



HAL
open science

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

Georges Kariniotakis

► **To cite this version:**

Georges Kariniotakis. Recherche en IA pour l'énergie au Centre PERSEE de Mines Paris - PSL. Bulletin de l'Association française pour l'intelligence artificielle (AFIA), 2023, pp. 39-47. hal-04262679

HAL Id: hal-04262679

<https://hal.science/hal-04262679>

Submitted on 30 Oct 2023

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

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

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

Centre PERSEE/Groupe ERSEI
Mines Paris-PSL
www.minesparis.psl.eu

Georges KARINIOTAKIS
georges.kariniotakis@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, hydro 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 renouvelable. 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 de 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. A 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 [1]. 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 SafeWind (FP7) sur la prévision de l'énergie éolienne et ses applications [2]. 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) [3] sur la prévision renouvelable et ses applications. L'ensemble de ces travaux, guidés par l'excellence et l'application, a permis au Centre

d'acquérir 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 1 montre un aperçu de l'évolution du domaine et des travaux passés et présents du groupe de recherche ERSEI (Energies Renouvelables et Systèmes Energétiques 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 [4].

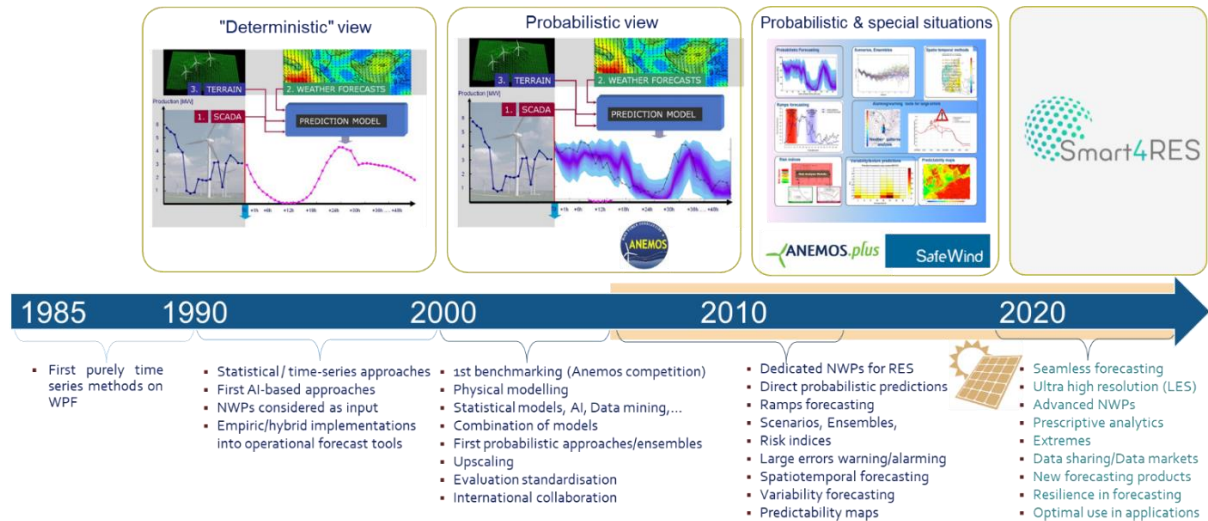


Figure 1: Prévision de la production renouvelable : aperçu de l'évolution de l'état de l'art et des travaux de PERSEE conduits dans le domaine depuis les années '90.

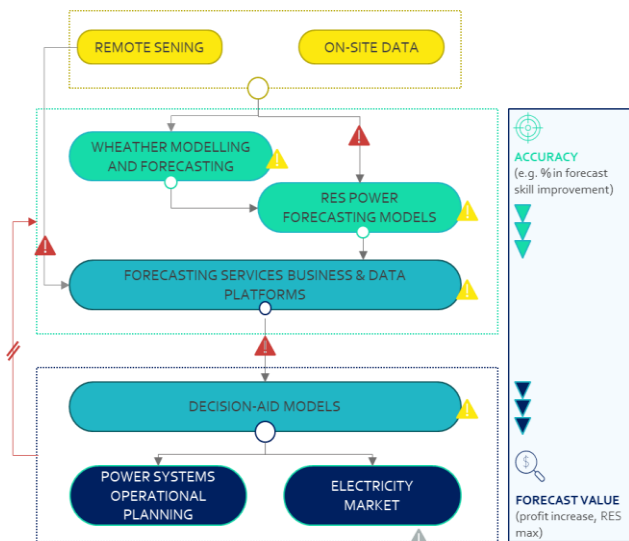


Figure 2: Chaîne typique des modèles de prévision EnR.

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 13 partenaires originaires de 7 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 - Figure 2.

Contributions de recherche de PERSEE

Ci-après nous proposons une sélection i) des contributions majeures réalisées par PERSEE durant le projet et ii) des principaux travaux préfigurateurs conduits par le Centre les dernières années ayant permis de définir certaines 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 [5].

Dans la thèse de G. Agoua (2014-2017) nous avons proposé des méthodes spatiotemporelles probabilistes pour la prévision PV [6], [7] incluant de nouvelles approches pour la normalisation des données [8]. Nous avons aussi contribué au développement d'une méthodologie de référence pour les prévisions probabilistes multivariées de l'irradiation solaire [9] 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 [10]. 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 a démontré la nécessité d'utiliser des mesures plus fines pour éviter la génération de perturbations au niveau du réseau [11]. Enfin, nous avons contribué à un article de synthèse sur les prévisions solaires dans la revue *Renewable and Sustainable Energy Reviews* [12].

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) multi-source composée de centrales éoliennes, solaires et hydroélectriques [12]. Cette contribution a permis d'enrichir notablement l'état de l'art qui jusqu'à présent considérait des modèles de prévision silotés 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) [13]. 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 [14].

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.

Grace 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 [15].

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 - Figure 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 « *analog ensembles* » dans le cadre de la thèse de T. Carriere (2016-2020) avec notamment une première publication dans *IEEE Transactions on SmartGrid* [16].

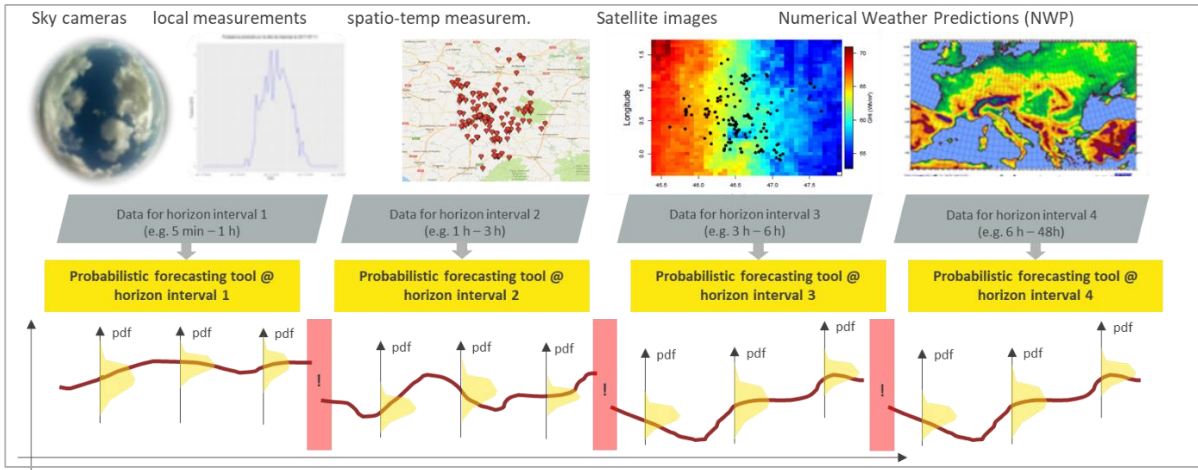


Figure 3: La chaîne classique de prévision EnR est composée de multiples modèles chacun développé pour une échelle de temps particulière.

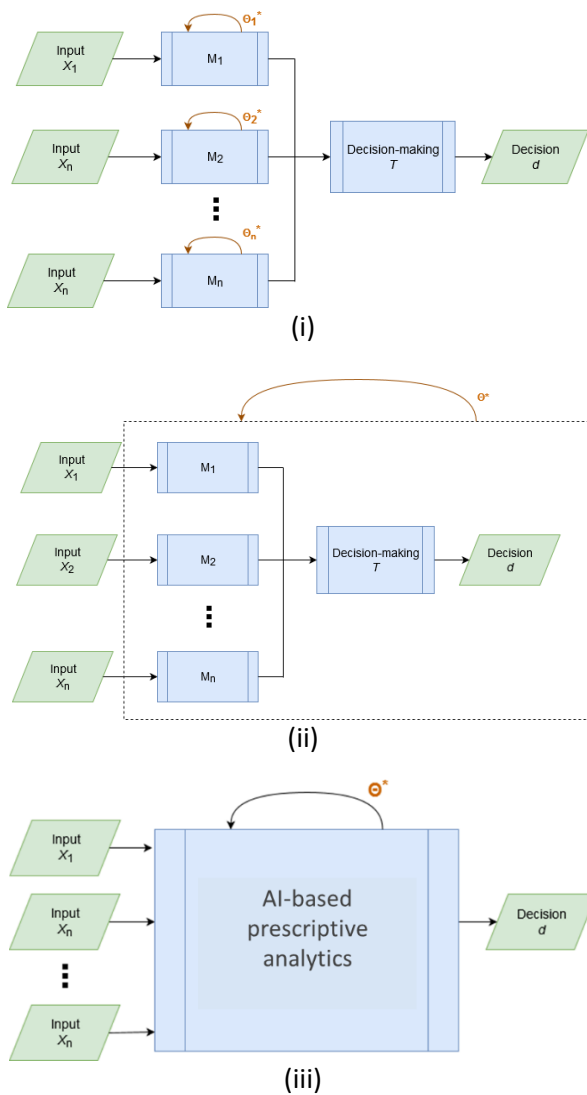


Figure 4 : (i) La chaîne Classique de modèles « Prévision puis Optimisation ». (ii) le concept de prévision orientée « valeur ». (iii) L'approche prescriptive où les étapes de prévision et d'optimisation sont considérées comme une étape unique.

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 original, 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 [17], des centrales VPPs [13], des agrégateurs résidentiels de smart-homes [18], [19], [20], des processus industriels impliquant le productible EnR [21], et pour les micro-réseaux [22], [23].

Les chaînes de modèles développés selon le paradigme classique 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 11 modèles (10 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 4-i.

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 4-ii. 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 [26].

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* [24]. 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 [25], [27].

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] G. Kariniotakis, G. Stavrakakis, E. Nogaret, Wind Power Forecasting Using Advanced Neural Networks Models, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 11(4) :762 – 767, 1996.
- [2] <http://www.anemos-project.eu>, <http://www.anemos-plus.project.eu>, <http://www.safewind.eu>
- [3] <http://www.smart4res.eu>
- [4] G. Kariniotakis. Renewable Energy Forecasting: From Models to Applications. *Elsevier - Woodhead Publishing*, pp. 386, 2017.
- [5] K. Bellinguer et al, A generic methodology to efficiently integrate weather information in short-term photovoltaic generation forecasting models. *Solar Energy*, 244 :401-413, 2022.
- [6] G. Agoua, R. Girard, G. Kariniotakis. Probabilistic Model for Spatio-Temporal Photovoltaic Power Forecasting. *IEEE Trans. on Sustainable Energy*, 10 (2):780-789, 2019.
- [7] G. Agoua, R. Girard, G. Kariniotakis. Photovoltaic Power Forecasting: Assessment of the Impact of Multiple Sources of Spatio-Temporal Data on Forecast Accuracy. *Energies*, 2021, *Energies* 14(5), 1432; 2021.
- [8] G. Agoua, R. Girard, G. Kariniotakis. Short-Term Spatio-Temporal Forecasting of Photovoltaic Power Production. *IEEE Trans. on Sustainable Energy*, 9 (2), 538 - 546, 2018.
- [9] Dennis van der Meer. A benchmark for multivariate probabilistic solar irradiance forecasts. *Solar Energy*, 225, :286-296, 2021.
- [10] A. Frimane, J. Munkhammar, D. Ven der Meer. Infinite hidden Markov model for short-term solar irradiance forecasting. *Solar Energy*, 244, 331-342, 2022.
- [11] F. Sossan, E. Scolari, R. Gupta, M. 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.
- [12] D. Yand, D. Van der Meer 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.
- [13] S. Camal et al. Scenario generation of aggregated Wind, Photovoltaics and small Hydro production for power systems applications. *Applied Energy*, 242, 1396-1406, 2019.
- [14] S. Camal, A. Michiorri, G. Kariniotakis. Reliable Provision of Ancillary Services from Aggregated Variable Renewable Energy Sources through Forecasting of Extreme Quantiles. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1-15, 2022.
- [15] R. Dupin et al. Extreme Quantiles Dynamic Line Rating Forecasts and Application on Network Operation. *Energies*, 13 (12) :3090, 2020.
- [16] K. Bellinguer, V. Mahler, S. Camal and G. Kariniotakis, "Probabilistic Forecasting of Regional Wind Power Generation for the EEM20 Competition: a Physics-oriented Machine Learning Approach," 2020 17th International Conference on the European Energy Market (EEM), Stockholm, Sweden, 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/EEM49802.2020.9221960.
- [17] T. Carriere, C. Vernay, S. Pitaval, G. Kariniotakis. A Novel Approach for Seamless Probabilistic Photovoltaic Power Forecasting Covering Multiple Time Frames. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11 (3) :2281-2292, 2020.
- [18] T. Carriere, C. Vernay, S. Pitaval, F.P Neirac., G.

- Kariniotakis. Strategies for Combined Operation of PV/Storage Systems Integrated into Electricity Markets. *IET Renewable Power Generation*, 14(1) :71-79. 2020.
- [18] C. A. Correa Florez, A. Gerossier, A. Michiorri, G. Kariniotakis. Stochastic operation of home energy management systems including battery cycling. *Applied Energy*, 225 :1205-1218, 2018.
- [19] C. A. Correa Florez, A. Michiorri, G. Kariniotakis. Optimal Participation of Residential Aggregators in Energy and Local Flexibility Markets. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(2) :1644-1656, 2020.
- [20] C. A. Correa Florez, A. Michiorri, G. Kariniotakis. Robust optimization for day-ahead market participation of smart-home aggregators. *Applied Energy*, 229, :433-445, 2018.
- [21] S. Ledur et al. Identification and Quantification of the Flexibility Potential of a Complex Industrial Process for Ancillary Services Provision. *Electric Power Systems Research*, 212, 2022.
- [22] E. Grover-Silva, R. Girard, G. Kariniotakis. Optimal sizing and placement of distribution grid connected battery systems through an SOCP optimal power flow algorithm. *Applied Energy*, 219 :385-393, 2018.
- [23] E. Grover-Silva et al. A Stochastic Optimal Power Flow for Scheduling Flexible Resources in Microgrids Operation. *Applied Energy*, 229(1) :201-208. 2018.
- [24] T. Carriere, G. 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.
- [25] A. Stratigakos, S. Camal, A. Michiorri, G. Kariniotakis. Prescriptive Trees for Integrated Forecasting and Optimization Applied in Trading of Renewable Energy. *IEEE Transactions on Power Systems*, 37(6) :4696-4708, 2022.
- [26] A. Stratigakos, P. Andrianesis, A. Michiorri, G. Kariniotakis. Towards Resilient Energy Forecasting: A Robust Optimization Approach. *IEEE Transactions on Smart Grid*, doi: 10.1109/TSG.2023.3272379. 2023.
- [27] A. Stratigakos, D. van der Meer, S. Camal and G. Kariniotakis. End-to-end Learning for Hierarchical Forecasting of Renewable Energy Production with Missing Values. 17th Int. Conf. on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), Manchester, R.U., 2022.