*

Georges El FAKHRI

Le 12/05/2023, à l'Institut polytechnique de Paris

Hui YANG

« *Knowledge extraction from large ontologies* »

Supervision : *Nicole Bidoit TOLLU*

Yue MA

Le 16/05/2023, à l'Université Paris-Saclay

Alexandre CLEMENT

« *Langages graphiques pour le contrôle quantique et l'optique linéaire* »

Supervision : *Emmanuel JEANDEL*

Simon PERDRIX

Le 16/05/2023, à l'Université de Lorraine

Matthieu KIRCHMEYER

« *Out-of-distribution Generalization in Deep Learning : Classification and Spatiotemporal Forecasting* »

Supervision : *Patrick GALLINARI*

Alain RAKOTOMAMONJY

Le 16/05/2023, à l'Université Sorbonne

Olivier ALLEGRE

« *Adapting the Prerequisite Structure to the Learner in Student Modeling* »

Supervision : *Vanda LUENGO*

Amel YESSAD

Le 17/05/2023, à Sorbonne université

Dmitrii POPOV

« *Modeling of physical interactions between a human and a robot with adaptive compliance* »

Supervision : *Anatol PASHKEVICH*

Alexandr KLIMCHIK

Le 17/05/2023, à l'École nationale supérieure Mines-Telecom Atlantique Bretagne Pays de la Loire

Alexandra BENAMAR

« *Evaluation et adaptation de plongements lexicaux au domaine à travers l'exploitation de connaissances syntaxiques et sémantiques* »

Supervision : *Anne VILNAT*

Cyril GROUIN

Le 25/05/2023, à l'Université Paris-Saclay

Amal GUEROUDJI

« *Analyses de données in situ par tâches distribuées pour les simulations haute performance* »

Supervision : *Bruno RAFFIN*

Le 26/05/2023, à l'Université Grenoble Alpes



Manal HAMZAOU

« De l'espace euclidien à l'espace hyperbolique : repenser la classification hiérarchique des images de scènes de télédétection »

Supervision : *Sebastien LEFEVRE*

Laetitia CHAPEL

Minh tan PHAM

Le 30/05/2023, à l'Université de Lorient

Angelo SAADEH

« Applications of secure multi-party computation in Machine Learning »

Supervision : *Daniel AUGOT*

Matthieu RAMBAUD

Le 08/06/2023, à l'Institut polytechnique de Paris

Quentin YANG

« Resistance à la coercition en vote électronique : conception et analyse »

Supervision : *Veronique CORTIER*

Pierrick GAUDRY

Le 23/06/2023, à l'Université de Lorraine

Yuan YIN

« Physics-Aware Deep Learning and Dynamical Systems : Hybrid Modeling and Generalization »

Supervision : *Patrick GALLINARI*

Nicolas BASKIOTIS

Le 28/06/2023, à Sorbonne université

■ Habilitations à Diriger les Recherches

Nous n'avons malheureusement pas eu connaissance ce trimestre d'HDR dans le domaine de l'IA.

N'hésitez pas à nous envoyer les informations concernant celles dont vous avez entendu parler. (redaction@afia.asso.fr).



AfIA

Association française
pour l'Intelligence Artificielle

À PROPOS DE L'AfIA

L'objet de l'AfIA, Association Loi 1901 sans but lucratif, est de promouvoir et de favoriser le développement de l'Intelligence Artificielle (IA) sous ses différentes formes, de regrouper et de faire croître la communauté française en IA et, à la hauteur des forces de ses membres, d'en assurer la visibilité.

L'AfIA anime la communauté par l'organisation de grands rendez-vous. Se tient ainsi chaque été une semaine de l'IA, la Plate-forme IA (Pfia 2022 à Saint-Étienne, Pfia 2023 à Strasbourg) au sein de laquelle se tiennent la Conférence Nationale d'Intelligence Artificielle (CNIA), les Rencontres des Jeunes Chercheurs en IA (RJCIA) et la Conférence sur les Applications Pratiques de l'IA (APIA) ainsi que des conférences/journées thématiques hébergées qui évoluent d'une année à l'autre, sans récurrence obligée.

Ainsi, Pfia 2023 a hébergé du 3 au 7 juillet 2023 à Strasbourg, outre la 26^e CNIA, les 21^{es} RJCIA et la 9^e APIA : les 6 conférences CAP, IC, JFPC, JFSMA, JIAF-JFPDA et SFC, 4 journées thématiques (ACAI, Jeux & IA, Résilience & IA, Santé & IA), et plusieurs tutoriels hébergés.

Fort de soutien de ses 439 adhérents à jour de leur cotisation en 2023, l'AfIA assure :

- le maintien d'un site Web dédié à l'IA reproduisant également les Brèves de l'IA ;
- une *journée industrielle* « Forum Industriel en IA » (FIIA 2021) ;
- une *journée recherche* « Perspectives et Défis en IA » (PDIA 2022) ;
- une *journée enseignement* « Enseignement et Formation en IA » (EFIA 2022) ;
- une « École Saisonnière en IA » (ESIA2023) ;
- la remise annuelle d'un *prix de thèse* en IA ;
- le soutien à 8 collèges ayant leur propre activité :
 - collège *Industriel* (depuis janvier 2016) ;
 - collège *Apprentissage Artificiel* (depuis janvier 2020) ;
 - collège *Interaction avec l'Humain* (depuis juillet 2020) ;

- collège *Représentation et Raisonnement* (depuis avril 2017) ;
- collège *Science de l'Ingénierie des Connaissances* (depuis avril 2016) ;
- collège *Systèmes Multi-Agents et Agents Autonomes* (depuis janvier 2017) ;
- collège *Technologies du Langage Humain* (depuis juillet 2019) ;
- collège *Création d'Événements Collaboratifs, Inclusifs et Ludiques en IA* (depuis octobre 2021) ;

- la parution trimestrielle des *Bulletins* de l'AfIA ;
- un lien entre ses membres et sympathisants sur les réseaux sociaux *LinkedIn*, *Facebook* et *Twitter* ;
- le *parrainage* scientifique, mais aussi éventuellement financier, d'événements en IA ;
- la diffusion mensuelle de *Brèves* sur les actualités de l'IA en France (*abonnement* ou *envoi* à la liste) ;
- la réponse aux consultations officielles ou officieuses (Ministères, Missions, Organismes) ;
- la réponse aux questions de la presse, écrite ou orale, également sur internet ;
- la divulgation d'offres de *collaborations*, de *formations*, d'*emploi*, de *thèses* et de *stages*.

L'AfIA organise aussi des *journées communes* avec d'autres associations. Pour 2022 : *Réalité Virtuelle & IA* avec le GDR IG-RV; *Simulation & IA* avec le réseau DEVS/RED.

Enfin, l'AfIA encourage la participation de ses membres aux grands événements de l'IA, dont Pfia. Ainsi, les membres de l'AfIA, pour leur inscription à Pfia, bénéficient d'une réduction équivalente à deux fois le coût de leur adhésion, leur permettant d'assister à Pfia 2023 sur 5 jours au tarif de 114€ TTC !

Rejoignez-nous vous aussi et *adhérez* à l'AfIA pour contribuer au développement de l'IA en France. L'adhésion peut être individuelle ou au titre de personne morale. Merci également de susciter de telles adhésions en diffusant ce document autour de vous !



CONSEIL D'ADMINISTRATION

Benoit LE BLANC, président
Domitile LOURDEAUX, vice-présidente
Isabelle SESÉ, trésorière
Grégory BONNET, secrétaire
Dominique LONGIN, rédacteur
Emmanuel ADAM, porte-parole
Catherine ROUSSEY, webmestre

Autres membres :

Gayo DIALLO, Gaël DIAS, Bernard GEORGES,
Thomas GUYET, Frédéric MARIS, Davy MON-
TICOLO, Gauthier PICARD, Valérie REINER, Cé-
line ROUVEIROL, Fatiha SAÏS, Ahmed SAMET.

COMITÉ DE RÉDACTION

redaction@afia.asso.fr

Emmanuel ADAM
Rédacteur

Grégory BONNET
Rédacteur en chef adjoint
resp-gt-redaction@afia.asso.fr

Gaël LEJEUNE
Rédacteur

Dominique LONGIN
Rédacteur en chef
resp-gt-redaction@afia.asso.fr

LABORATOIRES ET SOCIÉTÉS ADHÉRANT COMME PERSONNES MORALES

Airbus Defense and Space SAS, Ardans, Berger-Levrault, Crédit Agricole SA, École des mines de Saint-Étienne, École nationale d'ingénieurs de Brest, École nationale supérieure de cognitique, Eurodecision, GREYC, INRAE, IMT Mines d'Alès, IRIT, ITHAKE, LAAS-CNRS, LAMSADE, LIASD, LIMICS, LIRIS, MISTEA INRAE Occitanie, Mondeca, Onera, Thales Research & Technology, Université d'Angers.

■ Pour contacter l'Afia

Président

Benoit LE BLANC
École Nationale Supérieure de Cognitique
Bordeaux-INP
109 avenue Roul, 33400 Talence
Tél. : +33 (0) 5 57 00 67 00
president@afia.asso.fr

Serveur WEB

<http://www.afia.asso.fr>

Adhésions, liens avec les adhérents

Isabelle SESÉ
tresorier@afia.asso.fr

■ Calendrier de parution du Bulletin de l'Afia

	Hiver	Printemps	Été	Automne
Réception des contributions	15/12	15/03	15/06	15/09
Sortie	31/01	30/04	31/07	31/10