



HAL
open science

Modélisation et prise de décision pour le système électrique

Andrea Michiorri

► **To cite this version:**

Andrea Michiorri. Modélisation et prise de décision pour le système électrique. Energie électrique. UNIVERSITE GRENoble ALPES, École Doctorale EEATS (Electronique, Electrotechnique, Automatique et Traitement du signal), 2021. <tel-03536025>

HAL Id: tel-03536025

<https://hal.science/tel-03536025v1>

Submitted on 19 Jan 2022

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

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



HAL Authorization

HABILITATION A DIRIGER LA RECHERCHE

Pour obtenir le diplôme

DE L'UNIVERSITE GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Génie électrique**

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

« **Andrea / MICHIORRI** »

préparée au sein du **Laboratoire PERSEE (Procédés, Energies renouvelables et Systèmes Energétiques)** de MINES Paris

dans l'**École Doctorale EEATS (Electronique, Electrotechnique, Automatique et Traitement du signal)**

Thèse soutenue publiquement le « **2021/11/25** »,
devant le jury composé de :

Mr, Benoit, ROBYNS

Professeur, Université de Lille 1, Président

Mr, Bruno, FRANCOIS

Professeur, Ecole Centrale de Lille, Rapporteur

Mr, Marc, PETIT

Professeur, Centrale Supélec, Rapporteur

Mr, Philippe, POGGI

Professeur, Université de Corse, Rapporteur

Mme, Zita, VALE

Professeur, Instituto Politécnico do Porto, Examineur

Mr, Nouredine, HADJ-SAID

Professeur, Grenoble INP, Examineur

Mr, Georges, KARINIOTAKIS

Directeur de Recherche, MINES Paris, Examineur



Modélisation et prise de décision pour le système électrique

Mémoire pour l'Habilitation à Diriger des Recherches

Auteur :

Andrea MICHIORRI

MINES ParisTech, PSL University,

Centre procédés, énergies renouvelables et systèmes énergétiques (PERSEE),

CS 10207 rue Claude Daunesse

06904 Sophia Antipolis Cedex, France

Tel: +33 (0)4 93678977

email: andrea.michiorri@minesparis.psl.eu

page blanche

*cerco le qualità che non rendono
in questa razza umana
che adora gli orologi
e non conosce il tempo*
(G. L. Ferretti)

Table des matières

Table des matières	iii
Liste des figures	vi
Liste des Tableaux	x
Résumé.....	xi
Remerciements	xii
1 Introduction	1
1.1 Contexte	1
1.2 Périmètre du domaine de recherche	4
1.3 Notes concernant la structure du manuscrit.....	5
2 Météo et réseau électrique.....	6
2.1 Etat de l’art.....	9
2.2 Estimation du gisement et avantages.....	10
2.3 Estimation de l’ampacité à partir de la météo	12
2.4 Application dans le transport et pour la fiabilité	14
3 Stockage distribué.....	17
3.1 Etat de l’art.....	18
3.2 Gestion du stockage basée sur les prévisions.....	20
3.3 Dimensionnement du stockage.....	24
3.4 Gestion du stockage distribué	29
4 Prévisions pour la prise de décisions.....	34
4.1 Etat de l’art.....	36
4.2 Prévision de l’ampacité des composants du réseau.....	37
4.3 Prévision pour les services système par les renouvelables	41

4.4	Amélioration des quantiles bas	43
5	Éléments de perspectives à moyen et long terme	48
5.1	Actions de recherche à moyen terme et verrous	49
5.1.1	Prévision de l'ampacité dynamique.....	49
5.1.2	Application de l'ampacité dynamique dans la planification	50
5.1.3	Développement des outils pour une meilleure exploitation des limites thermiques des composants.....	52
5.1.4	Prévision des prix de l'électricité et des services système	54
5.1.5	Gestion de la flexibilité décentralisée.....	56
5.1.6	Stratégies compétitives de participation aux marchés locaux de flexibilité et énergie.....	57
5.1.7	Intégration des nouvelles sources de données	58
5.1.8	Intégration de la modélisation détaillée du comportement thermochimique des batteries	59
5.2	Perspectives à long terme	60
6	Liste détaillée des encadrements de thèse et de stage.....	62
6.1	Thèses	62
6.1.1	Prévision du Dynamic Line Rating et Impact sur la Gestion du Système Electrique.....	62
6.1.2	Optimisation des flexibilités des « producteurs-consommateurs »	62
6.1.3	Offre de services réseau par des renouvelables : prévision de la capacité	62
6.1.4	Prévision court-terme des prix des services système et stratégie de valorisation pour une centrale virtuelle à base de renouvelables	63
6.2	Stages	63
6.2.1	Quantification of the value of intraday rescheduling in the predictive management of a microgrid.....	63

6.2.2	Développement d'un simulateur pour la gestion prédictive stochastique d'un système électrique intelligent.....	63
6.2.3	Prévision des prix de l'électricité basé sur une modélisation physique et statistique	63
6.2.4	Ampacité dynamique des lignes aériennes et impact sur les services système	63
6.2.5	Short term forecast of aggregated renewable production.....	64
6.2.6	Ancillary services from renewables	64
7	Listes exhaustives des travaux, brevets et publications	65
7.1	Articles de revue.....	65
7.2	Articles de colloques	66
7.3	Thèse de doctorat	69
7.1	Brevets	70
7.2	Articles en préparation.....	70
8	Rayonnement scientifique et actions à l'international	71
8.1	Éléments de visibilité et prix.....	71
8.1.1	Membre élu du conseil d'administration de l'Association EUREC. A partir de 2019.....	71
8.1.2	Président de la commission formation de l'association Thinksmartgrids. A partir de 2018.....	71
8.1.3	Expertise projet Investissements d'Avenir	72
8.1.4	Membre du groupe de travail CIRED WG 2019-3 « Flexibility in active distribution systems ». 2019 – 2020	72
8.1.5	Reviser pour plusieurs journaux du secteur	73
8.1.6	Rapporteur de These	73
8.1.7	Prix et reconnaissance	73
8.2	Financement et coordination de projets de recherche.....	74

8.2.1	Projet REgions, 2020-2023	74
8.2.2	REstable, 2016-2019.....	74
8.2.3	SENSIBLE, 2015-2018	74
8.2.4	SEAS, 2014-2016	74
8.2.5	Nice Grid, Grid4EU, 2011-2015	75
8.3	Participation à d'autres projets de recherche ou enseignement	75
8.3.1	MOST, 2018-2021.....	75
8.3.2	ProDLR, 2016-2018.....	75
8.3.3	SmartDemand, 2018	75
8.3.4	FlexiHome, 2019.....	75
8.4	Enseignement.....	76
8.4.1	Mastère Spécialisé « Energies Renouvelables »	76
8.4.2	Cours « Introduction au système électrique ».....	76
8.4.3	Cours « Prévisions pour les réseaux électriques intelligents »	76
9	Références externes.....	77

Liste des figures

Figure 1: Evolution du LCOE pour différents ressources renouvelables et comparaison au cout d'énergies fossiles (Anuta et al., 2019)	2
Figure 2: Evolution du prix du stockage électrique (Ziegler and Trancik, 2021)	2
Figure 3: Réduction des coûts de télécommunication, stockage des données et puissance de calcul dans le temps. (The Economist, 2019).....	3
Figure 4: Visualisation des compétences dans différents domaines d'expertise de l'ingénierie énergétique.	5
Figure 5: <i>Représentation de l'affaissement et de la distance de dégagement pour une ligne aérienne</i>	6

Figure 6: Exemple de modélisation physique et sources de données disponibles pour le calcul de l'ampacité d'une ligne (Dupin and Michiorri, 2017).....	7
Figure 7: Probabilité cumulée pour l'ampacité des composants d'un typique réseau de distribution à haute tension exposé au climat de Valley (Pays des Galles septentrional). Légende : 150mm ² câble électrique enterré, IEC ON 45 transformateur a refroidissement naturel de 45 MVA, Lynx 50 conducteur aérien, IEC OF 240 transformateur de poste source de 240 MVA a refroidissement forcé. (Michiorri et al., 2009).....	11
Figure 8: Probabilité cumulée pour l'ampacité des composants d'un typique réseau de distribution à haute tension exposé au climat de Valley (Pays des Galles septentrional). Détail pour les transformateurs et les câbles enterrés. Légende : comme en Figure 7. (Michiorri et al., 2009)	11
Figure 9: Comparaison entre a) la courbe de durée de l'ampacité d'une ligne aérienne, b) la courbe de production d'une éolienne dans le même lieu, c) les ampacités statiques saisonnières pour la même ligne et d) le pouvoir d'interruption du disjoncteur. (Michiorri et al., 2009)	12
Figure 10: Estimation de l'ampacité en temps réel: validation expérimentale pour l'estimation de la température (Michiorri et al., 2010)	13
Figure 11: Estimation de l'ampacité en temps réel: algorithme Monte Carlo (Michiorri et al., 2010).....	14
Figure 12: Coût en fonction de l'ampacité pour des méthodes différentes de calcul du risque et comparaison avec l'ampacité statique (triangle). Légende : KDE (Kernel Density Estimation), MDNN (Mixture Density Neural Network), QLR (Quantile Linear Regression), QRF (Quantile Random Forest) : (Dupin et al., 2019a)	16
Figure 13: Exemple de linéarisation par morceau du coût de cyclage en fonction de la profondeur de décharge pour une batterie Li-ion. (Correa Florez et al., 2018b)	17
Figure 14: Impact du quantile choisi comme variable de contrôle pour un système hybride PV-stockage. (Michiorri et al., 2013b)	21
Figure 15: Impact de la taille de l'échantillon d'apprentissage sur la performance de deux modèles de prévision : linéaire et forêt d'arbres aléatoire, pour plusieurs	

horizons de prévision. Légende : Lin (Lineaire), RF (Random Forest) (Michiorri et al., 2013a)	22
Figure 16: Importance de la fréquence de mise à jour des prévisions et du plan de stockage (Michiorri et al., 2013b).....	23
Figure 17: Impact de la taille de l'échantillon d'apprentissage des prévisions (Kariniotakis et al., 2013) pour un système hybride PV-stockage.....	24
Figure 18: Dimensionnement du stockage, séries temporelles synthétiques des erreurs de prévision. Légende : α (autocorrélation) σ (déviation standard) (Michiorri et al., 2018).....	26
Figure 19: Dimensionnement du stockage, ROI en fonction des la taille du stockage, en puissance et énergie. (Michiorri et al., 2018)	26
Figure 20: Dimensionnement optimal du stockage dans un système hybride PV-stockage. Solutions optimales tenant compte de l'effet de la dégradation de la batterie due à la température. (Michiorri et al., 2020)	28
Figure 21: Dimensionnement optimal du stockage dans un système hybride PV-stockage. Solutions optimales du problème d'optimisation multi-objectif pour plusieurs pays . (Michiorri et al., 2020)	29
Figure 22: Offres de flexibilités sur plusieurs locations commerciales fournies par les stockages distribués coordonnées par l'agrégateur.	31
Figure 23: Diagramme des ressources et du schéma d'agrégation (Correa Florez et al., 2019a).....	32
Figure 24: Front de Pareto pour les scenarios de l'optimisation robuste. En vert : scenarios, bleu : solutions dominantes, bleu: solution déterministe. (Correa Florez et al., 2019b)	33
Figure 25: Effet de différents niveaux de robustesse sur prix et volume des offres de flexibilité. Légende : DA (prévision prix day ahead), PV (prévision production PV), D (prévision de la demande électrique) (Correa Florez et al., 2019b).....	33
Figure 26: Exemple des prévisions probabilistes RTLR sur une période de quatre jours avec le modèle QRF. (Dupin et al., 2019a).....	38

Figure 27: Schéma de fonctionnement d'un modèle de régression quantile par forêt aléatoire	39
Figure 28: Comparaison des critères d'évaluation des quatre modèles considérés, selon l'horizon prévisionnel. Légende : QLR (Quantile Linear Regression), QRF (Quantile Random Forest), KDE (Kernel Density Estimation), MDNN (Mixed Density Neural Network) (Dupin et al., 2019a)	39
Figure 29: Importance relative des variables explicatives pour la prévision de l'ampacité d'un câble électrique enterré sur les horizons temporeux de 1 à 36 heures. Pour un sol riche en argile (en haut) et un sol sableux (en bas). Légende : 2T (température ambiante à 2m), LSP (précipitation), SKT (température à la surface du sol), STLi (température du sol au niveau i, de 7 à 289 cm), SWVLi (humidité du sol au niveau i, de 7 à 289 cm), I_{h-k} (intensité de courant observée à k intervalles avant l'horizon h), T_{h-k} (température du sol observée à k intervalles avant l'horizon h), r_{h-k} (précipitation observée à k intervalles avant l'horizon h) (Bracale et al., 2019).	40
Figure 30: Capacité annuelle moyenne de réserve dans des configuration d'agrégation différentes des parcs renouvelables intermittents, de (Zhang and Michiorri, In preparation)	42
Figure 31: Prévisions de capacité aFRR par rapport à la mesure et aux prévisions de production (intervalles prédictifs à l'échelle bleue, de 10 % à 90 %), de (Camal et al., 2018).....	43
Figure 32: Fonction de densité de probabilité d'un modèle de prévision probabiliste sur plusieurs horizons. Version initiale (noir) et modification pour les quantiles bas. (Camal et al., In preparation).....	44
Figure 33: Exemple de neuf clusters générés à partir de prévisions probabilistes de l'ampacité d'une ligne. Pour chaque cluster la valeur du paramètre p correspondant est reportée. (Dupin et al., 2020a).....	46
Figure 34: Amélioration de la qualité de la prévision dans le dernier percentile de la distribution de probabilité des prévisions pour l'ampacité en day ahead. A gauche la performance du modèle de prévision traditionnel et à droite l'amélioration après application de la prévision améliorée pour les quantiles bas. (Dupin et al., 2020a)..	47

Figure 35: Amélioration de la qualité de la prévision dans le dernier percentile de la distribution de probabilité des prévisions. pour la production. A gauche la performance du modèle de prévision traditionnel et à droite l'amélioration après application de la prévision améliorée pour les quantiles bas. (Camal et al., In preparation)	47
Figure 36: DLR sans contact, élaboration de l'image et identification de la flèche de la catenaire.....	53
Figure 37: Architecture du marché local de flexibilité et (droite) implémentation sur microordinateurs.....	56

Liste des Tableaux

Tableau 1: Axes et sous axes de recherche avec références aux paragraphes respectifs	4
--	---

Résumé

Andrea MICHIORRI, PhD

Adresse: 1, Rue Claude Daunesse, 06904 Sophia-Antipolis, France

Tél: +33 (0)4 93 67 89 77

Email: andrea.michiorri@minesparis.ps.eu

Carrière

Chargé de recherche, MINES Paris, PSL University, depuis Nov. 2011, Sophia Antipolis, France

Dans le centre PERSEE (Procédés, Energies Renouvelables et Systèmes Energétiques), recherche sur l'intégration des renouvelables dans le réseau électrique, gestion prédictive, décision sous incertitude, réseaux intelligents et dynamic line rating.

Coordination de projets : Coordinateur scientifique du projet REstable. Coordinateur scientifique de la participation de PERSEE dans le projet REgions, SENSIBLE, MOST, ProDLR, SmartDemand, FlexiHome, NiceGrid.

Enseignement et supervision : Responsable du Mastère Spécialisé « Energies Renouvelables » et du cours « Introduction au système électrique » livres à MINES-ParisTech et Shanghai Jiao Tong University. Maître de thèse de trois thèses de doctorat, superviseur de six stages de recherche.

Visibilité : Membre élu du conseil d'administration de l'Association of European Renewable Energy Research Centers (EUREC). Président de la commission formation de l'association Thinksmartgrids. Lauréat avec le projet REstable du « Prix franco-allemand de l'innovation pour les énergies renouvelables 2016 » et du European Energy Project 2017. Membre du groupe de travail CIGRE WG B.59 « DLR Forecasting ». Membre du groupe d'expert dans l'Action COST ES1002 - Weather Intelligence for Renewable Energies (WIRE). Lauréat avec le projet « Active network management based on component thermal properties » du Prix « IET Innovation Awards 2010 » dans la catégorie « Power and Energy ».

Power system analyst, Smarter Grid Solutions, de Jan. 2010 à Oct. 2011, Glasgow, UK

Power system analysis, évaluation des connexions au réseau des renouvelables, analyse coûts-bénéfices, responsable technique du développement de deux projets innovants.

Formation

Doctorat, Université de Durham, de Oct. 2006 à Juin. 2010, Durham, Royaume Uni

Recherche sur le domaine « Contrôle actif du réseau basé sur le comportement thermique de ses composants ». Recherche en collaboration avec ScottishPower EnergyNetworks, AREVA T&D, PB Power and Infoterra.

Laurea, "La Sapienza" – Université de Rome, de Sep. 1999 à Déc. 2005, Rome, Italie

Génie mécanique et énergétique. Diplôme pour la thèse « Cryo-réfrigérateurs de type Pulse tube : modélisation et validation expérimentale ».

Publications sélectionnées

- [1] Michiorri, A., et al., "Forecasting for dynamic line rating", (2015) Renewable and Sustainable Energy Reviews, 52, pp. 1713-1730. DOI: 10.1016/j.rser.2015.07.134
- [2] Michiorri, A., et al., "Investigation into the influence of environmental conditions on power system ratings", (2009) Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment, 223 (4), pp. 743-757. DOI: 10.1243/09576509JPE718
- [3] Michiorri, A., et al., "Overhead line real-time rating estimation algorithm: Description and validation", (2010) Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy, 224 (3), pp. 293-304. DOI: 10.1243/09576509JPE859

Remerciements

Le travail présenté dans ce rapport a été effectué principalement dans le Centre Procédés, Energies Renouvelables et Systèmes Energétiques (PERSEE) de MINES Paris, PSL University.

Je tiens à remercier très chaleureusement Monsieur Georges KARINIOTAKIS, directeur de recherche à PERSEE pour m'avoir accueilli dans le Groupe Énergies Renouvelables et Systèmes Électriques Intelligents (ERSEI) et pour sa guide et ses conseils. Je tiens aussi à remercier, Arnaud RIGACCI, Didier MAYER et François-Pascal NEIRAC pour l'expérience qu'ils m'ont transmis et l'environnement de travail positif qu'ils ont contribué à créer.

Je tiens aussi à remercier Mr Benoit ROBYNS, Professeur à l'Université de Lille 1 pour avoir présidé au jury d'habilitation et Mr Bruno FRANCOIS, Professeur à l'Ecole Centrale de Lille, Mr Marc PETIT, Professeur à Centrale Supélec et Mr Philippe POGGI, Professeur à l'Université de Corse, pour l'honneur d'accepter d'être rapporteur de mon mémoire. Je tiens aussi à remercier Mme Zita VALE, Professeur à l'Instituto Politécnico do Porto, Mr Georges KARINIOTAKIS, Directeur de Recherche à MINES Paris, PSL University et Mr Nouredine HADJ-SAID, Professeur à Grenoble INP pour l'intérêt montré à ces travaux et la disponibilité à participer à ce jury.

Pour conclure, je tiens à remercier et mes élèves et mes collègues, au centre PERSEE et dans les autres collaborations nationales et internationales, qui ont tous contribué à former les détails de ces recherches.

1 Introduction

Ce mémoire présente les travaux scientifiques menés ou coordonnés dans le domaine de la modélisation et prise de décisions pour le système électrique. Dans la plupart des cas ils se réfèrent aux périodes des études doctorales à l'Université de Durham et surtout à mon rôle au Centre Procédés, Energies Renouvelables et Systèmes Energétiques (PESREE) de MINES Paris, PSL University, rejoint en 2011 dans le cadre d'un Tenure Track et ensuite intégré comme chercheur permanent.

1.1 Contexte

L'activité de recherche développée durant les années se concentre sur le domaine de l'intégration des énergies renouvelables au réseau électrique. Dans ce domaine assez large, elle se caractérise par l'utilisation de solutions innovantes comme 1) l'impact de la météo sur les composants des systèmes électriques, 2) l'utilisation du stockage distribué et 3) l'utilisation des prévisions dans la prise de décision. Les trois axes se croisent souvent, notamment concernant l'application des prévisions.

Avant de détailler les recherches effectuées pendant les dernières années, il sera présenté un panorama sur les forces qui contribuent à donner forme au système électrique moderne.

Le domaine de la recherche sur le système électrique a été défini durant les dernières années par ces macro trends à caractère éminemment économique et technologique qui se résument dans la diffusion :

- Des sources d'énergies renouvelables
- Du stockage électrochimique pour le transport et le réseau
- Des technologies TIC, y compris dans le secteur électrique

Le premier trend est interne au système énergétique et est le résultat d'une série de politiques, démarrées dans les années '80, visant à réduire la dépendance énergétique des pays occidentaux des importations et de décarboner l'économie. La recherche, principalement concentrées sur les technologies de conversion s'est après intéressée aussi aux problèmes d'intégration. La successive réduction du coût de production par ces sources, arrivée au-dessous du coût de parité de réseau dans

plusieurs régions du monde, a récemment ouvert un autre chapitre de cette histoire. Ce phénomène est clairement visible en Figure 1 ci-dessous.

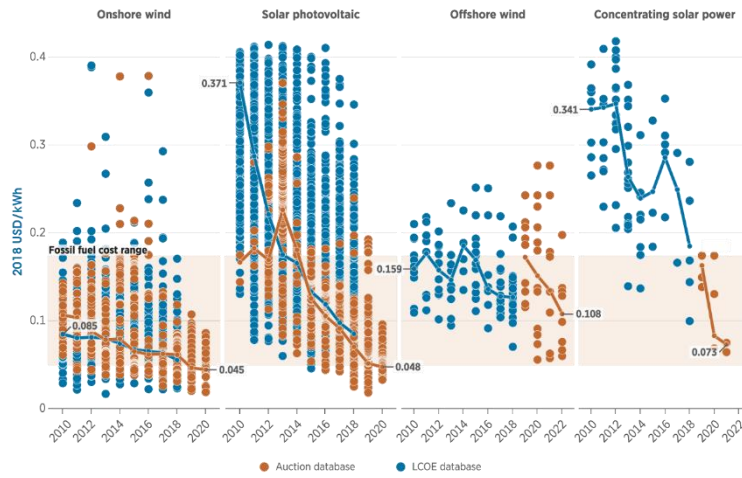


Figure 1: Evolution du LCOE pour différents ressources renouvelables et comparaison au cout d'énergies fossiles (Anuta et al., 2019)

Le deuxième trend est externe au monde de l'énergie mais plutôt lié au développement de l'industrie des batteries. L'attention de cette industrie a d'abord été portée sur les applications à plus hautes valeurs ajoutées (et petite taille) comme la mobilité des appareils électroniques, pour cibler ensuite le transport et enfin l'énergie. Une récente analyse (Ziegler and Trancik, 2021) décrit cet aspect et un résumé peut être observé en Figure 2.

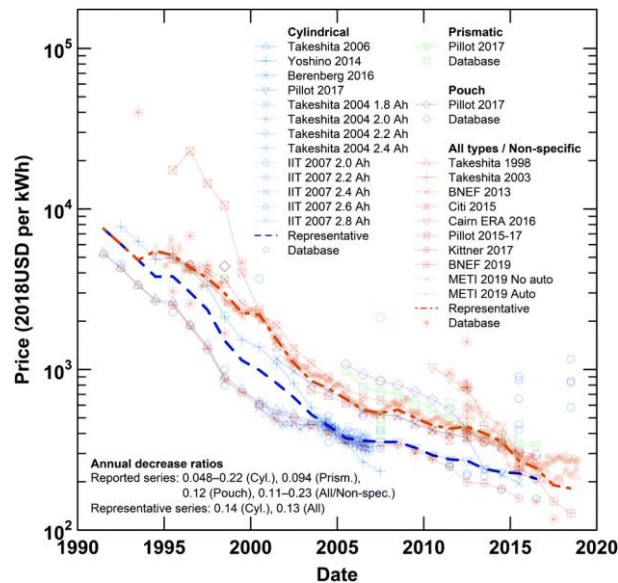


Figure 2: Evolution du prix du stockage électrique (Ziegler and Trancik, 2021)

Enfin, le troisième trend est aussi externe au monde de l'énergie : les développements dans les Technologies de l'Information et de la Communication ont été constants dans la capacité et vitesse de transmission des données et dans leur élaboration. Le résultat est un intérêt croissant dans la création de valeur à travers la meilleure gestion et organisation des ressources. Sa transposition dans le secteur électrique se décline avec l'installation de compteurs communicants et intelligents, de nouveaux capteurs comme les unités de mesure de phase (PMU) ou de l'ampacité des lignes, et de l'application des techniques d'intelligence artificielle pour l'analyse et la prise de décision sur les nouvelles masses de données disponibles. La réduction de cout pour télécommunications, mémoire et capacité de calcul dans les dernières décennies est visualisé en Figure 3.

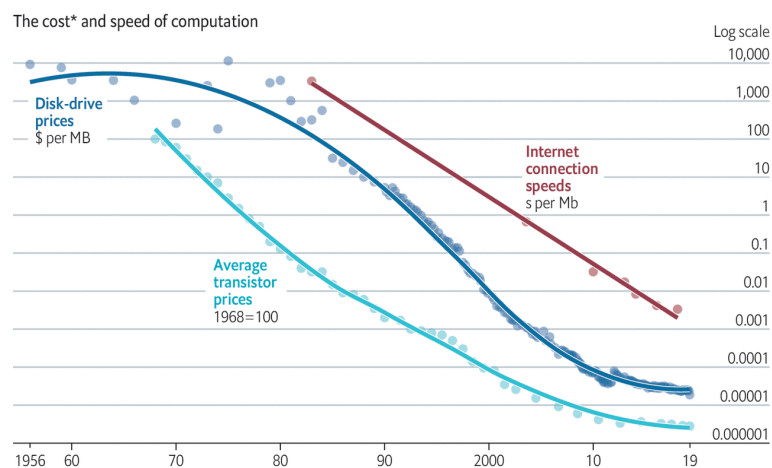


Figure 3: Réduction des coûts de télécommunication, stockage des données et puissance de calcul dans le temps. (The Economist, 2019)

Ces observations impliquent que ces trends seront présents dans le système électrique dans les années à venir, comme ils ont caractérisé la recherche dans le domaine des systèmes électrique durant les dernières années.

Les questions de recherche ouvertes par ces trends et toujours d'actualité, sont difficiles à compter, mais peuvent être résumées en quelques points : Comment gérer l'aléa lié à la variabilité de la météo? Comment intégrer cette production variable dans la planification et l'opération du système électrique ? Concernant les aspects énergétiques, de puissance et fiabilité ? Comment traiter les grandes bases de données générées par les compteurs intelligents et d'autres équipements communicants ? Quel type d'information est possible d'extraire et d'utiliser ? Dans

quel but ? Comment valoriser au mieux le stockage ? Comment l'utiliser pour répondre à plusieurs besoins de différents acteurs du réseau ? Comment le dimensionner et où l'installer ?

1.2 Périmètre du domaine de recherche

Dans ce panorama, la recherche s'est orientée sur trois axes de recherche principales liées par le fil commun du support à la prise de décisions, et avec l'ambition de se concentrer sur des problèmes à la fois originaux et stratégiques. Ces axes de recherche peuvent être résumés comme en Tableau 1 ci-dessus et élaborés en bas.

Tableau 1: Axes et sous axes de recherche avec références aux paragraphes respectifs

Axes	Météo et réseau électrique. Section 2	Stockage distribué. Section 3	Prévisions pour la prise de décisions. Section 4
Sous axes	Estimation du gisement et avantages. Section 2.2	Gestion du stockage basée sur les prévisions Section 3.2	Prévision de l'ampacité des composants du réseau Section 4.2
	Estimation de l'ampacité à partir de la météo. Section 2.3	Dimensionnement du stockage. Section 3.3	Prévision pour les services système par les renouvelables Section 4.3
	Application dans le transport et pour la fiabilité. Section 2.32.4	Gestion du stockage distribué. Section 4	Amélioration des quantiles bas. Section 4.4

L'idée est celle de travailler à la frontière des domaines classiques de l'ingénierie mécanique et électrique, en utilisant les nouvelles méthodes disponibles, les nouvelles comme les classiques, pour proposer les meilleures solutions. Une visualisation du domaine de recherche visé est présentée en Figure 4, appelée pour simplicité 'Génie énergétique'.

L'ambition est double : d'un côté développer des nouvelles approches et technologies jusqu'à l'application à travers des niveaux de disponibilité technologique croissants. De l'autre de travailler au croisement entre plusieurs

domaines de recherche et contribuer au partage d'informations entre domaines qui, à cause de la croissante spécialisation, tendent à être de plus en plus isolés.

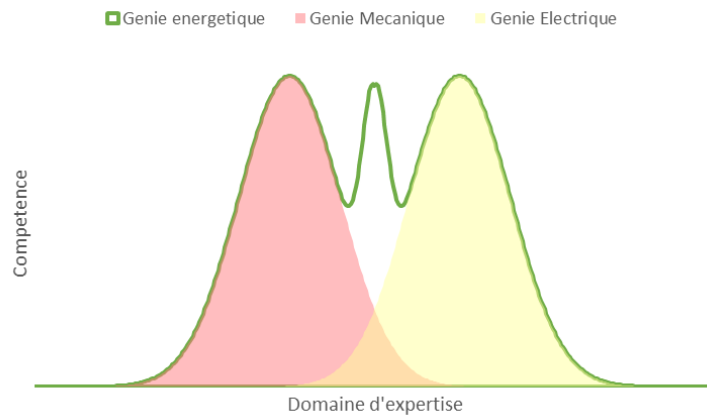


Figure 4: Visualisation des compétences dans différents domaines d'expertise de l'ingénierie énergétique.

1.3 Notes concernant la structure du manuscrit

Ce manuscrit a été rédigé en tenant compte des considérations suivantes :

- Le manuscrit présente exclusivement les travaux réalisés par Andrea Michiorri, personnellement ou sous sa coordination ou collaboration
- Autres documents sont référencés dans la section initiale 'Contexte', dans les sections de 'état de l'art' et dans la section 'Perspective'. Ces documents sont référencés dans une section distincte : 'références externes'.
- La même approche a été utilisée pour les figures utilisées. Pour chaque figure le document d'origine est mentionné dans la légende.
- Les sections 'état de l'art' présentent la situation au début des recherches. Cette décision a été prise à cause du fait que les recherches décrites peuvent couvrir une période de presque dix années. Dans la section 'Perspective', l'état de l'art correspond à la situation actuelle.

2 Météo et réseau électrique

Cet axe de recherche est motivé par la considération que la limite thermique des composants du système électrique dépend, entre autres, de leur capacité à évacuer dans l'environnement la chaleur dissipée par effet Joule. Une conséquence est que cette limite (en termes de courant et donc de puissance) est variable en fonction des conditions environnementales. Mais habituellement des valeurs statiques basées sur des hypothèses restrictives des valeurs possibles de la météo sont utilisés. Le résultat est une utilisation partielle du potentiel du réseau. Cela est vrai pour transformateurs, câbles électriques et surtout lignes aériennes, ou une température excessive se traduit dans une réduction de la distance de dégagement avec le sol, comme montré en Figure 5. D'un autre côté l'exploitation de cette capacité variable demande de répondre à un grand nombre de questions et d'enlever des verrous technologiques et opérationnels. D'un point de vue de l'intégration des énergies renouvelables, l'exploitation de cette capacité variable de transport est intéressante pour augmenter la capacité d'accueil du réseau et réduire le bridage des renouvelables, surtout dans le cas de l'éolien, vue la corrélation entre la production éolienne et le refroidissement des lignes aériennes. Il faut aussi considérer que ce sujet, même si pas central dans le débat scientifique sur l'intégration des renouvelables et les réseaux intelligents, a un considérable potentiel de recherche, avec son interaction entre météo, climat, réseau électrique, génération renouvelable et marchés.

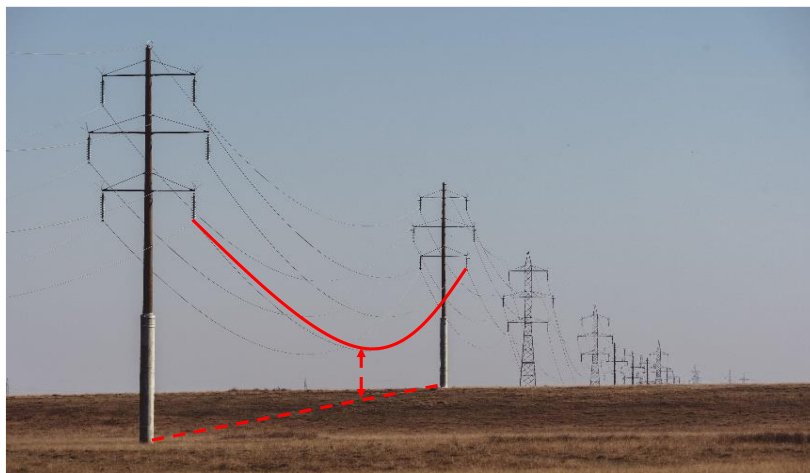


Figure 5: Représentation de l'affaissement et de la distance de dégagement pour une ligne aérienne

Cet axe de recherche se pose en relation à la traditionnelle recherche sur la productivité des sites renouvelables et de leur prévision, en utilisant plusieurs de ses concepts et applications. Mais se différencie sur plusieurs plans :

- La production d'une centrale renouvelable (éolien, solaire, hydro...) dépend d'une unique variable météorologique (vents, irradiation solaire, portée en eau...) tandis que l'ampacité d'un composant dépend habituellement de plusieurs variables (vitesse du vents, irradiation solaire, température de l'aire, humidité du sol...). Cela rend le problème plus complexe d'un point de vu de la modélisation et de la taille des données impliquées.
- La production d'une centrale renouvelable est localisée sur une coordonnée géographique, mais l'ampacité d'un circuit est distribuée sur une ligne pouvant s'étendre sur plusieurs dizaines de kilomètres. Cela rend nécessaire l'application d'approches spatio-temporelles.
- La production renouvelable peut être intermittente mais reste liée à des variables (courant, tension...) considérées variables pour la gestion du réseau électrique. D'autre côté l'ampacité d'une ligne ou d'un transformateur est un paramètre traditionnellement considéré fixe et lié à des aspects de sécurité d'opération et de protection. Cela rend plus délicate une application basée sur l'exploitation de cette propriété.

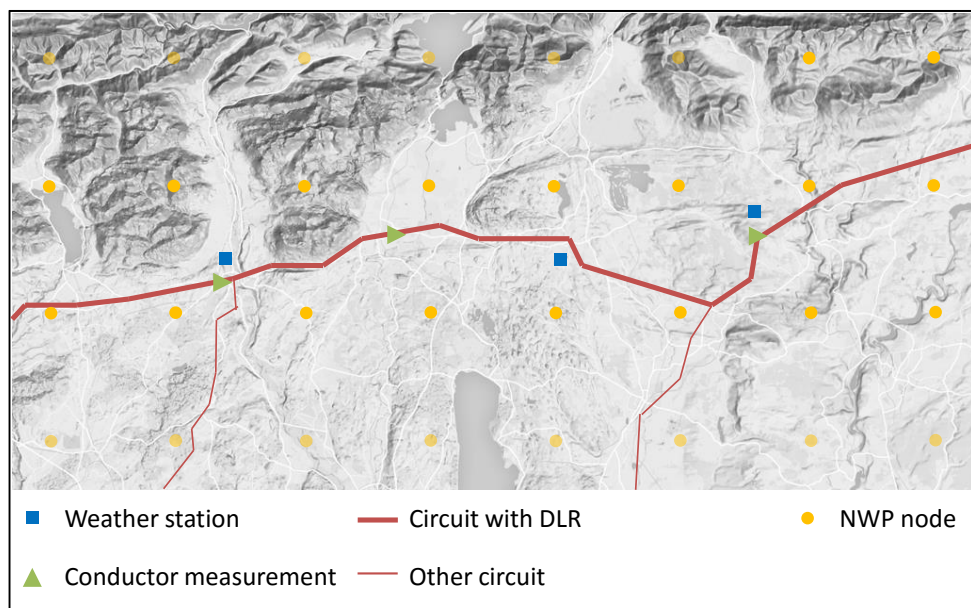


Figure 6: Exemple de modélisation physique et sources de données disponibles pour le calcul de l'ampacité d'une ligne (Dupin and Michiorri, 2017)

Ces aspects sont visualisés en Figure 6, ou est possible voir comme pour l'estimation de l'ampacité de la ligne à chaque section différents sources de données sont disponibles, ou pas.

D'un point de vu physique, la température T d'un composant peut être exprimée comme en (1), où m est sa masse en [kg], C sa chaleur spécifique en [J/kg·K] et P_j une source de chaleur ou refroidissement en [W/m], I l'intensité de courant en [A] et R la résistance électrique en [Ohm/m]. Dans les conditions environnementales et opérationnelles habituellement rencontrées, ce modèle peut être simplifié comme en (2), où le terme BT représente les échanges de chaleur de type convective et diffusive, le terme CT^4 représente les échanges radiatifs et enfin le terme A représente les autres termes non dépendants de la température, comme l'irradiation solaire et les pertes par effet de joule. Cette modélisation est valide pour tous les composants, lignes aériennes, câbles électriques et transformateurs, avec les différences de cas. En général, cette température doit être maintenue au-dessous d'une valeur limite : Pour les câbles électriques la température du conducteur doit être plus faible d'environ 90°C pour éviter d'endommager le diélectrique de l'isolation, mais les températures jusqu'à 130°C sont tolérées pour de courtes périodes. Pour les transformateurs, la température maximale de l'huile de refroidissement doit être tenue plus basse que 98°C, avec la possibilité d'excursions rapides jusqu'à 120-140°C en cas d'urgence. Dépasser cette température, en dehors d'une accélération du vieillissement de l'isolation, peut provoquer la formation de boules dans l'huile de refroidissement avec perte locale de propriété diélectrique et risque de formation d'arc et d'incendie.

$$\frac{dT}{dt} = \frac{1}{mC} \left(I^2 R + \sum_{j=1}^n P_j \right) \quad (1)$$

$$\frac{dT}{dt} = \frac{I^2 R}{mC} + A + BT + CT^4 \quad (2)$$

Dans le cas des lignes aériennes, la limite est donnée par la distance entre le conducteur et le sol ou les obstacles, qui doit rester au-dessus d'une certaine valeur limite, dépendant du niveau de tension de la ligne. Mais la flèche de la catenaire dépend de la longueur du conducteur qui a son tour est due à l'élongation du

conducteur linéaire avec sa température, qui est donc limitée à une valeur fixe, habituellement dans l'intervalle 50-90°C, mais aussi jusqu'à 250°C dans le cas de conducteurs à très haute température. Aucune excursion au-delà de la température limite est consentie pour les conducteurs aériens, puisque cela provoquerait un rapprochement excessif entre le conducteur en tension et des objets au sol.

2.1 Etat de l'art

Avant le début de mon activité dans ce domaine, des recherches ont été menées au niveau de la transmission pour des applications DLR pour quantifier les bénéfices et définir des méthodes d'estimation de l'ampacité.

Une expérience concernant le DLR au Royaume-Uni est présentée en (Hoffman, et al., 2004) où il a été suggéré que les DLR pourraient donner aux lignes aériennes une augmentation moyenne de 5 pour cent pendant 50 pour cent de l'année. Un exemple d'application DLR pour les lignes aériennes de transmission de Red Eléctrica de España est décrit en (Soto, et al., 1998), où un nombre minimal de stations météorologiques sont utilisées pour collecter des données en temps réel. Les données sont ensuite traitées à l'aide d'un modèle météorologique basé sur le Wind Atlas Analysis and Application Program (WASP) (Mortensen, et al., 1993). Un système similaire a été développé aux États-Unis par l'EPRI à la fin des années 1990, en tenant en compte des lignes aériennes, des transformateurs de puissance, des câbles électriques et autres composants de poste source. Le système est décrit en (Douglass, Edris, 1996).

Les avantages d'un système DLR pour le raccordement de la génération distribuée, en particulier l'énergie éolienne, sont rapportés dans diverses sources, dont chacune ne considère que des composants individuels du système électrique. Il est démontré en (Helmer, M., 2000) que le rating des transformateurs utilisés au raccordement des éoliennes peut être surdimensionné jusqu'à 20 %. En ce qui concerne l'estimation de l'ampacité, en (Piccolo, A., et al., 2004), (Villacci, D., et al., 2007), (Bernini, R., et al., 2007) l'influence des erreurs d'entrée du modèle thermique des composants sur la précision des systèmes DLR est étudiée grâce à l'application de différentes estimations d'état. L'arithmétique affine, l'arithmétique d'intervalle et les simulations de Monte Carlo, ont été étudiées pour les lignes aériennes, les câbles électriques et les transformateurs de puissance.

En résumé, il peut être dit que l'état de l'art au niveau de la recherche sur l'évaluation thermique en temps réel consistait en des études individuelles sur des composants uniques utilisant des approches déterministes et des validations sur périodes relativement limitées. Des projets pionniers impliquant une estimation de l'intensité admissible sur de vastes zones sont repérés avec l'intérêt pour l'incertitude de l'estimation de l'ampacité.

2.2 Estimation du gisement et avantages

La problématique de l'estimation du gisement disponible a été abordée en (Michiorri et al., 2009), où le rating dynamique des composants de plusieurs réseaux de distribution britanniques exposés à quatre climats typiques de la Grande Bretagne ont été simulés. Une modélisation thermique pour les composants principaux du système électrique a été réalisée en suivant les principales normes internationales.

Les équations en bas résument la modélisation mécanique, thermique et électrique d'un conducteur aérien, avec la flèche S dépendant de la tension H (3), qu'à son tour dépend de la température du conducteur T_c (4). Ce paramètre dépend de l'équilibre thermique avec l'environnement, influencé par la température de l'aire T_a , la vitesse et direction du vent W_s , W_d , la radiation solaire S_r et le courant électrique I (5).

$$S = \frac{H}{mg} \left[\cosh\left(\frac{mgL}{2H}\right) - 1 \right] \approx \frac{mgL^2}{8H} \quad (3)$$

$$EA\beta(T_{c,2} - T_{c,1}) + \left(\frac{m_1^2 g^2 L^2 EA}{24H_1^2}\right) - H_1 = \left(\frac{m_2^2 g^2 L^2 EA}{24H_2^2}\right) - H_2 \quad (4)$$

$$P_c(T_c, T_a, W_s, W_d) + P_r(T_c, T_a) = P_s(S_r) + I^2 R \quad (5)$$

Ensuite, les variables météorologiques mesurées sur quatre stations représentant des climats typiques du Royaume Uni ont été utilisées pour calculer des statistiques relatives au potentiel d'ampacité dans ces lieux. Cela a permis d'estimer respectivement à 3%, 8% et 111% l'augmentation moyenne de la capacité de transport de câbles électriques, transformateurs et lignes aériennes. Déjà l'analyse de ces premiers résultats et des diagrammes de distribution de l'ampacité reportés en bas en Figure 7 et Figure 8 explique l'intérêt croissant pour l'exploitation de

l'ampacité variables des lignes aériennes. Cela représente un gisement de flexibilité important, mais de plus difficile exploitation.

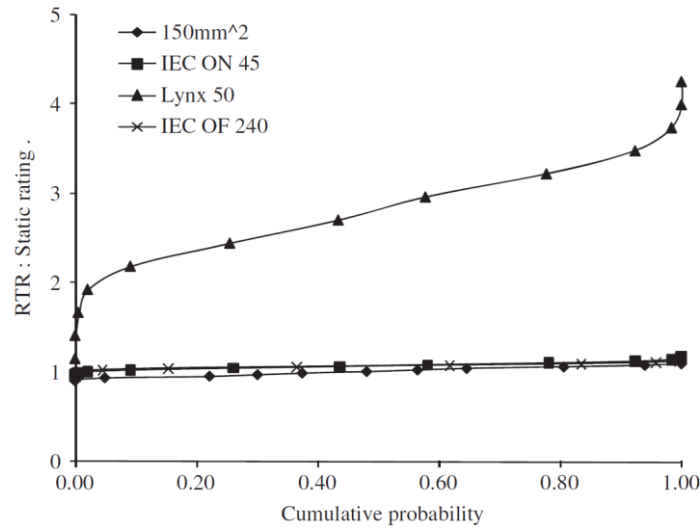


Figure 7: Probabilité cumulée pour l'ampacité des composants d'un typique réseau de distribution à haute tension exposé au climat de Valley (Pays des Galles septentrional). Légende : 150mm² câble électrique enterré, IEC ON 45 transformateur a refroidissement naturel de 45 MVA, Lynx 50 conducteur aérien, IEC OF 240 transformateur de poste source de 240 MVA a refroidissement forcé. (Michiorri et al., 2009)

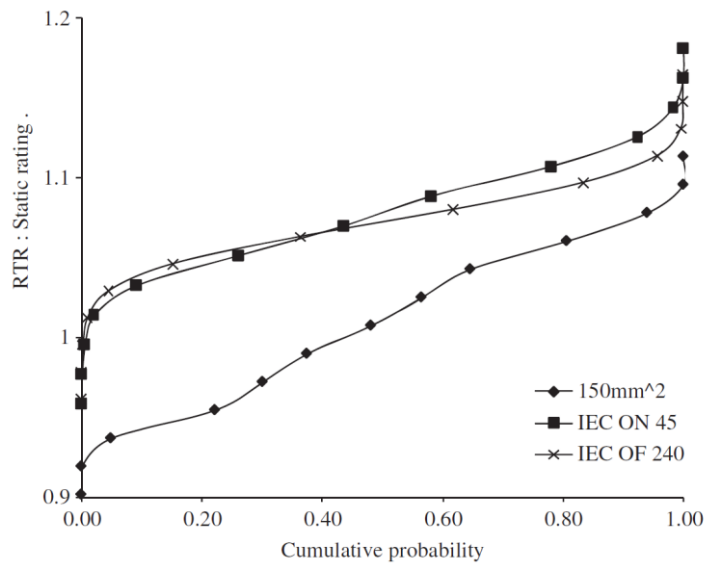


Figure 8: Probabilité cumulée pour l'ampacité des composants d'un typique réseau de distribution à haute tension exposé au climat de Valley (Pays des Galles septentrional). Détail pour les transformateurs et les câbles enterrés. Légende : comme en Figure 7. (Michiorri et al., 2009)

Dans cette étude il a été aussi montré que l'application du DLR permet d'intégrer localement une capacité éolienne de 54% supérieure à celle possible utilisant les ampacités statiques traditionnelles. Figure 9 montre la comparaison entre la courbe de durée de la production d'une éolienne et l'ampacité d'une ligne aérienne. La corrélation entre haute production éolienne et haute ampacité de la ligne, causée par les mêmes hautes vitesses des vents, implique qu'il serait possible de connecter une centrale d'environ 137MW (PTD 2 dans la figure) sur une ligne avec une ampacité statique entre 89 et 105 MVA. Avec une approche traditionnelle de type 'fit and forget' la centrale éolienne pourrait avoir une capacité maximale de 89 MW. Cette étude, dans le cadre d'un projet de recherche, était liée à l'expansion d'un parc éolien en mer.

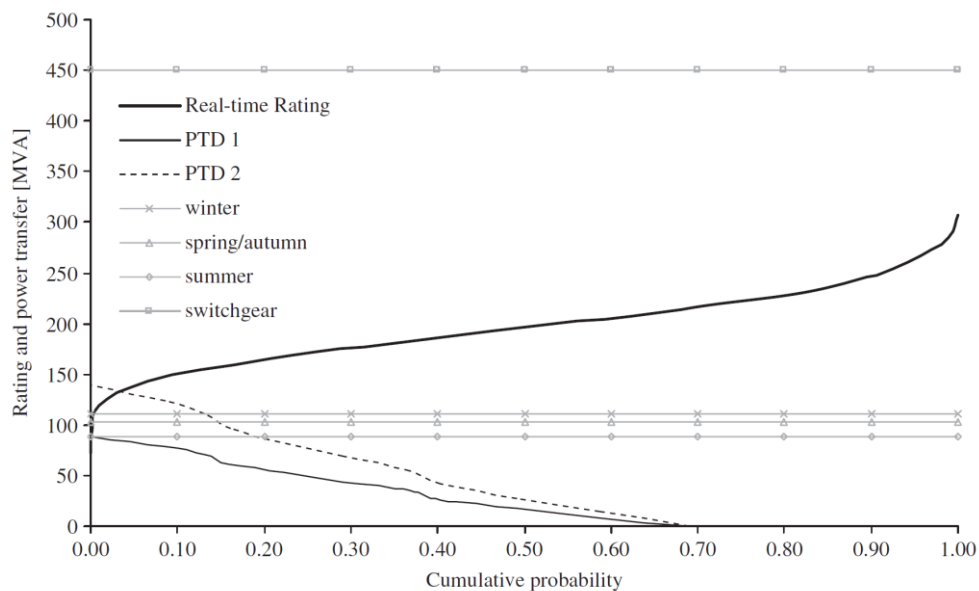


Figure 9: Comparaison entre a) la courbe de durée de l'ampacité d'une ligne aérienne, b) la courbe de production d'une éolienne dans le même lieu, c) les ampacités statiques saisonnières pour la même ligne et d) le pouvoir d'interruption du disjoncteur. (Michiorri et al., 2009)

2.3 Estimation de l'ampacité à partir de la météo

Une deuxième étape a été le développement d'une méthodologie pour l'estimation de l'ampacité dynamique sur la base de mesures météorologiques. L'objectif est de se passer des mesures sur le conducteur, plus chères et de difficile installation et manutention. Cette approche est décrite et testée en (Michiorri et al., 2010).

Pour cette tâche un algorithme basé sur la méthode Monte Carlo a été proposé. L'algorithme se base sur l'analyse des dernières mesures sur plusieurs stations météorologiques installées en en proximité du réseau en question. Ces mesures sont utilisées pour déterminer les paramètres d'une distribution de probabilité qui ensuite est échantillonnée de manière aléatoire et interpolée jusqu'aux coordonnées de chaque composant du réseau. Pour les lignes aériennes, les paramètres météorologiques sont interpolés pour chaque pylône, en tenant aussi compte de la rugosité du terrain. Enfin, les modèles thermiques déjà utilisés en (Michiorri et al., 2009) sont appliqués pour calculer l'ampacité, mais aussi la température et la flèche de la caténaire.

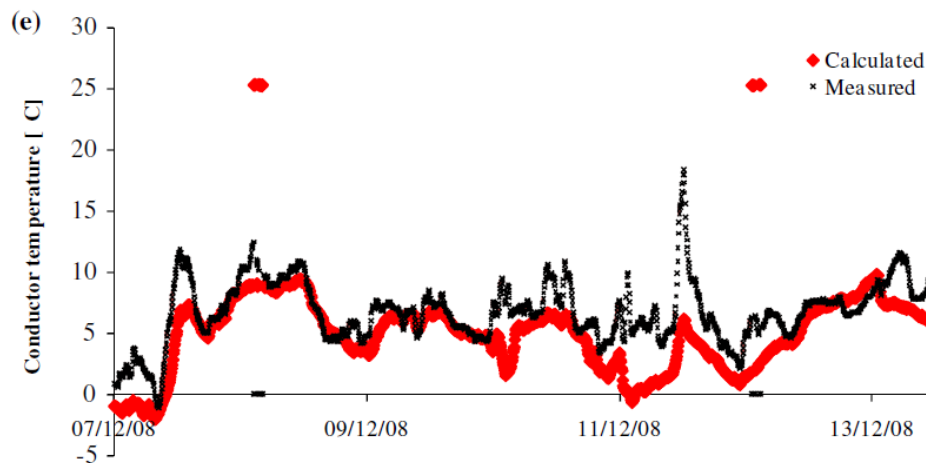


Figure 10: Estimation de l'ampacité en temps réel: validation expérimentale pour l'estimation de la température (Michiorri et al., 2010)

La Figure 11 montre la structure de l'algorithme d'estimation basé sur la méthode Monte Carlo et la Figure 10 sa validation expérimentale. Pour cette deuxième phase, il est nécessaire considérer que l'ampacité est une variable implicite, difficile à observer. Pour l'observer il serait nécessaire de porter le courant dans une ligne a une valeur très élevée pour arriver à la température maximale prévue pour le conducteur. Pour cette raison il est préférable de mesurer et d'estimer des variables observables comme la température ou l'inclinaison du conducteur. Une considération sur l'erreur observée : la valeur moyenne (environ 2,5°C) a été retenue acceptable, surtout en considérant qu'elle tendait à se réduire en pourcentage à l'augmentation de la valeur du courant, grâce à l'échange thermique plus important et plus facile à estimer sur la surface du conducteur.

Malheureusement, cette approche ne s'est pas démontrée capable de tenir compte des brusques variations de direction du vent et de l'inertie du conducteur, qui causent des erreurs ponctuelles d'une valeur maximale d'environ 15°C, nécessitant le développement de systèmes de correction ou de prévision à court terme. Une correction de ce type a été appliquée dans le système implémenté en (Michiorri et al., 2011)

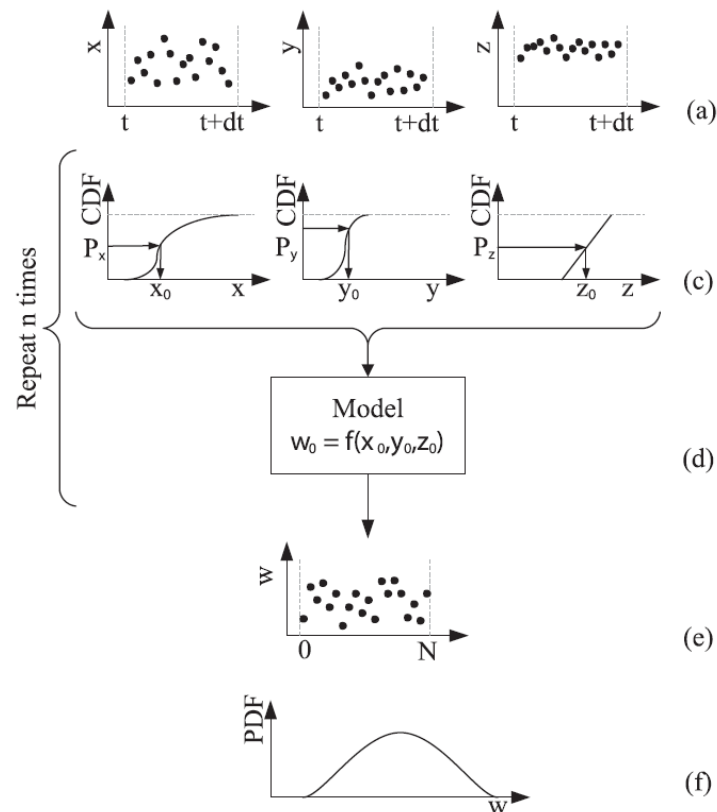


Figure 11: Estimation de l'ampacité en temps réel: algorithme Monte Carlo (Michiorri et al., 2010).

2.4 Application dans le transport et pour la fiabilité

Enfin, des études ont été menées afin d'identifier des méthodes pour définir des stratégies d'exploitation dès l'ampacité variable dans la gestion du réseau et estimer les bénéfices possibles. En (Roberts et al., 2008) l'utilité pour retarder des renforcements de réseau a été proposée, en (Michiorri et al., 2011) son application à côté d'autres technologies de gestion active du réseau de distribution. En (Dupin et al., 2019b) son application pour la réduction des coûts d'opération du réseau de

transmission a été vérifiée positivement et en (Dupin et al., 2019a) une approche basée sur le risque a été élaborée et évaluée pour fixer une valeur d'ampacité en fonction des prévisions.

L'approche se divise en deux phases : 1) le calcul de prévisions probabilistes de capacité de transport pour le lendemain et 2) l'établissement d'une valeur d'ampacité pour la ligne capable de maintenir le niveau de risque déjà toléré par l'opérateur de réseau avec son choix d'ampacité statique saisonnière. La prévision de l'ampacité sera détaillée en Section 4.1, l'attention sera donnée ici à la description de l'approche basée sur le risque.

L'objectif est de définir, pour des horizons variables entre 6 et 36 heures (mais potentiellement en dehors de cet intervalle) un rating pour la ligne capable de garantir un risque constant pour l'opérateur de réseau. Comme montré en (6), où RK_t est le niveau de risque accepté par l'opérateur de réseau et $RK(I)$ est le risque associé à opérer la ligne avec un courant d'intensité I . La valeur de RK_t (constant à chaque pas de temps) est estimée sur la base des valeurs de rating statiques appliquées sur une région géographique déterminée. Habituellement cette valeur est fournie en termes de probabilité de dépassement (certains opérateurs utilisent aussi des ratings différents avec des probabilités de dépassement différentes sur leur réseau) mais ici il a été converti en termes économiques, pour permettre une comparaison avec autres types de coûts. Le risque $RK(I)$ est calculé en tenant compte 1) d'une probabilité de contact, modélisée comme en (7) si la flèche dépasse sa valeur maximale et 2) de la valeur attendue du coût en cas de contact, en tenant compte de plusieurs évènements possibles, de la perte de charge aux dommages sur objets ou personnes.

$$0 = RK_t - \int_{I_0}^I RK(y) dy \quad (6)$$

$$Pr_c = \left(\frac{S_t - S_0}{h} \right)^a \quad (7)$$

Les résultats en Figure 12, montrent la performance de l'approche pour des différentes familles de modèles de prévisions et de critères de choix de l'ampacité. Il est possible de voir comme le modèle de prévisions basé sur la régression quantile

de forêt aléatoire (QRF) est le plus prometteur si une meilleure performance pour les valeurs <1% est possible. Cette observation est la base des travaux décrits en Section 4.

Enfin deux dernier travaux peuvent être mentionnés dans ce domaine : l'impact de l'application du DLR sur la fiabilité de la fourniture est l'objet d'un article en cours de préparation (Morozowska et al., In preparation) et (Klyapovskiy et al., 2019) présente des contributions sur les possible applications de l'ampacité variable des composants pour la planification du réseau.

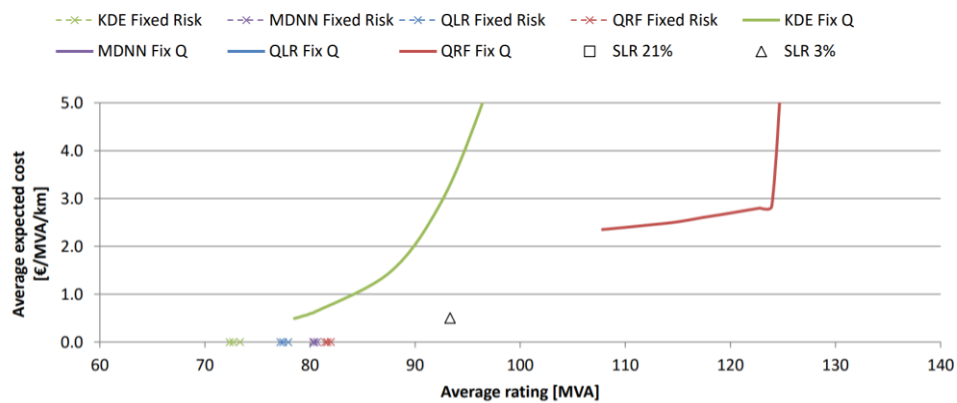


Figure 12: Coût en fonction de l'ampacité pour des méthodes différentes de calcul du risque et comparaison avec l'ampacité statique (triangle). Légende : KDE (Kernel Density Estimation), MDNN (Mixture Density Neural Network), QLR (Quantile Linear Regression), QRF (Quantile Random Forest) : (Dupin et al., 2019a)

3 Stockage distribué

Ce deuxième axe de recherche se base sur la considération que le coût du stockage électrochimique est en train de baisser grâce à des économies d'échelle et d'amélioration technologiques. Après avoir sécurisé l'alimentation des outils électroniques mobiles, l'industrie des batteries se déplace vers la mobilité électrique et enfin vers des applications réseau où les marges sont plus faibles. Les implications à long terme d'un coût bas pour le stockage électrique arrivent à mettre en discussion l'architecture actuelle du système électrique. Mais actuellement le stockage est compétitif seulement pour des applications de niche et une attention particulière doit être donnée à son dimensionnement et à son application pour plusieurs services pour le justifier économiquement.

Avant de rentrer dans les détails des recherches menées dans cet axe, il est nécessaire de clarifier les aspects importants concernant l'utilisation du stockage dans les réseaux électriques : l'impact du vieillissement et du coût relatif à l'énergie du réseau.

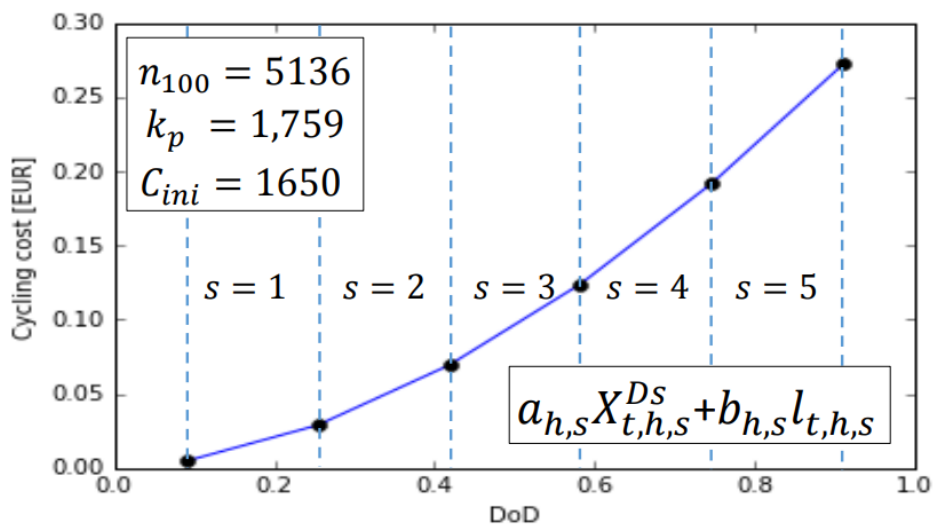


Figure 13: Exemple de linéarisation par morceau du coût de cyclage en fonction de la profondeur de décharge pour une batterie Li-ion. (Correa Florez et al., 2018b)

Les systèmes de stockage électrochimique sont caractérisés par une durée de vie liée à un temps maximal après sa fabrication et un nombre de cycle maximal. En dehors de ces limites sa capacité de stockage est dégradée. Cela implique une

relation entre les dépenses d'investissement (CAPEX) et les dépenses d'opération (OPEX) en fonction de la fréquence d'utilisation. Il implique aussi qu'en général, il est important de connaître le coût de cyclage par unité d'énergie stockée, et pas seulement le coût d'investissement initial, comme montré en Figure 13. De plus, ces facteurs de vieillissement tendent à être non linéaires et dépendant de la température et de l'utilisation. A ce propos, en parallélisme au plus commun 'Levelised cost of energy' (LCOE) le 'Levelised cost of storage' LCOS in [€/kWh], décrit en (8) a été proposé. Ici CAPEX représente le coût initial de l'installation en [€], O&M les coûts annuels en opération et gestion en [€], EoL les coûts de démantèlement et recyclage en [€], Ch le coût de l'énergie chargée chaque année en [€] et Disch l'énergie déchargée du stockage chaque année en [kWh]. La fonction VAN(x) calcule la valeur actuelle nette du flux dans les n années de vie du projet en fonction du taux d'intérêt r et peut être calculée comme en (9).

$$LCOS = \frac{CAPEX + VAN(O\&M) + VAN(Ch) + VAN(EoL)}{VAN(Disch)} \quad (8)$$

$$VAN(x, r, n) = \sum_i^n \frac{x_i}{(1+r)^i} \quad (9)$$

A ce point, deux observations sont importantes : d'un côté, le stockage peut utiliser sa versatilité pour plusieurs applications, par exemple peak-shaving et réserve, mais le dimensionnement, la technologie utilisée et la stratégie de gestion doivent être conçus correctement. De l'autre, avec le développement de la filière, il est possible d'imaginer des seuils de coût que, si dépassés, ouvrent ou ferment l'intérêt à utiliser le stockage pour certaines applications.

3.1 Etat de l'art

La recherche sur les applications de stockage d'énergie distribués est active depuis longtemps mais a subi une accélération à cause des phénomènes déjà décrits dans l'introduction. Dans la plupart des cas, les applications se sont concentrées sur des systèmes autonomes ou des micro-réseaux tels que (Koutroulis, E., et al. 2009), et plus tard sur l'application du stockage à des générateurs vRES uniques afin de faciliter les échanges ou de réduire les pénalités appliquées aux générateurs (Bourry, F., et al., 2009). Les aspects du réseau ont été pris en compte avec des applications

au flux de puissance optimal (Levron, Y., et al., 2013) ou à l'heuristique, mais l'incertitude dans les prévisions de charge et de vRES a rarement été considérée. Les coûts de cyclage ont été introduits dans le problème mais souvent avec une approche linéaire et simplifiée (Darcovich, K., et al., 2015). Lorsque les services ont été considérés, une attention a été portée à la fourniture de réserves ou à l'équilibrage énergétique dans les micro-réseaux isolés ou connectés, principalement dans le cas du stockage thermique (Kazempour, J., et al., 2009).

Un aspect important dans les recherches décrites en bas est le vieillissement des dispositifs de stockage, un processus complexe qui dépend des réactions chimiques avec les interfaces des électrodes, et de la dégradation des matériaux causée par le cyclage et le vieillissement des composants non actifs (Dutt, D., 2013), (Sarasketa-Zabala, E., et al., 2016). Ce processus peut être analysé et modélisé en suivant les modèles de cycle, la profondeur de décharge (DOD) respective et la vitesse à laquelle ce processus se produit. Dans (Bordin, C., et al., 2017), un modèle de dégradation est utilisé pour optimiser le fonctionnement d'un système hors réseau avec un seul PV et une seule batterie. Le modèle linéaire proposé identifie l'état de charge (SOC) et les cycles de charge/décharge inférieurs et supérieurs, et attribue un coût linéaire. Un modèle de batterie électrothermique plus détaillé (Goebel, C., et al., 2017) est utilisé pour déterminer les économies sur le marché de la réserve secondaire pour un BESS détenu par l'exploitant du système. Ce modèle inclut un coût d'expédition variable pour les batteries via une analyse d'ajustement des paramètres, y compris la tension aux bornes, les courants, la température et le SOC.

La recherche sur le dimensionnement du stockage pour l'intégration des énergies renouvelables est en partie motivée par le coût d'investissement élevé du stockage. En général, le dimensionnement du stockage est étudié comme un problème de minimisation des coûts fixes et variables du stockage et de son application. Un exemple peut être vu en (Bahramirad, S., et al., 2012) où le coût d'investissement initial d'un DES est pris en compte avec le coût d'exploitation d'un micro-réseau. Dans (Gavanidou, E., et al., 1992), le dimensionnement d'un DES pour un micro-réseau isolé est calculé en considérant une méthode de compromis basée sur le risque où la probabilité de ne pas fournir la charge est pondérée par le coût de la capacité incrémentielle nécessaire du stockage. L'utilisation de prédiction et d'erreurs de prédiction pour le dimensionnement du stockage n'est pas présente ou

n'est pas une partie fondamentale des travaux décrits ci-dessus. Un premier exemple de ce problème peut être vu (Chen, S., Gooi, H., 2010), où la prédiction ponctuelle de la charge, de la production éolienne et solaire est utilisée pour développer le calendrier optimal d'un DES dans un micro-réseau pour réduire son coût d'exploitation. En général, les erreurs de prédiction sont modélisées sous forme de bruit blanc suivant une distribution normale, mais dans (Bludszuweit, H., et al., 2008) une définition plus précise de la distribution de probabilité des erreurs de prédiction est étudiée et modélisée avec une distribution bêta.

En résumé, il s'est avéré nécessaire de mener des travaux intégrant les incertitudes dues aux prévisions de charge et de vRES et une description plus détaillée de la dégradation du stockage. En ce qui concerne les applications, il était nécessaire d'explorer la perspective des agrégateurs de stockage indépendants, ceux qui peuvent faire fonctionner efficacement ces dispositifs et l'intégration de leurs actions dans les marchés locaux de l'énergie et des services.

3.2 Gestion du stockage basée sur les prévisions

Une des applications plus intéressantes des prévisions (de demande électrique ou de production renouvelable) est la gestion du stockage, qui se retrouve facilitée par les disponibilités de projections des paramètres habituellement considérés comme aléatoires. Une stratégie de gestion du stockage basée sur le risque et des prévisions probabilistes de la production photovoltaïque a été développée et présentée en (Kariniotakis et al., 2013) et utilisée aussi en (Michiorri et al., 2013a) et (Michiorri et al., 2013b).

La méthodologie en question est basée sur l'identification d'un quantile optimal en fonction des coûts et profits relatifs dépendants d'une variable aléatoire avec une distribution connue. Le problème peut être reconduit au 'problème du vendeur de journaux' dont la solution est présentée en (10). Ici τ_{opt} est le quantile optimal et a, b sont les coûts associés à une erreur positive ou négative dans l'estimation. Sur la base de prévisions probabilistes de la production renouvelable, et donc du risque d'avoir une batterie trop chargée ou déchargée, incapable de pouvoir fournir la flexibilité dans la bonne direction si demandée, le plan optimal de charge et décharge est établi sur la base du quantile optimal calculé comme en en (10). Le résultat est visible en Figure 14 où la valeur et le coût pour le système hybride en

question sont représentés en fonction du quantile choisi. Cette valeur $\tau_{opt} \in [0,1]$ permet de choisir à l'intérieur de la marge d'incertitude des prévisions probabilistes, décrites par une fonction de probabilité F , une série temporelle de référence à utiliser pour le reste du problème, comme décrit en (11). Finalement le plan optimal de charge et décharge de la batterie peut être calculé à travers le problème d'optimisation décrit en (12). Ici P_r, E_r sont respectivement les ratings du système de stockage en termes de puissance (l'onduleur) et d'énergie, g est la fonction objective, Y les actions de charge et décharge et Z les informations statiques relatives à la technologie de la batterie et X sont les variables d'entrée du problème nécessaire pour la prise de décision.

$$\tau_{opt} = \frac{a}{a + b} \quad (10)$$

$$Y = F^{-1}(\tau_{opt}) \quad (11)$$

$$Y_{opt} = \operatorname{argmin}(g(P_r, E_r, Y, X, Z))$$

$$s. t. \begin{cases} 0 \leq Y_t \leq P_r \\ 0 \leq \sum_{i=0}^t Y_i \cdot \Delta t \leq E_r \end{cases} \quad (12)$$

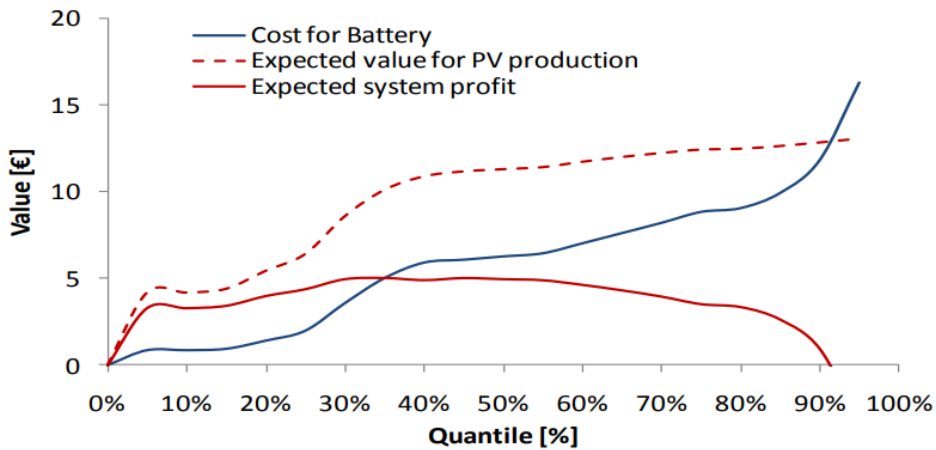


Figure 14: Impact du quantile choisi comme variable de contrôle pour un système hybride PV-stockage. (Michiorri et al., 2013b)

Le travail en (Michiorri et al., 2013a) se propose de montrer que, aux fins de l'application, la précision des prévisions basées sur l'apprentissage numérique est

acceptable après une petite période d'apprentissage. Cette période est estimée à environ un mois dans ce cas, comme montré en Figure 15. En effet, une des barrières perçues pour l'application des méthodes d'apprentissage numérique pour des applications énergétiques est le problème de la disponibilité des données historiques, insurmontable dans le cas de nouvelles installations ou installations non monitorées précédemment. Cela est influencé aussi par la pratique d'utiliser des échantillons temporels d'un ou deux années pour l'évaluation des prévisions.

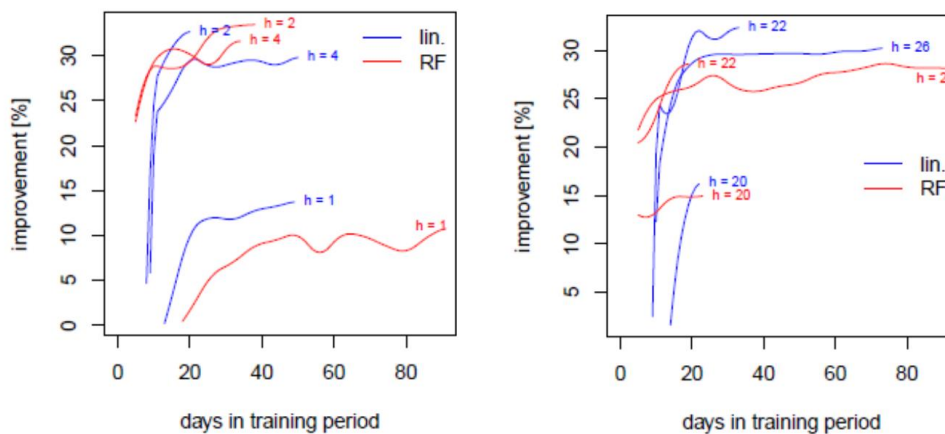


Figure 15: Impact de la taille de l'échantillon d'apprentissage sur la performance de deux modèles de prévision : linéaire et forêt d'arbres aléatoire, pour plusieurs horizons de prévision. Légende : Lin (Lineaire), RF (Random Forest) (Michiorri et al., 2013a)

Au contraire cette étude montre que la qualité des prévisions permet de prendre des décisions optimales après une petite période. Cela est bien sûr dépendant du cas d'étude utilisé, où toute la distribution de probabilité était utilisée, et à la présence d'une couche d'optimisation pour la prise de décisions qu'attenué une part des conséquences des éventuels erreurs de prévision. L'étude présentait aussi une étude de sensibilité sur l'impact du coût du stockage : pour des valeurs supérieures à environ 300 €/kWh et une vie de 5000 cycles (correspondant à un LCOS d'environ 0.06 €/kWh) la solution proposée devient compétitive sur le réseau. Il est intéressant de noter que comme au temps de l'étude (2012) cette valeur était très élevée (coût moyen 1100 €/kWh), mais désormais cette valeur n'est pas loin de la réalité commerciale grâce à la récente expansion des applications d'électromobilité.

La même approche de gestion a été testée aussi en (Michiorri et al., 2013b), où l'impact de la fréquence de mise à jour des prévisions et de la planification de charge

et décharge a été analysée. Un plan optimal est développé sur la base de prévisions calculées pour le lendemain. Ensuite le plan est mis à jour avec des fréquences croissantes : 12, 6, 3, 2 et 1 heure. Dans ce contexte, l'erreur de prévision réduite avec la réduction de l'horizon de prévision, et une part de la capacité de la batterie est nécessaire pour absorber les conséquences des erreurs de prévision. Le résultat est que des mises à jour plus fréquentes peuvent réduire l'effet des erreurs de prévisions et permettre l'utilisation d'un stockage plus petit. Ce résultat, est encore dépendant du cas d'étude spécifique, mais cherche de quantifier l'observation que les conséquences des erreurs de prévisions relatives à des horizons lointains peuvent être corrigées ou réduites avant leur impact sur la réalité. Ces aspects sont montrés en Figure 16 et Figure 17.

Il est important de noter que ces études sont relatives aux travaux menés dans le cadre du projet de démonstration NiceGrid (Foggia et al., 2014) et que leurs résultats ont été implémentés dans les algorithmes de gestion du stockage démontrés dans ce projet.

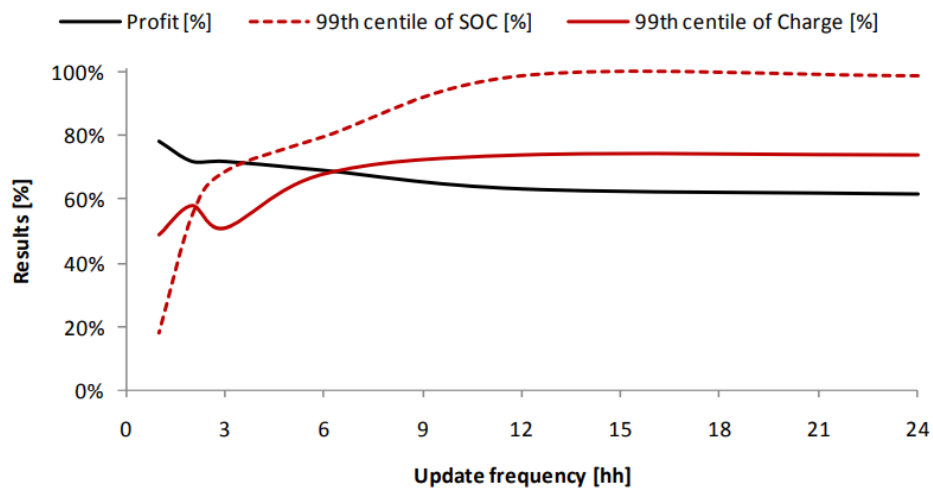


Figure 16: Importance de la fréquence de mise à jour des prévisions et du plan de stockage (Michiorri et al., 2013b)

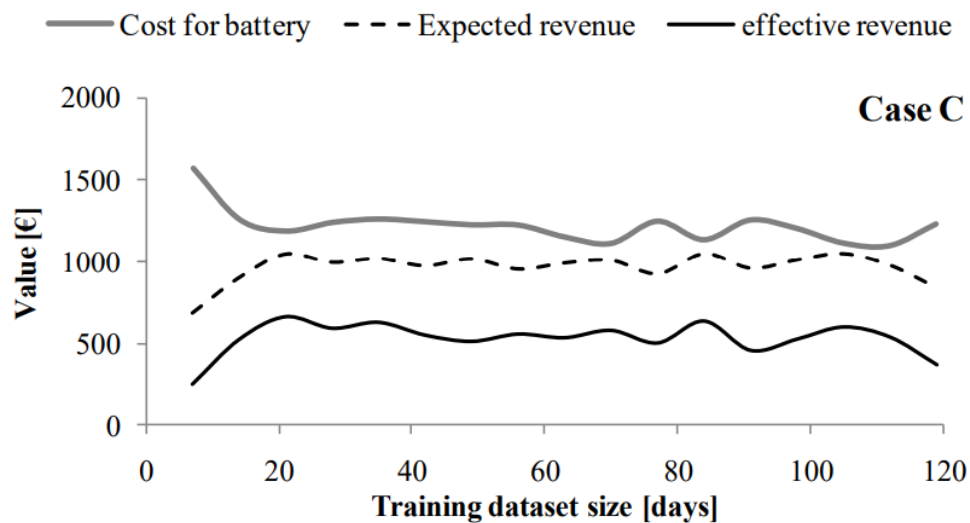


Figure 17: Impact de la taille de l'échantillon d'apprentissage des prévisions (Kariniotakis et al., 2013) pour un système hybride PV-stockage.

3.3 Dimensionnement du stockage

Ce thème est traité dans plusieurs travaux où des aspects différents ont été abordés. Les problématiques principales identifiées et développées sont : 1) la gestion de l'incertitude, 2) la maîtrise de l'autocorrélation des erreurs de prévision, 3) la possibilité de fournir plusieurs services, 4) l'impact du vieillissement.

D'un point de vue mathématique le problème de dimensionnement du stockage peut s'exprimer comme un problème d'optimisation, qui, dans sa forme plus simple, peut être décrit comme en (13). La notation est similaire à celle vue en Section 3.1. Où P_{opt} , E_{opt} sont respectivement les valeurs optimales pour le système de stockage en termes de puissance (l'onduleur) et d'énergie, f est la fonction objective, Y les actions de charge et décharge et Z les informations statiques relatives à la technologie de la batterie. En réalité, Y est dépendant des conditions de demande électrique, production renouvelable, prix, mais surtout est fortement influencé par la méthode de contrôle du stockage. Le problème devient celui d'une optimisation à deux étapes, où Y est le résultat d'une deuxième optimisation, déjà décrite en (12), Y_{opt} est le plan optimal de charge et décharge, P_r , E_r sont respectivement le rating en puissance et énergie venant du premier problème d'optimisation en (13) et X sont les variables d'entrée du problème nécessaire pour la prise de décision. Ces variables sont habituellement des données de consommation, production

renouvelable ou des autres services que le stockage est appelé à fournir des prix, ou des prévisions de ces paramètres.

$$P_{opt}, E_{opt} = \operatorname{argmin}(f(P, E, Y, X, Z)) \quad (13)$$

$$s. t. P, E \geq 0$$

Le problème du dimensionnement fait l'objet de l'étude présentée en (Michiorri et al., 2018). Le cas d'étude est donné par l'intégration des renouvelables sur un réseau faible où il est nécessaire réduire les oscillations de production. La méthodologie développée et testée vise à résoudre le problème de l'autocorrélation des erreurs de prévisions pour le dimensionnement du stockage. Il a été observé que les erreurs de prévisions de production renouvelable ne peuvent pas être approximées à un bruit de fond, mais elles sont caractérisées par une certaine autocorrélation : par exemple s'il avait été prévu une journée de vent, mais le vent est faible, les prévisions de toute la journée auront une erreur dans la même direction. Ce phénomène est très connu, mais souvent dans les études de dimensionnement les erreurs de prévisions sont modélisées comme un simple bruit blanc. En alternative, des séries temporelles historiques sont utilisées, perdant représentativité dans la généralisation des résultats. La méthodologie proposée se base sur la création de séries temporelles synthétiques d'erreurs de prévision auto corrélées pour permettre la réalisation de simulations Monte Carlo sur la base d'un nombre réduit d'observations de la météo (6 mois). La série temporelle est calculée comme montré dans les équations (14)-(16), une fois fixées les valeurs souhaitées pour l'autocorrélation α_t et la déviation standard σ_t .

$$a_{i,j} = e^{\frac{-|i-j|}{2\alpha_t}} \quad (14)$$

$$E = A^{0.5} \cdot R \quad (15)$$

$$E = \frac{\sigma_t}{\sigma(E)} E \quad (16)$$

Ces séries sont ensuite utilisées pour une optimisation stochastique de la capacité de stockage maximisant le ROI en fonction de la structure des pénalités et des coûts du système de stockage. En Figure 19 les séries synthétiques sont montrées, créées

pour respecter des déviations standard et coefficients d'autocorrélation différents. Après, en Figure 20 le ROI du système de stockage en fonction de plusieurs combinaisons du rating en puissance et énergie est montré. Il est intéressant de noter que dans la plupart des cas, le stockage n'a pas un ROI positif, et il doit être donc considéré comme un coût nécessaire pour garantir les critères de connexion au réseau.

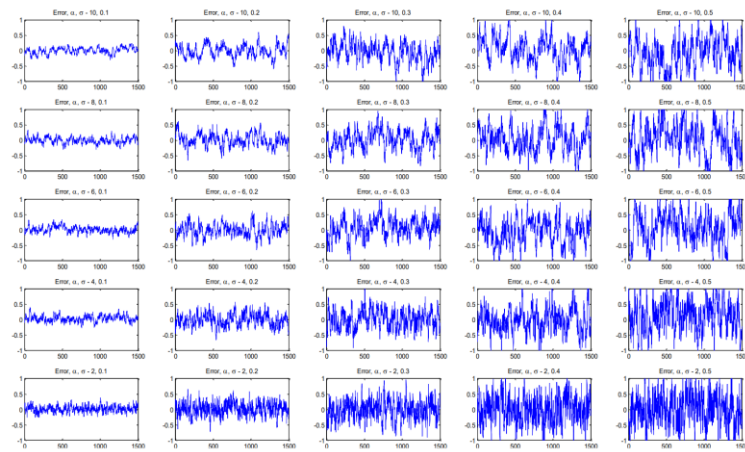


Figure 18: Dimensionnement du stockage, séries temporelles synthétiques des erreurs de prévision. Légende : α (autocorrélation) σ (déviations standard) (Michiorri et al., 2018)

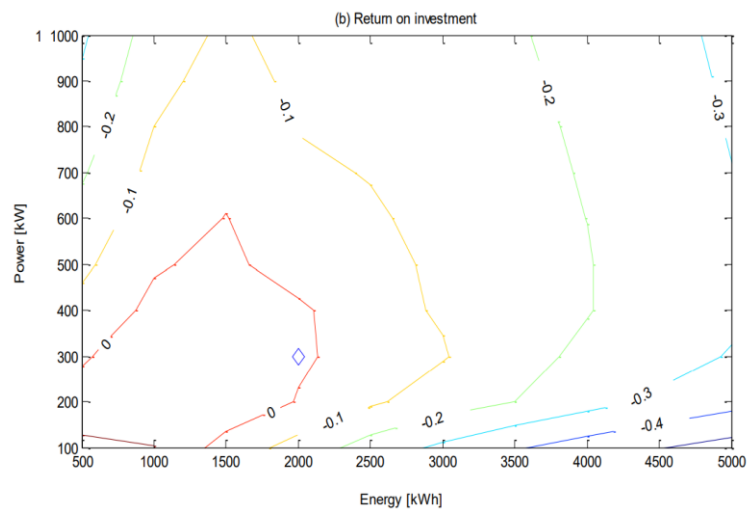


Figure 19: Dimensionnement du stockage, ROI en fonction de la taille du stockage, en puissance et énergie. (Michiorri et al., 2018)

La problématique du dimensionnement a été considérée aussi en (Michiorri et al., 2013b), déjà décrit en haut en Section 3.1, où il est montré comment une mise à

jour plus fréquente des prévisions (de journalières jusqu'à horaires) permet de réduire la taille du stockage utilisée pour la même application jusqu'à 70%. Ces résultats doivent être interprétés en considérant que le problème considéré est purement économique et se base sur une minimisation de pénalités linéaires, et que la réduction de la taille du stockage, si d'un cote permet de valoriser au mieux la capacité installée, de l'autre empêche de faire face à des pics de demande en flexibilité.

Ces limitations sont mieux abordées en (Michiorri et al., 2020) où le dimensionnement est étendu à un système résidentiel avec génération distribuée photovoltaïque couplé d'un système de stockage. Il est tenu aussi en compte l'impact de la température dans la dégradation de la batterie et la corrélation entre demande électrique et production photovoltaïque. En particulier, le coût total à chaque pas de temps $C_{B,t}$ en € est calculé comme montré en (17), où C_B est le CAPEX du système de stockage, $r_{T,t}$ est le vieillissement relatif à cause de la température et $r_{C,t}$ le vieillissement relatif causé par la profondeur du cyclage. Ces deux termes sont calculés respectivement en (18) et (19) où a_i sont des coefficients empiriques, T_t est la température du stockage, P_t en kW est la puissance chargée ou déchargée, n_{max} est le nombre maximal de cycles complètes que la batterie peut faire dans sa vie, E en kWh est sa capacité et dt est l'intervalle de temps considéré.

Le résultat principal, visible en Figure 20 est que différentes modélisations du vieillissement, peuvent donner des résultats avec un écart de plus que 40%. La Figure 21 montre aussi que, à cause des différents niveaux d'ensoleillement et de prix de l'électricité résidentielle, le système étudié est financièrement intéressant seulement dans la moitié des pays européens considérés. Une autre contribution est la méthodologie proposée, où l'objectif n'est pas d'identifier la meilleure configuration, mais la frontière de Pareto des solutions optimales en termes de retour sur l'investissement et profit absolu. Pour résoudre ce problème, la fonction objective utilisée est décrite en (20), où ROI est le retour sur investissement et NR le 'net revenue' de l'installation.

$$C_{B,t} = C_B \cdot (r_{T,t} + r_{C,t}) \quad (17)$$

$$r_{T,t} = a_0 + a_1 T_t + a_2 T_t^2 \quad (18)$$

$$r_{C,t} = \frac{P_t \cdot dt}{n_{max} \cdot E} \quad (19)$$

$$f(P, E, Y, X, Z) = \alpha \cdot ROI(Y, X, Z) + (1 - \alpha) \cdot NR(Y, X, Z) \quad (20)$$

En effet, la maximisation du ROI, comporte la sélection d'un design de systèmes de stockage très petits, utilisés souvent, mais de faible utilité pour le bilan économique de l'habitation. Au contraire, pour des grandes installations, l'impact financier peut être grand, mais avec des retours décroissants. L'identification des solutions dominantes permet de maximiser les deux paramètres (ou potentiellement autres) et laisser une marge de liberté dans la réalisation de l'installation.

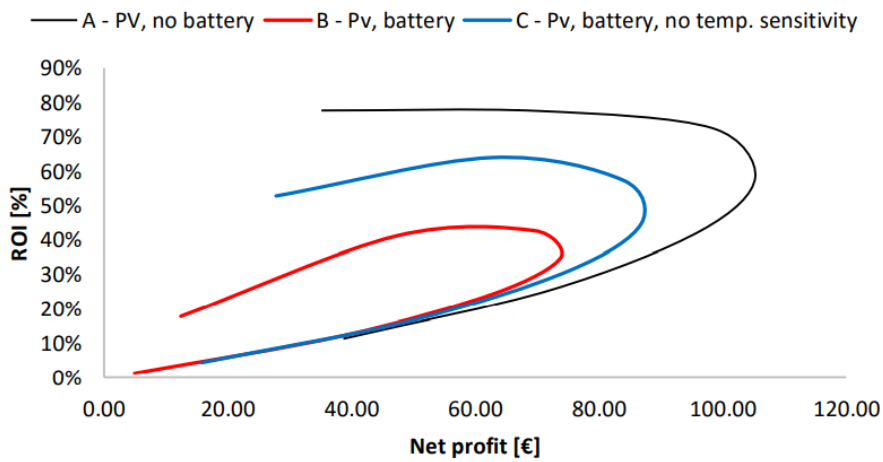


Figure 20: Dimensionnement optimal du stockage dans un système hybride PV-stockage. Solutions optimales tenant compte de l'effet de la dégradation de la batterie due à la température. (Michiorri et al., 2020)

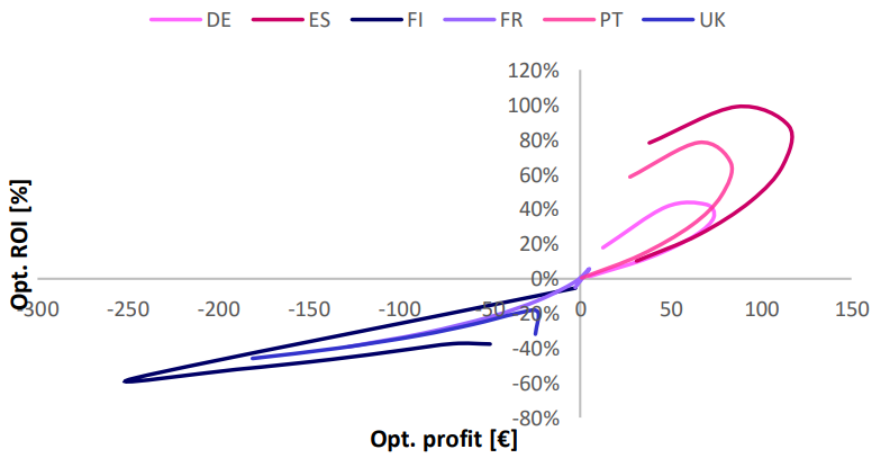


Figure 21: Dimensionnement optimal du stockage dans un système hybride PV-stockage. Solutions optimales du problème d'optimisation multi-objectif pour plusieurs pays . (Michiorri et al., 2020)

3.4 Gestion du stockage distribué

Les travaux précédents se concentrent sur des applications liées à une seule batterie connectée à un générateur renouvelable. Une autre série d'études menées durant les dernières années concerne la gestion de groupes de stockages où autres sources de flexibilités. L'objectif est, à travers un agrégateur, de coordonner la réponse de plusieurs ressources de petites tailles et réussir à la valoriser sous la forme de plusieurs produits pour des acteurs différents. Des exemples sont la gestion des congestions réseau pour le DSO et la fourniture de réserve au TSO. Les défis à résoudre sont nombreux : d'un côté la taille du problème qui peut devenir large, avec des dizaines et potentiellement centaines ou milliers d'unités à gérer. L'introduction d'une modélisation correcte du vieillissement tient compte de sa non linéarité, d'où l'intérêt à utiliser le stockage pour la fourniture de plusieurs services. Cette dernière tâche est compliquée par le fait qu'ils n'ont pas encore été définis des services système pour le réseau de distribution, rendant les résultats profondément dépendants des hypothèses sur les cas d'étude. Enfin, la nécessité d'intégrer des sources de flexibilités de nature très différente (batteries, charges contrôlables, renouvelable effaçable...), complique la modélisation.

D'un point de vue mathématique, la gestion agrégée du stockage distribué est similaire à celle déjà présentée en (12), avec la différence que, en face d'une unique fonction objective, des contraintes sont présentes pour chaque unité de stockage et d'états intermédiaires d'agrégation. Ces études ont été menées au début pendant le projet NiceGrid, où un gestionnaire de stockage réseau a été développé et testé (Michiorri et al., 2014) et ensuite développées plus en profondeur avec la thèse de Carlos Adrian Correa Florez, où plusieurs techniques pour la modélisation du stockage et l'optimisation ont été testées.

Le problème abordé en (Michiorri et al., 2014) correspond à celui d'un agrégateur de batteries distribuées dans le réseau de distribution qui participe à un marché local de flexibilité. Dans ce contexte, plusieurs zones de marchés sont créés de façon dynamique par l'opérateur de réseau en fonction de la configuration du réseau de

distribution et de la présence de violation de contraintes dans les départs ou dans les transformateurs. Les requêtes de flexibilités peuvent provenir de l'opérateur du réseau de distribution sur des localités spécifiques, ou par l'opérateur du réseau de transmission sur toute la région du poste source. En plus, chaque batterie peut être utilisée pour baisser le coût d'approvisionnement de son propriétaire résidentiel ou industriel. L'algorithme de gestion de cet agrégateur doit donc définir le plan de charge optimal pour chaque batterie pour réduire le coût d'approvisionnement. Ensuite il doit proposer des offres, en termes de volume et prix, pour le marché local de flexibilité. La solution est définie comme un problème d'optimisation, décrit en (21) en respectant les contraintes en (22) et la fonction objective en (23). Ici Y est le vecteur en [kW] indiquant la puissance chargée ou déchargée pour les n_{ts} pas de temps, P_B^{min}, P_B^{max} en [kW] sont respectivement la puissance maximal de décharge et charge de la batterie B, SOC_B^{min}, SOC_B^{max} représente l'état de charge minimale et maximale pour la batterie B, e_Y est l'efficacité de charge et décharge (en général, dépendant de la direction de Y), $t_{B,CL}$ est une matrice topologique indiquant l'appartenance de la batterie B à la location commerciale CL et enfin, $P_{CL}^{min}, P_{CL}^{max}$ sont les requêtes de flexibilité sur la location commerciale CL et Z_{CL} est un plan optimal pour la batterie B précédemment calculé sans tenir compte des requêtes de flexibilité $P_{CL}^{min}, P_{CL}^{max}$. La différence entre le coût du plan initial et le nouveau plan donne le coût de la flexibilité proposée. Un exemple des offres proposés pour plusieurs locations commerciales est donné en Figure 22.

Ce travail présente deux limitations principales en ne considérant pas : la maximisation du profit dans la définition du prix des offres de flexibilité, et l'incertitude de la demande ou de la production renouvelable. Ce dernier aspect sera abordé dans les travaux décrits en bas.

$$Y = \operatorname{argmin}(f_c(Y,)) \quad (21)$$

$$s. t. \left\{ \begin{array}{l} P_B^{min} \leq Y_{B,t} \leq P_B^{max} \\ SOC_B^{min} \leq SOC_0 + \sum_{t=1}^{n_{ts}} Y_{B,t} \cdot e_Y \cdot \frac{\Delta t}{E} \leq SOC_B^{max}, \forall \begin{array}{l} t = 1, n_{ts} \\ B = 1, n_B \\ CL = 1, n_{CL} \end{array} \\ P_{CL}^{min} \leq \sum_B \sum_{CL} Y_{B,t} \cdot e_Y \cdot t_{B,CL} \leq P_{CL}^{max} \end{array} \right. \quad (22)$$

$$f_c(Y,) = \sum_B \sum_{t=1}^{n_{ts}} Y_{YB,t}^{opt} - Y_{B,t} \cdot e_Y \cdot t_{B,CL} \quad (23)$$

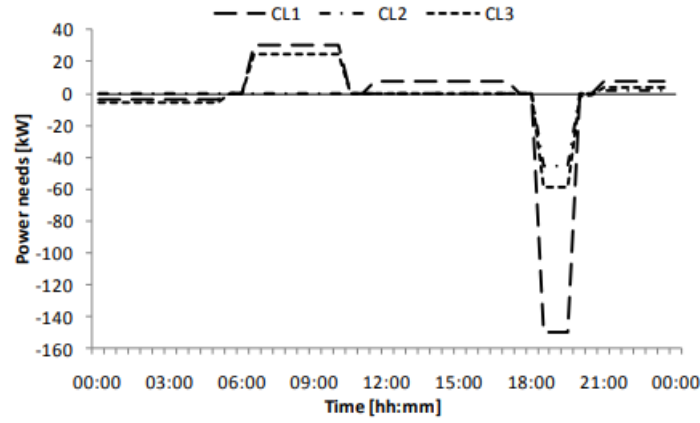


Figure 22: Offres de flexibilités sur plusieurs locations commerciales fournies par les stockages distribués coordonnées par l'agrégateur.

En général, plusieurs techniques d'optimisation permettent d'intégrer l'incertitude dans la prise de décision, incertitude que peut se présenter dans la fonction objective ou dans les contraintes. En bas, les deux formulations plus communes, l'optimisation stochastique et robuste, sont brièvement présentés en (24) et (25), pour le problème de l'identification du plan optimale de charge et décharge d'une batterie, comme déjà illustré en (13). Dans le premier cas, l'objectif est de maximiser le résultat en tenant compte de la valeur attendu des scenarios possibles. Dans le deuxième cas, l'optimisation robuste est faite sur le pire des scenarios possibles avec des avantages et désavantages : d'un côté elle risque de donner des résultats trop conservatifs, de l'autre, elle ne demande pas une description détaillée de l'incertitude et l'intensité computationnelle demandée est plus limitée.

$$Y_{opt,stochastic} = \operatorname{argmax} \left(E_x(f(P_r, E_r, Y, X, Z)) \right) \quad (24)$$

$$Y_{opt,robust} = \operatorname{argmax} \left(\operatorname{argmin}(f(P_r, E_r, Y, X, Z)) \right) \quad (25)$$

En (Correa Florez et al., 2017) les non-linéarités du vieillissement en fonction de la profondeur de décharge sont modélisées et le parc de flexibilités géré avec une optimisation de type particle-swarm, tandis qu'en (Correa Florez et al., 2018a) est

utilisée une optimisation stochastique, moins gourmande en ressources pour un grand nombre de ressources contrôlables. Ces approches ont été appliquées au cas d'étude décrit en Figure 23 où des sources de flexibilité de nature différente sont gérées par un agrégateur.

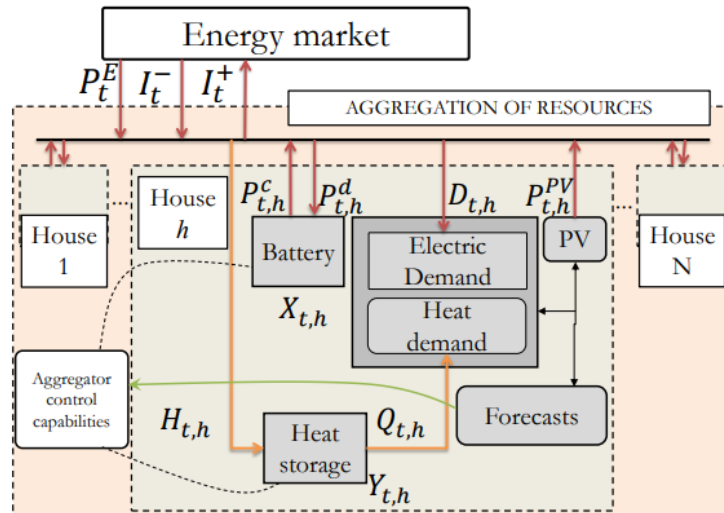


Figure 23: Diagramme des ressources et du schéma d'agrégation (Correa Florez et al., 2019a)

La méthode de l'optimisation robuste est explorée en (Correa Florez et al., 2018b) où l'approche 'adjustable-robust' optimisation est proposée et (Correa Florez et al., 2019a) où méthodes différentes sont comparées d'un point de vue de la performance de la solution et du temps de calcul. L'idée de l'adjustable-robust optimisation est de définir le niveau de conservatisme à appliquer un poids pour une ou plus variables incertaines. En (Correa Florez et al., 2018b), le poids est appliqué aux prix de l'électricité, tandis qu'en (Correa Florez et al., 2019b) des poids sont appliqués au prix, à la demande et à la production renouvelable. La méthodologie proposée, consiste à calculer des solutions optimales en fonction de plusieurs combinaisons de poids, identifiant la frontière des solutions optimales. Le résultat est montré en Figure 24, où est visible l'ensemble des solutions trouvées, les solutions dominantes et la solution du problème déterministe. L'image montre comment l'avantage de la méthode se concentre principalement dans la réduction du risque, avec une déviation standard des coûts réduits jusqu'à 35%.

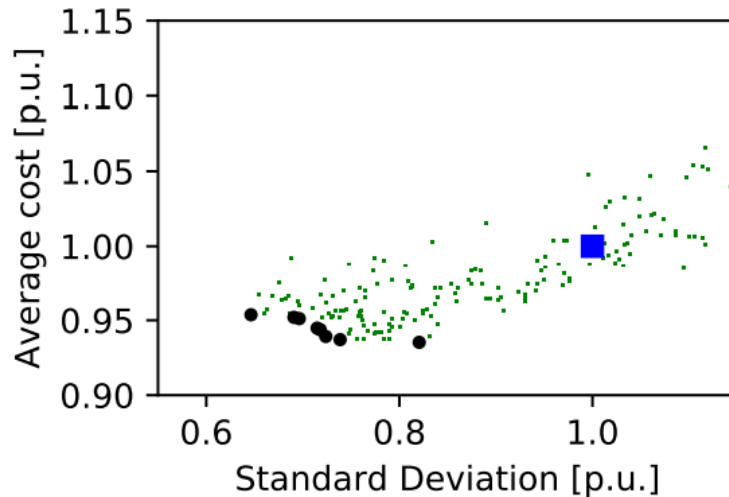


Figure 24: Front de Pareto pour les scenarios de l'optimisation robuste. En vert : scenarios, bleu : solutions dominantes, bleu: solution déterministe. (Correa Florez et al., 2019b)

Enfin en (Correa Florez et al., 2019b) cette approche est testée pour permettre l'offre de plusieurs services aux opérateurs des réseaux de transmission et distribution. Le volume et le prix des offres sont calculés, comme déjà vu en haut, considérant le coût de désoptimisation par rapport à une trajectoire initiale optimale. Ici la différence consiste dans la prise en compte de l'incertitude à travers la méthode de l'optimisation robuste. L'effet de cette approche peut être vue en Figure 25 où sont reportées des différentes courbes d'offres de flexibilité, en termes de volume et prix, proposées par l'agrégateur utilisant différentes combinaisons des poids de robustesse.

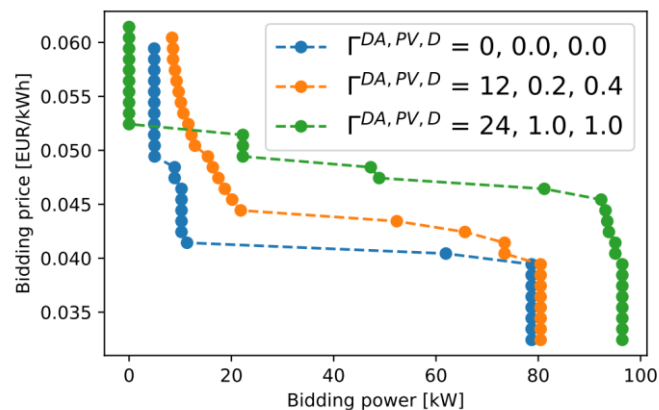


Figure 25: Effet de différents niveaux de robustesse sur prix et volume des offres de flexibilité. Légende : DA (prévision prix day ahead), PV (prévision production PV), D (prévision de la demande électrique) (Correa Florez et al., 2019b)

4 Prévisions pour la prise de décisions

L'intérêt vers cet axe de recherche naît à partir de deux considérations : la première est que les évolutions récentes en termes de capacité de calcul et de données à dispositions rendent les applications analytiques toujours plus intéressantes et performantes comme support à la prise de décisions. Ce trend est en cours d'accélération et des avantages sont possibles dans ses applications pour le système électrique et l'intégration des renouvelables. La deuxième est qu'un grand nombre de procédures actuellement utilisées dans l'industrie et souvent en recherche, sont basées sur des approches déterministes. Cela empêche d'exploiter des marges d'incertitude avec la conséquence d'une sous exploitation des composants et du système électrique en général. Mais, plus important, il donne des fausses certitudes. Il est donc nécessaire de mieux quantifier l'incertitude et développer des méthodes pour permettre aux opérateurs d'en tenir compte.

Une considération nécessaire est que dans cet axe de recherche, les prévisions sont considérées comme une synthétisation des informations disponibles (météo, comportement historique, dynamique du système en étude) au moment de la prise de décision, représentés dans un format clair et explicatif. Une deuxième considération est qu'en l'absence de grandes inerties dans le système électrique, les applications des prévisions sont relativement peu courantes, notamment la participation au marché électrique, la planification des centrales et du stockage. Cette dernière application est en train de devenir de plus en plus d'actualité.

Avant de décrire les travaux complétés durant les dernières années, il est utile introduire le problème de la prévision. En général, une prévision peut être considérée d'un point de vue mathématique comme une fonction décrivant la relation entre la valeur future d'une variable, à l'instant $t+h$, et la valeur de la même variable, ou d'autres, connues à l'instant t ou dans le passé. Un exemple est montré en (26), où $\hat{Y}_{t+h|t}$ est la variable estimée à l'instant $t+h$ calculée au temps t , X_t est là, ou les, variables connues à l'instant t et $f(\)$ est le modèle prédictif.

$$\hat{Y}_{t+h|t} = f_h(X_t, Y_t) \quad (26)$$

Deux grandes familles de modèles peuvent être identifiés : les modèles dynamiques et les modèles statistiques. Dans le premier cas, le modèle est construit à partir

d'une connaissance du comportement dynamique du phénomène, qui est ensuite intégrée du temps t jusqu'au temps $t+h$, comme montré en (27), où $g(X, Y)$ est la fonction décrivant la dérivée du paramètre Y en fonction de sa valeur et de celui d'autres variables explicatives. L'application plus connue de cette approche est celle des prévisions météorologiques.

$$f_h(X_t, Y_t) = \int_t^{t+h} g(X_t, Y_t) dy \quad (27)$$

Dans le deuxième cas, le problème de prévision est reconduit à un problème de régression, où une fonction générique est utilisée et ses paramètres sont calculés pour minimiser une certaine fonction d'erreur, comme en (28)-(30). Dans cet exemple la fonction $f(\)$ est linéaire (28) et ses poids sont calculés de façon à minimiser (30) une fonction d'erreur linéaire (29).

$$f_h(X_t, Y_t) = a_0 + a_1 x_{1|t} + a_2 x_{2|t} + a_3 y_t \quad (28)$$

$$e_t = |y_{t+h} - \hat{y}_{t+h|t}| \quad (29)$$

$$\min_A \sum_{t=1}^n e_t(A) \quad (30)$$

Un autre aspect important est représenté par le type de la sortie du modèle de prévision, notamment concernant l'estimation de l'incertitude des résultats. Il est possible de distinguer au moins trois familles de 'produits' de prévision concernant leur description de l'incertitude : prévisions déterministes, probabilistes et scénarios. Dans le premier cas, le modèle prédictif ne donne aucune information concernant l'incertitude de la prévision, qui peut être estimée à posteriori sur un échantillon de données de test. Dans le deuxième cas, la sortie du modèle de prévision est une distribution de probabilité, permettant de distinguer des situations avec une marge d'erreur plus ou moins grande. Enfin, dans le troisième cas, la sortie du modèle prédictif consiste en un ensemble de séries temporelles de la variable prévue. A chaque instant de temps l'ensemble de points peut approximer une fonction de probabilité décrivant l'incertitude. De plus, chaque scénario, maintient l'autocorrélation (et la corrélation entre ses variables, dans le cas d'un modèle multivariées) caractéristique de la variable prévue. L'intérêt de ce type de sorties

du modèle de prévision est qu'il peut être utilisé dans différents problèmes d'optimisation, comme par exemple ceux vu en Section 3.

Les prévisions sont souvent utilisées dans le système électrique, notamment pour la planification des renforcements du réseau sur le long terme, la planification des centrales et la participation au marché pour le lendemain. Aussi, ralentis à cause de la très faible inertie des phénomènes électriques, prennent toujours plus d'intérêt les applications de commande prédictive.

4.1 Etat de l'art

Les travaux décrits dans cette section s'inscrivent dans le domaine de recherche plus large de la prévision pour l'aide à la décision. Des méthodologies ont été développées et largement appliquées en économie (Granger, C., et al., 2006) ou en recherche opérationnelle (Hahn, H., et al., 2009). Un grand intérêt a été porté au cours de la décennie précédente à la prévision énergétique et en particulier à la prévision de la production d'énergies renouvelables, avec des applications sur le négoce d'énergie (Zugno, M., et al., 2013) ou la planification des systèmes électriques. Il a été estimé que ces méthodes pourraient être appliquées à d'autres aspects du secteur de l'énergie.

Concernant l'application des prévisions pour Dynamic Line Rating, la majorité des applications proposées dans la littérature comportent la génération de prévisions de DLR probabilistes. Un état de l'art des applications réelles de ce type en Europe est décrit dans (Albizu, I., et al. 2015). Il a été proposé dans la littérature de ne plus fixer la valeur des prévisions DLR avec un niveau de fréquence fixe, mais d'utiliser à la place une optimisation stochastique. Dans (Bucher, M., et al., 2016) et (Chen, Y, et al., 2016), cela est fait avec une optimisation stochastique en deux étapes, qui vise à minimiser la somme des coûts de production, l'allocation des réserves et l'activation potentielle des réserves en raison des erreurs de prévision du DLR.

Concernant la provision de réserve, une offre fiable de services système implique des méthodes de prévision de puissance adéquates. Pour la production variable, la non-linéarité de la production éolienne et solaire induit que la distribution conditionnelle des erreurs de prévision est plus facile à modéliser avec des approches non paramétriques (Pinson, P., Kariniotakis, G., 2010). Selon une revue

des méthodes probabilistes pour les réserves obligatoires (Dowell, J., et al., 2016), les prévisions de densité peuvent être appliquées à la fois à l'énergie éolienne et solaire, et donnent plus de fiabilité sur les problèmes d'allocation des réserves que les approches basées uniquement sur les prévisions historiques. Les prévisions d'ensemble représentent une alternative aux prévisions de densité. Ils peuvent intégrer l'interdépendance temporelle et spatiale des erreurs de prédiction, et fonctionnent bien sur des horizons à court terme (Ren, Y., et al., 2015).

En ce qui concerne les prévisions de quantiles extrêmes pour la fourniture de DLR ou de services système, il y avait un manque de recherche sur la façon de fournir des prévisions de production RTLR et vRES agrégées avec de tels niveaux de probabilité, mais plusieurs études dans d'autres domaines montrent un intérêt pour les méthodes semi-paramétriques. A titre d'exemple, (Jónsson, T., et al., 2014) propose de modéliser les prévisions quantiles des prix de l'électricité pour des niveaux de probabilité inférieurs à 5 % en utilisant une interpolation exponentielle. Dans (Matos, M., et al., 2016), où des prévisions sont réalisées pour déterminer le transfert net entre le Portugal et l'Espagne, il est également proposé de modéliser les prévisions pour les quantiles inférieurs à 5 % par interpolation exponentielle.

4.2 Prévision de l'ampacité des composants du réseau

L'importance de l'ampacité des circuits pour le réseau électrique a déjà été présentée en Section 2. Ici est présentée une application proposée pour l'estimation de ce paramètre pour l'opération du système électrique en day-ahead basée sur l'utilisation de prévisions. Cette action est considérée nécessaire pour pouvoir exploiter la capacité de transport variable des lignes pour l'opération du réseau électrique. Un travail collaboratif pour déterminer l'état de l'art sur ce thème a été coordonné et présenté en (Michiorri et al., 2015). Des études pour déterminer les meilleures méthodes de prévision de l'ampacité des lignes aériennes ont été conduites et présentées en (Dupin et al., 2019a).

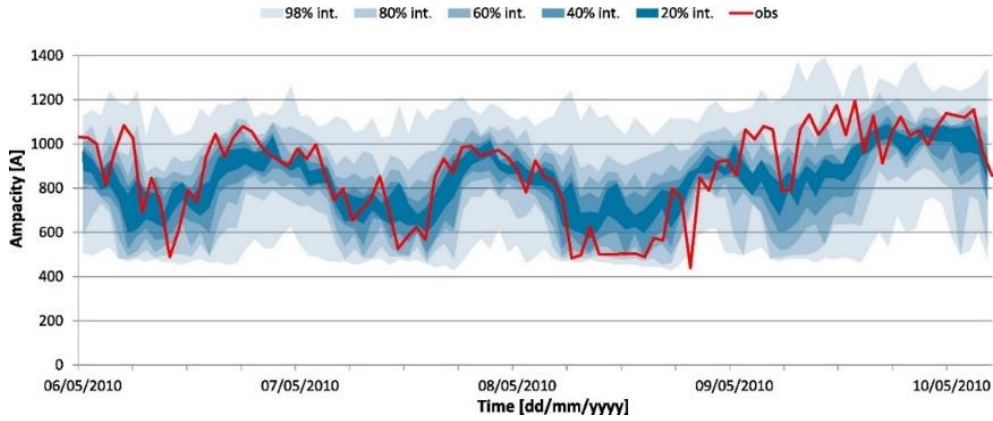


Figure 26: Exemple des prévisions probabilistes RTLR sur une période de quatre jours avec le modèle QRF. (Dupin et al., 2019a)

Les contributions principales de ce travail sont: l'identification d'une méthode optimale pour la prédiction de l'ampacité des lignes aériennes, comme monté en Figure 26, avec une quantification de l'incertitude obtenue et la proposition d'une méthodologie pour permettre à l'opérateur de réseau de fixer une valeur admissible de DLR pour un horizon futur. Jusqu'à présent, il n'existait pas un benchmark de précision possible pour la prévision de ce paramètre.

Concernant la méthode de prévision, la prévision quantile utilisée peut être résumée comme en (31), où $\hat{I}_{t+h|t}^\alpha$ représente le quantile α de l'ampacité en Ampères prévue à l'instant $t+h$ à partir des informations disponibles à l'instant t .

$$\hat{I}_{t+h|t}^\alpha = F_h^\alpha(X_t) \quad (31)$$

Les modèles testés sont : Quantile Linear Regression (QLR), Mixed Density Neural Network (MDNN), Kernel Density Estimation (KDE) et Quantile Regression Forest (QRF) ont été comparés selon plusieurs critères d'évaluation des prévisions déterministes et probabilistes. Les résultats sont reportés en Figure 28 pour les horizons temporels de 1 à 42h.

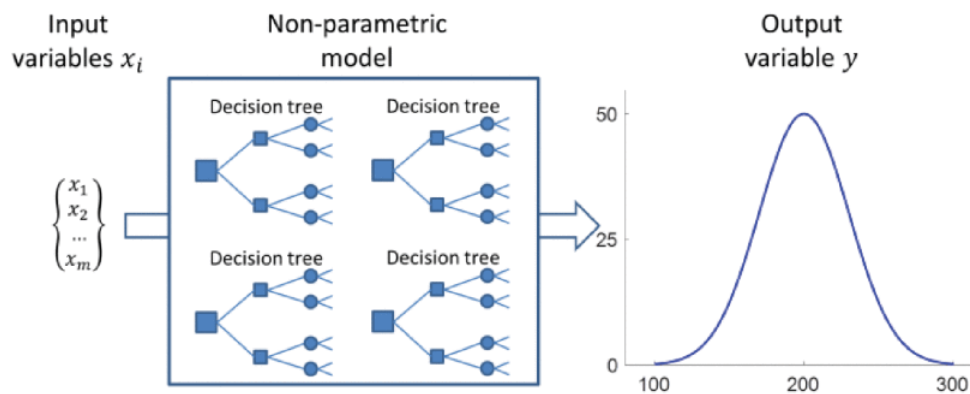


Figure 27: Schéma de fonctionnement d'un modèle de régression quantile par forêt aléatoire

La méthode Quantile Regression Forest, illustrée en Figure 27 s'est démontrée la meilleure, grâce à sa capacité d'identifier des relations entre les variables explicatives, sa capacité de généralisation et sa robustesse vers les variables d'apprentissage.

La performance relative des modèles testés par rapport aux principales métriques est reportée en Figure 28. Concernant la méthodologie pour le choix du DLR, elle est basée sur une approche fondée sur le risque déjà décrit en Section 2.4.

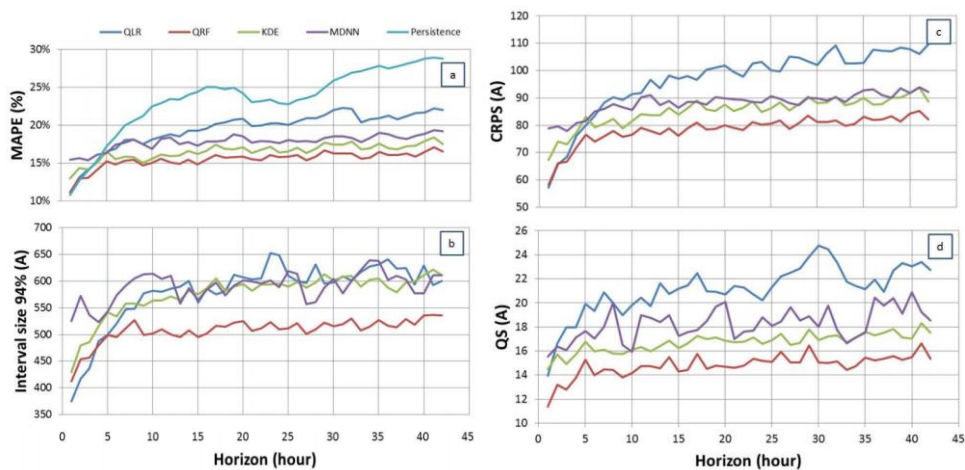


Figure 28: Comparaison des critères d'évaluation des quatre modèles considérés, selon l'horizon prévisionnel. Légende : QLR (Quantile Linear Regression), QRF (Quantile Random Forest), KDE (Kernel Density Estimation), MDNN (Mixed Density Neural Network) (Dupin et al., 2019a)

La prévision de l'ampacité a été testée aussi sur des câbles enterrés (Bracale et al., 2019), mais avec des résultats plus modestes à cause de l'inertie thermique élevée de ces composants qui rendent leur ampacité beaucoup plus stable dans le temps.

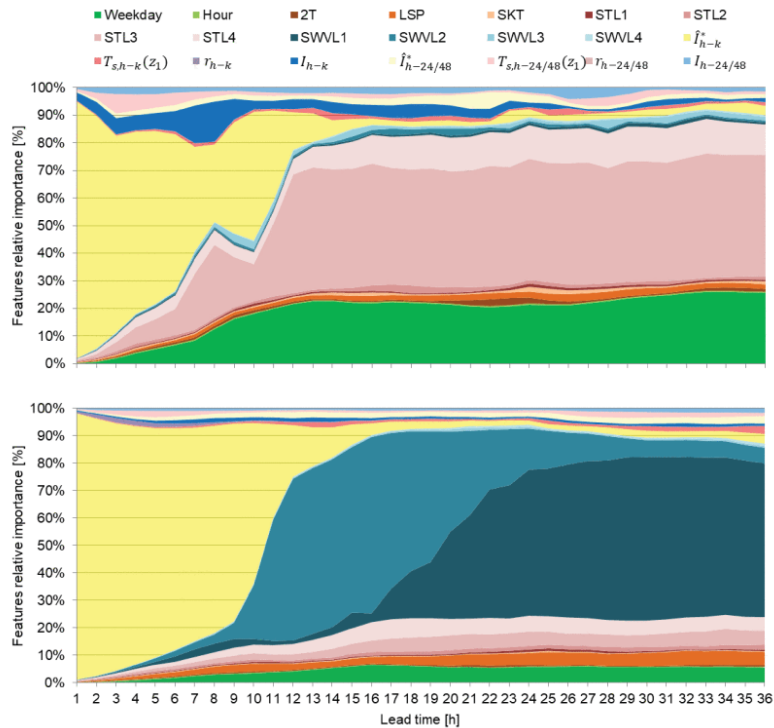


Figure 29: Importance relative des variables explicatives pour la prévision de l'ampacité d'un câble électrique enterré sur les horizons temporels de 1 à 36 heures. Pour un sol riche en argile (en haut) et un sol sableux (en bas). Légende : 2T (température ambiante à 2m), LSP (précipitation), SKT (température à la surface du sol), STL_i (température du sol au niveau i, de 7 à 289 cm), SWWL_i (humidité du sol au niveau i, de 7 à 289 cm), I_{h-k} (intensité de courant observée à k intervalles avant l'horizon h), T_{h-k} (température du sol observée à k intervalles avant l'horizon h), r_{h-k} (précipitation observée à k intervalles avant l'horizon h) (Bracale et al., 2019).

Un résultat intéressant de cette étude est l'analyse de l'importance relative des variables prédictives pour les différents horizons temporels et les différents types de sol considérés : argile et sable. Les résultats sont présentés en Figure 29. Pour les premiers pas de temps, la variable la plus importante est le niveau de courant transitant dans le câble, à cause de l'inertie thermique très élevée du système câble-sol. Ensuite, à partir d'un horizon de prévision d'environ 9 heures, les paramètres météorologiques du sol deviennent rapidement prépondérants : dans le sol d'argile

au contenu d'humidité relativement stable, la température prévue en profondeur devient la principale variable explicative, suivie par le jour de la semaine, un proxy de la prévision du flux de courant. Au contraire, dans le cas du sol en sable, le contenu en humidité du sol en profondeur est le paramètre prépondérant.

Enfin, il est possible de signaler que un brevet (Dupin et al., 2020b) a été déposé à partir de ces travaux.

4.3 Prévision pour les services système par les renouvelables

Une deuxième application innovante des prévisions a été proposée pour faciliter la fourniture de services système par des centrales renouvelables intermittentes. La pénétration croissante de ce type de centrales pose des doutes sur la stabilité du système électrique, à cause de leur connexion à travers des onduleurs sans inertie et de l'aléa de leurs productions. D'autre côté, il n'est pas raisonnable se priver de la contribution d'une portion toujours plus grande du parc de génération. L'idée de base de cette recherche, est fondée sur le fait qu'il serait difficile, voire impossible, pour une centrale renouvelable intermittente de fournir de la réserve primaire ou secondaire avec les mêmes performances qu'une centrale thermique conventionnelle. De plus, la fourniture de réserve est en train de passer en Europe d'une obligation à un service rémunéré selon de loi de marché, avec des enchères qui tendent vers une fréquence journalière et une granularité horaire ou intra-horaire. Cela oblige les fournisseurs de réserve, à définir heures ou jours avant le temps t , le volume qu'ils souhaitent offrir pour ce produit.

Ces contraintes rendent difficile la fourniture de services système par des centrales éoliennes ou PV. D'un autre côté, pour permettre au parc renouvelable de contribuer à la stabilité du système, il est nécessaire de proposer des solutions alternatives. La solution explorée ici est celle de la centrale virtuelle, une agrégation de plusieurs centrales renouvelables installées sur une vaste région géographique de manière à exploiter le foisonnement de la production. D'un point de vue technique, cela peut être réalisé à travers un système SCADA, grâce aux connexions à haut débit désormais communes en Europe grâce à la disponibilité de communications à haute bande (fibre optique). La réserve à la baisse peut être obtenue en réduisant la production, tandis que la réserve à la hausse nécessite une

réduction préliminaire au-dessous du point de fonctionnement maximal des centrales.

L'utilité des prévisions de bonne qualité trouve plusieurs applications dans ce contexte : 1) l'estimation de la quantité de la production qui peut être consacrée à la réserve avec une anticipation et une précision acceptable pour la fourniture de ce service (Zhang and Michiorri, In preparation), 2) la participation optimale dans les marchés de l'énergie et de la réserve (Camal et al., 2018) et (Camal et al., 2017), 3) la prévision à très court terme pour un contrôle prédictif du dispatch de la production de la centrale virtuelle renouvelable.

En (Zhang and Michiorri, In preparation), Figure 30, il a été quantifié le volume de production renouvelable utilisable pour la fourniture de réserve. Dans ce travail, cette valeur est définie comme la quantité de production disponible avec une fiabilité de 99% avec une anticipation de cinq heures. Cette valeur est calculée avec une auto régression quantile sur la production agrégée au niveau régionale d'un parc renouvelable éolien et PV. Les différents parcs régionaux ont été ensuite agrégés jusqu'à arriver à la taille nationale. L'étude a montré qu'en moyenne, dans l'espace de la France continentale, cette solution peut fournir en moyenne comme réserve 14% de sa capacité installée, avec un minimum de 7% pour une région spécifique.

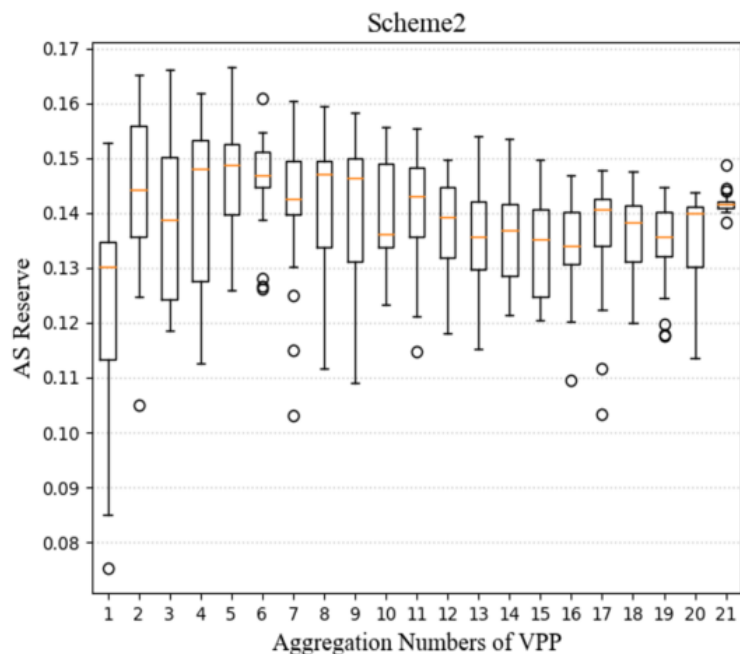


Figure 30: Capacité annuelle moyenne de réserve dans des configuration d'agrégation différentes des parcs renouvelables intermittents, de (Zhang and Michiorri, In preparation)

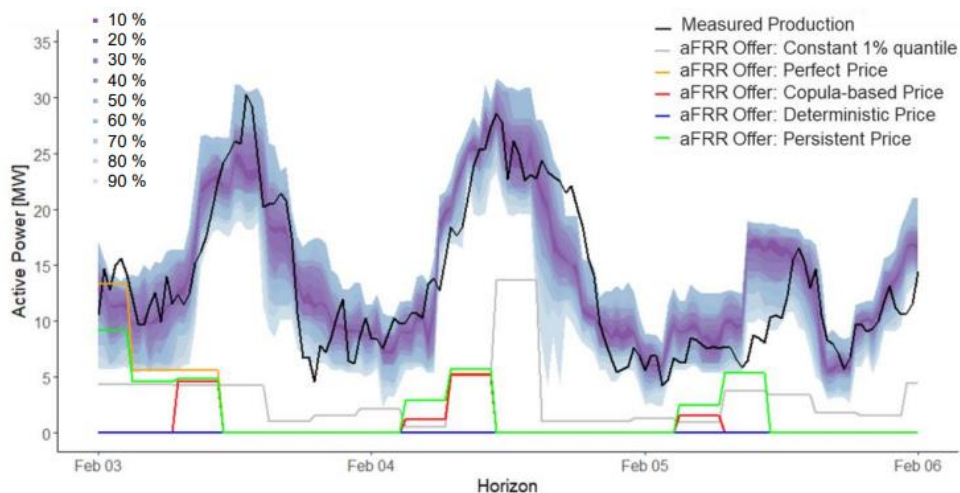


Figure 31: Prévisions de capacité aFRR par rapport à la mesure et aux prévisions de production (intervalles prédictifs à l'échelle bleue, de 10 % à 90 %), de (Camal et al., 2018).

En (Camal et al., 2018) des prévisions pour la production agrégée de la centrale virtuelle, couplées à des prévisions du prix de l'énergie, du balancement, de la probabilité d'appel et de sa direction sont utilisées pour proposer des combinaisons optimales d'offres pour le marché de l'électricité et de la réserve secondaire. Un exemple de ces prévisions de production et du volume de réserve proposées selon différentes stratégies est montré en Figure 31. L'étude montre que la participation aux deux marchés permet d'améliorer le profit de la centrale virtuelle d'environ 5%, par rapport à l'offre exclusive d'énergie.

Concernant le troisième point, les travaux sont encore en cours et limités au développement du modèle de prévision à court terme pour la production agrégée, qui donne des résultats encourageants en ligne avec la littérature.

4.4 Amélioration des quantiles bas

Les prévisions développées et utilisées en haut, pour l'ampacité ou la fourniture de services système, sont de type probabiliste. Elles sont utiles pour des calculs de 'valeur attendue' ou des approches basées sur une définition de risque. En réalité, certaines applications nécessitent de connaître les valeurs extrêmes qu'une variable externe peut avoir. Ces sont les cas par exemple où les coûts dû à des prévisions non correctes sont largement supérieurs aux bénéfices. Malheureusement les méthodes habituellement utilisées pour la prévision probabiliste ne se montrent souvent pas performantes quand appliquées à la prévision de valeurs extrêmes et rares. Cela est

dû au fait que le nombre d'échantillons disponibles pour l'entraînement des modèles est faible et que les phénomènes à modéliser sont souvent différents. Pour cela des études ont été menées pour améliorer la prévision des quantiles bas, correspondants à des valeurs de fiabilité très élevées (>95%). L'objectif est d'améliorer la performance des modèles de prévisions probabilistes dans cette région. En (Dupin et al., 2020a) l'utilisation d'un modèle paramétrique basé sur une distribution exponentielle a été utilisé pour réduire considérablement les erreurs pour les prévisions d'ampacité relatives à des niveaux de probabilité entre 0% et 1%. En (Camal et al., In preparation) une méthode similaire a été utilisée pour améliorer la prévision de la production agrégée de centrales renouvelables pour la fourniture de services système.

Plusieurs méthodes ont été considérées, toutes basées sur le concept de développer un modèle de prévision séparée seulement pour cette section de la distribution de probabilités, et de le remplacer aux résultats du modèle de prévision de la distribution entière. Cela est représenté clairement en Figure 32.

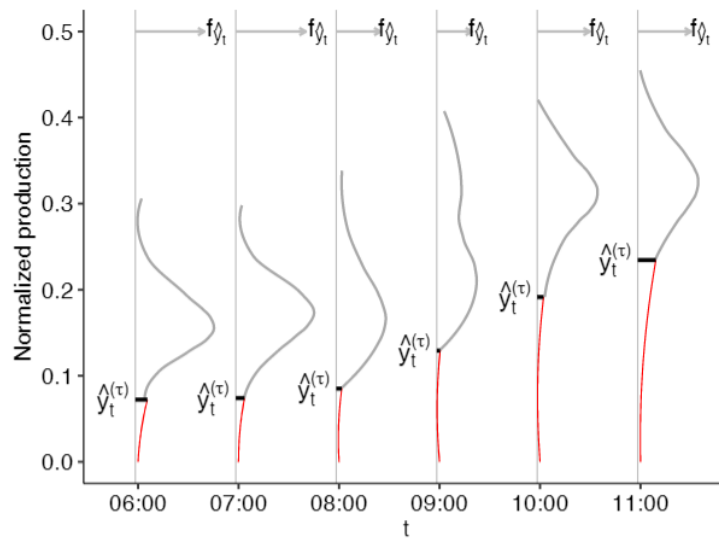


Figure 32: Fonction de densité de probabilité d'un modèle de prévision probabiliste sur plusieurs horizons. Version initiale (noir) et modification pour les quantiles bas. (Camal et al., In preparation)

$$F(\hat{Y}_{t+h|t}^\alpha, \rho) = \begin{cases} \alpha_{lim} \cdot e^{\rho \cdot (\hat{Y}_{t+h|t}^\alpha - \hat{Y}_{t+h|t}^{\alpha_{lim}})} \\ F_{QRF}(\hat{Y}_{t+h|t}^\alpha) \end{cases}, si \begin{cases} \hat{Y}_{t+h|t}^\alpha < \hat{Y}_{t+h|t}^{\alpha_{lim}} \\ \hat{Y}_{t+h|t}^\alpha > \hat{Y}_{t+h|t}^{\alpha_{lim}} \end{cases} \quad (32)$$

La meilleure performance globale a été observée en utilisant un modèle non-paramétrique, souvent une Forêt d'arbres Aléatoires, pour la prévision de la distribution de probabilités complète, et un modèle paramétrique, souvent une fonction exponentielle, pour améliorer la partie basse, comme montré en (32). Ici $F(\hat{Y}_{t+h|t}^\alpha, \rho)$ est la nouvelle fonction de probabilité pour le quantile α de la variable Y à l'horizon $t+h$, α_{lim} est le quantile limite choisi pour délimiter la queue de la distribution, habituellement entre 1 et 5%, ρ est le paramètre de forme de la fonction exponentielle et F_{QRF} est la distribution de probabilité de toute la courbe, un QRF en ce cas.

Les travaux, en accord avec la littérature montrent que cette approche permet des performances supérieures, mais seulement si le paramètre de forme de la fonction paramétrique est calculé conditionnellement pour des échantillons différents. L'idée de base est que la forme de la queue de la distribution peut changer considérablement en fonction des circonstances. Considérons par exemple la prévision probabiliste de la production d'une centrale solaire : dans une journée ensoleillée, la probabilité d'une réduction improvisée sera beaucoup plus faible que pendant une journée nuageuse. Pour cette raison, le paramètre de forme ρ est calculé pour des groupes de prévisions. Les prévisions sont clustérisées, en fonction de la forme de la partie inférieure de la distribution de probabilité, et pour chaque cluster, une valeur optimale du paramètre ρ est estimée. Pour l'identification des clusters, une méthode de type k-mean clustering, comme en (33), où x_j est la coordonnée de l'observation j du cluster k et μ_k est le barycentre du cluster k . Le clustering est réalisé en considérant les valeurs de deux ou plusieurs quantiles d'une prévision réalisée. Dans le cas de la prédiction de l'ampacité des lignes aériennes, le clustering effectué en considérant la valeur des quantiles 5% et 20% s'est révélé le plus performant. La Figure 33 montre les clusters identifiés en (Dupin et al., 2020a) avec la valeur optimale due à la valeur du paramètre ρ calculé.

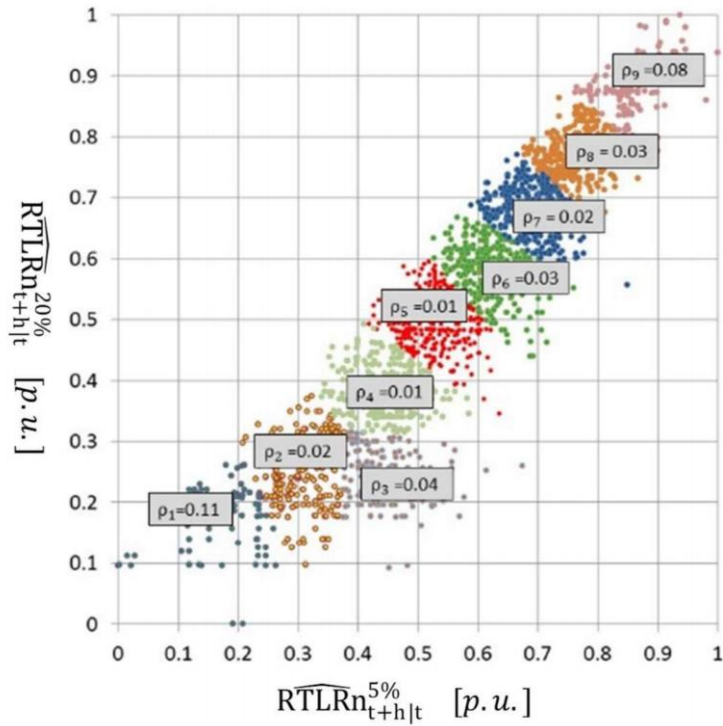


Figure 33: Exemple de neuf clusters g n r s   partir de pr visions probabilistes de l'ampacit  d'une ligne. Pour chaque cluster la valeur du param tre ρ correspondant est report e. (Dupin et al., 2020a)

$$S = \underset{S}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{k=1}^n \sum_{x_j \in S_k} \|x_j - \mu_k\|^2 \right) \quad (33)$$

La m thode d crite permet d'am liorer consid rablement la fiabilit  des pr visions pour le dernier percentile de la distribution de probabilit , les r sultats pour les deux  tudes sont report s en Figure 34 et Figure 35 pour la pr vision de l'ampacit  des lignes, en haut et pour la production renouvelable agr g e en bas. Dans le premier cas, o  la fonction de distribution n'est pas born e, on observe une am lioration de 87,5% de l'erreur de la fiabilit  pour le quantile 0-0.1%, qui passe d'une surestimation d'environ 600%   environ 75%. Cette r duction est consid rable et permet de consid rer comme fiables des quantiles jusqu'  0.5%. Dans le deuxi me cas de l' tude la m thode traditionnelle pr sentait une surestimation du quantile 0-0.1% d'environ 300%. Cette valeur inf rieure peut  tre expliqu e avec la plus faible variance de la s rie temporelle consid r e et par le fait que la distribution de probabilit  est born e,  tant donn  la production renouvelable toujours limit e

entre 0 et la puissance crête des centrales. Le modèle de prévisions amélioré baisse cette valeur d'erreur jusqu'à environ une surestimation de 100%. De plus il est vérifié que cette valeur rentre dans la marge de tolérance due à la dimension de l'échantillon d'évaluation (surface en gris dans la figure).

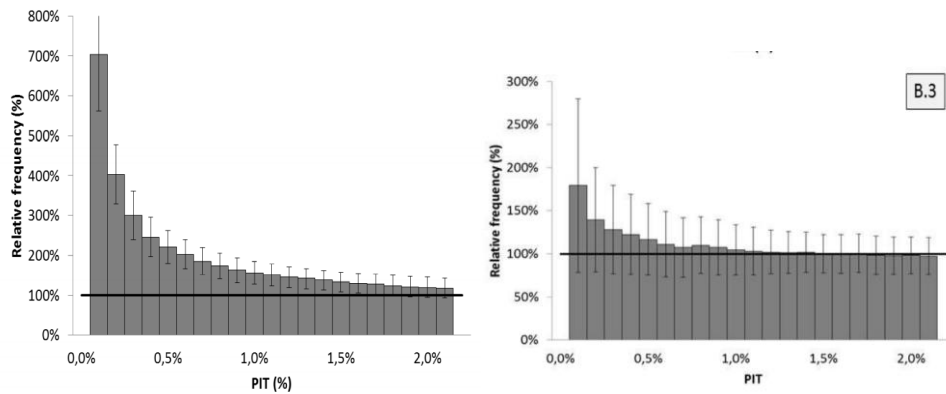


Figure 34: Amélioration de la qualité de la prévision dans le dernier percentile de la distribution de probabilité des prévisions pour l'ampacité en day ahead. A gauche la performance du modèle de prévision traditionnel et à droite l'amélioration après application de la prévision améliorée pour les quantiles bas. (Dupin et al., 2020a)

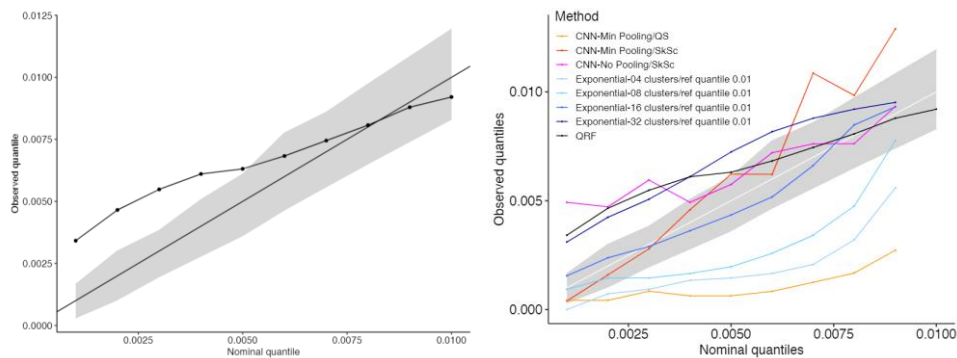


Figure 35: Amélioration de la qualité de la prévision dans le dernier percentile de la distribution de probabilité des prévisions. pour la production. A gauche la performance du modèle de prévision traditionnel et à droite l'amélioration après application de la prévision améliorée pour les quantiles bas. (Camal et al., In preparation)

5 Éléments de prospectives à moyen et long terme

En général la recherche future continuera sur la thématique du support aux décisions pour le système électrique et pour l'intégration des renouvelables, sur les axes de recherche précédemment exposés. Plusieurs sujets de recherche sont déjà bien définis et sont décrits ci-dessous.

Concernant le DLR, trois actions peuvent être anticipées : 1) le développement d'un outil de prévisions sur la base des recherches exposées ci-dessus. 2) étudier l'impact de l'application du rating dynamique dans la planification du réseau électrique. Cette action permettra aussi d'étudier sous un angle différent l'impact du climat sur le système électrique. 3) Développer des outils pour mieux exploiter les limites thermiques des composants. Cette action est considérée comme nécessaire puisque l'installation des capteurs sur du matériel en tension représente une barrière et un coût considérable dans l'application des ratings dynamiques.

Concernant les prévisions, l'attention à court terme sera portée sur 1) la prévision des prix de l'électricité et des services système. Une thèse dans cette direction vient de démarrer dans le cadre du projet REgions. 2) le développement de solutions pour l'autoconsommation locale, 3) l'intégration des nouvelles sources de données, externes au système électrique, pour la prévision. En particulier sont visées des informations relatives à la dimension sociale pour caractériser et prévoir mieux la demande.

Concernant la gestion du stockage, un défi important est identifié dans le court terme : une modélisation plus fine du comportement thermique et chimique de la batterie, avec l'objectif d'intégrer mieux son vieillissement dans la planification et opération.

Ces thèmes rentrent dans l'intérêt actuelle de l'industrie et des gouvernements Français et Européens, ainsi que de la communauté scientifique, qui est censée garantir le support nécessaire en termes d'attention et de ressources. En général, l'intérêt vers l'autoconsommation locale, qui commence à être inscrit dans les réglementations de différents pays européens, garanti un domaine d'application pour les recherches sur la gestion de la flexibilité distribuée. Aussi, l'intérêt vers l'impact du climat sur le système énergétique et la nécessité fournissent applications

et requêtes sur le thème de l'ampacité des composants électriques. L'utilisation des prévisions peut fournir un support aux deux thématiques.

5.1 Actions de recherche à moyen terme et verrous

Dans les paragraphes suivants seront détaillés les moyens à développer pour atteindre ces objectifs, considérant l'état de l'art et les verrous actuels, en clarifiant le cas échéant, si des travaux ont démarré. Certains sujets sont déjà en cours de réflexion ou ont fait l'objet de travaux qui ne peuvent pas encore être considérées comme conclusifs. Également mentionnées sont les actions déjà mises en place, comme la proposition de projets ou le recrutement de stagiaires ou doctorants dans le futur proche.

5.1.1 Prévision de l'ampacité dynamique

Dans ce cas, une bonne partie du travail a été terminée avec les travaux sur l'algorithme de prédiction de l'ampacité des lignes décrites (Dupin et al., 2020a, 2019a, 2019b) et le brevet (Dupin et al., 2020b). L'ambition est de développer un prototype et de progresser vers une démonstration. Des liens avec une entreprise du secteur sont déjà établis.

Les verrous scientifiques qui restent à franchir sont relatifs principalement aux autres composants du réseau électrique, notamment les transformateurs et les câbles électriques, pas encore traités. Pour ces deux composants, le modèle de prévision et de gestion du risque est différent de celui des lignes aériennes.

D'un point de vue mathématique, l'inertie thermique de l'isolant (pour transformateurs et câbles électriques) et du sol (pour les câbles électriques) donne une constante de temps thermique α de l'ordre de l'heure pour ces composants. Le comportement thermique de ces composants peut être synthétisé, à partir de (1) comme en (34), où $T(t)$ est la température (du conducteur ou du point chaud du transformateur) au temps t , $I_{0,1}, T_{0,1}$ sont le courant et la température ambiante ensuite à des changements $\Delta T_{0,1}(\)$ est la différence des températures stationnaires dans les conditions 0 et 1, issues des modèles d'ampacité statiques, et α est la constante de temps. Cela empêche l'utilisation de la méthode de régression quantile et impose le développement d'une méthodologie de prévision de type dynamique (par exemple avec une approche Monte Carlo) ou mixte (modélisation

dynamique et modélisation statistique). La solution de ce problème de façon synthétique, robuste et élégante représente un défi intéressant susceptible d'être appliqué à d'autres cas d'usage.

$$T(t) = T_0 + \Delta T_{0,1}(I_0, I_1) \cdot (1 - e^{-\alpha t}) \quad (34)$$

D'un point de vue de la modélisation physique du risque et du coût, ces deux types de composants présentent un effet de vieillissement de l'isolant avec la température non linéaire et plus marquée que dans le cas des lignes aériennes. Il est donc nécessaire de le prendre en compte au moment du choix de l'ampacité optimale. Le vieillissement peut être modélisé comme en (35), où v est la vitesse de vieillissement, T la température et v_0, T_0 , leurs valeurs en condition standard. De plus, le vieillissement augmente aussi la probabilité de défaillance de l'isolation, et donc de court-circuit. La modélisation complète des aspects de vieillissement et de fiabilité et leur intégration dans la définition de l'ampacité dynamique représente une étape à franchir.

$$v = v_0 \cdot e^{A\left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_0}\right)} \quad (35)$$

En résumé :

- Objectifs : 1) Développer des modèles de prévision de l'ampacité tenant compte du comportement dynamique des composants. 2) Intégrer les aspects de vieillissement dans la définition de l'ampacité
- Verrous : il n'existe pas au moment une solution unique à ce problème. Plusieurs approches doivent être comparés, en tenant compte de leur précision, mais aussi de leur flexibilité d'application.
- Perspectives: Entre les solutions considérées au moment il y a 1) La customisation de la fonction objective de l'algorithme de prévision pour lui permettre de tenir compte du comportement du composant (Stratigakos, A. et al., 2021) et 2) Se limiter à la prévision de l'échange thermique.

5.1.2 Application de l'ampacité dynamique dans la planification

La prévision de l'ampacité est utile pour son application dans la gestion opérationnelle du réseau. Mais pour exploiter en plein cette technologie, il est nécessaire de proposer

des méthodes pour l'intégrer dans la phase de planification du réseau. L'exercice est innovant pour plusieurs raisons.

D'un cote, par la nécessité de modéliser l'ampacité effective, et celle choisie par l'opérateur de réseau, sur une vaste région. Cela implique l'utilisation de bases de données météorologiques actuellement utilisées seulement pour l'estimation de la ressource renouvelable (solaire ou éolienne), comme les réanalyses météorologiques (Keeley, 2013) et les images satellitaires (Copernicus, n.d.). C'est aussi l'occasion d'introduire l'utilisation de projections climatiques (Copernicus, n.d.) dans la planification du réseau.

D'autre part, il est nécessaire de proposer une méthodologie qui puisse prendre en compte l'aléa introduit par l'ampacité variable de façon robuste, au-delà de l'approche N-x actuellement utilisé dans ce type de modélisation. En l'état actuel, l'utilisation de l'optimisation stochastique ou robuste, déjà décrite en Section 3.4, semble une première solution, mais d'autres approches comme la deep uncertainty optimisation, proposée pour la gestion des bassins hydrographiques exposés aux mêmes problèmes d'incertitude climatique sur des horizons temporels très élevés, doivent être considérées. Des perspectives pour cette problématique sont données en (Teh J. et al., 2018). La méthodologie développée donnera une contribution aussi à la discussion plus large de l'impact du changement climatique et des évènements extrêmes sur le réseau électrique. Cette problématique commence à être perçue sous la forme de l'étude de l'impact des évènements climatiques extrêmes comme les vagues de chaleur ou de froid, les tempêtes et les pannes induites dans le réseau de distribution.

En résumé :

- Objectifs : intégrer l'ampacité dynamique dans la planification du réseau électrique.
- Verrous : 1) de façon similaire au problème décrit en 5.1.1 l'ampacité exploitable dépend de la méthode utilisée pour l'estimer et l'appliquer, il est donc dépendent aussi de la demande électrique et du courant passant dans les composants. 2) Les scénarios de demande déjà utilisés pour la planification doivent être enrichis des ampacités. 3) La meilleure modélisation du vieillissement des composants peut être pris en compte. 4)

quantifier et introduire dans le problème de planification la valeur du retard dans les investissements pour le renforcement du réseau permis par exploitant l'ampacité dynamique.

- Perspectives: la première approche pour affronter ce problème est celui de l'optimisation stochastique a deux étapes (Park, H., and Baldick, R., 2013). Concernant l'identification des conditions extrêmes impactant a définition d'ampacité, des techniques de sub-sampling (Hilbers, A. et al., 2019) peuvent être appliquées.

5.1.3 Développement des outils pour une meilleure exploitation des limites thermiques des composants.

Cette action est assez vaste et aspire à élaborer des approches innovantes, actuellement à un niveau de développement bas, pour augmenter l'ampacité des composants électriques. L'idée est de travailler sur la physique du conducteur et de l'échange thermique pour obtenir des prestations supérieures. Il peut se décliner en deux solutions : d'un cote, le développement d'outils d'estimation de l'ampacité et de l'autre le développement de solutions innovantes pour la conception de câbles et transformateurs.

Concernant le premier aspect, existent maintenant plusieurs outils de monitoring pour conducteurs et transformateurs capables de fournir des estimations sur l'ampacité. Ils sont basés sur la mesure de température, vibrations, inclinaison ou autres paramètres décrivant l'état des composants. Indépendamment des paramètres enregistrés et de la méthode d'estimation, ces outils doivent avoir une bonne fiabilité, une résistance dans le temps et aux conditions environnementales, qui peuvent être extrêmes, et avoir un coût de manufacture, installation et opération faible. Dans plusieurs cas (sauf pour les câbles enterrés, non en galerie), une solution intéressante est représentée par l'analyse des images numériques prises par caméra infrarouge. Cette technique présente des avantages, notamment : le faible coût du capteur, sans nécessité d'installation sur les composants en haute tension, et de la possibilité d'être facilement déplacés ou même installés sur des vecteurs tels que des véhicules ou hélicoptères (ou autre aéronef avec ou sans pilote). Le résultat est un coût de construction et installation plus faible que celui des capteurs installés sur le conducteur vif. Cela présente bien sûr des inconvénients :

notamment, l'absence de mesure directe sur le conducteur, qui pose des questions sur la précision de l'estimation.

De plus, les algorithmes d'élaboration d'images pour cette application n'ont pas encore été finalisés et le niveau de la recherche est encore à une TRL basse. Néanmoins, des résultats préliminaires ont permis d'estimer à 1.3% l'erreur moyenne d'estimation de la flèche d'une caténaire par analyse d'image. A partir de cette information, avec autres paramètres environnementaux, il est possible de déduire l'état thermique du conducteur et son ampacité. Les études doivent être étendues pour vérifier la fiabilité notamment dans le cas d'intempéries et d'orientations génériques de la caméra par rapport au conducteur. Une approche similaire peut être répétée pour les transformateurs, avec une caméra thermique analysant la distribution de température de l'extérieur ou pour les câbles électriques en galerie, avec une caméra analysant la température des câbles.

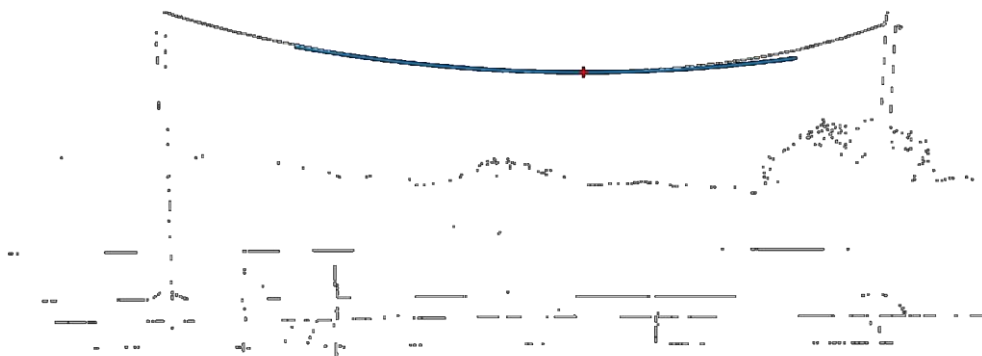


Figure 36: DLR sans contact, élaboration de l'image et identification de la flèche de la caténaire

Concernant le deuxième aspect, les nouvelles technologies présentent un nouvel intérêt, même si cette industrie est plutôt lente dans l'innovation. Les dernières innovations probantes sont probablement les conducteurs à température ultra-haute et les connexions en courant continu, ainsi qu'une technologie prometteuse : celle des 'tuyaux électriques'. L'idée de base est que si l'ampacité d'un conducteur (ou transformateur) dépend de sa capacité à dissiper la chaleur de l'effet de Joule dans l'environnement, la forme très compacte, actuellement utilisée, n'est pas la meilleure. En modifiant le design du composant électrique (pour faciliter l'échange thermique tant en maintenant ou augmentant les performances

électriques et de robustesse) il est possible de réduire les pertes et donc d'augmenter l'ampacité à égalité de matériel utilisé. Aussi, des systèmes de refroidissement passifs par convection naturelle ou forcée et alimentée par inductance, peuvent en renforcer la résilience en cas de congestion ou court-circuit.

En résumé :

- Objectif 1 : développer des approches de mesure de l'ampacité sans contact
- Verrous : 1) quantifier la fiabilité de la mesure en absence de contact direct avec l'objet et la variable mesurée.
- Perspectives: une approche considérée est celui de la redondance des cameras (Fu, et al. 2016) permettant au même temps d'augmenter la fiabilité et la précision de la mesure.
- Objectif 2 : proposer des nouveaux designs de conducteurs améliorant l'ampacité et l'impact environnementale sur la vie du composant et du réseau.
- Verrous : développer et valider une modélisation alternative à celle déjà utilisée pour les designs traditionnels et intégrée dans les standards industriels.
- Perspectives: une solution proposée il y a quelques années est celle déjà mentionnée des 'elpipes' (Faulkner R. W. and Todd R., 2010), mais l'approche doit être complètement revisitée pour des ampacités plus proches à celles des réseaux de transmissions et distributions actuels. Le design résultant doit aussi être évalué à la lumière de son impact sur le coût carbone du réseau comme possible voir en (Gargiulo, et al., 2017).

5.1.4 Prévion des prix de l'électricité et des services système

La prévision des prix de l'électricité est un sujet qui a attiré une grande attention au moment de la libéralisation du marché de génération, et suscite toujours de l'intérêt à la suite de changements majeurs de la régulation. Actuellement des mutations majeures sont en cours en Europe à cause de l'intégration des différents marchés d'énergie et l'ouverture et l'intégration des marchés pour la fourniture des services système.

Les enjeux pour la prise de décisions liés à la valorisation de la production électrique, notamment renouvelable, sont : i) La valeur de ces produits (service système,

jusqu'au balancement) sera probablement exposée à des variations importantes pendant la même journée, ajoutant une nouvelle dimension d'incertitude. ii) La fourniture de ces services et leur valorisation sur un marché, impactera probablement les stratégies de participation dans les autres marchés existants (day-ahead, intra-day, balancing, ancillary services) et la formation des prix. iii) La dimension du problème de participation aux marchés augmente, avec l'introduction d'autres produits qu'une centrale peut fournir chacun avec ses caractéristiques (entre eux, des probabilités d'activation), prix, pénalités. Par exemple en (Camal et al., 2018) jusqu'à quinze différentes variables ont été utilisés pour la participation d'une centrale renouvelable à deux marchés.

Cela pose deux questions de recherche importantes :

- Comment prévoir de manière fiable l'ensemble de quantités de marche nécessaires ?
- Comment les utiliser pour proposer une participation optimale ?

Ces questions sont abordées dans la thèse 'Prévision court-terme des prix des services système et stratégie de valorisation pour une centrale virtuelle à base de renouvelables' que vient de démarrer en Juin 2020. Pendant ces travaux, seront explorées plusieurs solutions, comme : i) la prévision multi objectifs des différentes quantités de marché en tenant compte de leurs corrélations, ii) l'intégration de simulations de marchés dans l'apprentissage numérique pour tenir en compte des situations prévisibles mais non observées par le passé, iii) la prise de décision directe à partir des données sans passer par les prévisions.

En résumé :

- Objectif : prévoir les quantités de marché et les utiliser pour améliorer valorisation des centrales renouvelables
- Verrous : Plusieurs : 1) le nombre de quantité de marché a prévoir et intégrer dans l'optimisation, 2) la dépendance des prix de la régulation en place qui peut changer rapidement. 3) la nécessité de tenir en compte la possibilité des gros producteurs d'influencer les prix du marché.
- Perspectives: des travaux sur cette tâche sont déjà en cours et des résultats intéressants sont obtenus avec l'approche de 'value informed forecasts' (Stratigakos, et al. 2021)

5.1.5 Gestion de la flexibilité décentralisée.

Suite aux travaux déjà décrits en Section 3.4, où la flexibilité était gérée de façon centralisée par un agrégateur (hébergé dans un serveur), il est nécessaire de passer à une approche complètement décentralisée où l'intelligence est complètement hébergée au niveau du consommateur. Cela présente plusieurs avantages : des informations confidentielles relatives à la génération de la demande (vie privée, process productifs) peuvent être exploitées facilement et, la demande peut être effectivement contrôlée avec plus de finesse. Ce deuxième aspect, en particulier, peut permettre de résoudre un des problèmes principaux de l'économie des systèmes électriques : la difficulté à mettre en place des contrats entre générateur et consommateur. Cette action ne nécessite pas seulement un développement au niveau logiciel, mais aussi le prototypage d'une solution physique. Cela a déjà démarré avec le projet Carnot FlexiHome entre MINES Paris, PSL University et Telecom Paris où un premier prototype de Home Energy Manager a été installé sur des microordinateurs connectés de type Raspberry-pi, communiquant avec un marché local de flexibilité basé sur blockchain et hébergé chez Telecom Paris. Malheureusement ce travail en est encore au début.

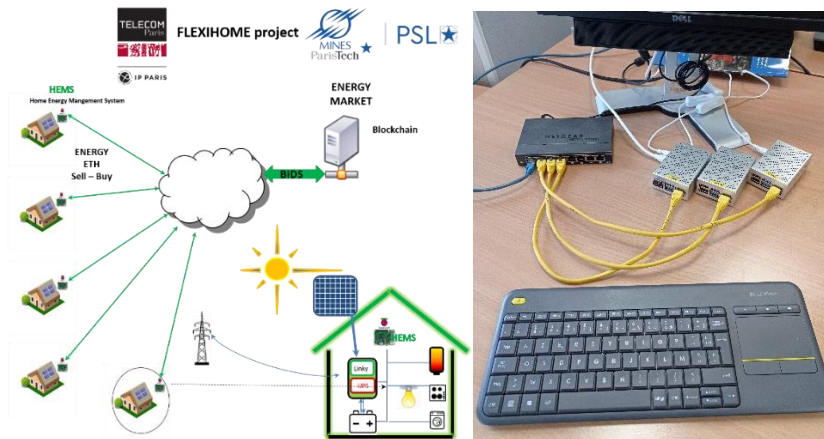


Figure 37: Architecture du marché local de flexibilité et (droite) implémentation sur microordinateurs

En résumé :

- Objectif : développer des versions 'décentralisés' des algorithmes de gestion du stockage déjà développés dans le passé

- Verrous : 1) la désagrégation du problème d'optimisation et 2) les contraintes imposées par les communications, qui doivent aussi être limitées.
- Perspectives: l'approche de l'optimisation distribuée commence à pénétrer la recherche dans les réseaux électriques (Wang H., et al., 2019) et représente une bonne base de développement.

5.1.6 Stratégies compétitives de participation aux marchés locaux de flexibilité et énergie.

Cette action est en lien avec les travaux en Section 3.4, où la participation au marché local était basée sur des enchères calculées sur la base d'une approche technique minimisant les coûts et les pénalités due à l'incertitude de la demande ou de la production. Mais cette approche ne prend pas en compte les interactions stratégiques entre les participants et peut être considérée valide seulement dans le cas d'un marché avec un très grand nombre de participants. Heureusement la théorie économique propose déjà des solutions sous forme de théorie de jeux et de situations d'oligopole et oligopsonie. Un projet collaboratif avec l'Universidad Javeriana de Bogota a été proposé et gagné pour démarrer cette recherche en collaboration avec Carlos Adrian CORREA FLOREZ, ancien doctorant et maintenant chercheur dans cette institution.

En résumé :

- Objectif : tenir en compte du comportement stratégique des autres utilisateurs du réseau dans la participation aux marchés locaux
- Verrous : Plusieurs verrous ont été identifiés à cause du bas TRL de la problématique : 1) Le premier est l'absence actuelle de marchés locaux qui puissent permettre de valider les résultats, en dehors de certains projets pilotes. 2) Le deuxième, est que les simulations déjà effectuées montrent un petit nombre de participants et d'offres disponibles, rendant nécessaires développer des approches pour des marchés peu liquides. 3) Enfin, le design du marché est un facteur important et non défini actuellement.
- Perspectives: Il est nécessaire intégrer les contraintes du réseau dans le problème typique d'un marché à deux faces en tenant compte du

comportement des participants. Des algorithmes ont été proposées (Li, L. et al. 2021) et peuvent être utilisées comme base.

5.1.7 Intégration des nouvelles sources de données

Cette recherche est basée sur les considérations suivantes: 1) Les prévisions énergétiques sont utilisées pour la prise de décision par les acteurs du système. 2) La corrélation des prévisions améliore leur précision, ce qui peut être utilisé pour améliorer leur précision. 3) Les sources de données augmentent en termes de taille, de variété et de qualité. En particulier, l'émergence récente et la disponibilité de grands ensembles de données, structurés et non structurés, posent des questions liées à leur application pour résoudre des tâches traditionnelles et nouvelles dans les systèmes électriques. Voici quelques exemples : peut-on utiliser des informations textuelles non structurées pour améliorer les prévisions de la demande et des prix d'électricité? Les projections climatiques et autres modélisations à long terme peuvent-elles être utilisées pour améliorer les prévisions pour la planification du réseau? Dans un cadre où les prévisions sont utilisées comme outils d'aide à la décision, il faut veiller à prédire les intervalles de confiance et les valeurs extrêmes.

Les objectifs de cette recherche sont: 1) développer des modèles de prévision de l'état du système électrique (production, consommation, prix) avec une attention aux événements extrêmes et rares. 2) Intégrer des sources de données alternatives telles que les modèles climatiques ou le traitement du langage naturel. Les défis attendus sont différents pour les deux objectifs. Dans le premier cas, la grande quantité d'informations impliquées nécessite l'application ou le développement de méthodologies pour la traiter sans encourir dans le fléau de la dimension. Dans le second cas, il faudra vérifier que les sources de données supplémentaires utilisées sont capables de contribuer positivement aux performances de prédiction. Il est également nécessaire de développer des méthodologies pour leur analyse et leur intégration dans le problème de prévision. Un des objectifs sera aussi l'identification des ensembles de données supplémentaires et prometteurs qui ne sont pas actuellement utilisés pour ces applications.

Concernant les ensembles de données à considérer, il est possible de citer les données du réseau électrique de l'ENTSOe ou des GRT et GRD nationaux concernant la production, la consommation et les prix de l'électricité, la réanalyse et les

prévisions météorologiques des conditions météorologiques, les informations textuelles et les projections climatiques. Concernant les modèles à utiliser, les travaux débiteront par le développement de modèles basés sur des solutions fiables et reconnues telles que la régression linéaire, les arbres de décision ou le réseau de neurones, avec l'objectif de développer un benchmark de pointe pour les améliorations futures. Les travaux se poursuivront avec l'amélioration de tels modèles ou l'application de méthodologies de pointe, clarifiant les bénéfices des améliorations en termes de performances de prédiction ou de performances de formation et d'exécution.

Pour ce travail, le financement d'une thèse a été obtenu.

En résumé :

- Objectif : intégrer des nouvelles sources de données dans la prévision pour le système électrique
- Verrous : Plusieurs verrous sont identifiés pour cette tâche : 1) la grande taille des données impliquées, 2) leurs réversibilités, étant en part des données propriétaires, 3) le risque que leur contribution finale soit réduite.
- Perspectives: les premiers résultats montrent que les récents développements en apprentissage artificiel avec les réseaux de neurones convolutifs ou des réseaux de mémoire à long-court terme donnent des résultats intéressants aussi dans les applications énergétiques permettant l'analyse de données plus importantes et avec des meilleures performances.

5.1.8 Intégration de la modélisation détaillée du comportement thermochimique des batteries

Pour les batteries, il est possible de développer une modélisation plus fine en tenant en compte la température et le vieillissement, comme c'est déjà le cas pour les composants électriques. Le vieillissement est une réaction chimique en général dépendante de la température et cette dernière dépend de la dissipation interne et de l'échange thermique vers l'extérieur. La gestion optimale du stockage et le dimensionnement sont profondément impactés par ces aspects.

Comme vu en Section 3.3 et 3.4, le vieillissement du stockage électrochimique dépend principalement de la profondeur du cyclage et de la température, auxquels

est possible ajouter l'intensité de courant. La profondeur du cycle de charge et décharge est souvent une entrée du problème et dépend de la demande électrique ou des écoulements de puissance, mais la température dépend de l'équilibre thermique entre chaleur dissipée à son intérieur et son échange vers l'environnement. Le problème est similaire à celui déjà vu en Equation (34) et (35) pour l'exploitation du rating dynamique.

En résumé :

- Objectif : Intégrer une modélisation détaillée de la dégradation du stockage dans les algorithmes de contrôle et dimensionnement
- Verrous : les verrous principaux consistent dans 1) la définition du modèle de dégradation et 2) dans la disponibilité des données nécessaire à son utilisation. Enfin, 3) la complexité en termes de variables impliquées et non linéarité doit être simplifiée ou intégrée dans les algorithmes d'optimisation utilisées.
- Perspectives: des données de mesure sont disponibles grâce à un partenariat avec la compagnie SPIE et un travail d'analyse et modélisation est déjà démarré.

5.2 Perspectives à long terme

Dans ce panorama, l'attention sera toujours portée vers la création de connaissance et sa diffusion à travers deux canaux principaux :

- La formation d'ingénieurs, à travers la direction de thèses doctorales, des cours par des formations existantes ou la mise en place de nouvelles formations.
- La communication avec l'industrie, à travers l'organisation de projets collaboratifs, de conseil direct et l'interaction à l'intérieur d'associations professionnelles.

Dans un horizon plus long, la recherche continuera sur les axes déjà décrits mais il est probable que le panorama énergétique, politique et technologique mutera de façon difficile à prévoir. Il est possible néanmoins d'identifier déjà maintenant des thématiques dans lesquelles la recherche actuelle peut évoluer. Entre autres il est possible de mentionner : 1) Le changement climatique qui touche principalement le

secteur énergétique, principal responsable de la production de gaz à effet de serre et qui pousse à une majeure pénétration des énergies renouvelables et de la motorisation électrique, solutions non exemptées de problèmes. 2) La démocratisation de la puissance de calcul et des télécommunications est censée continuer, dans les supercalculateurs centralisés et dans les périphériques. Cela permettra à des nouvelles catégories d'études d'être réalisées et à des applications toujours plus intelligentes d'être mises à disposition des systèmes de contrôle commande.

6 Liste détaillée des encadrements de thèse et de stage

6.1 Thèses

6.1.1 Préviation du Dynamic Line Rating et Impact sur la Gestion du Système Electrique

Thèse soutenue par Romain DUPIN le 3 juillet 2018. Maitre de Thèse Andrea Michiorri (quotité d'encadrement 70%), directeur de thèse Georges Kariniotakis, école doctorale n°432 « Sciences des métiers de l'ingénieur ». Cette thèse a contribué aux recherches décrites en Section 2.4 (Dupin et al., 2019b), 4.1 (Dupin et al., 2019a) et 4.4 (Dupin et al., 2020a), outre que au brevet (Dupin et al., 2020b). Le diplômé couvre le rôle d'ingénieur R&D dans la compagnie 'ZePlug' à Paris, sur de projets smartgrids liés à la mobilité électrique.

6.1.2 Optimisation des flexibilités des « producteurs-consommateurs »

Thèse soutenue par Carlos Adrian CORREA FLOREZ le 17 avril 2019. Maitre de Thèse Andrea Michiorri (quotité d'encadrement 55%), directeur de thèse Georges Kariniotakis, école doctorale n°621 « Ingénierie des systèmes, matériaux, mécanique énergétique ». Les travaux de cette thèse ont contribué aux recherches décrites en 3.4 (Correa Florez et al., 2019a, 2018b, 2018a, 2017). Le diplômé recouvre le rôle d'enseignant chercheur dans le domaine des systèmes électriques de puissance chez l'Université Pontificale Javeriana de Bogota, Colombie.

6.1.3 Offre de services réseau par des renouvelables : préviation de la capacité

Thèse soutenue par Simon CAMAL le 25 Février 2020. Maitre de Thèse Andrea Michiorri (quotité d'encadrement 50%), directeur de thèse Georges Kariniotakis, école doctorale n°621 « Ingénierie des systèmes, matériaux, mécanique énergétique ». Les résultats de cette recherche ont été décrits en 4.3 (Camal et al., 2018, 2017) et 4.4 (Camal et al., In preparation). L'étudiant continue la carrière dans la recherche et est employée chez le centre PERSEE de MINES Paris, PSL University à partir de Janvier 2020.

6.1.4 Préviation court-terme des prix des services système et stratégie de valorisation pour une centrale virtuelle à base de renouvelables

Thèse en cours par Akylas STRATIGAKOS, date de soutenance prévue Mai 2023. Maître de Thèse Andrea Michiorri (quotité d'encadrement 60%), directeur de thèse Georges Kariniotakis, école doctorale n°621 « Ingénierie des systèmes, matériaux, mécanique énergétique ».

6.2 Stages

6.2.1 Quantification of the value of intraday rescheduling in the predictive management of a microgrid

Qian LI, stage dans le cadre du Master 2 REST (Renewable Energy Science & Technology), Ecole Polytechnique, Palaiseau. (Avril – Aout 2013). Elle travaille maintenant dans l'industrie.

6.2.2 Développement d'un simulateur pour la gestion prédictive stochastique d'un système électrique intelligent

Lilia BOUCHENDOUKA, stage dans le cadre du Master 2 « Energie renouvelable et gestion efficace de l'énergie électrique », Université « Claude Bernard » Lyon 1 (Avril – Septembre 2013). Elle travaille maintenant dans l'industrie.

6.2.3 Préviation des prix de l'électricité basé sur une modélisation physique et statistique

Wei LIU, stage dans le cadre du Master 2 « ICARE », double diplôme entre MINES Paris, PSL University et Hebei University of Science and Technology, Wuhan (Avril – Aout 2018). Après le stage et la fin de son diplôme à Wuhan, il a continué sa carrière scientifique avec un doctorat à Nanyang Technological University, Singapore.

6.2.4 Ampacité dynamique des lignes aériennes et impact sur les services système

Huanyue LIAO, stage dans le cadre du Master 2 « ICARE », double diplôme entre MINES Paris, PSL University et Hebei University of Science and Technology, Wuhan (Avril – Aout 2018). Après le stage et la fin de son diplôme à Wuhan, elle a continué

sa carrière scientifique avec un doctorat à Nanyang Technological University, Singapore.

6.2.5 Short term forecast of aggregated renewable production

Yujin LI, stage dans le cadre du Master 2 « ICARE », double diplôme entre MINES Paris, PSL University et Hebei University of Science and Technology, Wuhan (Avril – Aout 2020). Il est actuellement en train de terminer sa dernière année à l'université HUST.

6.2.6 Ancillary services from renewables

Guoliang ZHANG, stage dans le cadre du Master 2 « ICARE », double diplôme entre MINES Paris, PSL University et Hebei University of Science and Technology, Wuhan (Avril – Aout 2020). Son travail a été décrit en (Zhang and Michiorri, In preparation) Il est actuellement en train de terminer sa dernière année à l'université HUST.

7 Listes exhaustives des travaux, brevets et publications

7.1 Articles de revue

Bracale, Antonio, Pierluigi Caramia, Pasquale De Falco, Andrea Michiorri, et Angela Russo. 2019. « Day-Ahead and Intraday Forecasts of the Dynamic Line Rating for Buried Cables ». *IEEE Access* 7: 4709-25.

<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2888505>.

Camal, S., F. Teng, A. Michiorri, G. Kariniotakis, et L. Badesa. 2019. « Scenario Generation of Aggregated Wind, Photovoltaics and Small Hydro Production for Power Systems Applications ». *Applied Energy* 242 (may): 1396-1406.

<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.03.112>.

Camal, Simon, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2018. « Optimal Offer of Automatic Frequency Restoration Reserve from a Combined PV/Wind Virtual Power Plant ». *IEEE Transactions on Power Systems*, June, 1-1.

<https://doi.org/10.1109/TPWRS.2018.2847239>.

Correa Florez, Carlos Adrian, Alexis Gerossier, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2018. « Stochastic Operation of Home Energy Management Systems Including Battery Cycling ». *Applied Energy* 225 (septembre): 1205-18.

<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.130>

Correa Florez, Carlos Adrian, A. Michiorri, et G. Kariniotakis. 2019a. « Optimal Participation of Residential Aggregators in Energy and Local Flexibility Markets ». *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1-1.

<https://doi.org/10.1109/TSG.2019.2941687>.

Correa Florez, Carlos Adrian, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2018. « Robust optimization for day-ahead market participation of smart-home aggregators ». *Applied Energy* 229: 433-45.

<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.07.120>.

Correa Florez, Carlos Adrian, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2019b. « Comparative Analysis of Adjustable Robust Optimization Alternatives for the Participation of Aggregated Residential Prosumers in Electricity Markets ». *Energies* 12 (6): 1019.

<https://doi.org/10.3390/en12061019>.

Dupin, Romain, Laura Cavalcante, Ricardo J. Bessa, Georges Kariniotakis, et Andrea Michiorri. 2020. « Extreme Quantiles Dynamic Line Rating Forecasts and Application on Network Operation ». *Energies* 13 (12): 3090.

<https://doi.org/10.3390/en13123090>.

Dupin, Romain, George Kariniotakis, et Andrea Michiorri. 2019. « Overhead Lines Dynamic Line Rating Based on Probabilistic Day-Ahead Forecasting and Risk Assessment ». *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 110 (September): 565-78.

<https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.03.043>.

Dupin, Romain, Andrea Michiorri, et George Kariniotakis. 2019. « Optimal Dynamic Line Rating Forecasts Selection Based on Ampacity Probabilistic Forecasting

- and Network Operators' Risk Aversion ». *IEEE Transactions on Power Systems* 34 (4): 2836-45. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2018.2889973>.
- Jupe, S.C.E., P.C. Taylor, et A. Michiorri. 2010. « Coordinated Output Control of Multiple Distributed Generation Schemes ». *IET Renewable Power Generation* 4 (3): 283. <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2009.0142>.
- Klyapovskiy, Sergey, Shi You, Andrea Michiorri, George Kariniotakis, et Henrik W. Bindner. 2019. « Incorporating flexibility options into distribution grid reinforcement planning: A techno-economic framework approach ». *Applied Energy* 254 (November): 113662. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113662>.
- Michiorri, A, P C Taylor, et S C E Jupe. 2010. « Overhead Line Real-Time Rating Estimation Algorithm: Description and Validation ». *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy* 224 (3): 293-304. <https://doi.org/10.1243/09576509JPE859>.
- Michiorri, A, P C Taylor, S C E Jupe, et C J Berry. 2009. « Investigation into the Influence of Environmental Conditions on Power System Ratings ». *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy* 223 (7): 743-57. <https://doi.org/10.1243/09576509JPE718>.
- Michiorri, Andrea, Jesus Lugaro, Nils Siebert, Robin Girard, et George Kariniotakis. 2018. « Storage Sizing for Grid Connected Hybrid Wind and Storage Power Plants Taking into Account Forecast Errors Autocorrelation ». *Renewable Energy* 117 (mars): 380-92. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.10.070>.
- Michiorri, Andrea, Huu-Minh Nguyen, Stefano Alessandrini, John Bjørnar Bremnes, Silke Dierer, Enrico Ferrero, Bjørn-Egil Nygaard, Pierre Pinson, Nikolaos Thomaidis, et Sanna Uski. 2015. « Forecasting for Dynamic Line Rating ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 52 (December): 1713-30. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.07.134>.
- Teng, Fei, Romain Dupin, Andrea Michiorri, Georges Kariniotakis, Yanfei Chen, et Goran Strbac. 2017. « Understanding the Benefits of Dynamic Line Rating under Multiple Sources of Uncertainty ». *IEEE Transactions on Power Systems*, 1-1. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2017.2786470>.

7.2 Articles de colloques

- André, Ricardo, Gisela Mendes, Alexandre Neto, Pedro Castro, Andre Madureira, Jean Sumaili, Clara Gouveia, et al. 2017. « Energy Services Bridging the Gap between Residential Flexibility and Energy Markets ». In *CIREN - Open Access Proceedings Journal*, 2017:2726-30. <https://doi.org/10.1049/oap-cired.2017.0365>.
- Andrea MICHIORRI, Colin FOOTE, Robert CURRIE, Gareth McLORN. 2011. « An assessment of the economic impact of active network management alternatives ». In *CIREN 21st International Conference on Electricity Distribution*.
- Jupe, SCE, PC Taylor, A Michiorri, et CJ Berry. 2008. « An evaluation of distributed generation constrained connection managers ». *Proc. 6th Mediterranean Conference on Generation, Transmission and Distribution*.

Andrea MICHIORRI, Habilitation à diriger des recherches, Grenoble, 2021/11/25

- Michiorri, Andrea, et Philip C Taylor. 2009. « Forecasting real-time ratings for electricity distribution networks using weather forecast data ». *20 th International Conference on Electricity Distribution Prague*, June, 8-11.
- Bocquet, Alexis, Andrea Michiorri, Arthur Bossavy, Robin Girard, et Georges Kariniotakis. 2016. « Assessment of probabilistic PV production forecasts performance in an operational context ». In *6th Solar Integration Workshop - International Workshop on Integration of Solar Power into Power Systems*, 6- ISBN 978-3-9816549-3-6. Proceedings 6th Solar Integration Workshop. Vienna, Austria: Energynautics GmbH. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-01409042>.
- Bossavy, Arthur, Robin Girard, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2013. « A Model to Make Probabilistic Forecasts of PV Production from a Plan-Oriented Parameterization of Solar Irradiance ». In *2nd International Conference Energy & Meteorology - Weather & Climate for the Energy Industry, ICEM 2013*. Toulouse, France. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-00870581>.
- Camal, Simon, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2019. « Probabilistic Forecasting and Bidding Strategy of Ancillary Services for Aggregated Renewable Power Plants ». In *6th International Conference Energy & Meteorology*. Copenhagen, Denmark. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02177537>.
- Camal, Simon, Andrea Michiorri, Georges Kariniotakis, et Andreas Liebelt. 2017. « Short-term forecast of automatic frequency restoration reserve from a renewable energy based virtual power plant ». In , 1-6. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2017.8260311>.
- Castro, Pedro, Gisela Mendes, Clara Gouveia, Ricardo André, Alexandre Neto, Andre Madureira, Olli Kilkki, Andrea Michiorri, et Carlos Adrian Correa Florez. 2018. « Demand Side Management in a Rural Area ». In *CIREN Workshop*, Paper 0513. Ljubljana, Slovenia. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-01813262>.
- Correa Florez, Carlos Adrian, Alexis Gerossier, Andrea Michiorri, Robin Girard, et Georges Kariniotakis. 2017. « Residential Electrical and Thermal Storage Optimisation in a Market Environment ». In *CIREN - Open Access Proceedings Journal*, 2017:1967-70. <https://doi.org/10.1049/oap-cired.2017.1086>.
- Correa Florez, Carlos Adrian, Alexis Gerossier, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2017. « Optimal scheduling of storage devices in smart buildings including battery cycling ». In , 1-6. IEEE. <https://doi.org/10.1109/PTC.2017.7981199>.
- Correa Florez, Carlos Adrian, Andrea Michiorri, Alexis Gerossier, et Georges Kariniotakis. 2018. « Day-Ahead Management of Smart Homes Considering Uncertainty and Grid Flexibilities ». In *11th Mediterranean Conference on Power Generation, Transmission, Distribution and Energy Conversion, MEDPOWER 2018*. Dubrovnik (Cavtat), Croatia. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01948634>.
- Dupin, R., A. Michiorri, et G. Kariniotakis. 2016. « Dynamic Line Rating Day-Ahead Forecasts - Cost Benefit Based Selection of the Optimal Quantile ». In , 122 (4

- .)-122 (4 .). Institution of Engineering and Technology.
<https://doi.org/10.1049/cp.2016.0722>.
- Dupin, Romain, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2015. « Dynamic Line Rating Forecasting and Evaluation ». In *EWEA Technology Workshop, Wind Power Forecasting 2015*. Leuven, Belgium. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-01220999>.
- Foggia, Guillaume, M. Muscholl, Jean-Christophe Passelergue, P. Gambier-Morel, Cyril Vuillecard, Jean-Paul Krivine, Philippe Lesbros, B Chazottes, Andrea Michiorri, et Georges Kariniotakis. 2014. « The Nice Grid project : Using Distributed Energy Resources to Reduce Power Demand through Advanced Network Management ». In *2014 CIGRE Session*. Paris, France. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-01112769>.
- Foggia, Guillaume, Alexandre Neto, Andrea Michiorri, et Alexis Bocquet. 2015. « Coordinated Control of Dispersed Battery Energy Storage Systems for Services to Network Operators ». In *23rd International Conference on Electricity Distribution - CIGRE 2015*. Lyon, France. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-01168569>.
- Gerossier, Alexis, Robin Girard, George Kariniotakis, et Andrea Michiorri. 2017. « Probabilistic Day-Ahead Forecasting of Household Electricity Demand ». In *CIGRE - Open Access Proceedings Journal*, 2017:2500-2504. <https://doi.org/10.1049/oap-cired.2017.0625>.
- Kariniotakis, G., A. Michiorri, R. Girard, et A. Bossavy. 2013. « The Impact of Available Data History on the Performance of Photovoltaic Generation Forecasting Models ». In , 0856-0856. Institution of Engineering and Technology. <https://doi.org/10.1049/cp.2013.0971>.
- Kong, W., D. Wang, C. Foote, G. Ault, A. Michiorri, et R. Currie. 2011. « Advanced load modelling techniques for state estimation on distribution networks with multiple distributed generators ». In *17th Power Systems Computation Conference, PSCC 2011*.
- Mendes André, R., G. Mendes, T. Rautiainen, E. Jiménez, C. Varandas, N. Lopes, A. Michiorri, G. Pires, et P. Matos. 2016. « Customers' Flexibility Valued in Market and Regulated Environment ». In , 211 (4 .)-211 (4 .). Institution of Engineering and Technology. <https://doi.org/10.1049/cp.2016.0811>.
- Michiorri, A., R. Girard, G. Kariniotakis, C. Lebosse, et S. Albou. 2012. « A local energy management system for solar integration and improved security of supply: The Nice Grid project ». In , 1-6. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2012.6465667>.
- Michiorri, A., et P.C. Taylor. 2009. « Forecasting real-time ratings for electricity distribution networks using weather forecast data ». In *IET Conference Publications*.
- Michiorri, Andrea, Arthur Bossavy, Georges Kariniotakis, et Robin Girard. 2013. « Impact of PV forecasts uncertainty in batteries management in microgrids ». In , 1-6. IEEE. <https://doi.org/10.1109/PTC.2013.6652254>.
- Michiorri, Andrea, Simon Camal, et Georges Kariniotakis. 2019. « Ancillary Services from a Renewable-Sourced Virtual Power Plant: The REStable Project ». In *6th*

International Conference Energy & Meteorology. Copenhagen, Denmark.
<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02177556>.

- Michiorri, Andrea, Robert Currie, Philip Talyor, Frazer Watson, et David MacLeman. 2011. « Dynamic line ratings deployment on the Orkney smart grid ». In *CIREN, 21st International Conference on Electricity Distribution Frankfurt, 6-9 June 2011*.
- Michiorri, Andrea, Georges Kariniotakis, Arthur Bossavy, et Robin Girard. 2013. « The value of schedule update frequency on distributed energy storage performance in renewable energy integration ». In , 1-5. IEEE.
<https://doi.org/10.1109/ISGTEurope.2013.6695299>.
- Michiorri, Andrea, Georges Kariniotakis, et Fiona Foucault. 2014. « An Aggregator for Distributed Energy Storage Units under Multiple Constraints in the Nice Grid Demonstrator ». In *CIREN Workshop 2014 - Grid Operation and Congestion Management*. Rome, Italy. <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-01016026>.
- Michiorri, Andrea, Giovanni Lupaldi, et Davide Bertelli. 2020. « Optimal Hybrid PV-Battery Residential System Management and Sizing Taking into Account Battery Thermal Behaviour and Ageing ». In , 4. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02960474>.
- Retiere, Nicolas, Giovanni Muratore, George Kariniotakis, Andrea Michiorri, Pierre Frankhauser, Jean-Guy Caputo, Yousra Sidqi, Robin Girard, et Allan Poirson. 2017. « Fractal Grid – towards the Future Smart Grid ». In *CIREN - Open Access Proceedings Journal*, 2017:2296-99. <https://doi.org/10.1049/oap-cired.2017.1236>.
- Roberts, D., P. Taylor, et A. Michiorri. 2008. « Dynamic Thermal Rating for Increasing Network Capacity and Delaying Network Reinforcements ». In , 61-61. IEE. <https://doi.org/10.1049/ic:20080466>.
- Soares, João, Tiago Pinto, Filipe Sousa, Nuno Borges, Zita Vale, et Andrea Michiorri. 2017. « Scalable Computational Framework Using Intelligent Optimization: Microgrids Dispatch and Electricity Market Joint Simulation ». In *IFAC-PapersOnLine*, 50:3362-67. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2017.08.525>.
- Taylor, P C, S C E Jupe, P F Lyons, Andrea Michiorri, et P Trichakis. 2009. « Active Management of MV and LV Distribution Networks ». In *CIGRE NGN - Power System Networks for the 21st Century and Beyond*. Paris, France.
<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01848955>.
- Yip, H.T., C. An, J.G. Lloyd, P. Taylor, A. Michiorri, S. Jupe, et M. Bartlett. 2010. « Dynamic Thermal Rating and Active Control for Improved Distribution Network Utilisation ». In , 22-22. IET. <https://doi.org/10.1049/cp.2010.0213>.

7.3 Thèse de doctorat

Michiorri, A., 2010. Power system real-time thermal rating estimation.

7.1 Brevets

Dupin, R., Kariniotakis, G., Michiorri, A., 2020. « Ampacité Des Lignes Aériennes Basée Sur Les Prévisions ». FR3083380A1.

7.2 Articles en préparation

Camal, S., MICHIORRI, A., Kariniotakis, G., In preparation. Forecasting extreme quantiles of aggregated renewable production for reliable provision of ancillary services.

Morozowska, K., Michiorri, A., Hilber, P., In preparation. Evaluation of the impact of Dynamic Line Rating on network reliability.

Zhang, G., Michiorri, A., In preparation. Evaluation of the potential ancillary services provision by variable renewable virtual power plants.

Akylas Stratigakos, Simon Camal, Andrea Michiorri, and Georges Kariniotakis, "Prescriptive Trees for Integrated Forecasting and Optimization Applied in Trading of Renewable Energy"

8 Rayonnement scientifique et actions à l'international

8.1 Éléments de visibilité et prix

8.1.1 Membre élu du conseil d'administration de l'Association EUREC. A partir de 2019

EUREC est l'Association Européenne des Centres de Recherche en Energie Renouvelable. Son but est de promouvoir et de soutenir le développement de technologies innovantes pour permettre une transition rapide vers un système énergétique durable. Ses 34 membres en 17 pays européens sont des groupes de recherche et de développement de premier plan opérant dans les énergies renouvelables et les technologies associées. Dans ce cadre je suis active en particulier dans la coordination au niveau Européenne du Master EMRE¹, dans l'activité de sensibilisation sur les Mythes et Réalités à propos des Energies Renouvelables², et les autres activités en préparation au niveau Européen.

8.1.2 Président de la commission formation de l'association Thinksmartgrids. A partir de 2018

Think Smartgrids est une association qui a pour objectif le développement de la filière des réseaux électriques intelligents en France et sa promotion à l'étranger et regroupe 83 membres industriels et académiques. Dans ce cadre, la mission de la Commission Formation est de : 1) Renforcer l'offre nationale en formation sur les réseaux intelligents, 2) Supporter l'industrie française avec la création de profils experts, 3) Renforcer l'attractivité des formations sur le plan international. Dans les trois années à la tête de cette commission j'ai travaillé sur trois chantiers principaux : 1) la contribution à l'EDEC³ 'Filière Electrique' analysant l'impact de la transition énergétique et numérique sur les emplois de la filière, 2) la mise en place d'un échange international d'élevés au niveau Master avec les principaux universités et centres de recherche en Inde, activité malheureusement suspendue à cause de la

¹ European Master in Renewable Energies, <https://master.eurec.be/>

² Myths and realities of renewable energy <https://eurec.be/myths-and-realities-of-renewable-energy/>

³ Engagement de Développement de l'Emploi et des Compétences <https://www.thinksmartgrids.fr/wp-content/uploads/2020/10/EDEC-Fili%C3%A8re-%C3%A9lectrique-Synth%C3%A8se.pdf>

pandémie en cours, 3) la contribution aux suggestions de la filière par rapport au plan de relance, relativement aux actions de formation.

8.1.3 Expertise projet Investissements d'Avenir

Avec la mission d'accompagner l'ADEME pour l'analyse des aspects innovants et différenciant, les atouts et faiblesses d'un projet de développement d'outils pour le monitoring de lignes à très haute tension. Titre du projet : 'SF-THT', Subvention demandée : 665k€, durée : 45 mois.

8.1.4 Membre du groupe de travail CIRED WG 2019-3 « Flexibility in active distribution systems ». 2019 – 2020

Le groupe a analysé comment les services de flexibilité peuvent améliorer l'efficacité de l'exploitation du réseau et éviter les extensions inutiles du réseau de distribution, en contribuant à l'équilibre du système, à la gestion des congestions et à la régulation de la tension grâce au contrôle de la puissance réactive. Dans ce cadre j'ai contribué par rapport à la flexibilité que les composants du réseau peuvent apporter grâce aux approches de dynamic rating. Les résultats du travail sont consultables sur le site de CIRED ⁴.

- Membre du groupe de travail CIGRE WG B.59 « DLR Forecasting ». 2016 – 2020

L'objectif de ce groupe de travail, qui regroupe 72 partenaires dans plus de 36 pays différents, est d'analyser les méthodes, limites et possibles applications des prévisions de la capacité de transport des lignes aériennes. Comme tous travaux de CIGRE, il est enrichi par le retour d'expérience des opérateurs de réseau et des équipementiers. Le travail, encore en phase de finalisation, sera présenté dans une brochure technique de CIGRE.

- Membre du groupe d'expert dans l'Action COST ES1002 - Weather Intelligence for Renewable Energies (WIRE). 2011 – 2015

Cette action, qui regroupe experts de plus de 27 pays, non seulement européens, a deux principaux axes d'activité : 1) développer des algorithmes de post-traitement

⁴ FLEXIBILITY IN ACTIVE DISTRIBUTION SYSTEMS - WG 2019-3 <http://www.cired.net/cired-working-groups/flexibility-in-active-distribution-systems-wg-2019-3>

dédiés pour les prévisions météorologiques et les observations de télédétection et
2) étudier la relation entre les VRES dépendant du temps et la consommation
d'énergie. Dans ce cadre j'ai pu contribuer sur le sujet de l'impact de la météo sur
les composants du système électrique.

8.1.5 Reviseur pour plusieurs journaux du secteur

Entre eux, les principales :

- Applied Energy, Elsevier: 9 reviews
- Energies, MDPI: 2 Reviews
- Energy, Elsevier: 3 Reviews
- IEEE Transactions on Power Systems, IEEE: 6 reviews
- IEEE Transactions on Smart Grids, IEEE: 2 reviews
- International Journal of Power and Energy Systems, Elsevier: 7 reviews

8.1.6 Rapporteur de These

Nicola Viafora, « Flexible Utilization of Transmission Grid Capacity for Wind Power
Integration », Danmarks Tekniske Universitet, DTU, Octobre 2020

8.1.7 Prix et reconnaissance

- Lauréat avec le projet REstable du « European Energy Project 2017 » livré
dans le cadre des « Energy Awards 2017 », au Musée de la Communication de
Berlin le 28 Septembre 2017
- Lauréat avec le projet REstable du « Prix franco-allemand de l'innovation pour
les énergies renouvelables 2016 » livré par la Deutsche Energie-Agentur
(dena), l'Agence française de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie,
(ADEME) et l'Office franco-allemand pour la transition énergétique (OFATE) à
l'Ambassade de France à Berlin le 14 Juin 2016
- Lauréat avec le projet « A Novel Smart Grid Solution for Active Management
of Distributed Generators using Real-time Thermal Ratings » du Prix « IET
Innovation Awards 2010 » dans la catégorie « Power and Energy ». Le prix a
été livré par le « Institution of Engineering and Technology » (IET) à Londres
le 24 Novembre 2010.

8.2 Financement et coordination de projets de recherche

8.2.1 Projet REgions, 2020-2023

Coordinateur scientifique de la participation de PERSEE dans le projet REgions. Collaboration à l'écriture du projet et à la rédaction des livrables, coordinateur du Lot 7 « Evaluation et recommandations ». Coordination et participation au développement de l'algorithme de prévision des prix des services système et de la prévision de la production renouvelable à court terme et de son implémentation dans la démonstration. REgions, 2020-2023 ERA-Net Smart Grid Plus 4 M€ (0.6 M€ PERSEE), 14 partenaires dont Engie Green, Fraunhofer IEE, AIT, 3 pays impliqués : Autriche, France, Allemagne. regions-project.info.

8.2.2 REstable, 2016-2019

Coordinateur scientifique du projet REstable et de la participation de PERSEE. Coordination et collaboration à l'écriture de la proposition et à la rédaction des livrables. Coordination du développement de l'algorithme de prévision de la capacité des renouvelables à fournir services systèmes et son implémentation opérationnelle dans la démonstration. REstable, 2016-2019, ERA-Net Smart Grid Plus 2.7 M€ (0.8 M€ PERSEE), 8 partenaires dont Engie Green, Fraunhofer IEE, Enercon, 3 pays impliqués : Portugal, France, Allemagne. restable-project.eu/

8.2.3 SENSIBLE, 2015-2018

Coordinateur scientifique de la participation de PERSEE dans le projet SENSIBLE. Collaboration à l'écriture du projet et à la rédaction des livrables. Coordination des travaux sur la prévision de la demande à la maille résidentielle, sur la gestion de la flexibilité distribuée, de leur implémentation opérationnelle et suivi dans la démonstration, de l'étude de scalabilité et répliquabilité. SENSIBLE, 2015-2018, H2020 11.8 M€ (0.5 M€ PERSEE), 13 partenaires dont Siemens, EDP, Empower, INESC Tec, 6 pays dont Portugal, Royaume Uni, Allemagne. projectsensible.eu/

8.2.4 SEAS, 2014-2016

Coordinateur scientifique de la participation de PERSEE dans le projet « Smart Energy Aware Systems » (SEAS). Collaboration à l'écriture du projet et à la rédaction des livrables, coordinateur du Lot 4 « Simulation », coordination du développement

de services de prévisions plug & play. SEAS, 2014-2016, ITEA3 20.5 M€ (0.7 M€ PERSEE), 35 partenaires dont Engie, Itron, VTT, 7 pays dont Finlande, Turquie, France. the-smart-energy.com/

8.2.5 Nice Grid, Grid4EU, 2011-2015

Coordinateur scientifique de la participation de PERSEE dans les projets NiceGrid et Grid4EU. Développement d'un agrégateur pour le stockage distribué sur le réseau, participation à un marché local de la flexibilité et dispatch. Nice Grid (ADEME, Investissements d'Avenir), Grid4EU (Commission Européenne, FP7), 2011-2015.

8.3 Participation à d'autres projets de recherche ou enseignement

8.3.1 MOST, 2018-2021

Financé dans le cadre d'un appel ERASMUS+. Participation au développement de la proposition, développement de matériel didactique pour l'enseignement dans les réseaux intelligents « Forecasting for the smart grids », coordination des autres participations du centre PERSEE au projet. [The Project - MOST \(smartgridsmaster.eu\)](http://The Project - MOST (smartgridsmaster.eu))

8.3.2 ProDLR, 2016-2018

Grace à un financement de l'Institut Carnot. Développement d'une méthodologie de prévision de l'ampacité des lignes aériennes (DLR) et dépôt d'un brevet.

8.3.3 SmartDemand, 2018

Grace à un financement de l'Institut Carnot. Etude d'un système de gestion pour le stockage distribué. En collaboration avec Telecom Paris.

8.3.4 FlexiHome, 2019

Grace à un financement de l'Institut Carnot. Echanges énergétiques P2P dans un réseau résidentiel. En collaboration avec Telecom Paris.

8.4 Enseignement

8.4.1 Mastère Spécialisé « Energies Renouvelables »⁵

Responsable adjoint à partir de 2014 et Responsable à partir de 2018. Le Mastère Spécialisé « Energies Renouvelables » est livré par MINES Paris, PSL University à Sophia Antipolis en collaboration avec EUREC. Il s'agit d'un mastère international impliquant 11 partenaires académiques dans 6 pays Européens fondé en 2002, avec l'objectif de former des Ingénieurs experts dans les différentes technologies renouvelables (éolien, solaire, marine) et de leur intégration.

8.4.2 Cours « Introduction au système électrique »

Ce cours a été développé pendant mes premières années à MINES Paris, PSL University, où il manquait une offre sur ce sujet. Il implique désormais plusieurs collègues et est enseigné dans trois formations :

- À MINES Paris, PSL University, dans le cadre des enseignements spécialisés du 3^{ème} année
- A PSL University dans le cadre du M2 Energy⁶, comme module 'Renouvelables, Réseau et Stockage'
- A SPEIT⁷ (Shanghai Jiao Tong University - ParisTech Elite Institute of Technology) dans le cadre des enseignements spécialisés du 3^{ème} année.

8.4.3 Cours « Prévisions pour les réseaux électriques intelligents »

Préparé dans le cadre du projet MOST⁸ 'European Master on Smart Grids', ce module avancé a l'ambition de synthétiser les activités du groupe ERSEI dans le cadre de la prévision pour les renouvelables et les réseaux et préparer les ingénieurs aux outils d'apprentissage automatique et à la gestion de l'incertitude dans la prise de décisions.

⁵ Master EMRE : <https://master.eurec.be/>

⁶ PSL University, Master Energie <https://psl.eu/formation/master-energie>

⁷ SPEIT <https://speit.sjtu.edu.cn/>

⁸ MOST 'European Master on Smart Grids' <https://smartgridsmaster.eu/>

9 Références externes

- Albizu, I., Fernandez, E., Mazon, A. J., Sagastabeitia, K. J., Bedialauneta, M. T. and Olazarri, J. G., "Overhead line rating forecasting for the integration of wind power in electricity markets," 2015 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP), 2015, pp. 382-388, doi: 10.1109/ICCEP.2015.7177652.
- Anuta, H., Ralon, P., Taylor, M., 2019. Renewable Power Generation Costs in 2018. International Renewable Energy Agency (IRENA).
- Bahramirad S, Reder W, Khodaei A. Reliability-Constrained Optimal Sizing of Energy Storage System in a Microgrid. IEEE Trans Smart Grid 2012;3:2056–62. doi:10.1109/TSG.2012.2217991.
- Bernini, R.; Minardo, A.; Persiano, G.V.; Vaccaro, A.; Villacci, D.; Zeni, L.: 'Dynamic loading of overhead lines by adaptive learning techniques and distributed temperature sensing', IET Generation, Transmission & Distribution, 2007, 1, (6), p. 912-919, DOI: 10.1049/iet-gtd:20060538IET
- Bludszuweit H, Dominguez-Navarro JA, Llombart A. Statistical Analysis of Wind Power Forecast Error. IEEE Trans Power Syst 2008; 23:983–91. doi:10.1109/TPWRS.2008.922526
- Bordin, C., Anuta, H. O., A. Crossland, I. L. Gutierrez, C. J. Dent, D. Vigo, A linear programming approach for battery degradation analysis and optimization in offgrid power systems with solar energy integration, Renewable Energy 101 (Supplement C) (2017) 417 – 430, ISSN 0960-1481, doi:https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.08.066
- Bucher, M. A. and Andersson, G., "Robust Corrective Control Measures in Power Systems with Dynamic Line Rating," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 31, no. 3, pp. 2034-2043, May 2016, doi: 10.1109/TPWRS.2015.2449753.
- Chen, S. X. and Gooi, H. B., "Sizing of energy storage system for microgrids," 2010 IEEE 11th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, 2010, pp. 6-11, doi: 10.1109/PMAPS.2010.5528720.
- Chen, Y., Teng, F., Moreno, R. and Strbac, G., "Impact of dynamic line rating with forecast error on the scheduling of reserve service," 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESGM.2016.7741475.
- Cole, W.J., Frazier, A., 2019. Cost Projections for Utility-Scale Battery Storage (No. NREL/TP-6A20-73222, 1529218). <https://doi.org/10.2172/1529218>
- Copernicus, n.d. Climate projections [WWW Document]. URL <https://climate.copernicus.eu/climate-projections> (accessed 4.7.21b).
- Copernicus, n.d. Copernicus satellite data access [WWW Document]. URL <https://www.copernicus.eu/en/copernicus-satellite-data-access> (accessed 4.7.21a).
- Darcovich, K., Kenney, B., MacNeil, D.D., Armstrong, M.M., "Control strategies and cycling demands for Li-ion storage batteries in residential micro-cogeneration

systems", *Applied Energy*, Volume 141, 2015, Pages 32-41, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.11.079>.

- Douglass, D. and Edris, A, "Real-time monitoring and dynamic thermal rating of power transmission circuits," in *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 11, no. 3, pp. 1407-1418, July 1996, doi: 10.1109/61.517499
- Dowell, J, Hawker, G., Bell, K. and Gill, S., "A Review of probabilistic methods for defining reserve requirements," 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), 2016, pp. 1-5, doi: 10.1109/PESGM.2016.7741361.
- Dutt, D, Life cycle analysis and recycling techniques of batteries used in renewable energy applications, in: 2013 International Conference on New Concepts in Smart Cities: Fostering Public and Private Alliances (SmartMILE), 1–7, doi:10.1109/SmartMILE.2013.6708187, 2013.
- Faulkner R. W. and Todd R., "Massive underground HVDC transmission via elpipes: Implications for grid evolution," 2010 IEEE Conference on Innovative Technologies for an Efficient and Reliable Electricity Supply, 2010, pp. 63-69, doi: 10.1109/CITRES.2010.5619851.
- Franck Bourry, Luis Costa, Georges Kariniotakis. Risk-based strategies for wind/pumped-hydro coordination under electricity markets. Bucharest PowerTech Conference, Jun 2009, Bucharest, Romania. pp.3086-3093 - ISBN 978-1-4244-2234-0, 10.1109/PTC.2009.5282276. hal-00505139
- Fu Yang, Rong Shuai-ang, Zhao Wen-bin and Shen Hao, "Research on monitoring device for indicating external damage risk of overhead line based on image recognition technology with binocular vision cameras," 2016 International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis (CMD), 2016, pp. 156-159, doi: 10.1109/CMD.2016.7757774.
- Gargiulo, A., Girardi, P. & Temporelli, A. LCA of electricity networks: a review. *Int J Life Cycle Assess* 22, 1502–1513 (2017). <https://doi.org/10.1007/s11367-017-1279-x>
- Gavanidou ES, Bakirtzis AG. Design of a stand-alone system with renewable energy sources using trade off methods. *IEEE Trans Energy Convers* 1992;7:42–8. doi:10.1109/60.124540.
- Goebel, G., Hesse, H, Schimpe, M, Jossen, A, Jacobsen H, Model-Based Dispatch Strategies for Lithium-Ion Battery Energy Storage Applied to Pay-as-Bid Markets for Secondary Reserve, *IEEE Transactions on Power Systems* 32 (4) (2017) 2724–2734, ISSN 0885-8950, doi:10.1109/TPWRS.2016.2626392
- Granger, Clive W. J., Machina, Mark J., BE Elliott, G, Granger, CWJ, Timmermann, A, "FORECASTING AND DECISION THEORY", *HANDBOOK OF ECONOMIC FORECASTING: VOL 1*, Handbooks in Economics, ISN 0169-7218, DOI 10.1016/S1574-0706(05)01002-5
- Hahn, H., Meyer-Nieberg, S., & Pickl, S. (2009). Electric load forecasting methods: Tools for decision making. *European journal of operational research*, 199(3), 902-907. 10.1016/j.ejor.2009.01.062

- Helmer, M. Optimized size of wind power plant transformer and parallel operation. In Wind Power for the 21st century, Kassel, Germany, 25–27 September 2000.
- Hilbers, Adriaan P., Brayshaw, David J., Gandy, Axel, Importance subsampling: improving power system planning under climate-based uncertainty, Applied Energy, Volume 251, 2019, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.04.110>.
- Hoffmann, S. P. and Clark, A. M. The approach to thermal uprating of transmission lines in the UK. Electra, 2004, B2-317, 1–8. The approach to thermal uprating of transmission lines in the UK
- Kazempour, S.J., Moghaddam, M.P., Haghifam, M.R., Yousefi, G.R., "Electric energy storage systems in a market-based economy: Comparison of emerging and traditional technologies", (2009) Renewable Energy, 34 (12), pp. 2630-2639. DOI: 10.1016/j.renene.2009.04.027
- Keeley, S., 2013. Climate reanalysis [WWW Document]. ECMWF. URL <https://www.ecmwf.int/en/research/climate-reanalysis> (accessed 4.7.21).
- Koutroulis, E., Kolokotsa, D., Stravrakakis, G., "Optimal design and economic evaluation of a battery energy storage system for the maximization of the energy generated by wind farms in isolated electric grids", (2009) Wind Engineering, 33 (1), pp. 55-81. DOI: 10.1260/0309-524X.33.1.55
- Levron, Y., Guerrero, J. M. and Beck, Y., "Optimal Power Flow in Microgrids With Energy Storage," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 28, no. 3, pp. 3226-3234, Aug. 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2245925.
- li, L., Muyeen, S.M., Bizhani, H., Ghosh, A., A peer-to-peer energy trading for a clustered microgrid – Game theoretical approach, (2021) International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 133, art. no. 107307, DOI: 10.1016/j.ijepes.2021.107307
- Matos, M. A. et al., "Setting the maximum import net transfer capacity under extreme RES integration scenarios," 2016 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), 2016, pp. 1-7, doi: 10.1109/PMAPS.2016.7764145.
- Mortensen NG, Landberg L, Troen I, Petersen EL. Wind Atlas Analysis and Application Program (WASP). Vol. 1: Getting started. Risø-I-666(EN), Risø National Laboratory, Roskilde, 1993.
- Park, H., and Baldick, R., "Transmission Planning Under Uncertainties of Wind and Load: Sequential Approximation Approach," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 28, no. 3, pp. 2395-2402, Aug. 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2251481.
- Piccolo, Antonio, Vaccaro, Alfredo, Villacci, Domenico, "Thermal rating assessment of overhead lines by Affine Arithmetic", Electric Power Systems Research, Volume 71, Issue 3, 2004, Pages 275-283, <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2004.01.018>.
- Pinson, P. and Kariniotakis, G., "Conditional Prediction Intervals of Wind Power Generation," in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 25, no. 4, pp. 1845-1856, Nov. 2010, doi: 10.1109/TPWRS.2010.2045774.

- Ren, Y., Suganthan, P.N., Srikanth, N., "Ensemble methods for wind and solar power forecasting—A state-of-the-art review", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 50, 2015, Pages 82-91, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.081>.
- Sarasketa-Zabala, E, Martinez-Laserna M, Berecibar, M, Gandiaga, I, Rodriguez-Martinez, L, Villarreal, I, Realistic lifetime prediction approach for Li-ion batteries, *Applied Energy* 162 (2016) 839 – 852, ISSN 0306-2619, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.10.115>
- Soto, F., Latorre, J., and Wagensberg, M. Increasing the capacity of overhead lines in the 400 kV Spanish transmission network: real time thermal ratings. *Electra*, 1998, 22–211, 1–6.
- Stratigakos Akyilas, Michiorri Andrea, Kariniotakis Georges. A Value-Oriented Price Forecasting Approach to Optimize Trading of Renewable Generation. 2021 IEEE Madrid PowerTech, IEEE, Jun 2021, Madrid, Spain. {hal-03208575}
- Teh J. et al., "Prospects of Using the Dynamic Thermal Rating System for Reliable Electrical Networks: A Review," in *IEEE Access*, vol. 6, pp. 26765-26778, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2824238.
- The Economist, 2019. Drastic falls in cost are powering another computer revolution. *The Economist*
- Tryggvi, Jónsson, Pinson, Pierre, Madsen, Henrik, and Nielsen, Henrik A. 2014. "Predictive Densities for Day-Ahead Electricity Prices Using Time-Adaptive Quantile Regression" *Energies* 7, no. 9: 5523-5547. <https://doi.org/10.3390/en7095523>
- Villacci, D., Vaccaro, A., "Transient tolerance analysis of power cables thermal dynamic by interval mathematic", *Electric Power Systems Research*, Volume 77, Issues 3–4, 2007, Pages 308-314, ISSN 0378-7796, <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2006.03.009>
- Wang Huiwei, Li Chaojie, Li Jueyou, He Xing & Huang Tingwen (2019) A survey on distributed optimisation approaches and applications in smart grids, *Journal of Control and Decision*, 6:1, 41-60, DOI: 10.1080/23307706.2018.1549516
- Zugno, M., Jónsson, T., & Pinson, P. (2013). Trading wind energy on the basis of probabilistic forecasts both of wind generation and of market quantities. *Wind Energy*, 16(6), 909-926. DOI: 10.1002/we.1531