



HAL
open science

Conception d'un système hybride de stockage de l'énergie pour la réduction des émissions carbone dans l'habitat individuel

Paul Ortiz

► **To cite this version:**

Paul Ortiz. Conception d'un système hybride de stockage de l'énergie pour la réduction des émissions carbone dans l'habitat individuel. Automatique / Robotique. Université de Lorraine, 2022. Français. NNT : 2022LORR0208 . tel-04058788

HAL Id: tel-04058788

<https://hal.univ-lorraine.fr/tel-04058788>

Submitted on 5 Apr 2023

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

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



**UNIVERSITÉ
DE LORRAINE**

**BIBLIOTHÈQUES
UNIVERSITAIRES**

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact bibliothèque : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr
(Cette adresse ne permet pas de contacter les auteurs)

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

Conception d'un système hybride de stockage de l'énergie pour la réduction des émissions carbone dans l'habitat individuel

THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 12 décembre 2022

pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Lorraine

(Automatique, Traitement du signal et des images, Génie Informatique)

par

Paul Ortiz

Composition du jury

<i>Président :</i>	Professeur Jean-Philippe GEORGES	Université de Lorraine
<i>Rapporteurs :</i>	Professeur Adrien VAN DEN BOSSCHE Professeure Leila MERGHEM	IUT de Blagnac Université de technologie de Troyes
<i>Examineur :</i>	Docteur Giuseppe COLANTUONO	Leeds Beckett University
<i>Directeur de thèse :</i>	Professeur Éric Rondeau	Université de Lorraine
<i>Encadrant de thèse :</i>	Docteur Sylvain Kubler	Université du Luxembourg

Mis en page avec la classe thesul.

Remerciements

Dans un premier temps, j'aimerais remercier mon directeur Éric RONDEAU et mon encadrant Sylvain KUBLER pour cette aventure passionnante. À leurs côtés, ces trois années ont défilé sans m'en rendre compte. Sans eux, je ne serais certainement pas arrivé jusqu'ici. Je voudrais aussi remercier les rapporteurs Adrien VAN DEN BOSSCHE et Leila MERGHEM d'avoir pris le temps de lire, d'analyser et critiquer mes travaux de recherche, me permettant ainsi de les améliorer.

Ensuite, j'aimerais remercier Jean-Philippe GEORGES (ou JPG pour les intimes) pour toutes les discussions passionnées, voire même enflammées scientifiques ou sur le meilleur pays du monde : l'Aube évidemment ! Sans lui mon plongeon dans le monde de la recherche n'aurait clairement pas été aussi génial. Comme l'a dit un jour un vieux sage grisonnant : le réseau c'est la vie !

Puis, jamais je n'oublierais deux personnes qui m'ont accompagné durant ces trois années, plus que des collègues ce sont de réels amis. Loïc et Guilain, je vous remercie du fond du cœur pour tous ces moments passés avec vous. Maintenant, il y a bien trois docteurs dans la conv' ! J'aimerais aussi mentionner Tuthur, Gizmo, Charlus et tous les membres de Phi-science pour leur bienveillance et leur gentillesse.

Enfin, je voudrais remercier ma famille et plus particulièrement trois personnes. Papa, même si ton sang ne coule pas dans mes veines, je suis fier d'être ton fils et je voulais te remercier pour tout ce que tu as fait pour moi, pour m'avoir secoué les puces, m'avoir soutenu et m'avoir félicité. Maman, si j'ai réussi c'est aussi grâce à toi ! Sans toi et ton soutien, je me serais probablement arrêté bien avant. Je ne te le dis sûrement pas assez, mais je t'aime maman. Vincent, merci de m'avoir supporté et soutenu.

*Aux schizophrènes et
à l'homme de l'ombre*

Table des matières

Introduction

1	Le projet RED WoLF	2
2	Problématique	7
3	Structure du manuscrit	8

Chapitre 1

État de l'art

1.1	Analyse de la littérature	13
1.1.1	Processus bibliographique	13
1.1.2	État de l'art	14
1.2	Architecture de la stratégie RED WoLF	20
1.3	Jeux de données de la littérature	22
1.4	Conclusion	25

Chapitre 2

De RED WoLF à CANO...

2.1	RED WoLF	29
2.1.1	Collecte des données d'entrées	29
2.1.2	Calcul du droit à polluer	30
2.1.3	Génération des commandes	33
2.1.4	Évaluation journalière du modèle	35
2.2	CANO	40
2.2.1	Collecte des données d'entrées	41
2.2.2	Calcul du droit à polluer	41
2.2.3	Génération des commandes	43
2.2.4	Évaluation du modèle	46
2.3	Conclusion	48

Chapitre 3

Comparaison avec la littérature

3.1	Olivieri and McConky Linear Programing (OM LP)	50
3.1.1	Architecture	50

3.1.2	Modèle d'optimisation linéaire	51
3.1.3	Configuration	54
3.1.4	Évaluation journalière	54
3.2	RED WoLF vs CANO vs OM LP : une comparaison	57
3.2.1	Cadre d'évaluation	57
3.2.2	Analyse journalière	60
3.2.3	Analyse mensuelle	63
3.3	Mise en perspective des résultats par rapport à la COP21	67
3.4	Conclusion	68

Chapitre 4

Déploiement de la stratégie RED WoLF

4.1	Mini-pilote	72
4.1.1	Infrastructure matérielle	72
4.1.2	Infrastructure logicielle	74
4.2	Déploiement réel	79
4.2.1	Les pilotes français	79
4.2.2	Le pilote luxembourgeois	80
4.2.3	Les pilotes britanniques	81
4.3	Serveur RED WoLF réel	83
4.3.1	Infrastructure serveur	84
4.3.2	API RESTful	85
4.4	Conclusion	88

Chapitre 5

Conclusion et Perspectives

5.1	Contributions principales	92
5.2	Conclusion	93
5.3	Perspectives	94
5.3.1	Vers d'autres méthodes d'optimisation...	94
5.3.2	D'autres architectures...	94
5.3.3	Et une analyse plus poussée	95

Bibliographie

Table des figures

1	Chronologie du projet RED WoLF	1
2	Architecture <i>smart grid</i> (Saleem et al., 2019)	2
3	Partenaires du projet RED WoLF	2
4	Problèmes, Finalité, Mission et Système (PFMS)	3
5	Diagramme de cas d'utilisation	4
6	Architecture d'un nanogrid	5
1.1	Méthodologie d'étude bibliographique	13
1.2	Architecture de calcul déporté	18
1.3	Diagramme de Ween de l'état de l'art	19
1.4	Architecture physique de la stratégie RED WoLF	21
1.5	Jeux de données de consommation (jour 1)	23
1.6	Jeux de données de production solaire (jour 1)	24
1.7	Jeux de données d'intensité carbone (jour 1)	24
2.1	Diagramme d'activité de la stratégie RED WoLF	28
2.2	Flux des données d'entrée/sortie	30
2.3	Illustration du calcul du droit à polluer RED WoLF	32
2.4	Architecture de comparaison du modèle de référence avec RED WoLF	36
2.5	Comparaison sur un jour entre RED WoLF et Référence	38
2.6	Un jour où les besoins ne sont pas satisfaits	39
2.7	Comparaison de RED WoLF et CANO (Jour 5)	47
3.1	Architecture de la stratégie OM LP	50
3.2	Exemple d'un horizon T de calcul égal à quatre heures	53
3.3	Variation de l'horizon d'optimisation	54
3.4	Comparaison sur un jour entre OM LP et Référence	56
3.5	Architecture de comparaison	57
3.6	Comparaison du comportement des algorithmes au Royaume Uni (jour 1)	62
3.7	Comparaison du comportement des algorithmes en France (jour 1)	64
3.8	Comparaison sur un mois	65
3.9	Synthèse des indicateurs mensuels	65
4.1	Infrastructure mini-pilote	72

Table des figures

4.2	Mini-pilote réel	75
4.3	Infrastructure réseau	75
4.4	RESTful API	76
4.5	Base de données : diagramme de classes	77
4.6	Programme du contrôleur	77
4.7	Configuration MODBUS	78
4.8	Interface graphique mini-pilote	78
4.9	Infrastructure des démonstrateurs français	79
4.10	Équipements des démonstrateurs français	80
4.11	Infrastructure du démonstrateur luxembourgeois	81
4.12	Équipements du démonstrateur luxembourgeois	82
4.13	Infrastructure des démonstrateurs britanniques	82
4.14	Équipements des démonstrateurs britanniques	83
4.15	Infrastructure serveur	85

Liste des tableaux

1.1	Classification des articles scientifiques analysés dans la section	16
1.2	Jeux de données de consommation	23
2.1	Données d'entrée RED WoLF	30
2.2	Variables internes RED WoLF	31
2.3	Variables de sortie RED WoLF	33
2.4	Résultat journalier (jour 1)	37
2.5	Données d'entrée CANO	41
2.6	Variables internes CANO	42
2.7	Résultat mensuel	46
3.1	Modèles sélectionnés pour la comparaison	50
3.2	Variables internes	52
3.3	Évolution de la complexité en fonction de l'horizon	53
3.4	Résultats journaliers (jour 1)	55
3.5	Batteries du marché sélectionnées	58
3.6	Émissions carbone mensuelles en fonction des différentes batteries	59
3.7	Paramètres des équipements pour la comparaison	59
3.8	Indicateurs de comparaison	59
3.9	Synthèse résultat journalier pour le Royaume Uni (jour 1)	60
3.10	Synthèse résultats journaliers pour la France (jour 1)	61
3.11	Estimation de la durée de vie de la batterie	67
3.12	Gain mensuel en fonction du modèle (France)	68
3.13	Gain mensuel en fonction du modèle (Royaume Uni)	68
4.1	Interface des commandes	87

Introduction

Dans le contexte économique et écologique actuel la problématique liée au réchauffement climatique et aux émissions de gaz à effet de serre est bien ancrée dans les pensées collectives. Selon Ritchie et al. (2020), les émissions de gaz à effet de serre peuvent être imputées, en grande majorité, au secteur de l'énergie. En Europe plus spécifiquement, selon les résultats de la 21e Conférence de Paris sur le climat (COP21) qui s'est tenue à Paris en 2015, le secteur du bâtiment est responsable de 40% de la consommation mondiale d'énergie et de 30% des émissions carbone (Baek and Kim, 2020; Wang et al., 2020). Cependant, elles peuvent être réduites soit en passant à des technologies à faible émission de carbone, soit en réduisant la quantité d'énergie fossile consommée (Holdren, 2006; Blackburn et al., 2017; Lazarus and van Asselt, 2018). Les recherches effectuées dans le *smart grid* permettent d'atteindre un tel objectif en travaillant sur plusieurs phases du cycle de vie de l'énergie, comme le montre la Figure 2. Lors de la phase de production, les recherches se concentrent généralement sur la conception de générateurs d'électricité dépendant des conditions météorologiques, ainsi que sur les systèmes de stockage d'énergie à haute capacité (Li et al., 2020; Lai et al., 2020). Dans les phases de transmission et de distribution, le *smart grid* est un sujet omniprésent (Dileep, 2020; Rahim et al., 2019), qui est étroitement lié au flux d'informations numériques permettant à la fois une surveillance continue de la demande et un contrôle du réseau lui-même. Ensuite, une large communauté scientifique se concentre sur des solutions au niveau de la maison, allant de la conception de stratégies de gestion de la demande (Wen et al., 2020; Mendes et al., 2020) à des compteurs avancés et/ou des architectures de *nanogrid* (Burmester et al., 2017; Kalair et al., 2020). Les travaux de recherche qui seront présentés dans cette thèse portent sur ce dernier point, à savoir l'étude de solutions innovantes de gestion de la consommation d'énergie permettant l'intégration des énergies renouvelables et des ressources de stockage à l'échelle de l'habitat. Cependant, installer des ressources énergétiques distribuées (panneaux photovoltaïques, batteries, éoliennes, etc.) n'est pas suffisant. En effet, pour tirer le meilleur de ces équipements, une optimisation des unités de stockage est nécessaire afin de contrôler leurs charges et décharges. Les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit sont développés dans le cadre du projet RED WoLF (Rethink Electricity Distribution Without Load Following), financé par

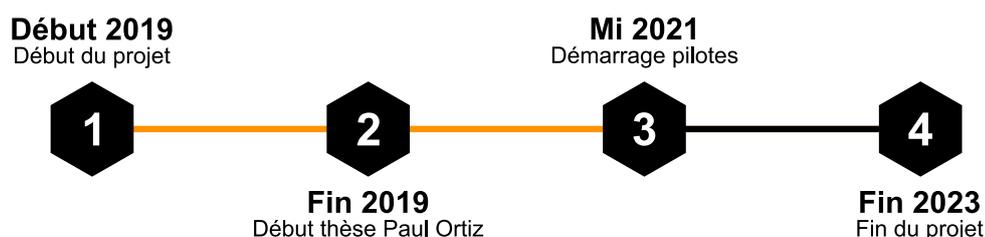


FIGURE 1 – Chronologie du projet RED WoLF

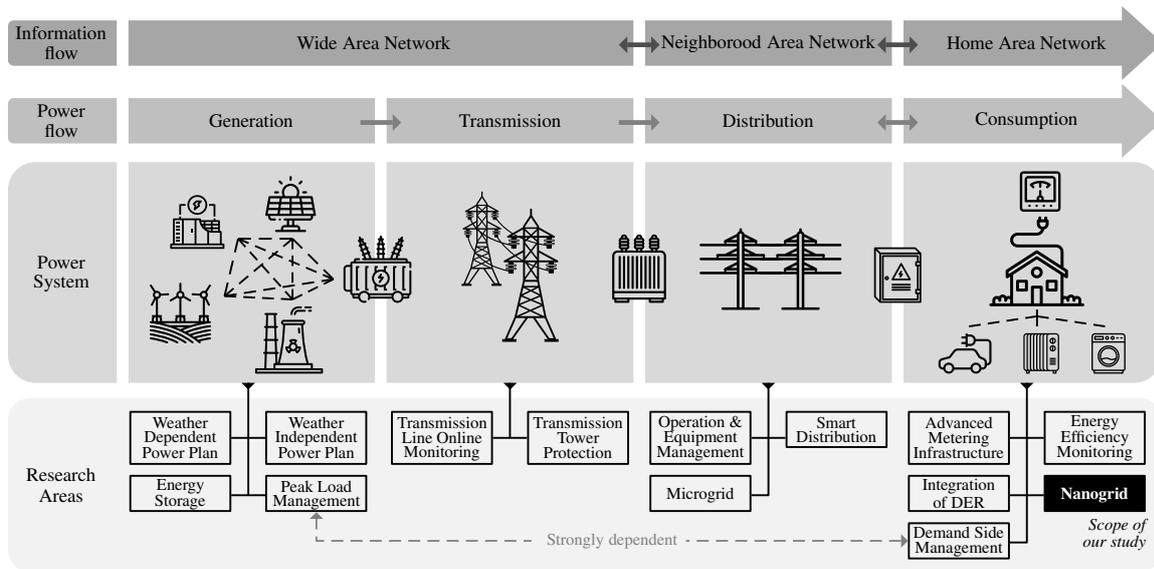


FIGURE 2 – Architecture *smart grid* (Saleem et al., 2019)

le programme Interreg North-West Europe (NWE) de l’Union Européenne (UE), contribuant dans le domaine du *nanogrid*. La Figure 1 fournit une chronologie succincte du projet RED WoLF, montrant les dates de début et de fin ainsi que le lancement des démonstrateurs.

1 Le projet RED WoLF

Le réchauffement climatique est un des problèmes majeurs de notre époque, des travaux sur toutes les facettes du domaine de l’énergie sont alors nécessaires. En proposant une solution innovante permettant la gestion et l’optimisation des consommations dans le secteur du bâtiment, le projet RED WoLF permet d’apporter des solutions techniques et scientifiques pour répondre (en partie) à cette problématique. Financé par le programme Interreg NWE, ce projet inclut plusieurs partenaires des pays membres comme la France, la Belgique, le Luxembourg, l’Irlande et l’Angleterre et a deux objectifs principaux :

- proposer une stratégie permettant la réduction des émissions carbone dans les foyers équipés du



FIGURE 3 – Partenaires du projet RED WoLF

système RED WoLF ;

- *collecter des jeux de données* afin d'enrichir la littérature avec de nouvelles données représentatives de plusieurs pays et type d'habitation (maison en France, en Irlande ou en Angleterre, appartement au Luxembourg, etc.) et avec différentes infrastructures (utilisation de pompe à chaleur, radiateur innovant avec batterie intégrée, etc.).

La Figure 3 regroupe les différents partenaires composant le consortium RED WoLF qui peuvent être classés en quatre catégories en fonction de leurs contributions apportées au projet :

- *les partenaires scientifiques* vont apporter les briques théoriques nécessaires à la conception de la stratégie, on y retrouve le partenaire principal Leeds Beckett University (LBU) et l'Université de Lorraine (UL) ;
- *les partenaires techniques* apportant une expertise dans un domaine métier comme Volta et EDF qui ont participé à la conception de l'architecture physique du système ou GLAS qui est chargé du développement du programme des contrôleurs ;
- *les partenaires démonstrateurs* sont des associations ou des bailleurs sociaux qui vont fournir des logements pour installer les solutions proposées dans le projet. Ce mode de fonctionnement est gagnant/gagnant, d'un côté les propriétaires des habitations obtiennent un financement pour permettre de réduire leurs impacts carbone (et/ou la facture d'électricité) et de l'autre le projet RED WoLF peut collecter des données sur les performances de sa solution ;
- *le partenaire éducation* met en place des écoles d'été pour sensibiliser les étudiants aux problématiques climatiques pour leur faire développer des compétences dans les différents domaines couverts par le projet.

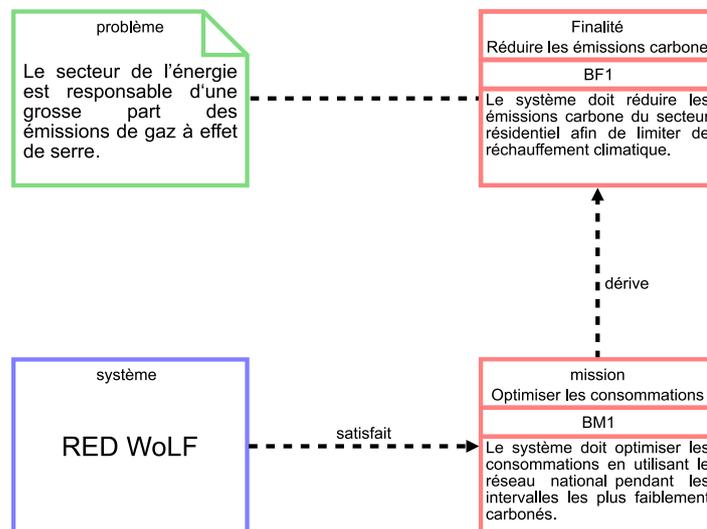


FIGURE 4 – Problèmes, Finalité, Mission et Système (PFMS)

Dans l'objectif de formaliser le cadre d'utilisation de la stratégie proposée par le projet RED WoLF, il est nécessaire de bien identifier :

- *le problème* auquel répond le système (sa justification) ;
- *la finalité* du système (sa raison d'être) ;
- *la mission* qui sera confiée au système (ce qu'il doit faire).

Pour ce faire, la Figure 4 présente le diagramme PFMS (Problème, Finalité, Mission et Système) permettant de cadrer la stratégie RED WoLF. Tout d’abord, on y retrouve la problématique à laquelle répond le système qui sera proposé : le secteur de l’énergie est responsable d’une grosse part des émissions de gaz à effet de serre qui est à l’origine du réchauffement climatique. Cette problématique est utilisée pour formaliser et affiner la raison d’être de notre système sous la forme d’une finalité. Tout en gardant l’idée principale de réduction des émissions carbone, la finalité réduit la frontière de notre système au secteur résidentiel inclus dans le secteur de l’énergie. Puis, une mission est dérivée de la finalité fournissant une vue opérationnelle sur ce que devra faire le système. Le réseau électrique national possède une intensité carbone¹ qui varie durant la journée, la mission du système sera donc de tirer parti de ces variations pour optimiser les consommations sur le réseau national. Enfin, le dernier élément de la Figure 4 représente le système qui, afin de répondre à la problématique, devra satisfaire la mission. La première tâche du projet RED WoLF vient d’être introduite, proposer un modèle d’optimisation qui visera à sélectionner les moments où l’intensité carbone du réseau national est la plus faible.

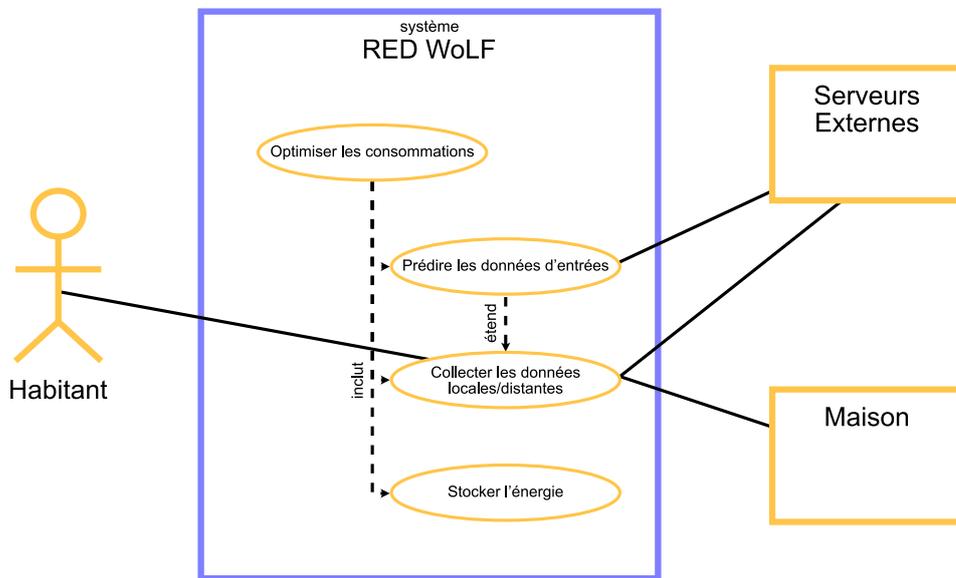


FIGURE 5 – Diagramme de cas d’utilisation

Une fois le contexte du système établi avec sa finalité et sa mission bien définies, il va être possible de formaliser les différents cas d’usage du système (ses fonctions principales) à l’aide du diagramme de cas d’utilisation de la Figure 5. On y retrouve le système avec sa frontière, et à l’intérieur les quatre cas d’usage qui devront être fournis par la stratégie pour répondre à la finalité :

- *Optimiser les consommations* : la mission principale du système identifié dans la Figure 4 est de fournir une solution permettant la réduction des émissions carbone en optimisant les consommations d’électricité ;
- *Prédire les données d’entrées* : pour pouvoir créer un modèle d’optimisation dit “en ligne²”, il est nécessaire d’avoir une vision la plus précise possible de l’évolution des entrées du système dans le but de fournir une solution performante ;

1. En fonction des sources de production utilisées, une émission de gaz à effet de serre par kWh peut-être calculée

2. Ici, le modèle doit pouvoir fournir une solution contrôlant le comportement des équipements de stockage en temps réel

- *Collecter les données locales/distantes* : que ce soit pour alimenter le modèle de prédiction ou d'optimisation, la collecte de données est nécessaire (consommation des appareils domestiques, météo, production photovoltaïque, etc.) ;
- *Stocker l'énergie* : afin d'utiliser le réseau électrique national uniquement pendant les périodes avec la plus faible intensité carbone, il est indispensable d'avoir la capacité de stocker de l'énergie durant ces intervalles et de l'utiliser durant les moments où l'intensité carbone du réseau national est élevée.

Ce comportement souhaité est basé sur l'hypothèse qu'en utilisant le réseau national durant le moins de temps possible et lors des instants où l'intensité carbone est la plus faible, les émissions globales du foyer seront réduites. Enfin, la Figure 5 montre aussi les parties prenantes impliquées et leurs liens avec les différentes fonctions. Tout d'abord, l'habitant joue un rôle dans la stratégie d'optimisation, en effet il fournit les consignes de chauffage et d'eau chaude sanitaire qui vont servir de données d'entrées. Concernant les serveurs externes, ils permettent de fournir toutes les informations nécessaires aux prédictions et aux contrôles comme la météo ou l'intensité carbone du réseau national. Enfin, l'acteur le plus important : la maison, va fournir toutes les données concernant les flux d'énergie entre les différents équipements qui y sont présents.

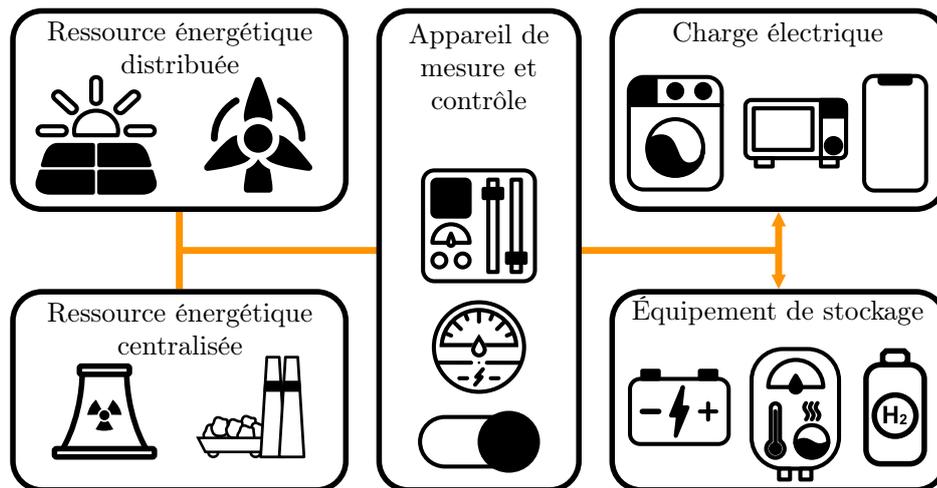


FIGURE 6 – Architecture d'un nanogrid

Afin de répondre aux différents besoins liés au contexte et aux fonctionnalités attendues, c'est au tour de l'architecture de la stratégie RED WoLF d'être détaillée. La Figure 2 présentait les différents domaines sous-jacents au *smart grid*, les travaux du projet RED WoLF relèvent du champ d'application de la gestion de l'énergie au niveau consommation et plus particulièrement dans les *nanogrids* résidentiels. Burmester et al. (2017) définit un *nanogrid* comme un réseau électrique local limité à une seule résidence qui peut fonctionner selon deux modes :

- *en mode connecté*, il fait partie intégrante du réseau électrique national avec lequel il est connecté et synchrone ;
- *en mode isolé*, il est déconnecté du réseau national et fonctionne de manière autonome si les conditions techniques ou économiques l'exigent.

Habituellement, les systèmes de gestion de l'énergie similaire sont composés de cinq catégories d'équi-

pement comme le montre la Figure 6 :

- *Les ressources énergétiques distribuées* correspondent aux sources locales de production d'énergie qui peuvent être installées dans la maison pour fournir un complément d'énergie, qui est le plus souvent renouvelable (par exemple, panneau photovoltaïque, éolienne, etc.) ;
- *Les ressources énergétiques centralisées* correspondent aux centrales électriques nationales basées sur des sources renouvelables ou non renouvelables et souvent de taille importante (par exemple, centrale nucléaire, barrage hydroélectrique, ferme solaire, etc.) ;
- *Les appareils de mesure et de contrôle* correspondent à l'ensemble des équipements permettant de mesurer, transférer, produire, traiter des données et des commandes relatives à l'énergie (par exemple, compteur, réseau de communication, commutateur, etc.) ;
- *Les équipements de stockage* correspondent à l'ensemble des équipements ayant la capacité de stocker de l'énergie sous n'importe quelle forme pour la restituer à un moment plus opportun (par exemple, système de stockage basé sur une batterie électrochimique, chauffage à accumulation, ballon d'eau chaude, etc.) ;
- *Les charges électriques* correspondent à tous les appareils qui consomment de l'énergie (par exemple, les appareils électroménagers, les systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation, etc.) ;

Pour le reste de ce manuscrit, les termes “appareils domestiques” et “appareil électroménager” feront référence à la dernière catégorie d'équipement en regroupant tous les appareils qui consomment uniquement de l'énergie et qui ne peuvent pas être contrôlés afin de maintenir leur utilisation toujours disponible sur demande de l'habitant. Dans le cadre du projet RED WoLF, une bibliographie permettant d'avoir une connaissance des différents travaux concernant la réduction des émissions de gaz à effet de serre dans le secteur résidentiel a été menée. Plusieurs solutions pour atteindre l'objectif du projet sont proposées avec différents systèmes de stockage. Cependant, comme le montre le chapitre suivant, peu de recherches se basent sur un système incluant plusieurs types de stockage d'énergie au sein d'un même modèle. C'est pourquoi, un système de stockage hybride de l'énergie (SSH) innovant a été mis au point et testé dans le cadre du projet RED WoLF et de cette thèse. Le SSH sera composé de plusieurs systèmes de stockage d'énergie, autonomes les uns des autres et utilisant des formes d'énergie différentes (électrochimique, thermique, etc.). Puis, toujours en se basant sur les résultats proposés dans la littérature, l'utilisation d'une source d'électricité distribuée avec un système de stockage permet d'obtenir de meilleures performances concernant la réduction des émissions carbone. En complément du système hybride de stockage de l'énergie, une source d'énergie distribuée et renouvelable sera incluse dans l'architecture de la stratégie. Pour orchestrer cette architecture, des Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) vont devoir être mises en place (PLC, serveur, protocole, etc.). Ici encore, plusieurs solutions sont envisageables et sont liées à la philosophie de l'infrastructure réseau. Toutefois, Feng et al. (2021) discute des architectures se basant sur le *Edge Computing* (EC) dans le cadre du *smartgrid*. L'EC semble prometteur en limitant le nombre de requêtes entre les serveurs centraux et l'équipement de bordure, c'est pourquoi cette solution sera retenue pour l'architecture RED WoLF.

Avant de conclure sur cette introduction, un aspect important doit être mentionné et concerne l'acceptabilité de la solution vis-à-vis de l'habitant et impose que celle-ci soit la plus transparente possible dans son usage quotidien. En effet, mis à part la consigne de chauffage, l'optimisation et le contrôle des équipements de stockage se font de manière totalement invisibles et sans intervention des occupants de la maison. En conclusion, la stratégie RED WoLF va chercher à maximiser l'utilisation des énergies renouvelables pour alimenter les maisons, tout en choisissant les intervalles de temps pendant lesquels

l'intensité carbone de l'électricité du réseau est la plus faible, privilégiant ainsi une demande d'énergie électrique lors des phases où la production d'énergie est faiblement carbonée. D'un autre côté, cela réduit la demande des maisons aux heures de pointes et donc la nécessité d'une production en utilisant des sources à fortes intensités de carbone.

2 Problématique

Le réchauffement climatique est un problème majeur du XXI^e siècle, et sa cause principale est liée aux émissions de gaz à effet de serre. L'Accord de Paris signé en 2016, stipule qu'en matière de température, l'objectif est de juguler son augmentation moyenne, au niveau planétaire, à moins de + 2 °C. Pour atteindre cet objectif, des mesures doivent être prises dans tous les domaines d'activités avec une réduction de 50% des émissions carbone d'ici 2030. En constante expansion due à une demande croissante, le secteur de l'énergie est le principal acteur dans le domaine des émissions de gaz à effet de serre (Wang et al., 2020). Afin de remédier à ce problème, plusieurs solutions sont envisageables comme l'augmentation de la production d'énergies renouvelables (panneaux solaires, éolienne, barrage hydroélectrique, etc.) ou faiblement carbonées comme les centrales nucléaires (Lazarus and van Asselt, 2018), et/ou l'amélioration de l'isolation des maisons et des bâtiments. Avec une part à hauteur de 30 %, le sous-secteur du résidentiel est au cœur des discussions lors des conférences pour le climat (Baek and Kim, 2020). Du côté du consommateur, des solutions à base de *nanogrid* existent, proposant de doter les maisons de ressources énergétiques distribuées (par exemple, des panneaux photovoltaïques, des batteries, etc.) pour produire et stocker localement de l'énergie peu carbonée (Hannan et al., 2021). Aujourd'hui, une partie de la production des panneaux solaires résidentielle est exportée vers le réseau national sans tenir compte des besoins du réseau, ce qui exacerbe l'inadéquation temporelle entre la production et la demande alors que la capacité photovoltaïque installée en Europe du nord-ouest augmente de 3 GW par an. C'est pourquoi, installer des panneaux photovoltaïques et stocker l'énergie solaire dans une batterie n'est pas suffisant, il est aussi nécessaire d'optimiser la stratégie de charge/décharge des unités de stockage locales (Al-Shahri et al., 2021). Sachant que la production locale faiblement carbonée peut ne pas être suffisante pour répondre à la demande du foyer lors des pics de consommations, dans certains cas puiser de l'électricité sur le réseau électrique national sera obligatoire, ce qui n'est pas souvent exempt d'émissions carbone. En améliorant l'intégration des sources d'énergie distribuées et/ou en déplaçant la consommation sur le réseau national lors des instants les moins polluants, il sera possible de pallier à ce problème, supprimant ainsi le décalage temporel entre la production et la demande. Un certain nombre de modèles d'optimisation ont été proposés récemment pour résoudre ce problème. Cependant, ils sont souvent limités à plusieurs égards :

- ils se concentrent souvent uniquement sur la réduction de la facture d'électricité, reléguant la réduction des émissions de gaz à effet de serre au second plan ;
- ils proposent rarement des stratégies d'optimisation de stockage d'énergie hybride prenant en compte à la fois les unités de stockage thermique et électrochimique ;
- ils sont souvent basés sur de la programmation linéaire (LP) ou des techniques métaheuristiques gourmandes en ressources informatiques, ce qui entrave leur déploiement sur des dispositifs de calcul local ;
- ils évaluent rarement l'impact du modèle sur la durée de vie des batteries.

Compte tenu de cet état des lieux, les travaux présentés dans cette thèse apportent leur principale

contribution dans le cadre de l'optimisation des *nanogrids* et plus particulièrement dans le contrôle des systèmes de stockage hybride. En effet, pour répondre aux différentes lacunes présentées dans le paragraphe précédent, cette thèse se propose de définir, étudier et évaluer différents modèles permettant d'améliorer l'intégration des ressources énergétiques distribuées au sein de *nanogrids* résidentiels. Pour ce faire, un innovant système hybride de stockage basé sur plusieurs technologies permettant le stockage de l'énergie sous différentes formes est considéré. Puis, deux algorithmes originaux à seuil d'intensité carbone et à faible exigence en ressource de calcul seront introduits, permettant le contrôle et l'optimisation des cycles de charge/décharge des équipements constituant le système hybride de stockage de l'énergie. Ces deux aspects, l'utilisation d'un système hybride de stockage et la considération d'une architecture à ressource de calcul limitée, forment la nouveauté scientifique des travaux proposés dans la suite de cette thèse. Dans un premier temps, une analyse comparative sera effectuée sur la base de deux scénarios distincts, utilisant des jeux de données de la littérature provenant de maisons française et britannique. Puis dans un second temps, dans le cadre du projet RED WoLF, les modèles présentés seront implémentés dans une centaine d'habitations réelles.

3 Structure du manuscrit

Ce document est organisé de la façon suivante. Le Chapitre 1 est dédié à la présentation de la bibliographie relative à l'utilisation d'algorithmes permettant la gestion de l'énergie pour réduire les émissions de gaz à effet de serre dans l'habitat individuel. Un processus de collecte des articles de recherche est présenté et utilisé pour obtenir un état de l'art à jour sur les différentes techniques existantes dans la littérature. Dans le but de fournir des résultats cohérents, une bibliographie concernant les jeux de données disponibles de la littérature est aussi présentée dans ce chapitre. Enfin, le Chapitre se terminera avec la présentation de l'architecture choisie pour la stratégie RED WoLF.

Le Chapitre 2 présente le modèle d'optimisation proposé dans le cadre du projet RED WoLF avec tout le processus de collecte des données et de création des commandes. Plusieurs indicateurs de performance sont introduits pour exposer les avantages et les inconvénients du premier modèle. Puis, dans le but de remédier aux lacunes de l'algorithme RED WoLF, une nouvelle version nommée CANO est introduite. Après vérification que le nouveau modèle comble les lacunes du premier, les deux modèles sont comparés sur la base des indicateurs précédemment introduits et une conclusion basée sur ces résultats sera proposée.

Après avoir proposé deux modèles, le Chapitre 3 est consacré au choix et à l'adaptation d'un modèle développé par d'autres chercheurs avec comme objectif de le comparer avec les propositions du Chapitre 2 élaborées durant le projet RED WoLF. Suite à une comparaison des modèles de la littérature proche de mes travaux, le modèle OM LP sera présenté et étendu pour obtenir une comparaison équitable. Après avoir vérifié que le modèle permettait toujours la réduction des émissions carbone, une analyse plus approfondie des trois algorithmes sera effectuée dans la seconde partie du Chapitre 3. À noter que de nouveaux indicateurs seront présentés comme la capacité du modèle à être déployé sur des équipements à ressource limitée, permettant d'élargir la vision du comportement du système.

Le Chapitre 4 présente les aspects liés à la validation opérationnelle traités en parallèle de ces travaux de recherche. La première partie de ce chapitre est dédiée à la présentation d'un démonstrateur développé au sein de l'Université de Lorraine. Le mini-pilote a permis de s'assurer de l'interopérabilité des différents composants au sein du système. La deuxième partie concerne les démonstrateurs réels mis en

place par les partenaires concernés. Les différentes infrastructures choisies sont détaillées et la mise en place des équipements réels est décrite. Enfin, la troisième partie spécifie le modèle informationnel pour garantir les remontées de données produites par tous les pilotes comme les prédictions, les données de consommation/production d'énergie. Ce travail de normalisation des échanges a été implémenté sur le serveur RED WoLF déployé en Irlande.

Enfin, le Chapitre 5 résume les contributions scientifiques et techniques présentées dans cette thèse sous la forme de conclusions et présente les perspectives envisagées.

État de l'art

Sommaire

1.1	Analyse de la littérature	13
1.1.1	Processus bibliographique	13
1.1.2	État de l'art	14
1.2	Architecture de la stratégie RED WoLF	20
1.3	Jeux de données de la littérature	22
1.4	Conclusion	25

Ce chapitre vise à fournir les informations nécessaires pour comprendre le positionnement de la contribution de cette thèse dans le domaine de l'énergie, tout en montrant dans quelle mesure ces recherches sont différentes de la littérature existante et font progresser l'état actuel de la recherche actuelle. La Figure 2, basée sur les travaux de Saleem et al. (2019), fournit une cartographie du cycle de vie de l'énergie, qui possède trois niveaux d'abstraction :

- i) *Les systèmes physiques* : correspondant à l'infrastructure physique et aux équipements qui la composent ;
- ii) *Le flux d'énergie* : représentant les échanges d'énergie entre sa production à sa consommation ;
- iii) *Le flux d'information* : symbolisant les infrastructures réseaux sous-jacentes nécessaires à l'aspect "smart" du réseau, des réseaux étendus aux réseaux domestiques.

En plus de la lecture verticale, la Figure 2 peut aussi être lue horizontalement. Durant son cycle de vie, l'énergie passe par quatre phases distinctes, commençant par sa production avec des sources renouvelables ou non et avec une intensité carbone plus ou moins élevée. Dans la majorité des cas, l'énergie produite ici vient de centrales conventionnelles comme les centrales nucléaires, les centrales à charbon, les barrages hydroélectriques, etc. ou de ressources énergétiques distribuées à forte capacité comme les fermes solaires ou les parcs éoliens. La seconde phase du cycle de vie de l'énergie consiste à son transport, c'est à dire des lieux de production aux différents lieux de distribution. Ici, l'énergie électrique est en haute tension pour limiter les pertes en ligne, car elle doit parcourir plusieurs centaines de kilomètres avant d'entrer dans sa troisième phase : la distribution. Après être convertie en basse tension, l'énergie est acheminée jusqu'aux clients où elle sera consommée. Cette phase de distribution est particulière, dans le sens où dans le cas d'un *microgrid* les phases de distribution et de consommation fusionnent. Enfin, une fois l'énergie sur le lieu de consommation, elle est utilisée lors de la phase de consommation.

Tout au long du cycle de vie de l'énergie, des domaines de recherche avec leurs propres communautés scientifiques travaillent à améliorer l'efficacité des systèmes de production, la fiabilité de la transmission ou encore à la gestion de la demande. Les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit s'inscrivent dans le cadre de la phase de consommation de l'énergie, et plus précisément dans le cadre de la gestion des *nanogrids*. Dans cette thèse, le terme *nanogrid* est préféré à celui de *microgrid*, bien que rien dans la définition d'un microgrid ne dise qu'il ne peut pas être limité à une seule maison/bâtiment. Nous utiliserons, comme le suggèrent Burmester et al. (2017), le terme nanogrid pour des microgrids de maisons individuelles pour trois raisons :

- les nanogrids jouent un rôle différent de celui des microgrids dans la hiérarchie électrique (par exemple, en connectant plusieurs nanogrids, un microgrid peut être formé) ;
- les marchés potentiels des nanogrids sont différents de ceux des microgrids. Un nanogrid permet d'obtenir une structure électrique à un coût relativement faible par rapport aux microgrids, déplaçant ainsi l'intérêt des investisseurs importants/multiples vers les petits investisseurs ;
- comme la structure du nanogrid est confinée à une seule maison, les objectifs techniques, le matériel et les logiciels diffèrent souvent de ceux d'un microgrid.

La littérature aborde un large éventail de défis scientifiques et technologiques liés aux nanogrids, allant de la conception de nouveaux convertisseurs à courant continu pour les nanoréseaux Xie et al. (2020); Wu et al. (2016) à de nouvelles stratégies d'optimisation de la planification des tâches des appareils et de gestion de la demande Kalair et al. (2020); Sahin et al. (2019), en passant par des stratégies innovantes d'optimisation des véhicules électriques rechargeables Wu et al. (2017); Shamshirband et al. (2018). Malgré ce large éventail de domaines de recherche, elles reposent toutes sur les équipements composant l'architecture d'un nanogrid (voir Figure 6), qui peuvent être déclinés en trois grandes catégories définies par Ahmed et al. (2019) :

- les ressources énergétiques distribuées ;
- les charges électriques ;
- les équipements de stockage.

En fonction du type d'architecture du nanogrid (présence ou non de sources d'énergies renouvelables, système de stockage, etc.) et des objectifs visés (réduction de la facture énergétique et/ou des émissions de gaz à effet de serre et/ou allongement de la durée de vie des dispositifs, etc.), le système de gestion de l'énergie intègre différentes logiques (Georgiou et al., 2019). À cet égard, une évaluation économique complète d'un bâtiment résidentiel équipé de systèmes photovoltaïques et de stockage d'énergie par batterie est réalisée par Akter et al. (2017) en considérant un cas d'utilisation australien. L'évaluation compare différents scénarios, qui peuvent être divisés en deux catégories :

- les économies / avantages résultants de l'utilisation d'une unité solaire photovoltaïque uniquement ;
- les économies/avantages résultants de l'utilisation d'une unité solaire photovoltaïque combinée à un système de stockage d'énergie par batterie.

Du point de vue des émissions, dans les deux cas, la réduction des émissions carbone augmente avec la taille des unités photovoltaïques, mais les unités photovoltaïques de plus petite capacité sont des options plus viables du point de vue du retour sur investissement. Bien que les résultats de cette étude soient intéressants pour comprendre comment une stratégie basée sur une source photovoltaïque et une batterie pourrait avoir un impact sur les émissions ou la facture, l'étude reste au stade de l'évaluation et ne propose aucune optimisation (par exemple, pour réduire les émissions de gaz à effet de serre et/ou les factures d'électricité, etc.). D'autres travaux de recherche introduisent effectivement de tels modèles

d'optimisation. Ban et al. (2019) formalisent un problème de planification de la capacité, ainsi qu'un algorithme cherchant à déterminer le dimensionnement optimal de la production photovoltaïque et du stockage par batteries pour un nanogrid. Cette optimisation minimise le coût d'investissement, tout en garantissant le niveau de fiabilité souhaité dans l'approvisionnement énergétique (limitant les coupures de courant). Ce travail est intéressant car il permet aux concepteurs de systèmes de sélectionner les tailles des panneaux solaires et des batteries les mieux adaptées. Cependant, une telle analyse est effectuée hors ligne (c'est-à-dire dans la phase de conception des systèmes), alors que dans RED-WoLF, l'objectif est de réaliser une optimisation en ligne, c'est-à-dire durant la phase d'utilisation. Plusieurs études ont développé des solutions d'optimisation en ligne (temps réel). Notamment, Leonori et al. (2016) ont présenté une approche pour améliorer les tâches d'échange d'énergie et maximiser le gain des clients prosommateurs du point de vue du prix de l'électricité (en décidant du moment de la charge/décharge de la batterie). Arun and Selvan (2017) proposent un algorithme en ligne pour minimiser la facture d'électricité en profitant des intervalles de prix bas de l'électricité. Ock et al. (2016) introduisent un cadre conceptuel qui prend en compte les changements des données météorologiques afin d'ajuster l'énergie utilisée pour l'éclairage ou encore la programmation des opérations de Chauffage, Ventilation et Climatisation (CVC). Une faiblesse de ces trois derniers travaux présentés est la non-considération de l'impact carbone dans la fonction d'optimisation. Dans la section suivante, le processus bibliographique mis en place pour collecter les articles scientifiques proposant une façon d'optimiser les opérations d'un nanogrid pour réduire les émissions carbone est détaillé.

1.1 Analyse de la littérature

1.1.1 Processus bibliographique

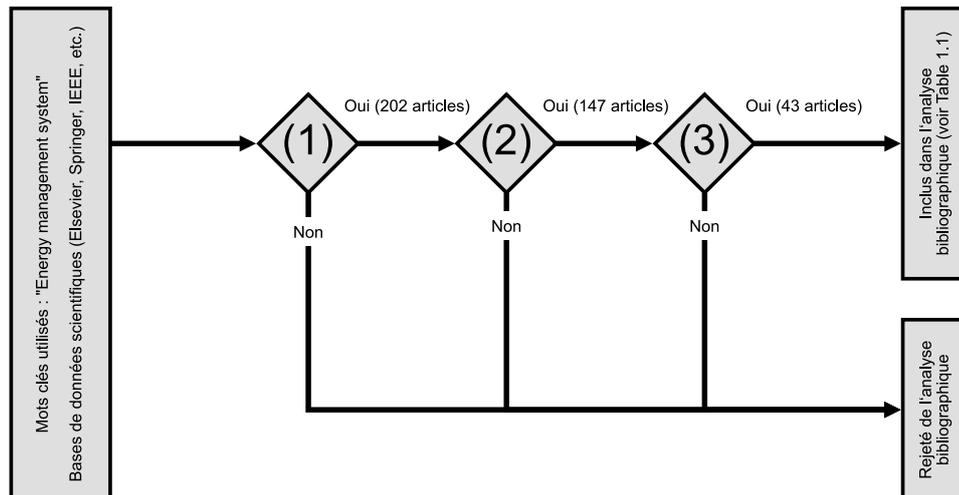


FIGURE 1.1 – Méthodologie d'étude bibliographique

Dans cette section, la méthodologie utilisée pour parcourir la littérature scientifique et collecter les articles de recherche est présentée. Ce processus est détaillé dans la Figure 1.1. Suite à une recherche avec les mots clés “Energy management system” entre autres, sur des bases de données scientifiques, une grande quantité de documents fût collectée. Le tout premier filtre utilisé (qui n'est pas représenté sur

la Figure 1.1) concerne le format des documents collectés. En effet, les sources telles que les thèses de doctorat, les mémoires de maîtrise, les manuels et les articles non publiés n'ont pas été sélectionnés. À ce stade, 202 articles publiés dans des journaux et des conférences ont été conservés. Afin d'affiner les résultats et pouvoir analyser plus en profondeur les articles proches de nos travaux, un premier filtre, désigné par (1) dans la Figure 1.1, a été appliqué, consistant à sélectionner les articles sur la base du contenu du résumé. Ici, l'idée était d'éliminer les articles en-dehors du périmètre de cette thèse comme les articles traitant de la chimie des batteries ou de la gestion des réseaux électriques internes de motrice ferroviaire. Puis, dans un second temps, un deuxième filtre, dénoté par (2), a ensuite été appliqué pour conserver les articles traitant de l'optimisation du stockage de l'énergie (147 articles ont été identifiés). Enfin, un troisième filtre, noté (3), a été appliqué pour ne garder que les articles proposant des approches concernant l'optimisation des équipements de stockage dans le résidentiel uniquement. À la fin de ce processus, 43 articles ont été sélectionnés pour être analysés et classés. La section suivante propose une étude de l'état de l'art approfondie afin de comparer les similitudes et différences entre les modèles présents dans la littérature.

1.1.2 État de l'art

De nombreuses études scientifiques ont abordé le sujet de la réduction des gaz à effet de serre et de l'optimisation de la consommation électrique au niveau du nanogrid. Ces études s'étendent de la mise en œuvre de mécanismes de base basés uniquement sur les relevés de température (Tastan, 2019; Marinakis and Doukas, 2018) à l'intégration de modèles prédictifs considérant les informations météorologiques ou encore les comportements des habitants (Ngarambe et al., 2020; Goudarzi et al., 2019). Avec les problèmes liés au réchauffement climatique, le critère d'optimisation évolue en se focalisant de plus en plus sur la consommation d'énergies renouvelables pour la réduction des émissions de dioxyde de carbone (Adams and Nsiah, 2019; Kahia et al., 2019). La Table 1.1 regroupe les différentes publications proposant un modèle d'optimisation des nanogrids présents dans la littérature. Au total, 43 articles ont été analysés et classés en fonction des critères/catégories suivants :

- *Phase d'utilisation* : met en évidence si l'approche proposée traite d'un problème d'optimisation durant la phase de conception (D) (par exemple, pour le dimensionnement des batteries et du système photovoltaïque) ou la phase opérationnelle (O) (par exemple, pour décider quand consommer/stocker/libérer l'énergie) ;
- *Objectifs* : met en évidence le(s) objectif(s) visé(s) par l'approche proposée, qui sont classés comme suit : i) *coût financier*, le modèle cherche à réduire le montant de la facture ; ii) *émission carbone*, le modèle cherche à réduire l'impact environnemental ; iii) *pic de consommation*, le modèle cherche à limiter les pics de consommation pour permettre au réseau national d'éviter les surcharges ou les coupures ; iv) *maintenabilité*, le modèle cherche à augmenter la durée de vie des équipements composant le système comme la batterie ; v) *autoconsommation*, le modèle cherche à consommer la production locale en totalité ; vi) *carburant fossile*, le modèle cherche à limiter l'utilisation des générateurs locaux basés sur des énergies fossiles dans le cas où le réseau national n'est pas suffisamment fiable ;
- *Stockages* : met en évidence les systèmes de stockage envisagés/utilisés, qui sont classés comme suit : i) système de stockage d'énergie par batterie ; ii) hydroélectricité ; iii) véhicule électrique (VE) ; iv) thermique ou chauffage (CVC) ; v) pile à combustible ; vi) une dernière catégorie d'équi-

pement, composée de charge contrôlable (départ différé, appareils éteignable, etc.), est évaluée dans certaines recherches ;

- *Sources* : met en évidence les systèmes de production considérés/utilisés, qui sont classés comme suit : i) carburant fossile (par exemple, un générateur local à diesel) ; ii) réseau électrique national ; iii) panneau photovoltaïque (PV) ; iv) Éolienne ;
- *Méthode* : met en évidence le type de méthodes utilisées pour l’optimisation : i) heuristique (H) ; ii) métaheuristique (MH) ; iii) programmation mathématique (MP) ; iv) algorithme basé sur des règles (RB) ; v) analyse décisionnelle multicritères (MCDA).

En se basant sur la Table 1.1, un premier résultat intéressant venant de cette étude est qu’il y a une proportion similaire d’articles traitant des problèmes d’optimisation lors de la phase de conception (D) que durant la phase opérationnelle (O). Dans la première (D), les articles se concentrent principalement sur l’optimisation des composants matériels (taille de la batterie, coût d’installation, capacités d’autoconsommation, etc.) ainsi que sur la configuration des équipements afin de répondre aux différents objectifs possibles (par exemple, le coût total de l’installation, l’impact environnemental, l’autoconsommation, etc.). Le logiciel HOMER (Hybrid Optimization Model for Electric Renewable), développé par le National Renewable Energy Laboratory (NREL), apparaît dans plusieurs de ces articles (Fodhil et al., 2019; Awan et al., 2019b; Aziz et al., 2019b), car il permet de simuler et d’analyser différents types d’infrastructures d’énergie renouvelable. Bien que notre article se concentre sur la phase opérationnelle (optimisation du stockage d’énergie en ligne), notre revue montre que l’optimisation lors de la conception du système joue également un rôle clé dans la phase de conception.

En ce qui concerne les articles sur la phase opérationnelle (O), la plupart des articles de la littérature se concentre sur l’optimisation des cycles de chargement/déchargement des systèmes de stockage d’énergie pour déplacer la consommation des heures pleines vers les heures creuses. Comme le montre la Table 1.1, tous les articles examinés adoptent un modèle d’optimisation multi-objectif, visant d’abord - dans 95 % des articles examinés - à réduire la facture d’électricité, ensuite - 48 % - à réduire les émissions de gaz à effet de serre, enfin - 42 % - à améliorer les aspects de durabilité (par exemple, en prolongeant la durée de vie de la batterie) et/ou l’indépendance vis-à-vis du réseau, tandis que la limitation des pics de consommation sur le réseau national et la réduction de la consommation de carburant sont rarement pris en compte dans les articles examinés.

D’un point de vue de la production et du stockage d’énergie, une proportion significative des articles examinés - 62% - considère une combinaison de réseau électrique, de technologies photovoltaïques et de batteries, ce qui peut être expliqué par le fait que c’est souvent la configuration la plus économique, comme analysé dans (Murty and Kumar, 2020). Un autre point intéressant est que quelques approches proposent de combiner différents types de stockage comme des batteries domestiques et celles des véhicules électriques (Mahmud et al., 2018b), une batterie et un stockage à hydrogène (Bhayo et al., 2020), ou encore une batterie et un stockage thermique (par exemple, un ballon d’eau chaude) (Shukhobodskiy and Colantuono, 2020; Auñón-Hidalgo et al., 2021; Terlouw et al., 2019b), ce qui fournit une flexibilité supplémentaire pour la gestion de l’énergie.

En ce qui concerne les techniques d’optimisation utilisées pour résoudre les problèmes, la plupart des approches - dans 80 % des articles examinés - reposent sur des solveurs de programmation mathématique ou des algorithmes basés sur des heuristiques, bien qu’ils fournissent des solutions optimales ou quasi-optimales de haute qualité, ils sont gourmands en temps et en ressources de calcul augmentant souvent de manière exponentielle avec l’augmentation des contraintes et des variables, ce qui les rend inadaptés

TABLE 1.1 – Classification des articles scientifiques analysés dans la section

	Phase d'utilisation	Objectifs					Stockages					Sources				Méthode	
		Coût financier	Émission carbone	Pic de conso	Maintenabilité	Autoconsommation	Conso carburant	Charge contrôlable	Batterie	Hydro	VE	CVC	Pile à combustible	Carburant fossile	Réseau national		PV
Tooryan et al. (2020b)	D	■	■		■	■	■					■	■	■	■	■	MH
Tooryan et al. (2020a)	D	■	■		■	■	■						■	■	■	■	MH
Das et al. (2020)	D	■	■		■	■	■			■				■			MCDA
Yazan M. et al. (2019)	D	■	■		■												MH
Awan et al. (2019a)	D	■	■		■			■					■		■	■	MH
Ashraf et al. (2020)	D	■	■			■											MH
Awan (2019)	D	■	■			■							■		■	■	H
Fodhil et al. (2019)	D	■	■			■							■		■		MH
Fonseca et al. (2021)	D	■	■			■							■	■	■		MP
Ayse Fidan and Muhsin (2020)	D	■	■				■										MH
Bingham et al. (2019)	D	■	■					■						■	■		MH
Salehi et al. (2019)	D	■	■									■		■		■	RB
García-Vera et al. (2020)	D	■			■			■					■		■	■	MH
Aziz et al. (2019a)	D	■						■	■				■		■		RB, H
Pandžić (2018)	D	■						■						■			MP
O'Shaughnessy et al. (2018)	D	■						■						■	■		H
Nguyen et al. (2014)	D	■											■			■	MP
Borra and Debnath (2019)	D		■				■						■				MH
Arévalo et al. (2020)	D																RB
Bhayo et al. (2020)	D							■	■						■		MH
Haidar et al. (2018)	O	■	■					■					■	■			MP
Mahmud et al. (2018a)	O	■	■					■		■			■	■			RB
Liu et al. (2020)	O	■	■		■			■					■	■			RB
Nagapurkar and Smith (2019)	O	■	■		■			■				■	■	■	■		MH
Olivieri and McConky (2020a)	O	■	■					■					■				MP
Schram et al. (2020)	O	■	■		■	■		■					■	■			H
Ortiz et al. (2021)	O		■			■		■				■	■	■			RB
Stepaniuk et al. (2018)	O	■	■			■		■					■	■	■	■	RB
Terlouw et al. (2019a)	O	■	■		■			■					■	■	■		MP
Terlouw et al. (2019b)	O	■	■			■		■				■	■	■	■		MP
Moradi et al. (2016)	O	■	■					■					■	■	■	■	MP
Nottrott et al. (2013)	O	■						■					■	■	■		MP
Yadav et al. (2018)	O	■		■				■					■	■	■		MP
Mulleriyawage and Shen (2020)	O	■			■	■		■					■	■	■		MP
Litjens et al. (2018)	O	■			■	■		■					■	■			RB
Adefarati et al. (2019)	O	■			■	■		■					■	■	■	■	MH
Aziz et al. (2019b)	O	■			■	■		■					■	■	■		RB, H
García-Triviño et al. (2016)	O	■			■			■				■	■	■	■		MH
Marzband et al. (2016)	O	■				■		■					■	■			MH
Marzband et al. (2017)	O	■				■		■					■	■	■		MP
González-Briones et al. (2018)	O	■					■						■	■			RB
Luo et al. (2020)	O	■						■				■	■	■	■	■	MH
Shukhobodskiy and Colantuono (2020)	O		■			■		■				■	■	■			RB
Auñón-Hidalgo et al. (2021)	O					■	■	■				■	■	■			RB
		38	25	1	15	17	5	3	36	2	2	6	6	18	27	30	14

à un déploiement sur une architecture de type *Edge Computing*, comme l’explique en détail Feng et al. (2021).

Toutefois, certaines recherches - dans 7 des articles examinés - optent pour des solutions à faible charge de calcul basé sur des règles de contrôle. Ajoutons que parmi tous les travaux de recherche traitant de la partie opérationnelle, seulement deux (en plus des contributions des partenaires du projet RED WoLF) considèrent les réservoirs thermiques comme des unités de stockage dans leur modèle permettant :

- d’augmenter la capacité de stockage du système global ;
- la flexibilité dans le processus d’optimisation.

Nottrott et al. (2013) ont proposé un modèle d’optimisation linéaire permettant de réduire le coût financier en utilisant une batterie afin de stocker l’énergie provenant du réseau national lors des périodes d’heures creuses et en la restituant pendant les périodes d’heures pleines. Puis, Olivieri and McConky (2020a) ont étendu ce modèle pour être capable de répondre à trois objectifs d’optimisations différents :

- minimiser les coûts énergétiques dépendant du temps ;
- minimiser les émissions carbone ;
- minimiser à la fois les coûts énergétiques et les émissions de carbone en incluant un coût social du carbone.

De même, Haidar et al. (2018) proposent un modèle d’optimisation linéaire, qui diffère du précédent, car leurs auteurs considèrent trois sources d’énergie distinctes :

- l’énergie non renouvelable ;
- l’énergie renouvelable ;
- le générateur local.

Le modèle d’optimisation proposé cherche à trouver la meilleure combinaison de sources et les meilleurs créneaux horaires pour charger/décharger la batterie, avec l’objectif global de réduire les émissions de CO₂ et/ou les coûts financiers, tout en répondant aux besoins énergétiques de l’habitant. En outre, ce document de recherche introduit un paramètre défini par l’habitant visant à fixer le coût financier supplémentaire acceptable pour réduire davantage ses émissions de carbone. Terlouw et al. (2019b) utilise une solution intéressante couplant une batterie avec un système de chauffage contrôlable basé sur une pompe à chaleur et un ballon d’eau chaude sanitaire. En se basant sur une optimisation linéaire, une planification des intervalles où l’électricité est stockée depuis le réseau national ou les panneaux photovoltaïques est proposée. Néanmoins, même s’ils fournissent des solutions extrêmement puissantes, les ressources informatiques nécessaires à l’exécution de ces algorithmes restent très élevées, ce qui entrave son déploiement à l’aide de solutions d’*Edge Computing*.

Les optimisations basées sur des règles de contrôle fournissent des stratégies légères en termes de calcul, ce qui en fait un choix intéressant pour une architecture basée sur l’*Edge Computing*. Dans un premier temps, Auñón-Hidalgo et al. (2021) proposent un modèle utilisant un ensemble de règles pour maximiser l’autoconsommation provenant de panneaux photovoltaïques tout en limitant l’usage du générateur à énergie fossile. Pour ce faire, ce modèle va utiliser un système hybride de stockage de l’énergie à base de batterie et de réservoirs thermiques. En un sens, en maximisant l’utilisation d’une source à faible impact carbone comme les panneaux solaires et en minimisant la consommation d’énergie venant de sources fortement carbonées (groupe électrogène) ou à intensité carbone variable (réseau national), les émissions carbone sont alors réduites. Litjens et al. (2018) proposent un modèle qui va chercher à réduire la facture d’énergie en stockant l’énergie produite localement avec une volonté de préserver la durée de vie de la batterie pour maximiser le retour sur investissement. Les travaux de Stepaniuk et al. (2018)

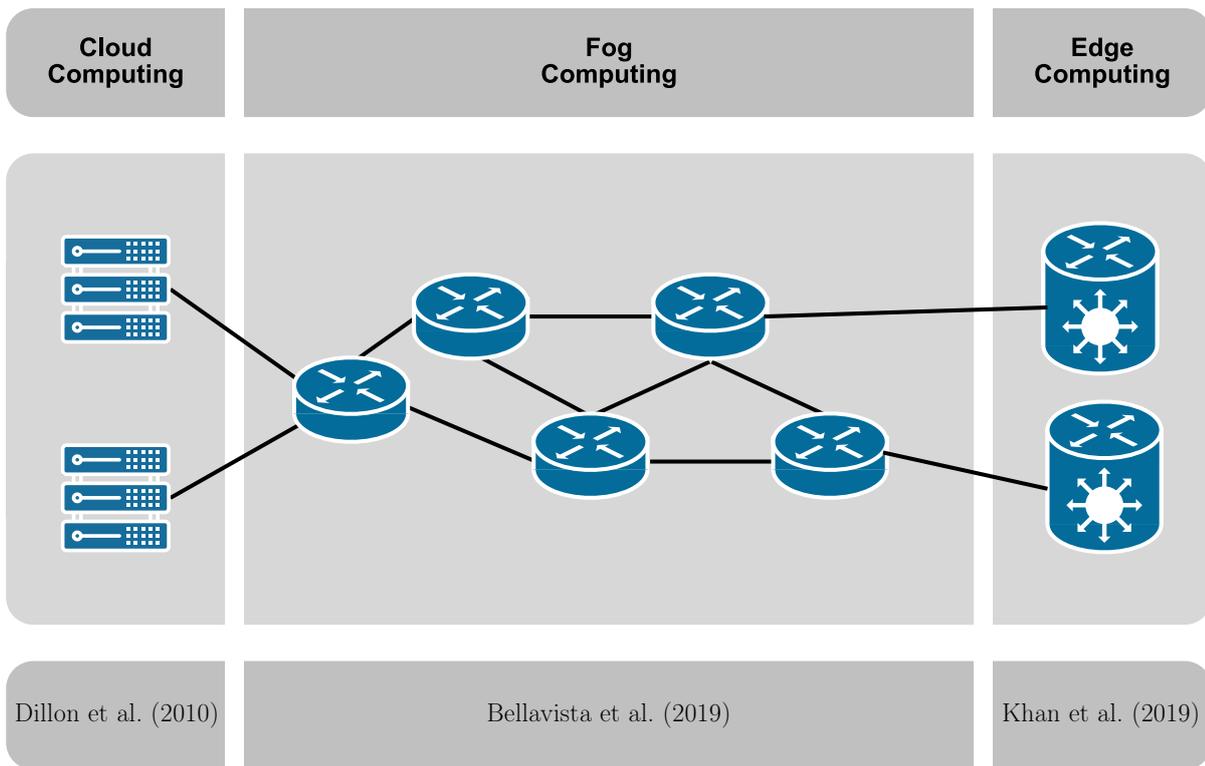


FIGURE 1.2 – Architecture de calcul déporté

permettent l'optimisation de la production provenant de deux sources d'énergie distribuées distinctes avec pour objectifs la réduction du coût financier tout en proposant de réduire les émissions carbone. D'autres recherches investiguent la viabilité de système de stockage hybride différent, comme Mahmud et al. (2018a) qui proposent une optimisation à base de règles pour contrôler la charge/décharge d'une batterie stationnaire et d'un véhicule électrique compatible avec la fonctionnalité "Vehicle-To-Grid" (V2G) permettant d'utiliser l'énergie stockée dans la batterie de la voiture pour alimenter le foyer. La batterie de la voiture est alors considérée à la fois comme une charge et un système de stockage pour augmenter la capacité de stockage globale de l'habitation. Cet algorithme traite deux sources d'énergie : le réseau national et le système photovoltaïque local, afin de réduire les émissions de gaz à effet de serre et les coûts financiers. Pour calculer et exécuter la stratégie formalisée sous forme d'arbre de décision, cet article propose d'utiliser un compteur intelligent associé à une infrastructure de surveillance.

Dans le cadre des technologies de l'information et de la communication (TIC) et plus particulièrement dans le calcul déporté, trois philosophies se démarquent en fonction du matériel fournissant la puissance de calcul comme le montre la Figure 1.2 :

- *Le Cloud Computing* permet d'utiliser une puissance de calcul colossale fournie par des *Data Center* ou des ordinateurs quantiques (IBM Quantum, Microsoft Azure Quantum, etc.) directement depuis une machine connectée à internet ;
- *Le Fog Computing* permet d'utiliser les routeurs formant le réseau de communication pour fournir les ressources physiques nécessaires au calcul, avec pour avantage de disposer d'une grande quantité d'équipements ;
- *Le Edge Computing* quant à lui, permet de déporter la charge de calcul sur la passerelle réseau

consistant la frontière entre le réseau local et internet, ce qui permet d'être indépendant du réseau internet en cas de coupure.

Le diagramme de Ween proposé par la Figure 1.3 permet de visualiser les intersections entre les différents domaines de recherche liés aux travaux de cette thèse. On remarque trois domaines : (1) *Système de stockage hybride* : l'article présente une stratégie utilisant plusieurs technologies de stockage différentes ; (2) *Réduction des émissions carbone* : le modèle est conçu pour réduire, a minima, les émissions de gaz à effet de serre ; (3) *Optimisation basée sur des règles* : l'algorithme utilisé pour fournir une solution utilise une méthode basée sur un arbre de décision ou sur des règles de contrôle.

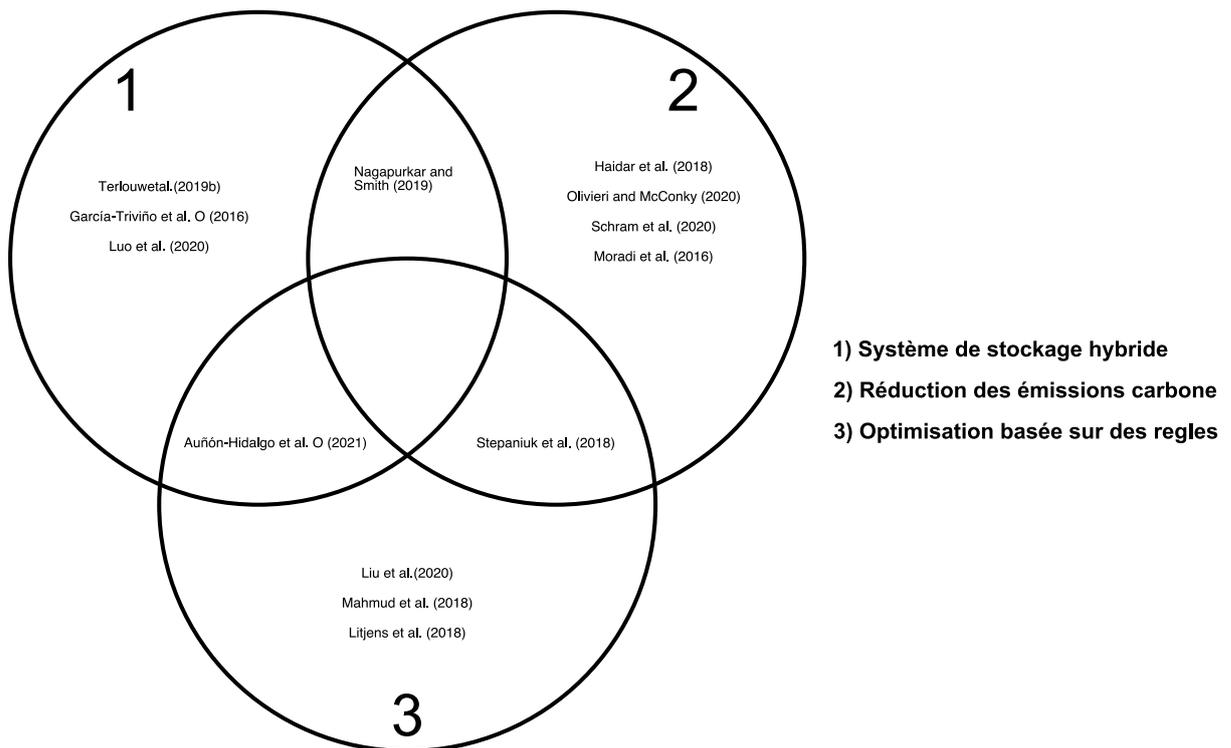


FIGURE 1.3 – Diagramme de Ween de l'état de l'art

En analysant la Figure 1.3, il est possible d'émettre trois remarques concernant la répartition des articles en fonction des domaines de recherche :

1. Chaque domaine est plutôt bien couvert par la littérature et fait l'objet de plusieurs propositions de modèle ;
2. Les intersections entre deux domaines sont aussi couvertes, mais il reste toutefois des lacunes à combler ;
3. Aucun article sélectionné lors de la recherche bibliographique ne couvre les trois domaines de recherche dans le cadre de l'optimisation des actions de charge/décharge du système de stockage hybride.

Compte tenu du nombre très faible d'approches combinant différents types de systèmes de stockage en utilisant des méthodes d'optimisation peu gourmandes en ressources de calcul, un nouveau système de stockage hybride pour la réduction des émissions de gaz à effet de serre dans les maisons/logements individuels est introduit dans la section suivante.

1.2 Architecture de la stratégie RED WoLF

Dans le cadre du projet RED WoLF, une partie du financement est allouée au déploiement de la stratégie à une échelle relativement large, dans des foyers réellement habités allant servir de démonstrateurs pour :

- collecter des données de consommation pour la littérature scientifique ;
- tester la méthodologie de contrôle des équipements de stockage.

Les fonds du projet n'étant pas illimités, et dans l'optique d'avoir un large panel de jeux de données (maison, appartement, différentes infrastructures, différents pays, etc.) la stratégie mise en place devra être économe. En se basant sur les travaux de Murty and Kumar (2020), qui expliquent que les solutions à base de panneaux photovoltaïques associés à une batterie électrochimique en complément du réseau électrique national sont souvent les plus économes, une première partie de l'infrastructure peut être spécifiée. Terlouw et al. (2019a) proposent une idée intéressante permettant d'augmenter les capacités de stockage à moindre coût en utilisant, d'une part le ballon d'eau chaude sanitaire déjà présent dans les habitations, et d'autre part en utilisant des radiateurs à accumulation d'énergie thermique et de les piloter selon une logique d'optimisation. Comme le montre la Figure 1.4 schématisant l'architecture initiale proposée par le consortium RED WoLF, le système de stockage hybride se compose de trois équipements distincts :

- une batterie électrochimique permettant le stockage et la restitution d'énergie sous la forme d'électricité ;
- de radiateurs à accumulation permettant le stockage d'énergie sous la forme thermique permettant de déplacer les besoins en chauffage lors de périodes plus appropriées ;
- un chauffe eau permettant, là aussi le stockage thermique de l'énergie mais pour répondre aux besoins en eau chaude sanitaire du foyer.

La stratégie RED WoLF ayant pour objectif de fournir un service transparent pour l'habitant, il n'est pas concevable que les appareils domestiques ne soient pas disponibles sur demande. C'est pourquoi ils ne seront pas contrôlés, mais leurs consommations seront mesurées afin d'alimenter l'algorithme d'optimisation en données.

Sur la Figure 1.4, se trouve aussi l'infrastructure de mesure proposée par le projet RED WoLF. On peut remarquer que tous les flux d'énergie entrant ou sortant des équipements sont collectés afin d'avoir une vue précise de leurs états. Ces compteurs sont bidirectionnels (mesure du flux entrant et sortant) pour mesurer les échanges entre les équipements et le nanogrid. La communication se fait à l'aide d'un réseau de terrain comme MODBUS. Pour fonctionner correctement, la stratégie RED WoLF a besoin de deux onduleurs :

- *un onduleur bidirectionnel* qui va permettre de charger/décharger la batterie en convertissant le couple tension/courant alternatif en continu et vice-versa. Cet équipement devra être pilotable afin de permettre le contrôle des périodes de charge et de décharge en fonction des commandes fournies par le modèle d'optimisation ;
- *un onduleur solaire* qui permettra de convertir l'énergie produite par les panneaux photovoltaïques en tension utilisable au sein du nanogrid. De plus, l'onduleur devra intégrer des algorithmes de recherche du point maximum de puissance (MPPT) afin de maximiser l'efficacité de la production solaire.

Les radiateurs à accumulation et le chauffe eau seront contrôlés à l'aide de contacteurs pilotés par le

PLC afin de suivre la solution fournie par l'algorithme RED WoLF. Les contacteurs et les onduleurs utiliseront d'autres protocoles qui dépendront des équipementiers. Le contrôle des différents équipements de stockage et la collecte des différentes mesures de consommation/production seront réalisés par un contrôleur de type automate programmable (PLC). De plus, cet équipement devra être capable de communiquer avec les différents serveurs tiers fournissant les données de prédictions ou temps réels nécessaires au calcul des commandes. Le PLC devra donc être capable d'effectuer des requêtes sur internet et donc utiliser les protocoles adéquats. Comme le propose Feng et al. (2021), utiliser des infrastructures de communication basées sur une philosophie de *Edge Computing* dans le cadre du smart grid permet d'améliorer les performances. Ces travaux ont orienté la spécification de l'architecture, c'est pourquoi, un PLC a été introduit pour assumer les tâches de calcul et de contrôle dans le but de réduire les communications entre les foyers et les serveurs au minimum nécessaires (collecte des prédictions, collecte des données d'intensité carbone, etc.).

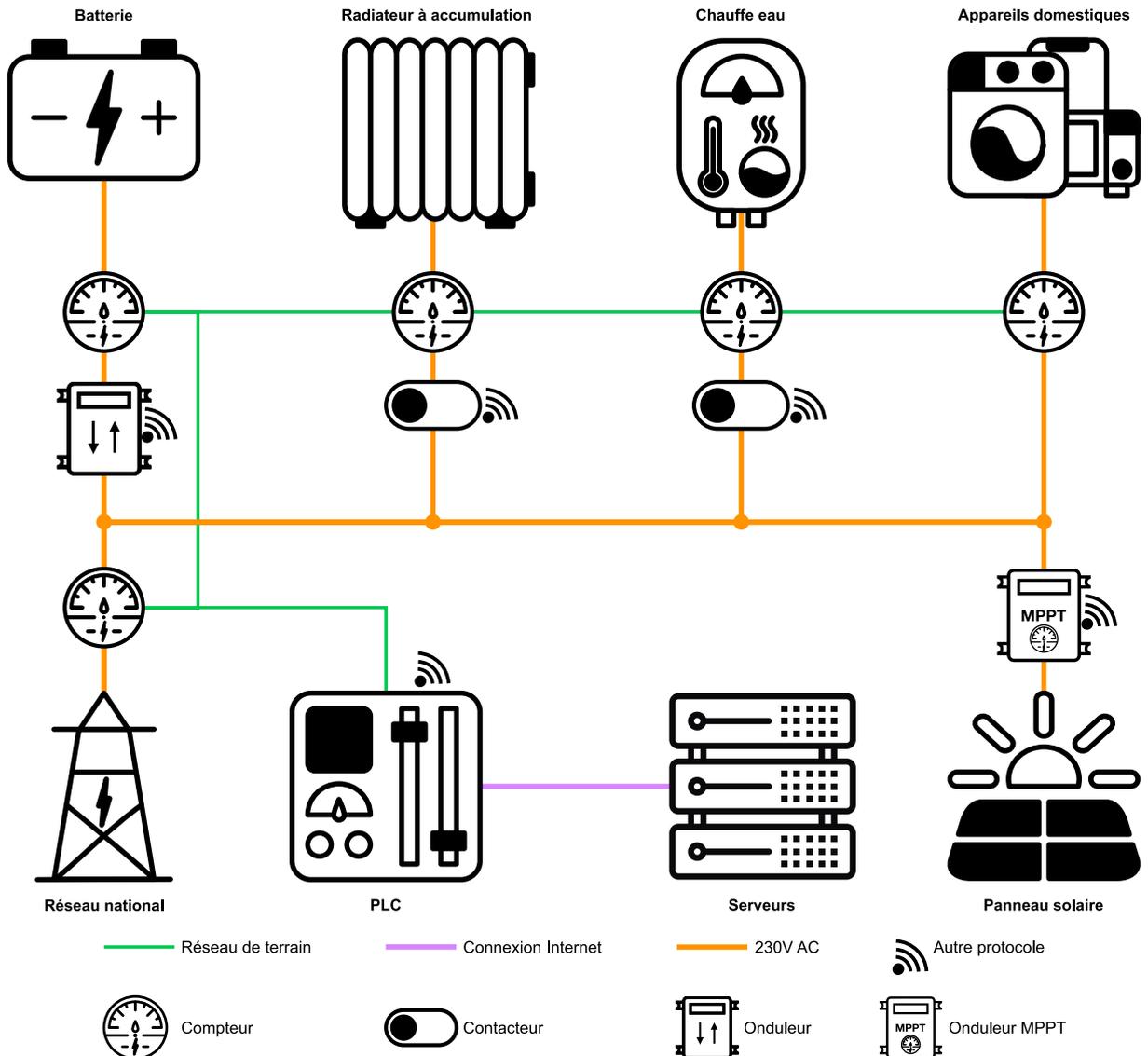


FIGURE 1.4 – Architecture physique de la stratégie RED WoLF

Dans le cadre de la solution RED WoLF, deux technologies seront utilisées pour répondre aux besoins de calcul de la stratégie. Comme le montre la Figure 1.4, l'architecture physique de calcul proposée par le projet RED WoLF inclut un PLC (qui peut être assimilé à une passerelle) et de plusieurs serveurs fournissant les données d'entrées nécessaire au calcul de la stratégie d'optimisation. Le contrôleur (PLC), considéré comme un équipement de Edge Computing, va calculer les commandes à envoyer aux équipements de stockage de l'énergie selon les règles définies par le modèle. Enfin, le calcul des prédictions n'étant pas compatible avec les ressources disponibles limitées fournies par le PLC, cette tâche est déportée sur un serveur proposant la fonction de Cloud Computing.

1.3 Jeux de données de la littérature

Un fois l'architecture RED WoLF définie, il faut développer le modèle permettant de contrôler les différents équipements composant le système hybride de stockage de l'énergie. Pour pouvoir tester le modèle, des jeux de données représentatifs des conditions réelles sont nécessaires lors des simulations numériques pour fournir des résultats plus pertinents et concrets. Trois jeux de données sont nécessaires :

- *Les consommations* des foyers en électricité ;
- *La production solaire* en fonction de la localisation de la maison ;
- *L'intensité carbone* du réseau national du pays où se trouve l'habitation.

En ce qui concerne les consommations, dans la littérature scientifique, plusieurs travaux portent sur la création de jeux de données concernant la consommation d'habitation en installant des compteurs au sein du foyer. Ces jeux de données sont divers et variés, tant par la localisation des habitations que par la quantité de données collectées, ou par la résolution qu'ils fournissent. Dans le but de fournir une vision claire des différents jeux de données existants dans la littérature, une version simplifiée et étendue de la table proposée par Monacchi et al. (2014) permet de classer les jeux de données en fonction de deux critères :

- *adapté à nos travaux* : le jeu de données doit être compatible avec nos expérimentations c'est à dire que l'habitation doit se trouver dans le Nord-Ouest de l'Europe, doit couvrir au moins un mois de données avec une période d'échantillonnage inférieure ou égale à une minute. ;
- *facilement accessible* : le jeu de données doit pouvoir être accessible et utilisable sans licence particulière.

La Table 1.2 présente les jeux de données potentiels qui pourraient être utilisés dans notre étude. On note que trois d'entre eux semblent intéressants et qu'ils permettraient de répondre à nos besoins, c'est pourquoi les jeux de données IHEPCDS (pour la France) et UKDALE (pour le Royaume Uni) ont été choisis. En effet, il serait intéressant de comparer les performances du modèle dans des contextes différents (intensité variable, production solaire différente, etc.).

La Figure 1.5 présente le premier jour de chaque jeu de données pour la France et le Royaume Uni avec respectivement IHEPCDS et UKDALE. On remarque que la consommation des appareils domestiques (P2A) est nettement plus élevée en France, ce comportement est dû à la taille plus importante de la maison française étudiée par le jeu de données français comparé à l'appartement étudié par le jeu de données britannique. Concernant la Sous-Figure 1.5a, il est possible d'identifier les périodes durant lesquelles les habitants sont présents (entre 8h et 12h puis après 16h) grâce au profil de consommation qui augmente sur certains intervalles.

Pour les jeux de données relatifs à la production solaire, à notre connaissance, il n'existe pas de

TABLE 1.2 – Jeux de données de consommation

Jeux de données	Localisation	Longueur	Résolution	Adapté	Accessible
ACS-FI	Suisse	1 heure	10 sec	✗	
AMPds	Canada	1 an	1 min	✗	
BLUED	États Unis	8 jours	< 1 min	✗	
GREEND	Italy	1 an	1 min	✗	
HES	UK	1 mois	2 min	✗	
iAWE	Inde	73 jours	1 min	✗	
IHEPCDS	France	4 ans	1 min	✓	✓
OCTES	Ecosse	4 mois	7 secs	✓	✗
REDD	États Unis	15 jours	3 sec	✗	
Pecanstreet	États Unis	7 jours	1 min	✗	
Smart*	États Unis	3 mois	1 min	✗	
Tracebase	Allemagne	N/A	1-10 sec	✓	✗
UKDALE	UK	499 jours	6 sec	✓	✓
REFIT	UK	N/A	1 min	✓	✓

plateforme fournissant des données de production photovoltaïque en temps réel en France, alors qu'au Royaume-Uni, la plateforme web du NREL (National Renewable Energy Laboratory) permet d'accéder à des ensembles de données solaires. Néanmoins, un simulateur développé par la Commission européenne (<https://ec.europa.eu/jrc/en/pvgis>) montre qu'il existe une différence de 15.4% entre le Royaume-Uni et la France (en faveur de la France). Par conséquent, l'ensemble de données de production solaire obtenu pour le Royaume-Uni via la plateforme web du NREL a été augmenté de 15,4% pour obtenir les jeux de données français. À noter que les jeux de données font référence à une installation proche de Leeds (dans le nord de l'Angleterre) d'une puissance de 4 kWc.

Tirée du jeu de données proposées par NREL, la Figure 1.6 montre le premier jour des données d'entrées pour la production photovoltaïque utilisées pour évaluer la stratégie de commande RED WoLF. Cette figure permet d'apprécier la courbe de production solaire qui commence vers 8h et se termine vers 16h, ce qui est cohérent avec une production photovoltaïque d'un mois d'octobre.

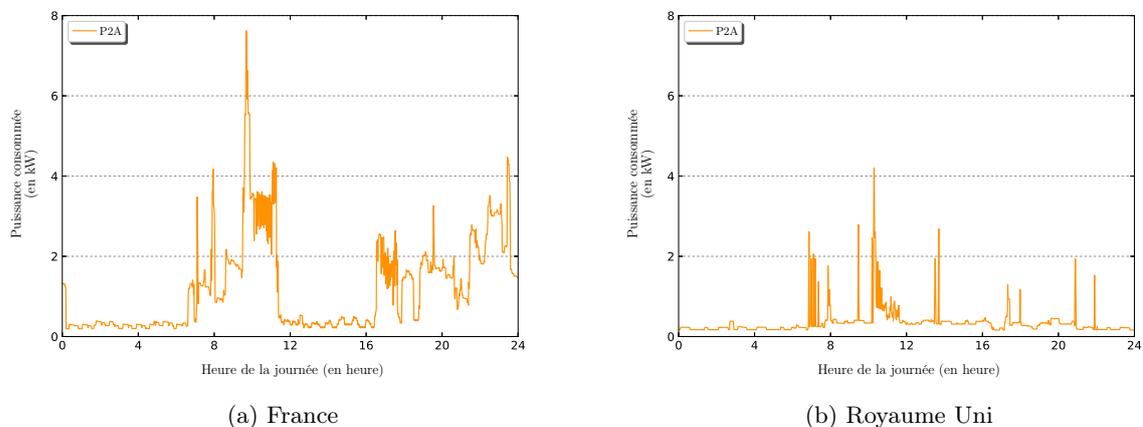
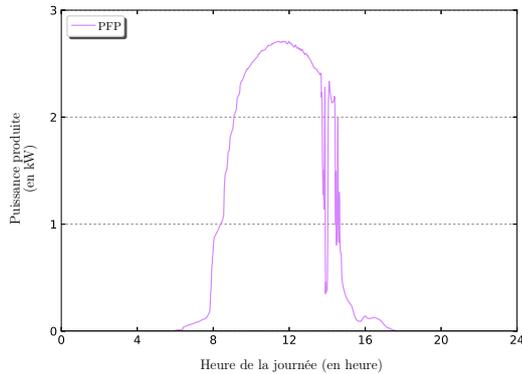
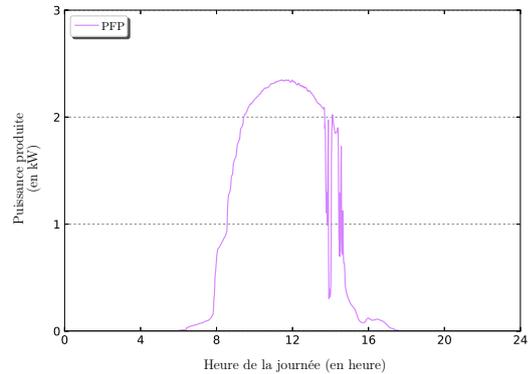


FIGURE 1.5 – Jeux de données de consommation (jour 1)

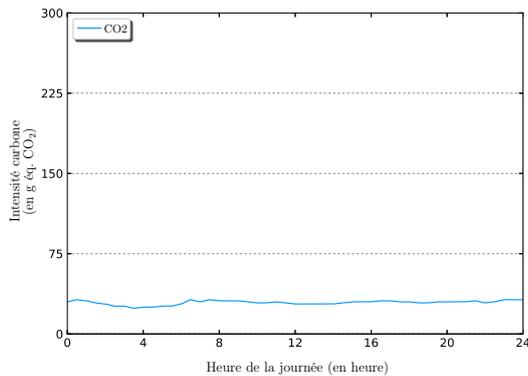


(a) France

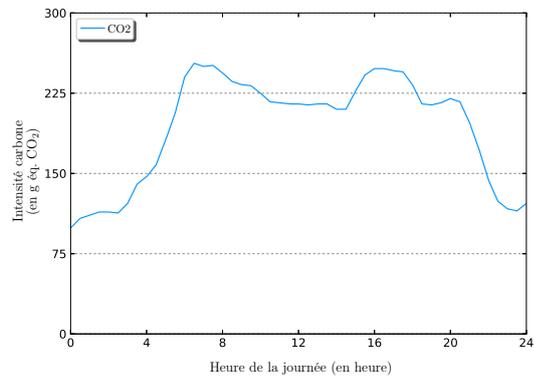


(b) Royaume Uni

FIGURE 1.6 – Jeux de données de production solaire (jour 1)



(a) France



(b) Royaume Uni

FIGURE 1.7 – Jeux de données d'intensité carbone (jour 1)

Enfin, pour l'intensité carbone du réseau électrique national, les données sont à la fois disponibles pour le Royaume Uni et la France. D'une part, les données concernant le Royaume Uni sont accessibles via une API (<https://carbonintensity.org.uk>) qui propose, en plus des prévisions, les données actuelles et enregistrées en fonction de la zone géographique d'intérêts. D'autre part, les données historiques et actuelles relatives au réseau électrique français sont fournies par la société RTE qui gère le réseau de transmissions haute tension en France (<https://www.rte-france.com/eco2mix>).

Pour finir sur la présentation des différents jeux de données, la Figure 1.7 illustre l'évolution de l'intensité carbone en France et au Royaume Uni durant la première journée du jeu de données. Deux remarques peuvent être émises :

- le réseau électrique national français est indéniablement plus propre que celui britannique ;
- l'écart type des données britanniques est lui aussi beaucoup plus élevé.

Ces caractéristiques peuvent être expliquées d'une part par la forte pénétration du nucléaire dans la production française qui est une source très faiblement carbonée et d'autre part, par la nécessité de lancer des centrales à énergie fossile, du côté britannique, pour compenser la hausse de la consommation durant

la journée.

Les jeux de données n'étant pas cohérents d'un point de vue temporel, c'est à dire qu'ils proviennent de plusieurs années différentes (UKDALE : 2015, IHEPCDS : 2012, NREL : 2019, CO₂ : 2019), il a toutefois été décidé d'utiliser uniquement les données provenant du mois d'octobre afin d'apporter de la cohérence dans les résultats. C'est pourquoi la totalité des résultats présents dans ce document utilise les données provenant d'un seul mois. Dans le chapitre suivant, le modèle permettant le contrôle du système hybride de stockage de l'énergie est présenté et évalué sur la base des jeux de données introduits dans cette section.

1.4 Conclusion

Ce Chapitre 1 s'est focalisé tout d'abord sur, les problématiques soulevées et les contributions scientifiques. Ensuite, le positionnement scientifique des travaux de recherche exposés dans cette thèse vis-à-vis de l'état de l'art a été développé. Enfin, l'architecture physique de la solution proposée par le consortium RED WoLF a été décrite avec les jeux de données provenant de la littérature allant servir à l'évaluation des stratégies développées tout au long de ce manuscrit.

Bien que la littérature couvre une grande partie du domaine de l'optimisation des *nanogrids*, les articles scientifiques traitant de la prise en compte des équipements à ressources de calcul limité dans le cadre du *Edge Computing* sont encore trop peu nombreux, alors que des études ont montré un véritable avantage de ce type d'architecture. De plus, l'utilisation des systèmes incluant plusieurs formes de stockage de l'énergie reste anecdotique parmi les travaux de recherche présents dans la littérature. C'est pourquoi, une première contribution, sous la forme d'un modèle d'optimisation embarquable sur des équipements de frontière, est détaillée dans le chapitre suivant.

De RED WoLF à CANO...

Sommaire

2.1 RED WoLF	29
2.1.1 Collecte des données d'entrées	29
2.1.2 Calcul du droit à polluer	30
2.1.3 Génération des commandes	33
2.1.4 Évaluation journalière du modèle	35
2.2 CANO	40
2.2.1 Collecte des données d'entrées	41
2.2.2 Calcul du droit à polluer	41
2.2.3 Génération des commandes	43
2.2.4 Évaluation du modèle	46
2.3 Conclusion	48

Dans le chapitre précédent, un état de l'art a été proposé concernant les stratégies d'optimisation des nanogrids résidentiels avec ressources de calcul limité dans le cadre du *Edge Computing*. Suite à cela, une architecture basée sur un système de stockage hybride de l'énergie et une source distribuée, fût proposée dans le cadre du projet européen RED WoLF. Cependant, installer des équipements n'est pas suffisant pour parvenir à une réduction significative des émissions carbone. En effet, il est nécessaire de concevoir un modèle permettant le contrôle de cette infrastructure pour pouvoir efficacement réduire les émissions de gaz à effet de serre. Ce chapitre sera dédié à la présentation de deux algorithmes proposés dans le cadre du projet RED WoLF, la Section 2.1 détaillera la stratégie RED WoLF et évaluera ses performances. En se basant sur des indicateurs, il sera montré que la solution RED WoLF permet la réduction des émissions carbone mais ne répond pas totalement aux différents besoins. C'est pourquoi, la stratégie CANO sera introduite dans la Section 2.2 pour combler les lacunes et améliorer les performances du premier modèle. Ensuite, les résultats des deux algorithmes seront comparés pour conclure sur leurs apports dans l'optimisation des nanogrids dans la Section 2.3.

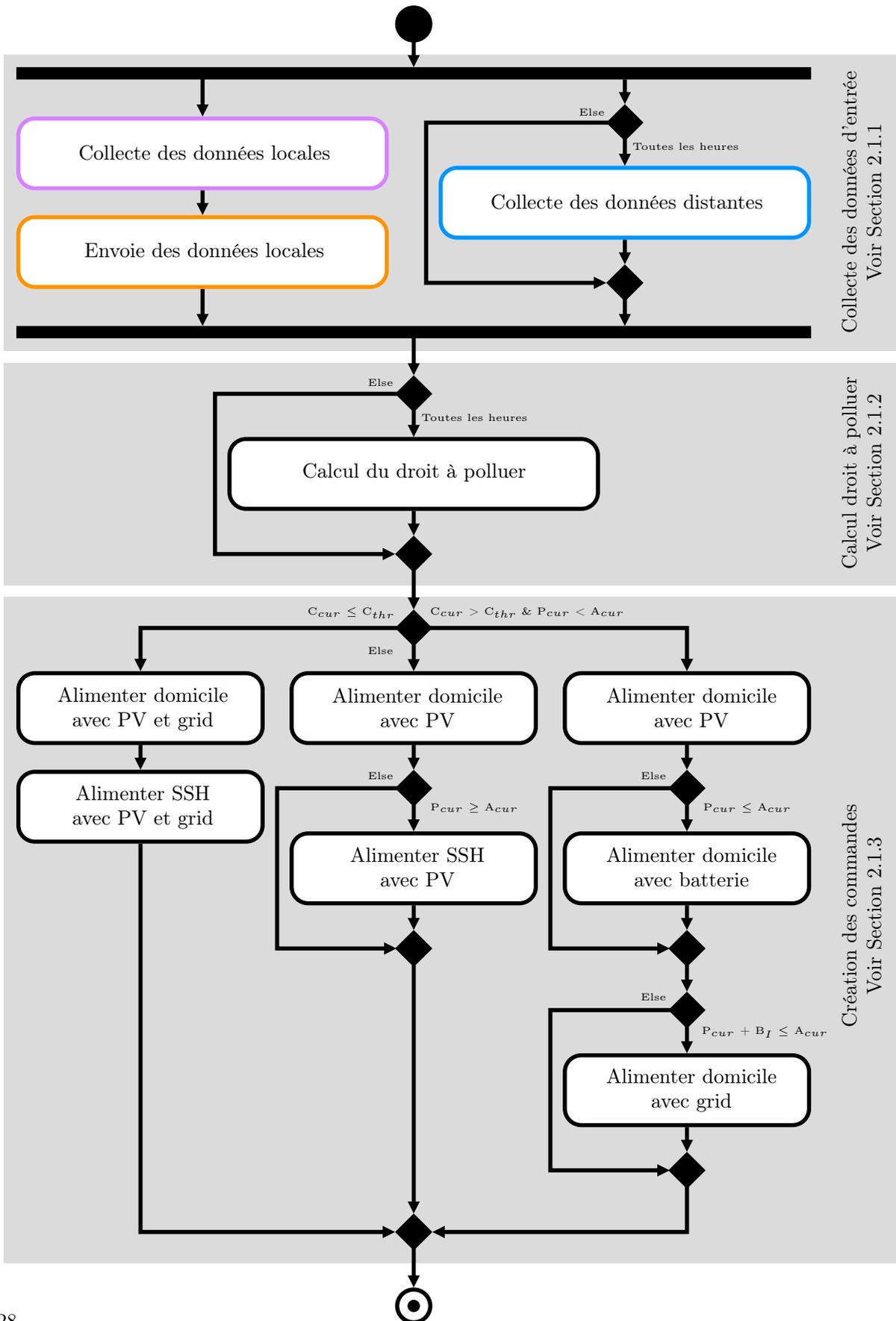


FIGURE 2.1 – Diagramme d'activité de la stratégie RED WoLF

2.1 RED WoLF

Cette section est dédiée à la présentation du cœur du système de réduction des émissions de gaz à effet de serre RED WoLF : son algorithme. Comme le montre la Figure 2.1, trois étapes distinctes sont à réaliser :

- *la collecte des données d’entrées* : la première étape est d’accéder aux différentes sources de données locales et distantes nécessaires (p. ex., prédiction des consommations électriques des habitants, prédiction de la charge carbone du réseau électrique, niveau de charge des équipements de stockage, etc.) ;
- *le calcul du droit à polluer* : la seconde étape consiste à estimer le droit à polluer minimum permettant de satisfaire le besoin en consommation (p. ex., charge des radiateurs et du ballon d’eau chaude sanitaire, alimentation de l’électroménager, etc.) ;
- *la génération des commandes* : enfin, la dernière étape consiste à définir une logique respectant le droit à polluer défini précédemment pour créer les différentes commandes à envoyer aux différents équipements (p. ex., utiliser la batterie, charger le ballon d’eau chaude, etc.).

Ces trois étapes, réalisées par le PLC, vont être respectivement détaillées dans les sections 2.1.1, 2.1.2 et 2.1.3. Enfin, une évaluation de la performance journalière sera fournie dans la section 2.1.4 pour montrer le comportement de la logique RED WoLF et ses résultantes en fonction des prédictions.

La stratégie RED WoLF est basée sur trois concepts : le premier concerne les consignes de charge des radiateurs et du ballon d’eau chaude sanitaire qui représentent l’énergie que doit collecter le système avant la fin de la journée. Ainsi, l’algorithme va faire en sorte de charger les réservoirs thermiques le jour J pour subvenir au besoin du jour J+1 nécessitant des réservoirs dimensionnés en conséquence. Le second concept est basé sur l’hypothèse qu’en utilisant le réseau national le moins de temps possible et lors des instants les moins carbonés, le système RED WoLF conduira à réduire les émissions de gaz à effet de serre. Enfin, comme le montre la Figure 2.1 deux échelles de temps différentes sont définies :

- *chaque minute* : la stratégie RED WoLF traite les données temps réel comme la collecte et l’envoi des données locales sur le serveur ainsi que le calcul des commandes à exécuter ;
- *chaque heure* : RED WoLF traite les prédictions et assure le calcul du droit à polluer. Ces deux échelles de temps ont été mises en place afin de fournir une certaine robustesse de la stratégie vis-à-vis des aléas (comme les erreurs de prédiction, les coupures de courant, les consommations imprévues, etc.) en recalculant régulièrement les indicateurs et les commandes.

2.1.1 Collecte des données d’entrées

Cette étape, illustrée par la Figure 2.2, est dédiée à la collecte de toutes les données nécessaires aux étapes suivantes. Deux catégories de données d’entrées sont à récupérer :

- *les entrées locales* représentent les variables accessibles localement traduisant l’état actuel des équipements de la maison et leur consommation/production d’énergie. On peut citer le niveau de charge de la batterie, la consommation de l’électroménager, la production photovoltaïque, etc. ;
- *les entrées distantes* sont les informations produites par le serveur qui peuvent être des prédictions comme la production solaire à venir, l’intensité carbone estimée pour la production d’électricité ou des valeurs actuelles comme le niveau réel de CO₂ du réseau électrique national.

La Table 2.1 regroupe les différentes variables d’entrée à collecter en donnant leurs types (c.-à-d., produite localement (Loc.) où à distance sur un serveur (Dist.)), leurs unités (e.g., kW, kWh, gCO₂/kWh),

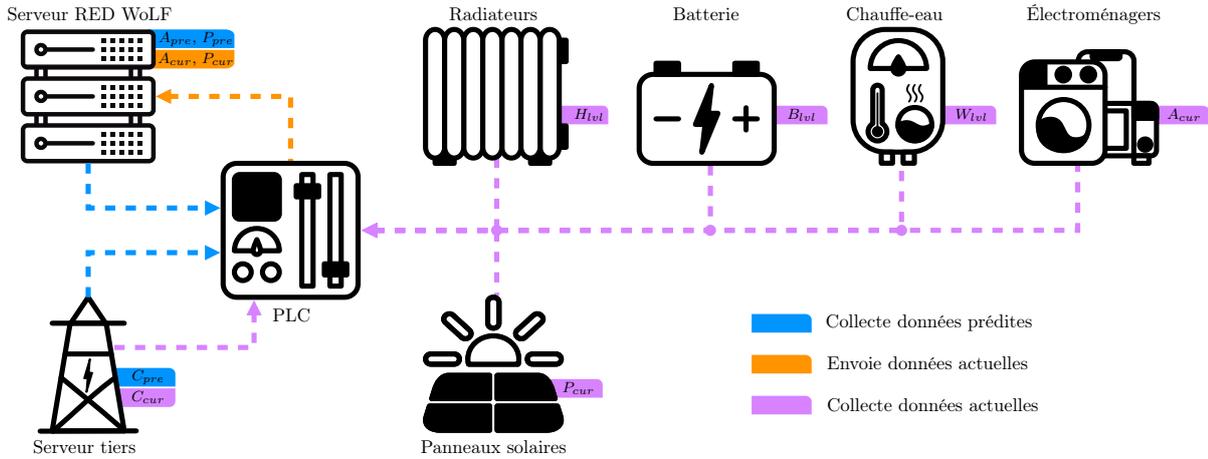


FIGURE 2.2 – Flux des données d'entrée/sortie

ainsi qu'une description de leurs significations. En plus de ces données collectées, certaines d'entre elles doivent être envoyées au serveur (c.-à-d., consommation de la maison actuelle (A_{cur}) et production solaire actuelle (P_{cur})) afin d'alimenter l'algorithme dont le rôle est de prédire les consommations et la production photovoltaïque. Enfin, deux intervalles de collecte des données sont définis :

- *chaque heure* les prédictions sur le reste de la journée sont collectées sur les serveurs distants, comme la consommation des appareils ménagers prédite, la production photovoltaïque prédite et quantité prédite de CO_2 émise par le réseau électrique ;
- *chaque minute* l'état de charge du système hybride de stockage de l'énergie, la consommation des appareils électroménagers, la production solaire ainsi que la charge carbone du réseau électrique sont collectés par le contrôleur. De plus, les données de production solaire et de consommation sont également envoyées sur le serveur chaque minute.

2.1.2 Calcul du droit à polluer

À partir des données collectées présentées en section 2.1.1, il est possible de calculer le droit à polluer allant servir à commander le système. Ce droit à polluer correspond au seuil maximum autorisé de consommation sur le réseau électrique, tout en assurant que la charge du système de stockage d'énergie

TABLE 2.1 – Données d'entrée RED WoLF

Type	Variable	Unité	Description
Dist.	C_{cur}	gCO_2/kWh	Charge carbone du réseau électrique actuelle
	C_{pre}	gCO_2/kWh	Charge carbone du réseau électrique prédite
	A_{pre}	kW	Consommation en électroménager prédite
	P_{pre}	kW	Production photovoltaïque prédite
Loc.	A_{cur}	kW	Consommation en électroménager actuelle
	P_{cur}	kW	Production photovoltaïque actuelle
	H_{lvl}	kWh	Niveau de charge du radiateur
	B_{lvl}	kWh	Niveau de charge de la batterie
	W_{lvl}	kWh	Niveau de charge du ballon d'eau chaude

et l'alimentation des appareils électroménagers respectent les besoins des habitants. Ce droit, désigné par C_{thr} , est recalculé chaque heure en effectuant les calculs donnés par les équations 2.1 à 2.5. Les équations 2.1 et 2.2 permettent respectivement d'estimer :

- D_{ED} : qui correspond à la prévision de la consommation d'énergie nécessaire pour alimenter le logement avant la fin de la journée ainsi que la prévision à charger le système de stockage jusqu'à sa consigne ;
- G_{PU} : qui représente la prévision de la puissance moyenne disponible pour charger les équipements de stockage depuis le réseau national. Cela correspond à la puissance maximale fournie par le réseau électrique moins la prédiction de la consommation.

La Table 2.2 décrit les variables internes utilisées pour calculer le droit à polluer qui servira d'entrée pour les actions de la section 2.1.3.

TABLE 2.2 – Variables internes RED WoLF

Variable	Unité	Description
D_{ED}	kWh	Estimation de l'énergie nécessaire jusqu'à la fin de la journée
G_{PU}	kW	Estimation de la puissance moyenne disponible pour le stockage
T_I	min	Temps minimum pour alimenter les équipements de stockage et le logement
C_{sort}	gCO ₂ /kWh	Charge carbone du réseau national triée de manière ascendante
C_{thr}	gCO ₂ /kWh	Droit à polluer
H_{set}	kWh	Consigne de charge du radiateur
W_{set}	kWh	Consigne de charge du chauffe-eau
B_{cap}	kWh	Capacité de la batterie
H_I	kW	Puissance maximale admissible par le radiateur
W_I	kW	Puissance maximale admissible par le chauffe-eau
B_I	kW	Puissance maximale admissible par la batterie
D_I	kW	Puissance maximale fournie par le réseau national
T	/	Derniers instants de la journée
t	/	Instant actuel de la journée

La première équation est calculée par la somme de l'énergie restante pour atteindre les consignes du ballon d'eau ($W_{set} - W_{lvl}(t)$) et du radiateur ($H_{set} - H_{lvl}(t)$) et l'énergie manquante/restante de la consommation du logement alimentée par les sources d'énergie locales.

$$D_{ED} = \int_t^T (A_{pre}(i) - P_{pre}(i))/60 di + H_{set} - H_{lvl}(t) + W_{set} - W_{lvl}(t) \quad (2.1)$$

La seconde équation se base sur la puissance maximale autorisée depuis le réseau électrique national qui est définie par le fournisseur d'électricité et la puissance moyenne qui sera consommée jusqu'à la fin de la journée.

$$G_{PU} = D_I - \int_t^T \frac{A_{pre}(i)}{T-t} di \quad (2.2)$$

Puis, le temps minimum pour atteindre les consignes de charge des réservoirs thermiques (T_I) est calculé avec l'équation (2.3) en prenant le maximum entre : i) le temps nécessaire pour alimenter les appareils électroménagers en parallèle des stockages thermiques ; ii) le temps minimum pour charger les radiateurs à stockage d'énergie ; iii) le temps minimum pour charger le ballon d'eau chaude sanitaire.

$$T_I = \max \left[\frac{D_{ED}}{G_{PU}}, \frac{H_{set} - H_{lvl}(t)}{H_I}, \frac{W_{set} - W_{lvl}(t)}{W_I} \right] \quad (2.3)$$

En se basant sur la prédiction de l'intensité carbone du réseau électrique national, il est possible de déterminer quels sont les instants les moins carbonés et donc les plus intéressants pour réduire les émissions de gaz à effet de serre. Pour faciliter la recherche de ces instants, une fonction de tri croissant est appliquée à la prédiction de l'intensité carbone.

$$C_{sort} = Sort(C_{pre}) \quad (2.4)$$

Enfin, en utilisant le temps minimum de consommation sur le grid calculé avec l'équation (2.3), le droit à polluer C_{thr} , représentant la valeur de l'intensité carbone jusqu'à laquelle il est autorisé de consommer de l'énergie sur le réseau électrique, est calculé via l'équation (2.5). L'arrondi à l'entier supérieur est nécessaire, car T_I est utilisé comme indice du vecteur C_{sort} .

$$C_{thr} = C_{sort}(\lceil T_I \rceil) \quad (2.5)$$

La Figure 2.3 est une représentation du résultat des équations présentées ci-dessus. Concrètement, une fois que T_I est calculé (égal à 7 h dans cet exemple), un droit correspondant à cette durée de consommation sur le grid est identifié. Dans notre exemple, le premier seuil (désigné par CO_2^a sur la Figure 2.3 ne répond pas à cette exigence, tandis que le second (CO_2^b) y répond. On remarque que la plage définie par le droit à polluer est divisée en deux parties, la charge des équipements sera donc morcelée pour utiliser le grid uniquement sur les périodes où les émissions de CO_2 sont les plus faibles : [8h ; 10h] et [13h ; 18h].

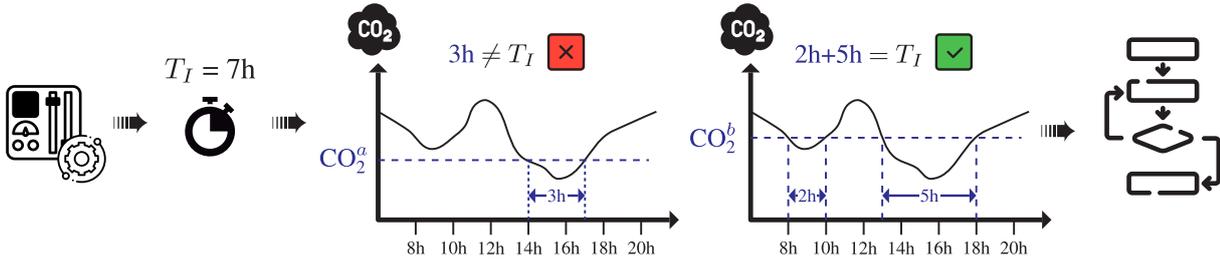


FIGURE 2.3 – Illustration du calcul du droit à polluer RED WoLF

L'algorithme 1 fournit un aperçu de l'implémentation du calcul du droit à polluer. Il est important de noter que la stratégie RED WoLF n'utilise pas de méthode d'optimisation classique (p. ex., programmation linéaire, machine learning, algorithme génétique, etc.), mais est basée sur le calcul d'indicateurs permettant le contrôle des équipements. Les lignes 3 et 4 permettent de vérifier que les consignes des réservoirs thermiques sont atteintes tout en assurant un temps de charge minimum. Ainsi, ces consignes

Algorithme 1 : Calcul du droit à polluer

```

// Prédiction jusqu'à 23h59
1 Prédiction :  $C_{pre}, A_{pre}, P_{pre}$ 
2 Temps réel :  $H_{lvl}, W_{lvl}, B_{lvl}$ 

// Calcul de la demande thermique
3  $H_{dem} = H_I \times Heavi(H_{set} - H_{lvl})$ 
4  $W_{dem} = W_I \times Heavi(W_{set} - W_{lvl})$ 

// Calcul du temps minimum pour charger le HSS
5  $D_{ED} = Trapz(A_{pre} - P_{pre})/60 + H_{dem} + W_{dem}$ 
6  $G_{PU} = D_I - Trapz(A_{pre}/(T - t))$ 
7  $T_I = Ceil(\max(D_{ED}/G_{PU}, (H_{set} - H_{lvl})/H_I, (W_{set} - W_{lvl})/W_I))$ 

// Calcul du droit à polluer
8  $C_{sort} = Sort(C_{pre})$ 
9  $C_{thr} = C_{sort}(T_I)$ 
10 Sortie :  $C_{thr}$ 

```

prendront la valeur 0 si la consigne est atteinte ou la puissance maximale admissible par l'équipement dans le cas contraire. Les lignes 5 à 7 permettent quant à elles de calculer le temps minimum pour charger le système de stockage hybride. Enfin, les lignes 8 et 9 servent à calculer l'indicateur le plus important de la stratégie RED WoLF : le droit à polluer C_{thr} .

2.1.3 Génération des commandes

Sur la base du seuil calculé avec l'Équation (2.5), une logique est appliquée pour décider quels équipements doivent être chargés (ou non) en fonction de la valeur du droit à polluer. De plus, d'autres paramètres entrent en compte lors de la création des commandes à envoyer aux équipements de stockage comme la production solaire actuelle, les demandes actuelles du chauffage, le niveau de charge de la batterie, etc. La Table 2.3 décrit les variables de sortie que la logique de contrôle envoie aux différents équipements de stockage. Ces commandes sont : charger la batterie, charger le ballon d'eau chaude, etc. Dans le cadre de RED WoLF, on remarque l'absence de variable de sortie correspondant à la décharge des équipements de stockage thermique. Cela s'explique par la façon dont est consommée cette énergie : cette consommation va avoir lieu à la demande lorsque l'habitant va activer le chauffage où consommer de l'eau chaude sanitaire. Il n'est donc pas possible/nécessaire de piloter la décharge de ce type d'équipement.

TABLE 2.3 – Variables de sortie RED WoLF

Variable	Unité	Description
B_{cha}	kW	Puissance à charger dans la batterie
B_{use}	kW	Puissance à utiliser depuis la batterie
H_{cha}	kW	Puissance à charger dans le radiateur
W_{cha}	kW	Puissance à charger dans le ballon d'eau chaude

Lors du chargement du système de stockage de l'énergie et afin d'éviter toute coupure venant du fournisseur d'énergie en cas de dépassement de la puissance maximale souscrite suivant le contrat (D_I),

Algorithme 2 : Génération des commandes

```

1 Temps réel :  $C_{cur}, A_{cur}, P_{cur}, H_{lvl}, W_{lvl}, B_{lvl}$ 
2 Entrée :  $C_{thr}$ 
   // Calcul de la demande du HSS
3  $H_{dem} = H_I \times Heavi(H_{set} - H_{lvl})$ 
4  $W_{dem} = W_I \times Heavi(W_{set} - W_{lvl})$ 
5  $B_{dem} = B_I \times Heavi(B_{cap} - B_{lvl})$ 
6 si  $C_{cur} \geq C_{thr}$  et  $A_{cur} \geq P_{cur}$  alors
   //  $\alpha$  Production solaire manquante pour couvrir la consommation
7    $\alpha = A_{cur} - P_{cur}$ 
8    $B_{use} = \min(B_{lvl} \times 60, \alpha, B_I)$ 
9    $G_{use} = \min(\alpha - B_{use}, D_I)$ 
10 sinon si  $C_{cur} \geq C_{thr}$  et  $A_{cur} < P_{cur}$  alors
   //  $\beta$  Production solaire restante après consommation
11    $\beta = P_{cur} - A_{cur}$ 
12   si  $\beta < W_{dem}$  alors
13      $W_{cha} = \beta \times Heavi(W_{set} - W_{lvl})$ 
14   sinon si  $\beta \geq W_{dem}$  et  $\beta < C_{dem} + H_{dem}$  alors
15      $W_{cha} = W_{dem}$ 
16      $H_{cha} = (\beta - C_{dem}) \times Heavi(H_{set} - H_{lvl})$ 
17   sinon si  $\beta \geq W_{dem} + H_{dem}$  et  $\beta < C_{dem} + H_{dem} + B_{dem}$  alors
18      $W_{cha} = W_{dem}$ 
19      $H_{cha} = H_{dem}$ 
20      $B_{cha} = (\beta - C_{dem} - H_{dem}) \times Heavi(B_{cap} - B_{lvl})$ 
21   sinon
22      $W_{cha} = W_{dem}$ 
23      $H_{cha} = H_{dem}$ 
24      $B_{cha} = B_{dem}$ 
25      $G_{inj} = \beta - (W_{cha} + H_{cha} + B_{cha})$ 
26   fin si
27 sinon
   //  $\lambda$  Puissance totale disponible après consommation
28    $\lambda = D_I + (P_{cur} - A_{cur})$ 
29    $B_{cha} = \min(B_{dem}, \lambda)$ 
30    $H_{cha} = \min(H_{dem}, (\lambda - B_{cha}))$ 
31    $W_{cha} = \min(W_{dem}, (\lambda - B_{cha} - H_{cha}))$ 
   //  $\rho$  Consommation totale de la maison
32    $\rho = A_{cur} - P_{cur} + B_{cha} + H_{cha} + W_{cha}$ 
33   si  $\rho \geq 0$  alors
34      $G_{use} = \rho$ 
35   sinon
36      $G_{inj} = -\rho$ 
37   fin si
38 fin si
39 Sorties :  $B_{cha}, B_{use}, H_{cha}, W_{cha}$ 

```

la consommation électrique va se répartir selon l'ordre de priorité (de 1 à 5) suivant :

1. les appareils électroménagers : regroupant les équipements électriques comme le fer à repasser, le grille pain, les éclairages, la machine à laver etc., sont prioritaires et ne doivent jamais être interrompus. En cas de nécessité (p. ex., coupure du réseau électrique) la batterie sera utilisée pour les alimenter ;
2. le ballon d'eau chaude : Si les appareils domestiques n'utilisent pas complètement la puissance D_I alors le ballon d'eau chaude peut être alimenté par le réseau ;
3. les radiateurs à accumulation : Si le seuil D_I n'est pas atteint alors les radiateurs peuvent puiser sur le réseau national ;
4. la batterie : Enfin, si le niveau de CO2 appartient aux tranches horaires identifiées comme peu carbonées et que D_I n'est pas atteint alors la batterie peut se charger à partir du réseau ;
5. le grid : Dans le cas où la production photovoltaïque est supérieure à la consommation des appareils domestiques et du système de stockage hybride, l'énergie en excédent est réinjectée sur le grid.

La logique suivie par la stratégie RED WoLF est décrite par le diagramme d'activité UML de la Figure 2.1 ainsi que par l'Algorithme 2. Ici, toutes les minutes les commandes de charge/décharge des équipements sont générées en suivant la logique :

1. Cas 1 (Lignes 6 à 9) : si la charge carbone du grid (C_{cur}) est supérieure au droit à polluer (C_{thr}) et que la production solaire (P_{cur}) n'est pas suffisante à alimenter les appareils électroménagers (A_{cur}), alors en complément de la production solaire, la batterie est utilisée pour alimenter les appareils électroménagers. Si la production solaire et l'utilisation de la batterie ne suffisent pas, le réseau électrique fournira l'énergie manquante ;
2. Cas 2 (Lignes 10 à 26) : si la charge carbone du réseau électrique (C_{cur}) est supérieure au droit à polluer (C_{thr}) et que la production solaire (P_{cur}) est suffisante à alimenter les appareils électroménagers (A_{cur}), alors la production solaire est utilisée en priorité pour alimenter les appareils domestiques. S'il reste de l'énergie, elle est utilisée pour charger le système hybride de stockage. Si de l'énergie supplémentaire est encore disponible, elle est alors réinjectée dans le réseau national ;
3. Cas 3 (Lignes 27 à 37) : si la charge carbone du grid (C_{cur}) est inférieure au droit à polluer (C_{thr}), alors la production solaire et le réseau national sont utilisés pour alimenter les appareils domestiques puis charger le système de stockage (dans la limite D_I définie par le fournisseur). Le réseau électrique est utilisé uniquement si la production venant des panneaux photovoltaïques n'est pas suffisante ;

La Section 2.1.4 est consacrée à l'évaluation du modèle présenté ici sur un horizon journalier. À l'aide des jeux de données réelles présentés dans le Chapitre , les résultats vont permettre de mettre en lumière certaines caractéristiques du modèle et montrer son intérêt.

2.1.4 Évaluation journalière du modèle

Afin d'évaluer les avantages de la mise en œuvre du système RED WoLF, la solution proposée en Section 2.1 est comparée à un modèle de référence qui n'intègre pas d'intelligence particulière. Comme le montre la Figure 2.4, les deux modèles utilisent les mêmes entrées ainsi que les mêmes sources d'énergie pour fournir trois indicateurs de performance permettant leur comparaison :

- *émission de CO₂* [g éq. CO₂] correspondant à la quantité de CO₂ émise pour produire l'énergie électrique consommée par la maison sur le réseau national (l'énergie produite localement par les panneaux solaires est considérée neutre en carbone) ;
- *coût financier* [€] correspondant à la facture d'électricité liée à l'énergie consommée depuis le réseau ;
- *autoconsommation* [%] exprimée en pourcentage correspondant à la capacité de la stratégie à maximiser l'autoconsommation de la production photovoltaïque.

Ces trois sorties sont des indicateurs qui permettent d'avoir une vision globale du système. Le premier sur l'émission carbone est l'objectif des travaux RED WoLF qui guide les actions de commandes de l'algorithme. Mais il est intéressant de voir les effets de bord de cet algorithme en analysant la dérive potentielle sur la facture d'électricité qui pourrait être un point important dans l'acceptabilité de RED WoLF par les habitants sur des critères sociaux, mais aussi en regardant la faculté de RED WoLF à utiliser une énergie produite localement. La consommation locale est un paramètre essentiel dans une vision écologique.

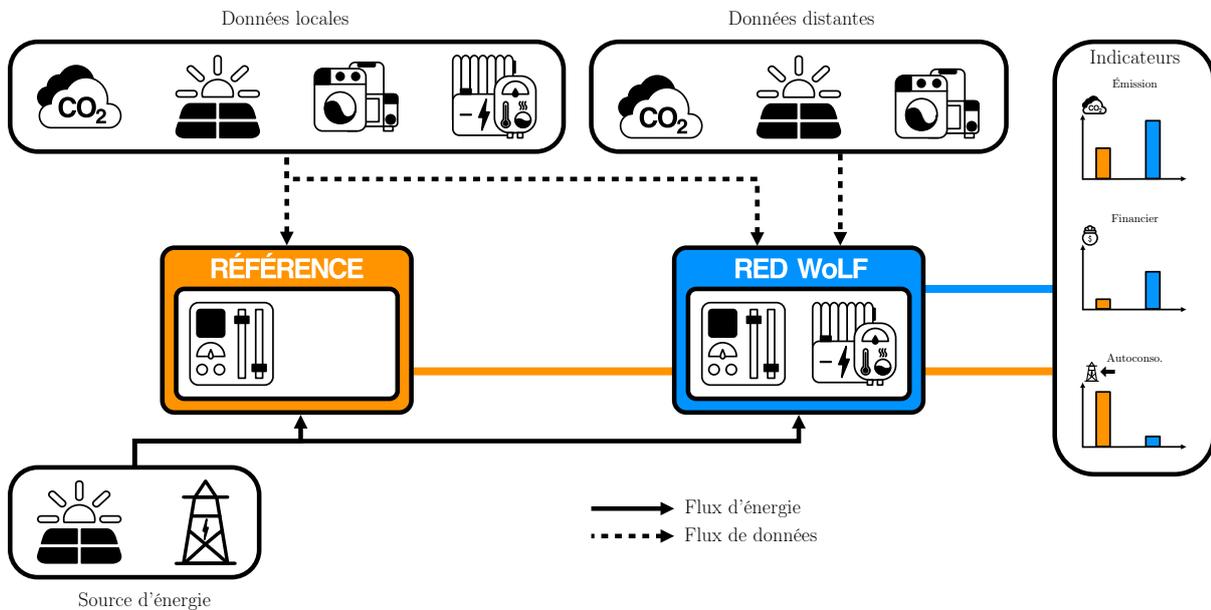


FIGURE 2.4 – Architecture de comparaison du modèle de référence avec RED WoLF

Afin d'évaluer les performances de la stratégie RED WoLF, un modèle de référence est introduit dans cette section. Ce modèle représente une maison équipée de panneaux solaires et utilise les mêmes jeux de données d'entrée que pour le système RED WoLF. Cependant, ce modèle n'intègre ni système permettant le stockage de l'énergie ni l'intelligence pour l'optimisation des émissions de gaz à effet de serre. Ces différences vont amener à ajuster les consommations domestiques pour procéder à une comparaison équitable. Il est donc nécessaire d'ajouter la consommation des radiateurs et du ballon d'eau aux consommations de l'habitant, car elles ne sont plus gérées séparément. Ces consommations supplémentaires ont été ajoutées sous la forme d'une constante sur la durée de la journée comme le montre la Figure 2.5a(a). Le fonctionnement de ce modèle est simple :

- *en absence de production solaire* : l'énergie consommée par l'habitant est achetée depuis le réseau national ;

- *en cas de production solaire insuffisante pour répondre au besoin* : la production solaire est consommée en priorité et le manque est comblé par le réseau national ;
- *en cas de surproduction solaire* : la production solaire est utilisée pour alimenter la maison et le surplus est réinjecté sur le réseau national.

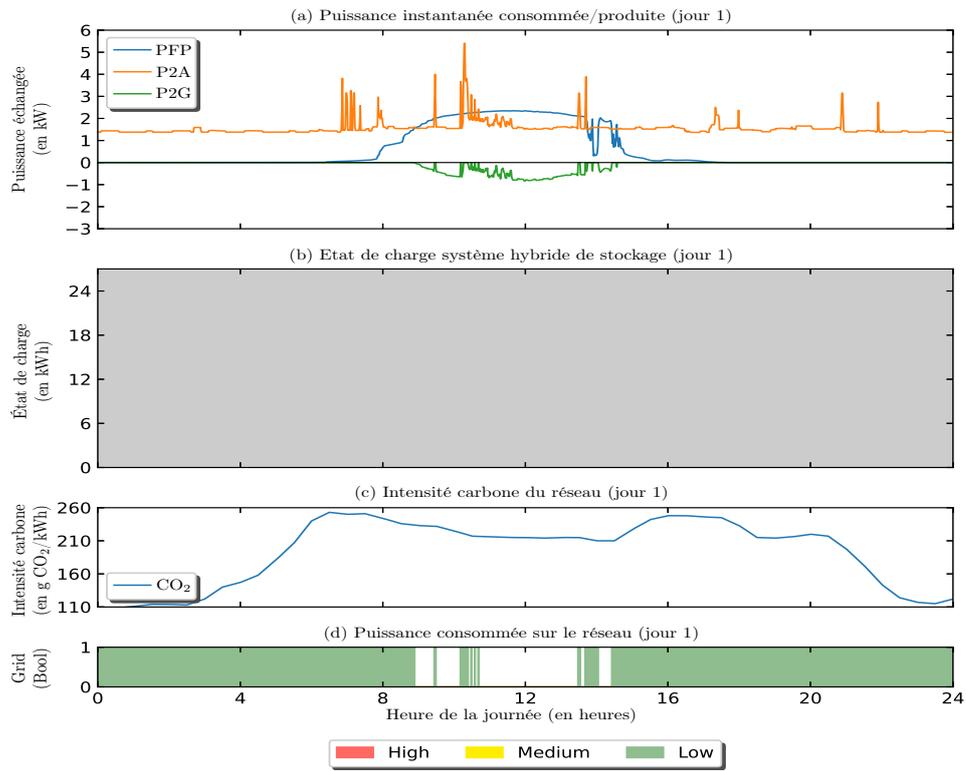
Les Figures 2.5a et 2.5b sont composées de quatre vues distinctes : (a) *les flux de puissances* consommées par les appareils électroménagers (P2A), produits par les panneaux solaires (PFP) et réinjectés sur le réseau électrique (P2G) ; (b) *l'état de charge* du radiateur à stockage d'énergie (HLV), du ballon d'eau d'eau chaude sanitaire (CLV) ainsi que les consignes à atteindre avant la fin de la journée (en pointillé de leurs couleurs respectives) et l'évolution de la charge de la batterie (BLV) ; (c) *l'intensité carbone du réseau* évoluant au cours de la journée (CO_2) et dans le cas de RED WoLF le droit à polluer (THR) permettant la commande et l'optimisation des consommations à faible intensité carbone ; (d) *la consommation sur le réseau électrique* représentée par un booléen (Vrai (1) si l'algorithme choisit d'utiliser le réseau national, Faux (0) sinon) et une couleur pour juger de l'intensité de la consommation (vert inférieure à 3.5 kW, jaune entre 3.5 kW et 7 kW et rouge supérieure à 7 kW).

La Figure 2.5a(a) permet de visualiser deux informations, i) *l'ajustement des consommations* dans le modèle de référence pour inclure la consommation des équipements de stockage thermique ; ii) *la puissance vendue sur le réseau électrique* qui n'est dépendante que de la consommation de la maison (incluant le chauffage et l'eau chaude sanitaire) et de la production photovoltaïque. La Figure 2.5b(a) souligne un comportement différent avec le modèle de référence. En effet, on peut remarquer que l'algorithme ne commence à injecter sur le réseau national que lorsqu'il n'est plus possible de stocker le surplus en local car les équipements de stockage sont totalement chargés. En revanche, cette puissance envoyée sur le réseau électrique est supérieure lors d'une consommation plus faible. Les Figures 2.5b(b) et 2.5b(c) montrent que la consommation depuis le réseau électrique national est contrôlée par le droit à polluer qui permet de sélectionner les instants où il est plus intéressant de charger le SSH. On remarque que pendant la fenêtre où le CO_2 est inférieur au seuil (entre 0h et 4h), l'algorithme décide de charger la batterie en parallèle des radiateurs à stockage d'énergie. Avant le recalcul du droit à polluer à 4h, le ballon d'eau chaude commence à se charger, avant que l'algorithme ne juge que le CO_2 soit trop élevé pour terminer son chargement. Sa charge ne reprendra qu'après 8h via la production solaire superflue qui servira ensuite à la charge de la batterie. Enfin, le reste de la production locale sera exportée sur le réseau électrique comme le montre la Figure 2.5b(a) (entre 11h et 15h).

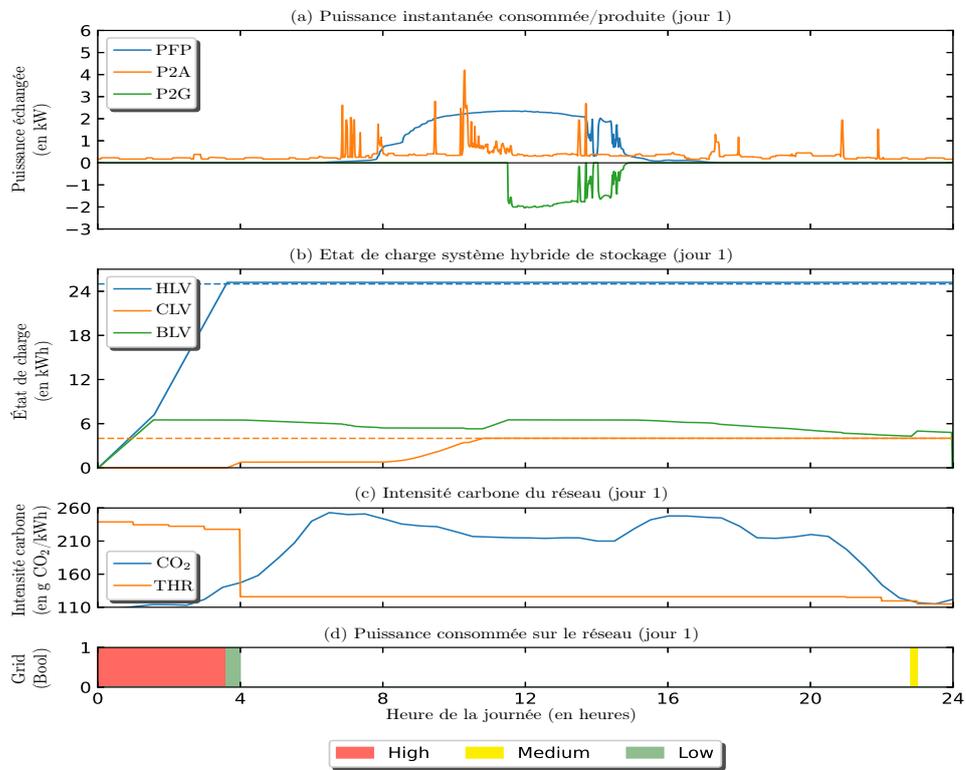
Pour conclure sur la Figure 2.5, la stratégie RED WoLF va condenser la consommation sur le réseau électrique pendant les instants où le CO_2 est le plus bas comme le montre la Figure 2.5b(d) (entre 0h et 4h), afin de ne plus être dépendant du grid lors des pics d'intensité carbone (entre 4h et 23h). Au contraire, le modèle de référence va utiliser le grid tout au long de la journée quand la production locale est insuffisante pour répondre à la demande.

TABLE 2.4 – Résultat journalier (jour 1)

Modèle	Autoconsommation (%)	Émission carbone (kg eq. CO_2)	Crédit carbone (kg eq. CO_2)	Coût financier (€)
Référence	81	5	0.6	5.6
RED WoLF	62	3.9	1	7.2
Gain	19	1.1	0.4	1.6



(a) Référence



(b) RED WoLF

FIGURE 2.5 – Comparaison sur un jour entre RED WoLF et Référence

La Table 2.4 résume les résultats comparatifs entre le modèle de référence et RED WoLF sur une journée particulière. Cette analyse sera généralisée dans la suite du document, mais l'idée ici est de montrer le mécanisme de l'algorithme RED WoLF et ses conséquences sur les quatre indicateurs expliqués précédemment. Le premier point est de constater que RED WoLF réduit l'impact carbone dans la consommation d'énergie d'une maison en gagnant plus 1kg éq. CO₂ par rapport au modèle de référence. Donc RED WoLF remplit son objectif principal. Ensuite, l'autoconsommation est plus élevée pour le modèle de référence. Cela s'explique par le fait que le réseau électrique est plus propre la nuit où la consommation des habitants est plus faible. Ainsi, dans RED WoLF, les systèmes de stockage sont chargés au maximum pendant la nuit (de 0h à 4h) et cette énergie sera utilisée au cours de la journée. Aussi, lors des périodes d'ensoleillement, pour le modèle de référence, les panneaux solaires seront mieux utilisés pour l'habitation elle-même alors que dans RED WoLF, les systèmes de stockage comme le ballon d'eau chaude sera déjà à bonne température. Les panneaux solaires pour RED WoLF n'auront pas d'autre choix que de réinjecter leur production solaire sur le réseau électrique. Ce constat a un effet sur la facture d'électricité puisque moins l'habitation auto-consomme, plus il faudra acheter d'électricité sur le réseau. Cependant, même si RED WoLF semble ne pas être performant sur l'autoconsommation, on constate que la période durant laquelle la production des panneaux solaires est réinjectée sur le réseau se fait lorsque celui propose une électricité plus carbonée. Ce différentiel est donné dans la colonne crédit carbone qui est calculé à l'aide de l'équation (2.6) représentant la somme de l'énergie exportée vers le réseau national multiplié par la charge carbone.

$$\text{crédit_carbone} = \sum \text{énergie_exportée}(t) \times \text{charge_carbone}(t) \quad (2.6)$$

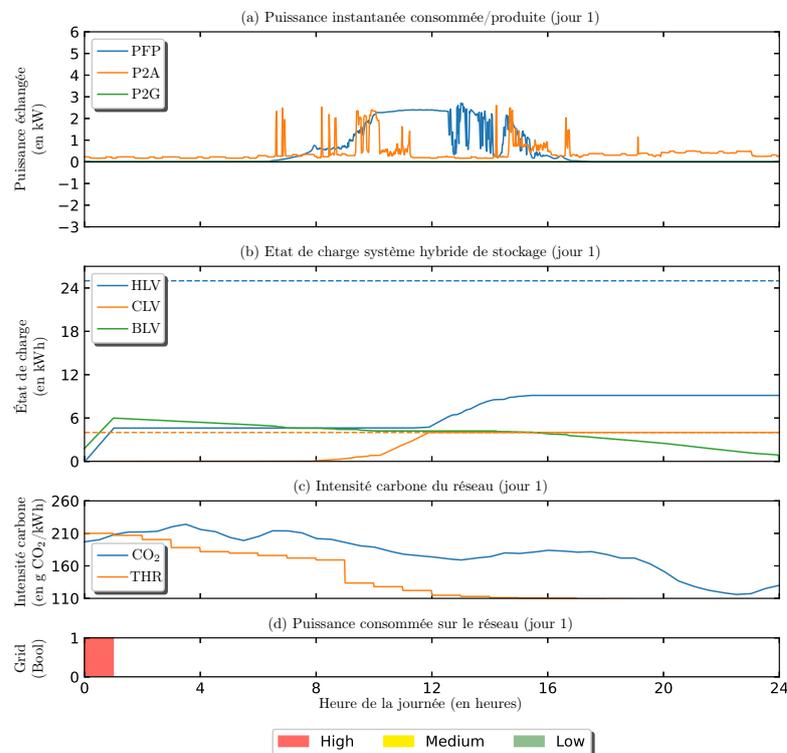


FIGURE 2.6 – Un jour où les besoins ne sont pas satisfaits

Finalement, en observant la Figure 2.5b, un autre comportement de l’algorithme RED WoLF est à signaler. La maison RED WoLF est complètement autonome en électricité durant la journée. Cela peut-être intéressant en cas de coupure sur le réseau général ou encore cette information pourrait être utile pour les fournisseurs d’énergie dans le cadre d’opération de délestage.

Avant de conclure cette section, un dernier indicateur doit être introduit afin de juger de la performance de RED WoLF : sa capacité à répondre à la demande des habitants pour se chauffer et “prendre des douches à bonne température”. Cet aspect confort ne doit pas être négligé au prétexte de rendre plus propre nos lieux d’habitation. Sur la Figure 2.6 qui détaille la charge du système hybride de stockage, on retrouve la charge du ballon d’eau chaude (CLV) et des radiateurs à stockage d’énergie (HLV) en fonction de leur consigne journalière à atteindre (en pointillé) et atteinte (en trait plein). On constate que pour le ballon d’eau chaude, celle-ci est respectée et ne générera pas d’inconfort. Par contre, cela n’est pas le cas pour les radiateurs à stockage d’énergie. Cela signifie que la première version de l’algorithme RED WoLF doit être améliorée pour prendre en compte cette anomalie.

En conclusion, nous avons présenté l’idée originale de l’algorithme RED WoLF qui a conduit les premières étapes du projet Interreg RED WoLF. Celle-ci se focalise sur la réduction de l’utilisation d’un réseau électrique trop carbonée en se basant sur une analyse de seuil pour alimenter la maison avec une électricité plus propre. Une comparaison avec une solution de référence, c’est à dire sans intelligence montre les bénéfices attendues, mais que ces bénéfices doivent être mis en perspective avec d’autres indicateurs comme l’autoconsommation, et la facture d’électricité pour avoir une vision globale du système. Le dernier point mis en lumière est son adéquation avec les besoins des habitants qui dans certains cas ne sont pas respectés. Le but maintenant est de corriger ce point à l’aide d’une nouvelle version appelée CANO.

2.2 CANO

Dans la Section 2.1.4, les résultats obtenus lors des expériences ont montré la capacité de la stratégie RED WoLF à réduire les émissions de gaz à effet de serre, mais aussi une lacune concernant sa capacité à répondre aux besoins en eau chaude sanitaire et chauffage. Dans un objectif de déploiement de la stratégie en condition réelle, il est primordial de pouvoir subvenir aux différents besoins afin d’assurer le niveau de confort requis par l’habitant. C’est pourquoi un nouveau modèle a été développé pour répondre à cette problématique : “CARbon emission and inhabitants’ energy Needs Optimisation” : CANO (Ortiz et al., 2022a). Basé sur les mêmes critères, ce modèle peut être vu comme une refonte du modèle RED WoLF ajoutant la contrainte de charge des équipements de stockage thermique.

De même que pour RED WoLF, deux échelles de temps sont mises en oeuvre :

- *chaque minute*, les données locales sont collectées et les commandes sont générées ;
- *chaque heure*, les données de prédiction sont collectées et le droit à polluer est réajusté pour augmenter la robustesse du modèle vis-à-vis des perturbations.

Ces différentes étapes sont détaillées dans les Sections 2.2.1, 2.2.2 et 2.2.3. Pour conclure cette section, les résultats obtenus à l’aide de la stratégie CANO seront évalués pour juger de ses performances dans la Section 2.2.4.

TABLE 2.5 – Données d’entrée CANO

Type	Variable	Unité	Description
Dist.	C	gCO ₂ /kWh	Charge carbone du réseau électrique prédite
	A	kW	Consommation en électroménager prédite
	P	kW	Production photovoltaïque prédite
	C_{cur}	gCO ₂ /kWh	Charge carbone du réseau électrique actuelle
	E	kW	Puissance disponible pour la charge du SSH prédite
Loc.	D_I	kW	Puissance maximale fournie par le réseau national
	A_{cur}	kW	Consommation en électroménager actuelle
	P_{cur}	kW	Production photovoltaïque actuelle
	H_{lvl}	kWh	Niveau de charge du radiateur
	B_{lvl}	kWh	Niveau de charge de la batterie
	W_{lvl}	kWh	Niveau de charge du ballon d’eau chaude

2.2.1 Collecte des données d’entrées

L’infrastructure matérielle utilisée par la stratégie d’optimisation CANO étant la même, les variables d’entrées collectées sont identiques (la Figure 2.2 reste donc valide). Cependant, dans un objectif de simplifier la formalisation de la stratégie CANO, les noms de certaines variables ont été ajustés. La Table 2.5 regroupe toutes les variables à collecter afin d’exécuter le calcul du droit à polluer présenté dans la Section 2.2.2.

$$E = D_I + P - A \quad (2.7)$$

L’équation (2.7) permet de calculer l’estimation de la puissance disponible pour la charge des équipements de stockage jusqu’à la fin de la journée (E) en sommant la puissance maximale autorisée depuis le réseau électrique (D_I) avec la production solaire locale (P) et en déduisant la consommation des appareils électroménagers (A).

2.2.2 Calcul du droit à polluer

A l’instar de la stratégie RED WoLF, le modèle CANO est basé lui aussi sur un mécanisme de droit à polluer recalculé toutes les heures permettant d’identifier quels sont les meilleurs instants pour charger / décharger les différents équipements de stockage. Les équations (2.8) et (2.9) permettent de formaliser le problème d’optimisation pour lequel CANO a été développé. En utilisant les données collectées et calculées dans la section 2.2.1, le temps minimum d’utilisation du réseau électrique est calculé à l’aide des équations (2.10) à (2.14). Les différentes variables utilisées lors du calcul du droit à polluer sont fournies dans la table 2.6

L’objectif étant de minimiser les émissions gaz à effet de serre, le modèle CANO va chercher un vecteur solution S composé de booléen prenant la valeur **Vrai** (1) si l’algorithme juge qu’il faut utiliser le réseau national, **Faux** (0) autrement. La fonction objectif donnée par la somme des émissions et calculée par le produit vectoriel entre la prédiction des émissions carbone C et le vecteur de solution S est décrite par l’équation (2.8). La nouveauté introduite par ce modèle est de garantir la satisfaction des besoins thermiques (chauffage et eau chaude sanitaire), et est exprimée par la contrainte (2.9). Cette contrainte

TABLE 2.6 – Variables internes CANO

Variable	Unité	Description
C^t	gCO ₂ /kWh	Vecteur d'intensité carbone transposé
C_T	gCO ₂ /kWh	Vecteur d'intensité carbone trié
E^t	kW	Vecteur d'énergie disponible transposé
E_T	kW	Vecteur d'énergie disponible trié
L	kWh	Somme des consignes du système de stockage hybride
S	/	Vecteur solution représentant les meilleurs instants
T	gCO ₂ /kWh	Droit à polluer
M	/	Matrice de transfert pour le tri
H	heure	Durée de l'intervalle de temps

va forcer l'algorithme à sélectionner suffisamment d'instants de manière à ce que la somme de l'énergie disponible pour la charge du système de stockage hybride soit supérieure à la consigne (L).

$$\text{minimize} \quad C^t S, \quad S \in \mathbb{B}^{24/H} \quad (2.8)$$

$$\text{subject to} \quad E^t S H \geq L \quad (2.9)$$

Le modèle ci-dessus pourrait facilement être résolu à l'aide d'algorithme de programmation mathématique, mais sa résolution nécessiterait des capacités et un temps de calcul important qui ne sont pas disponibles dans un contexte d'une architecture edge computing inhérente à notre contexte applicatif. C'est pourquoi, l'utilisation d'une autre méthode plus légère est envisagée et va reposer sur une résolution reposant sur des règles de commandes comme sur l'estimation d'un droit à polluer. Dans l'objectif de réduire la charge de calcul liée au modèle, les équations (2.8) et (2.9) vont être adaptées pour inclure un mécanisme de tri via la matrice de transfert M . Pour expliquer simplement ce mécanisme, nous allons prendre un exemple représenté par l'équation ci-dessous.

$$C^t \quad \times \quad M \quad = \quad C_T$$

$$(3 \quad 1 \quad 2) \quad \times \quad \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad = \quad (1 \quad 2 \quad 3)$$

Comme le montre l'équation ci-dessus, le produit des prédictions d'intensité carbone avec la matrice M paramétrée pour le tri ascendant permet d'ordonner les vecteurs C^t et E^t suivant l'ordre ascendant de C^t . Les équations (2.10) à (2.12) modélisent l'heuristique proposée pour réduire le temps et la charge de calcul nécessaires pour générer la stratégie de commande. L'hypothèse sur laquelle se base cette heuristique est : "en consommant le moins de temps possible sur le réseau et dans les moments les moins carbonés, un optimum satisfaisant peut être trouvé". Ainsi, en triant les vecteurs C et E à l'aide de la matrice de transfert M (cf., équation (2.12)), il est possible de simplifier le modèle d'optimisation initial en cherchant le temps minimal nécessaire pour atteindre les consignes de charge du SSH en fonction de la puissance disponible (E_T) et L la somme des consignes de chauffage du radiateur à accumulation, du ballon d'eau chaude et de la capacité de la batterie.

$$\text{minimiser } C_T S, S \in \mathbb{B}^{24/H}, S = (1, \dots, 1, 0, \dots, 0) \quad (2.10)$$

$$\text{selon } E_T S H \geq L \quad (2.11)$$

$$\text{with } C_T = C^t M \text{ and } E_T = E^t M \quad (2.12)$$

Concrètement, afin de trouver le droit à polluer (T), il suffit de trouver l'argument minimum défini par n (c.-à-d., le temps minimum) de sorte que la somme des instants sélectionnés soit supérieure ou égale à la somme des consignes du système de stockage (cf., (2.14)). Une fois l'indice n trouvée, il servira à définir le droit à polluer via le vecteur trié de prédiction de l'intensité carbone.

$$T = C_T(n') \text{ avec } n' \text{ tel que } n' \text{ solution de}$$

$$\text{minimiser } n \quad (2.13)$$

$$\text{selon } \sum_{i=1}^n E_T(i) H \geq L, n \in \mathbb{N} \quad (2.14)$$

L'algorithme 3 présente la manière dont le calcul du droit à polluer est implémenté dans le cadre de la stratégie CANO. À l'identique du modèle RED WoLF, la solution du problème d'optimisation est obtenue via l'estimation d'indicateurs permettant par la suite de commander les équipements composant le système de stockage. La première étape, décrite par la ligne 3, consiste à trier le vecteur de prédiction des émissions carbone (C) tout en gardant la position initiale des éléments en mémoire. Puis, les temps minimum de charge pour les radiateurs, le ballon d'eau chaude et la batterie sont respectivement calculés via les lignes 5 à 9, 10 à 14 et enfin 15 à 19. À noter que le temps minimum pour charger un équipement est obtenu en comptant le nombre d'instants jusqu'à ce que la somme de l'énergie stockable soit supérieure à la consigne, à la ligne 7, la puissance de charge est limitée par le minimum entre la puissance disponible et la limite physique du radiateur. Pour finir le droit à polluer T est obtenu en utilisant la somme des temps minimum de charge comme indice du vecteur trié de prédiction d'émission carbone.

2.2.3 Génération des commandes

Comme pour la stratégie RED WoLF qui se base sur un droit à polluer, une logique pour la création des différentes commandes à appliquer par le système de stockage hybride est définie. Les variables représentant ces commandes sont identiques à celles utilisées par le modèle RED WoLF et sont décrites dans la Table 2.3. Concernant la logique de contrôle, deux points sont similaires avec RED WoLF : i) la décharge des équipements de stockage n'est gérée que dans le cas de la batterie ; ii) l'ordre de priorité de consommation est similaire avec :

- les appareils domestiques ;
- le ballon d'eau chaude ;
- les radiateurs à stockage d'énergie ;
- la batterie.

Cependant, certains aspects ont été modifiés afin d'améliorer les performances et de combler les lacunes du premier modèle permettant d'assurer une meilleure gestion des consignes de charge des équipements

Algorithme 3 : Calcul du droit à polluer

```

// Prédiction jusqu'à 23h59
1 Prédiction :  $C, E$ 
2 Temps réel :  $H_{lvl}, W_{lvl}, B_{lvl}$ 
// Tri ascendant du vecteur C en gardant les indices
3  $C_{T,I} = Sort(C)$ 
// Calcul des temps minimum de charge du HSS
4  $i = 0$ 
5  $\alpha = H_{lvl}$ 
6 tant que  $H_{set} - \alpha > 0$ 
7   |  $\alpha += \min(H_I, E[I[i]])$ 
8   |  $i += 1$ 
9 fin tant que
10  $\alpha = W_{lvl}$ 
11 tant que  $W_{set} - \alpha > 0$ 
12   |  $\alpha += \min(W_I, E[I[i]])$ 
13   |  $i += 1$ 
14 fin tant que
15  $\alpha = B_{lvl}$ 
16 tant que  $B_{cap} - \alpha > 0$ 
17   |  $\alpha += \min(B_I, E[I[i]])$ 
18   |  $i += 1$ 
19 fin tant que
// Calcul du droit à polluer
20  $T = C_T[i]$ 
21 Sortie :  $D$ 

```

de stockage thermique tout en améliorant la consommation locale de la production solaire.

L'Algorithme 4 décrit le comportement qui va être exécuté (p. ex., toutes les minutes) afin de contrôler les flux d'énergie entre les différentes sources et les points de consommation. Par rapport à la logique utilisée par RED WoLF, la façon de calculer la demande des équipements de stockage a été modifiée pour permettre une plus grande précision. En effet, dans RED WoLF si la charge devait avoir lieu, elle se faisait à la puissance maximale alors que dans CANO, elle est modulable. En plus, dans CANO, une ré-évaluation des demandes de stockage à partir du réseau électrique peut être réalisée en cas d'un surplus de production d'énergie des panneaux solaires. Deux cas de figures sont possibles :

1. Cas 1 (Lignes 5 à 35) : si la production solaire est suffisante pour alimenter les appareils domestiques (correspondant au Cas 2 de RED WoLF), la logique CANO va agir de la même manière que le modèle RED WoLF. Cependant, CANO va ajouter une seconde étape en réestimant la demande du SSH pour vérifier s'il est possible de compléter sa charge avec l'électricité du réseau si elle est considérée propre par l'algorithme (ligne 24 à 34) ;
2. Cas 2 (Lignes 36 à 61) : si la production solaire est insuffisante (correspondant aux Cas 1 et 3 du modèle RED WoLF), la stratégie CANO va agir exactement de la même manière que celle de RED WoLF : si la charge carbone est trop haute la batterie est utilisée puis le réseau national, sinon le réseau national est utilisé en complément pour charger les équipements de stockage.

En se basant sur les mêmes jeux de données pour évaluer RED WoLF dans la Section 2.1.4, nous allons montrer dans la section suivante l'apport de CANO.

Algorithme 4 : Génération des commandes

```

1 Temps réel :  $C_{cur}, A_{cur}, P_{cur}, H_{lvl}, W_{lvl}, B_{lvl}$ 
2 Entrée :  $T$ 
3  $H_{dem} = (H_{set} - H_{lvl})/H$ ,  $W_{dem} = (W_{set} - W_{lvl})/H$ ,  $B_{dem} = (B_{cap} - B_{lvl})/H$ 
4  $G_{inj}, G_{con} = 0$ 
5 si  $A_{cur} \leq P_{cur}$  alors
6    $\alpha = -A_{cur} + P_{cur}$ 
7   si  $\alpha < W_{dem}$  alors
8      $W_{cha} = \min(\alpha, W_{dem}, W_I)$ 
9      $\alpha = 0$ 
10  sinon si  $W_{dem} \leq \alpha < W_{dem} + H_{dem}$  alors
11     $W_{cha} = \min(W_{dem}, W_I)$ 
12     $H_{cha} = \min(\alpha - W_{cha}, H_{dem}, H_I)$ 
13     $\alpha = 0$ 
14  sinon si  $W_{dem} + H_{dem} \leq \alpha < W_{dem} + H_{dem} + B_{dem}$  alors
15     $W_{cha} = \min(W_{dem}, W_I)$ 
16     $H_{cha} = \min(H_{dem}, H_I)$ 
17     $B_{cha} = \min(\alpha - W_{cha} - H_{cha}, B_{dem}, B_I)$ 
18     $\alpha = 0$ 
19  sinon si  $\alpha \geq W_{dem} + H_{dem} + B_{dem}$  alors
20     $W_{cha} = \min(W_{dem}, W_I)$ 
21     $H_{cha} = \min(H_{dem}, H_I)$ 
22     $B_{cha} = \min(B_{dem}, B_I)$ 
23     $G_{inj} = \alpha - (W_{cha} + H_{cha} + B_{cha})$ 
24  si  $G_{inj} = 0$  et  $C_{cur} < T$  alors
25     $H_{dem} = (H_{set} - H_{lvl} + H_{cha} \times H)/H$ ,  $W_{dem} = (W_{set} - W_{lvl} + W_{cha} \times H)/H$ ,
26     $B_{dem} = (B_{cap} - B_{lvl} + B_{cha} \times H)/H$ 
27    si  $W_{cha} < W_I$  et  $W_{dem} \geq 0$  alors
28       $W_{cha}, G_{con} += \min(D_I, W_I - W_{cha}, W_{dem})$ 
29    fin si
30    si  $H_{cha} < H_I$  et  $H_{dem} \geq 0$  alors
31       $H_{cha}, G_{con} += \min(D_I - G_{con}, H_I - H_{cha}, H_{dem})$ 
32    fin si
33    si  $B_{cha} < B_I$  et  $B_{dem} \geq 0$  alors
34       $B_{cha}, G_{con} += \min(D_I - G_{con}, B_I - B_{cha}, B_{dem})$ 
35    fin si
36  fin si
37  si  $C_{cur} \geq T$  alors
38     $\beta = -P_{cur} + A_{cur}$ 
39    si  $B_{lvl}/H > \beta < B_I$  alors
40       $B_{use} = \beta$ 
41    sinon
42       $B_{use} = \min(B_{lvl}/H, B_I)$ 
43       $G_{con} = \beta - B_{use}$ 
44    fin si
45  sinon
46     $\lambda = D_I + P_{cur} - A_{cur}$ 
47    si  $\lambda < W_{dem}$  alors
48       $W_{cha} = \min(\lambda, W_{dem}, W_I)$ 
49    sinon si  $W_{dem} \leq \lambda < W_{dem} + H_{dem}$  alors
50       $W_{cha} = \min(W_{dem}, W_I)$ 
51       $H_{cha} = \min(\lambda - W_{cha}, H_{dem}, H_I)$ 
52    sinon si  $W_{dem} + H_{dem} \leq \lambda < W_{dem} + H_{dem} + B_{dem}$  alors
53       $W_{cha} = \min(W_{dem}, W_I)$ 
54       $H_{cha} = \min(H_{dem}, H_I)$ 
55       $B_{cha} = \min(\lambda - W_{cha} - H_{cha}, B_{dem}, B_I)$ 
56    sinon si  $\lambda \geq W_{dem} + H_{dem} + B_{dem}$  alors
57       $W_{cha} = \min(W_{dem}, W_I)$ 
58       $H_{cha} = \min(H_{dem}, H_I)$ 
59       $B_{cha} = \min(B_{dem}, B_I)$ 
60     $G_{con} = A_{cur} - P_{cur} + W_{cha} + H_{cha} + B_{cha}$ 
61  fin si
62 fin si
63 Sorties :  $B_{cha}, B_{use}, H_{cha}, W_{cha}$ 

```

TABLE 2.7 – Résultat mensuel

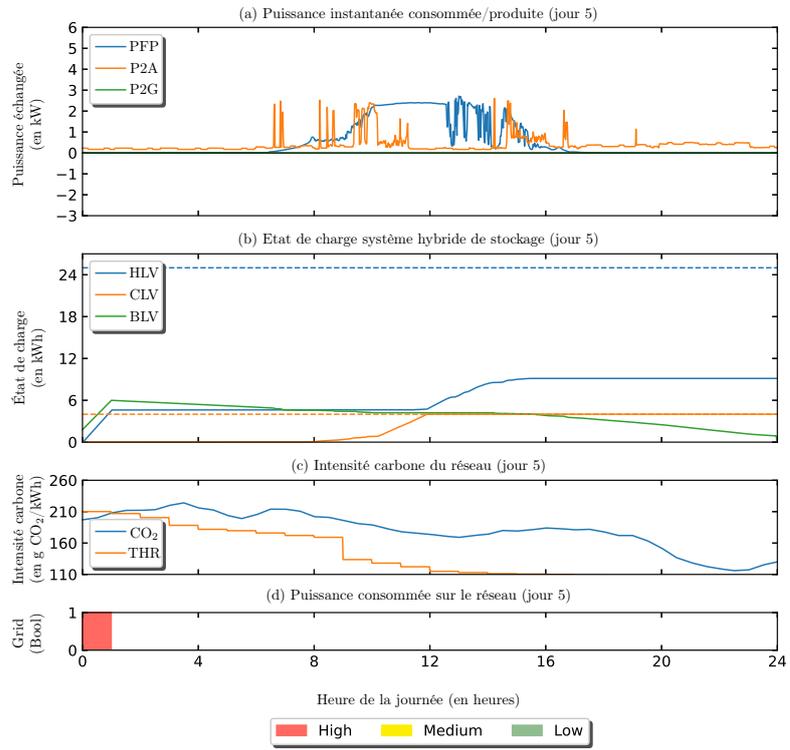
Pays	Modèle	Besoin Journalier	Émission	Crédit
		satisfait (%)	carbone (kg eq. CO ₂)	carbone (kg eq. CO ₂)
FR	RED WoLF	80	39	1.7
	CANO	100	37	1.9
	Gain	20	2	0.2
UK	RED WoLF	96	147	30
	CANO	100	134	19
	Gain	4	13	11

2.2.4 Évaluation du modèle

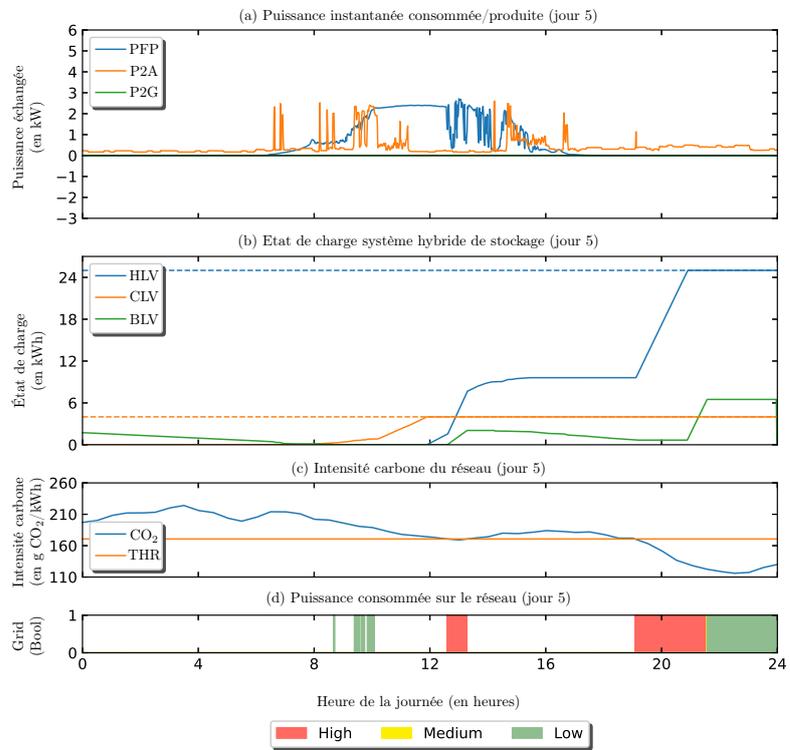
Les deux stratégies RED WoLF et CANO présentées dans ce chapitre ont pour objectif commun de réduire les émissions de gaz à effet de serre, mais CANO ayant été développé avec la contrainte supplémentaire de satisfaire les besoins de l'utilisateur. Nous allons donc comparer ces deux algorithmes sur deux principaux aspects : leur faculté à réduire les émissions CO₂ et à répondre aux besoins d'énergie des habitants. Pour commencer, la Figure 2.7 montre le comportement des deux algorithmes sur le 5ème jour. Cette journée a été choisie car c'est le cas où RED WoLF répond à la demande de chauffage mais pas à celle du ballon d'eau chaude. Ces demandes sont visibles avec les lignes en pointillé et la fourniture effective en électricité en ligne pleine. En exécutant CANO sur cette même journée, le résultat montre que les consignes sur le chauffage et le ballon d'eau chaude sont atteintes. De plus, les stratégies RED WoLF et CANO sont toutes les deux basées sur la même hypothèse qui suppose qu'en utilisant le réseau national le moins de temps possible et lors des instants les moins carbonés, il sera possible de réduire les émissions carbone. En ce sens, CANO tire mieux parti de cette hypothèse car il choisit d'utiliser le réseau électrique en fin de journée, là où l'intensité carbone est la plus faible contrairement à RED WoLF. Enfin, comme pour RED WoLF, CANO va charger les réservoirs thermiques le jour J pour répondre à la demande du jour J+1. Ainsi, le moment de la journée où l'énergie est injectée dans le système de stockage importe peu, dès lors que la consigne est atteinte

Pour conclure sur la pertinence du modèle CANO, il est nécessaire de vérifier deux indicateurs : i) *la proportion de jours où le besoin est satisfait*, représentant le nombre de jours où la totalité des besoins est respectée par rapport au nombre de jours total ; ii) *la performance au regard de la réduction des émissions carbone*. En effet, il ne faut pas oublier l'objectif principal pour lequel le système a été développé qui est de réduire l'impact carbone d'habitation individuelle. Dans ce but, la Table 2.7 fournit une synthèse des performances des deux algorithmes sur un mois avec les deux jeux de données (en France et en Angleterre).

Comme le montre la Table 2.7, en plus de subvenir à la totalité des besoins thermiques pour les deux jeux de données, le modèle CANO permet de réduire encore plus les émissions de gaz à effet de serre de respectivement 1.8 et 2 kg eq. CO₂ pour la France et le Royaume Uni. L'écart au niveau de l'indicateur de crédit carbone dans le cas du Royaume Uni est dû à une meilleure gestion de la production solaire avec le modèle CANO, qui augmente l'autoconsommation dans ce cas de figure.



(a) RED WoLF



(b) CANO

FIGURE 2.7 – Comparaison de RED WoLF et CANO (Jour 5)

2.3 Conclusion

Afin de conclure ce chapitre, l'objectif principal du projet européen Interreg NWE RED WoLF étant de réduire les émissions de gaz à effet de serre, un système de stockage hybride a été conçu à cet effet. Pour pouvoir en tirer les meilleures performances, un algorithme adapté a été développé dans le but de contrôler la charge et la décharge des équipements de stockage. Dans la Section 2.1, cet algorithme a été présenté aux cotés de plusieurs indicateurs permettant l'évaluation de ses performances. En un mot, cette première stratégie fonctionne pour réduire les émissions carbone et comme le montre les résultats de la Table 2.4, cette réduction peut atteindre 30%. Mais en regardant certains comportements liés à des critères d'acceptation, comme la réduction de l'autoconsommation et l'inconfort apporté par le non-respect des consignes des radiateurs et du ballon d'eau chaude sanitaire, cet algorithme nécessite des améliorations. Ces modifications ont été détaillées dans la Section 2.2 aboutissant au modèle CANO qui est une extension de l'algorithme RED WoLF. En regardant les résultats de la Table 2.7, on remarque que CANO, en plus de satisfaire la totalité des besoins thermiques mensuels, permet de réduire encore les émissions de gaz à effet de serre par rapport à RED WoLF.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été valorisés d'un point de vue scientifique par la publication de deux articles :

- *Revue scientifique* : “Greenhouse gas emission reduction system in photovoltaic nanogrid with battery and thermal storage reservoirs” dans “Journal of Cleaner Production” (j.jclepro.2021.127347)
- *Article de conférence* : “CANO : A lightweight CARbon emission and inhabitants' energy Needs Optimisation model” dans “6th IFAC Symposium on Telematics Applications, TA'2022, Jun 2022, Nancy, France.” (hal-03699852)

Pour finir, ce chapitre a présenté deux algorithmes permettant l'optimisation des émissions carbone d'habitation, proposés dans le cadre du projet RED WoLF ainsi que plusieurs indicateurs permettant leurs comparaisons. Il serait intéressant de comparer ces résultats avec ceux obtenus à l'aide d'autres algorithmes provenant de la littérature. C'est pourquoi le Chapitre 3 sera dédié à la comparaison des stratégies RED WoLF et CANO avec un modèle d'optimisation linéaire proposé par Olivieri and McConky (2020a) ainsi que l'introduction de nouveaux indicateurs pour la comparaison des performances comme le temps de calcul.

3

Comparaison avec la littérature

Sommaire

3.1	Olivieri and McConky Linear Programing (OM LP)	50
3.1.1	Architecture	50
3.1.2	Modèle d'optimisation linéaire	51
3.1.3	Configuration	54
3.1.4	Évaluation journalière	54
3.2	RED WoLF vs CANO vs OM LP : une comparaison	57
3.2.1	Cadre d'évaluation	57
3.2.2	Analyse journalière	60
3.2.3	Analyse mensuelle	63
3.3	Mise en perspective des résultats par rapport à la COP21	67
3.4	Conclusion	68

Dans le Chapitre 2, les stratégies RED WoLF et CANO ont été introduites et comparées afin de conclure sur leur gain respectif par rapport aux émissions de gaz à effet de serre. Néanmoins, comme le montre l'état de l'art proposé dans le Chapitre 1, la réduction des émissions carbone du secteur résidentiel est un sujet actuel de premier plan avec de nombreuses contributions scientifiques au niveau international. Il est donc nécessaire de comparer nos résultats avec ceux de la littérature afin d'avoir une vision plus large des avantages et des inconvénients des différentes solutions avec potentiellement des collaborations avec ces contributeurs. Les deux modèles développés durant le chapitre précédent de cette thèse permettent un contrôle basé sur des règles en fonction de l'état du système fournissant ainsi une solution performante pour la réduction des émissions carbone. C'est pourquoi, il serait judicieux de choisir un modèle d'optimisation basé sur de la programmation mathématique fournissant une solution optimale. Dans ce but, la Section 3.1 va présenter le modèle d'optimisation proposé par Olivieri and McConky (2020a).

Lors de l'étude bibliographique présentée dans le Chapitre , trois modèles sont sortis du lot par rapport à leur similitude avec les stratégies RED WoLF et CANO. La Table 3.1 regroupe les caractéristiques des modèles d'optimisation sélectionnés afin de trouver des stratégies proches de celles proposées dans le Chapitre 2. Le premier modèle (Terlouw et al., 2019a) intègre un système photovoltaïque mais est destiné à l'optimisation d'un système de stockage communautaire le rendant difficile à étendre à notre

TABLE 3.1 – Modèles sélectionnés pour la comparaison

	Objectif		Stockage		Diesel	Production	
	Financier	Émissions carbone	Batterie	Réservoir thermique		Réseau national	Panneau solaire
Terlouw et al. (2019a)	■	■	■			■	■
Haidar et al. (2018)	■	■	■		■	■	
Olivieri and McConky (2020a)	■	■	■			■	
RED WoLF / CANO		■	■	■		■	■

infrastructure matérielle. De ce fait, ce modèle n'a pas été retenu. En ce qui concerne les deux autres modèles (Haidar et al., 2018; Olivieri and McConky, 2020a), ils utilisent une infrastructure proche de celle utilisée par RED WoLF et CANO mais n'utilisent pas de source distribuée de production d'énergie, ce qui va nécessiter une extension du modèle afin d'effectuer une comparaison équitable. Dans le but de gagner du temps de développement et d'échanger avec la communauté scientifique du domaine, les auteurs des articles ont été contactés pour discuter de leurs travaux. Suite à la réponse de Katie McConky, une collaboration a été mise en place afin de produire une comparaison entre nos solutions respectives qui sera détaillée dans la Section 3.2.

3.1 Olivieri and McConky Linear Programming (OM LP)

Cette section est dédiée à la présentation de la stratégie d'optimisation des émissions de gaz à effet de serre proposée par Olivieri and McConky (2020a) ainsi que son extension proposée par Ortiz et al. (2022b). L'architecture matérielle mise en œuvre sera décrite dans la Section 3.1.1, le modèle d'optimisation avec ses entrées sera présenté dans la Section 3.1.2 et pour finir, la Section 3.1.4 montrera l'intérêt journalier du modèle.

3.1.1 Architecture

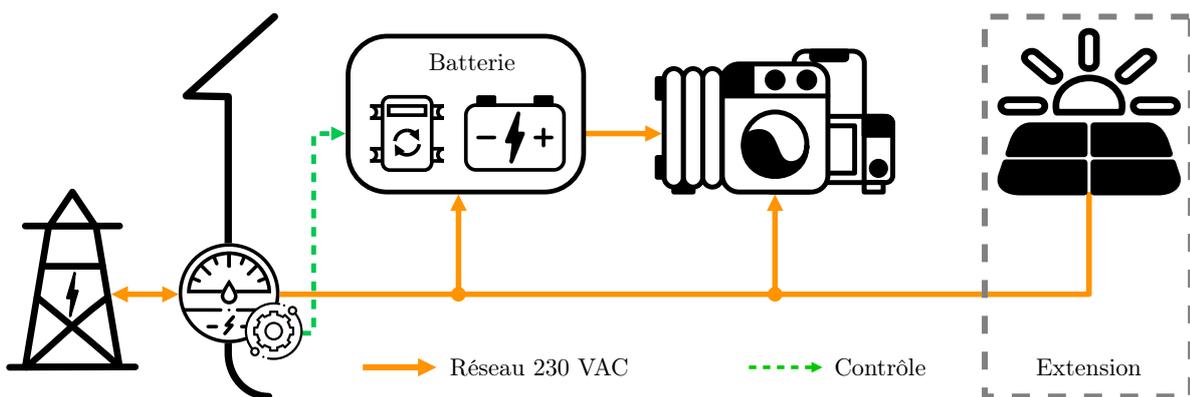


FIGURE 3.1 – Architecture de la stratégie OM LP

Le modèle initial proposé par Olivieri and McConky (2020a) se base sur une infrastructure classique composée d'une batterie électrochimique servant au stockage de l'énergie ainsi qu'à l'alimentation des appareils domestiques et de réseau national comme source d'électricité. Comme les modèles CANO et RED

WoLF, les appareils domestiques ne sont également pas contrôlables et doivent toujours être alimentés, que ce soit par le réseau national ou par la batterie. La Figure 3.1 fournit une vision de l’architecture physique mise en place pour supporter la stratégie OM LP (Olivieri and McConky Linear Programming) comme la batterie, les appareils domestiques ou le compteur intelligent qui supportera toutes les opérations de calculs et de commandes pour optimiser l’utilisation de la batterie. Pour pouvoir réaliser une comparaison équitable, le modèle OM LP a été étendu en y incluant un système photovoltaïque dans le but d’avoir des architectures homogènes, au regard des sources d’énergie disponibles, entre les stratégies comme le souligne la Figure 3.1. On notera aussi que les consommations d’appareils domestiques ont été ajustées pour y inclure les besoins en chauffage et eau chaude sanitaire à l’instar du modèle de référence de la Section 2.1.4.

La stratégie proposée par Olivieri and McConky (2020a) se base aussi sur des prédictions afin de fournir les intervalles de temps pour la charge et la décharge du système de stockage. La Table 3.2 et plus particulièrement la classe “Ent.”, regroupe toutes les variables d’entrée à collecter pour pouvoir exécuter l’algorithme d’optimisation linéaire. Le calcul des commandes et leur mise en application étant asynchrone, on remarque que contrairement aux stratégies RED WoLF et CANO, le modèle utilise uniquement des prédictions en entrées. Chaque jour, ces données sont collectées par le compteur intelligent puis alimentent le modèle pour calculer les commandes à exécuter pour la journée à venir.

3.1.2 Modèle d’optimisation linéaire

Une fois les données de prédiction de la Section 3.1.1 collectées, il est possible de calculer les intervalles de temps pendant lesquels il est plus intéressant de charger/décharger la batterie ou encore de ne rien faire. Le modèle développé par Olivieri and McConky (2020a) intègre trois objectifs distincts :

- *minimiser les émissions carbone* : le modèle a pour objectif de trouver une solution optimale permettant d’émettre le moins de gaz à effet de serre possible mais sans se soucier du prix ;
- *minimiser le coût financier* : à l’inverse, avec cet objectif, l’accent est porté sur la réduction de la facture sans prendre en compte les émissions carbone résultantes de la consommation ;
- *minimiser les émissions et le prix* : en introduisant un coût social au carbone émis, il est possible de chercher un compromis entre les coûts financiers et les émissions de gaz à effet de serre.

En revanche, quelque soit l’objectif sélectionné, la consommation des appareils domestiques est considérée comme immuable et ne doit pas être altérée par des coupures d’électricité. Afin de fournir une comparaison cohérente, seul l’objectif concernant la réduction des émissions carbone sera retenu car les travaux menés dans le cadre de cette thèse et du projet RED WoLF se concentre sur cette thématique. Pour pouvoir modéliser le comportement du système, un certain nombre de variables internes sont nécessaires et sont détaillées dans la Table 3.2. À noter que les variables Cap et pcm sont des constantes fournies par le fabricant de la batterie et sont liées à des contraintes physiques de ses composants.

Comme le montre l’Équation (3.1), l’objectif utilisé est bien la réduction de la somme des émissions carbone sur la fenêtre d’optimisation T . Ces émissions carbone sont calculées à l’aide de l’Équation (3.2), en prenant la somme des puissances consommées par les appareils domestiques et la batterie, soustrait à la somme des puissances fournies par la batterie et le système photovoltaïque, le tout multiplié par la charge carbone à l’instant i . Les contraintes (3.3) et (3.4) permettent de traduire la contrainte physique que les puissances de charge et décharge de la batterie ne peuvent pas être négatives¹ L’Équation (3.5)

1. Ici, les puissances chargées et déchargées sont modélisées par deux variables indépendantes justifiant cette contrainte.

TABLE 3.2 – Variables internes

	Variable	Unité	Description
Ent.	d_i	kW	Consommation des appareils domestiques prédite à l'instant i
	pv_i	kW	Production photovoltaïque prédite à l'instant i
	M_i	gCO ₂ /kWh	Charge carbone du réseau électrique prédite à l'instant i
Int.	ppv_i	kW	Production PV utilisée par l'électroménager à l'instant i
	bpv_i	kW	Production PV chargée dans la batterie à l'instant i
	gpv_i	kW	Production PV reinjectée sur le réseau national à l'instant i
	$CO2_i$	gGO ₂	Émission de gaz à effet de serre à l'instant i
	SOC_i	kWh	État de la charge de la batterie à l'instant i
	Cap	kWh	Capacité de la batterie
	pcm	kW	Puissance maximale admissible par la batterie
	I	heure	Durée des intervalles de temps
	T	/	Ensemble des intervalles de temps
	$inef$	/	Facteur d'inefficacité (0-1)
	Sor.	pc_i	kW
pd_i		kW	Puissance déchargée depuis la batterie à l'instant i

traduit la limite physique de la batterie vis-à-vis de sa charge en limitant la puissance qui y est injectée. Les Équations (3.6) à (3.8) permettent respectivement de calculer l'état de charge de la batterie pour le contraindre à rester entre 0 et la capacité de la batterie. Enfin, trois variables de décisions, permettant de gérer la production solaire en fonction de son utilisation, sont introduites via les Équation (3.9) et (3.10).

$$\min Emissions = \sum_{i \in T} CO2_i \quad (3.1)$$

selon

$$CO2_i = (d_i + pc_i - pd_i - ppv_i) \cdot I \cdot M_i, \forall i \in T \quad (3.2)$$

$$pc_i \geq 0, \forall i \in T \quad (3.3)$$

$$pd_i \geq 0, \forall i \in T \quad (3.4)$$

$$(pc_i + bpv_i) \leq pcm, \forall i \in T \quad (3.5)$$

$$SOC_i = \sum_{t=0}^i (pc_t + bpv_t) \cdot inef \cdot I - \sum_{t=0}^i pd_t \cdot I, \forall i \in T \quad (3.6)$$

$$SOC_i \geq 0, \forall i \in T \quad (3.7)$$

$$SOC_i \leq Cap, \forall i \in T \quad (3.8)$$

$$gpv_i + ppv_i + bpv_i = pv_i, \forall i \in T \quad (3.9)$$

$$gpv_i, ppv_i, bpv_i \geq 0, \forall i \in T \quad (3.10)$$

Certaines variables sont mises en évidence en **gras**, elles représentent l'extension du modèle proposé par Olivieri and McConky (2020a) permettant d'intégrer la production solaire dans le cadre de la com-

paraison avec RED WoLF et CANO. Cette extension est le fruit de notre collaboration avec Olivieri and McConky (2020a) et a ensuite continué dans la phase d'évaluation. Pour conclure la présentation de la stratégie OM LP, il est nécessaire d'introduire la complexité du modèle. En effet, ce modèle est rapidement sujet à l'explosion combinatoire, comme tout modèle basé sur une optimisation linéaire. Afin de représenter cette complexité, la Table 3.3 montre l'évolution des nombres de variables de décisions et de contraintes en fonction de l'horizon de calcul (représenté par la variable T). Cet horizon peut-être vu comme la fenêtre sur laquelle l'algorithme va pouvoir travailler en une seule fois, et donc définir les capacités d'anticipation du modèle pour le déplacement des consommations comme le chargement de la batterie.

Horizon T (heures)	Nombre d'intervalles	Nombre de variables de décisions	Nombre de contraintes
4	240	1680	2640
8	480	3360	5280
12	720	5040	7920
24	1440	10080	15840
48	2880	20160	31680
72	4320	30240	47520

TABLE 3.3 – Évolution de la complexité en fonction de l'horizon

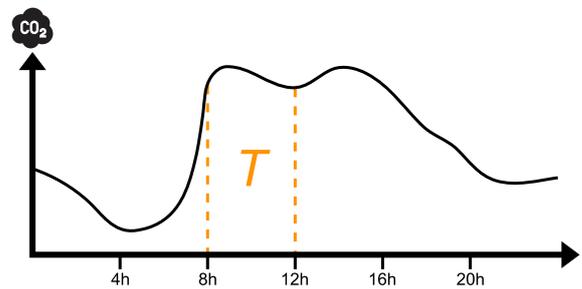


FIGURE 3.2 – Exemple d'un horizon T de calcul égal à quatre heures

La Figure 3.2 présente un exemple avec un horizon de $4h$. On remarque que le modèle ne va pas être capable de tirer parti de la période de faible intensité carbone (entre $0h$ et $7h$) pour s'isoler du réseau national lors des pics de charge carbone (entre $8h$ et $18h$). En effet, dans cet exemple, bien que la complexité soit réduite grâce à un horizon plus court, le modèle risque d'être moins performant qu'avec un horizon plus long. Pour chaque intervalle de temps, sept variables de décision et onze contraintes sont créées, rendant le modèle de plus en plus lourd au regard de la puissance de calcul, en fonction de l'allongement de l'horizon d'optimisation. Le second paramètre qui va influencer la complexité du modèle est la longueur de l'intervalle de temps. En effet, si dans un horizon donné le nombre d'intervalles diminue, alors le nombre de variables de décisions et de contraintes diminuera aussi. Cependant, comme pour l'horizon d'optimisation, agir sur ce paramètre est à double tranchant, car en réduisant la complexité cela va avoir pour conséquence de réduire la qualité du résultat. Il pourrait être intéressant de mettre en place un plan d'expérience afin de trouver le meilleur couple [Longueur de l'horizon, Longueur d'intervalle] pour maximiser la réduction des émissions carbone.

Pour conclure sur la complexité, il est important de noter qu'elle est fortement liée à la recherche d'une solution optimale ou proche de l'optimum. Les modèles RED WoLF et CANO n'ayant aucune prétention de fournir une solution optimale, cette notion n'a donc aucun sens pour ces approches et c'est pourquoi elle n'est introduite qu'ici. La section suivante est dédiée au choix des différents paramètres utilisés, comme la longueur de l'horizon de calcul, les caractéristiques de la batterie ou la durée de l'intervalle de temps qui sont nécessaires pour les expérimentations et la comparaison avec les stratégies RED WoLF et CANO.

3.1.3 Configuration

Pour pouvoir exécuter le modèle OM LP, quatre paramètres doivent être spécifiés : i) la capacité (Cap) et la puissance maximale admissible (pcm) par la batterie qui sont fournies par la documentation technique de cette dernière ; ii) l'horizon de calcul (T) utilisé pour l'optimisation ; iii) la durée de l'intervalle de temps (I). Afin d'obtenir des résultats comparables, la batterie utilisée lors des expérimentations est la même pour chaque stratégie : LG Chem lithium ion RESU 6.5 kWh (avec une capacité (Cap) de 6.5 kWh et une puissance maximale de 4.2 kW). En ce qui concerne le second paramètre, la Figure 3.3 regroupe les résultats de l'analyse empirique qui a été menée en faisant varier l'horizon de calcul (T) pour les deux jeux de données. Indépendamment du jeu de données, en France et au Royaume Uni, on observe la même tendance à l'amélioration des performances de réduction des émissions carbone en fonction de l'allongement de l'horizon de calcul. Cette tendance est due à une augmentation de la liberté de l'algorithme à déplacer la charge de la batterie sur une plus large amplitude. Cependant, on remarque aussi que passé un horizon d'optimisation de 24h, le gain est minime tandis que le temps de calcul augmente exponentiellement. C'est pourquoi le choix de l'horizon d'optimisation (T) a été porté sur 24 heures. De plus, pour avoir une comparaison équitable, la durée de chaque intervalle I (la résolution de l'échantillonnage) est la même que pour RED WoLF et CANO : une minute.

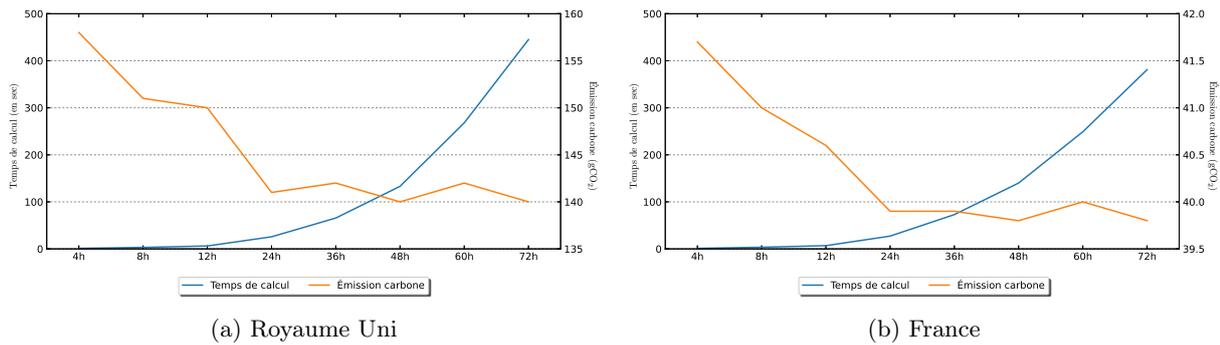


FIGURE 3.3 – Variation de l'horizon d'optimisation

Enfin, comme pour le modèle de référence de la Section 2.1.4, comme les besoins en chauffage et en eau chaude sanitaire ne sont pas gérés séparément par le modèle, il est nécessaire de les inclure dans les consommations des appareils domestiques. En se basant sur toutes les informations définies dans cette section, la Section 3.1.4 va analyser les performances journalières de la stratégie OM LP concernant la réduction des émissions de gaz à effet de serre.

3.1.4 Évaluation journalière

Avant toute chose, il est nécessaire de s'assurer que le modèle étendu introduit dans ce chapitre est toujours capable de réduire les émissions carbone d'une habitation individuelle. Pour ce faire, reprenons le modèle de référence présenté dans le Chapitre 2 afin de fournir une base pour estimer le gain lors de l'utilisation du modèle OM LP. Ici encore, les trois indicateurs principaux permettant la comparaison entre les algorithmes sont :

- émission carbone [g éq. CO₂];
- coût financier [€];

— autoconsommation [%].

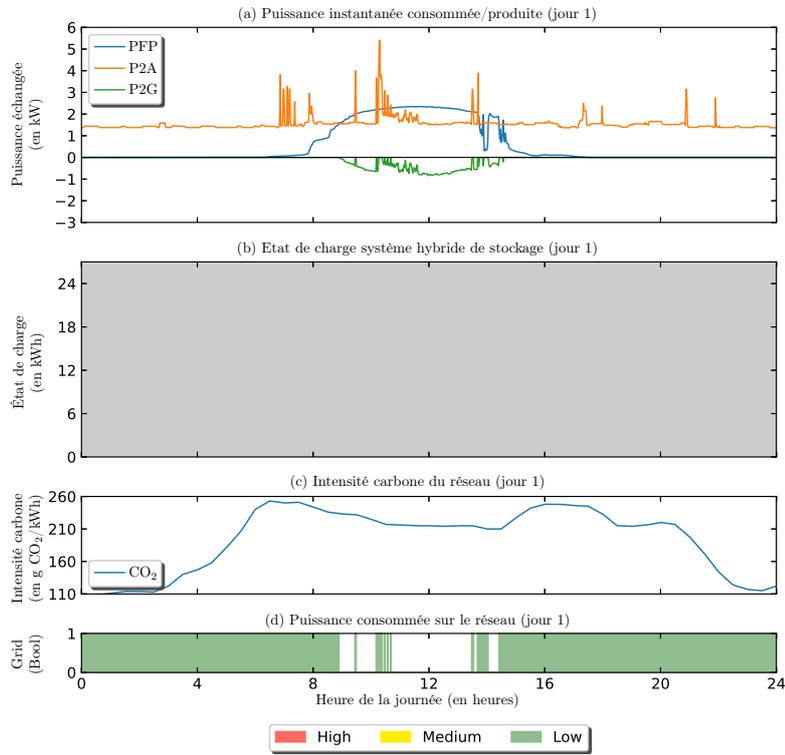
Une vue globale des comportements respectifs du système en utilisant le modèle de référence et la stratégie OM LP est fournie par la Figure 3.4. Sur les deux premières figures, comme les deux modèles comparés dans cette figure ne gèrent pas les stockages thermiques, on remarque qu'ils utilisent les données d'entrée des consommations des appareils domestiques en y incluant les stockages thermiques. La Figure 3.4b(a) montre que pour cette journée particulière, la totalité de la production solaire est consommée localement impliquant une réduction de la consommation d'énergie fossile et une réduction de la facture d'énergie. Cette caractéristique va donc avoir un impact positif tant d'un point de vue environnemental qu'économique. En ce qui concerne le profil de charge / décharge de la batterie donnée par la Figure 3.4b(b), on remarque qu'une partie de la production solaire est bien utilisée pour charger la batterie (entre 9h et 14h) et que le réseau national est majoritairement utilisé lors des instants les plus faiblement carbonés. Cependant, cette figure fait apparaître un comportement pouvant devenir problématique sur le long terme. En effet, l'utilisation excessive de la batterie va créer une usure rapide de cette dernière et donc réduire sa durée de vie avant de nécessiter son remplacement. Cet aspect sera pris en compte dans la section suivante sous la forme d'un indicateur lors de la comparaison des trois stratégies. Enfin, en se basant sur les deux derniers graphiques de la Figure 3.4b, on remarque que le modèle cherche à maximiser la consommation lors des périodes où l'intensité carbone est la plus faible (entre 0h et 3h). Sachant que l'horizon de calcul est de 24h, la stratégie n'a aucun intérêt à charger la batterie à la fin de la journée. Il pourrait cependant être intéressant de resserrer l'intervalle de calcul des commandes pour améliorer les résultats.

En conclusion de la Figure 3.4, la stratégie OM LP fournit un comportement prometteur en ce qui concerne l'autoconsommation et le coût financier, car en favorisant l'autoconsommation de la production solaire, alors l'achat d'énergie sur le réseau national est réduit et donc la facture d'électricité diminue. La Table 3.4 fournit une synthèse des résultats obtenus pour le premier jour avec le modèle de référence et la stratégie OM LP. Concernant l'autoconsommation, sur le jour analysé la totalité de la production solaire est consommée localement, ce qui va améliorer les émissions de gaz à effet de serre mais supprimer le crédit carbone. Au total, 1.2 kg eq. CO₂ peut être évité sur la journée en utilisant la stratégie OM LP tout en limitant les pertes en ligne dues à une réinjection sur le réseau national. Enfin concernant le coût financier, on remarque qu'en plus de réduire les émissions carbone, la facture d'électricité est elle aussi réduite contrairement à RED WoLF (cf. Table 2.4).

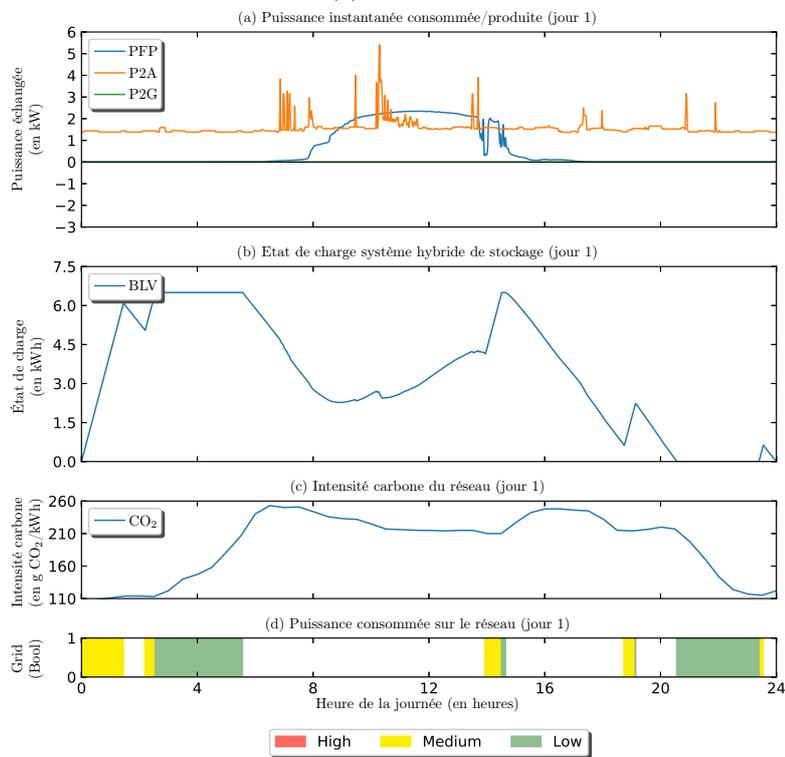
TABLE 3.4 – Résultats journaliers (jour 1)

Modèle	Autoconsommation (%)	Émission carbone (kg eq. CO ₂)	Crédit carbone (kg eq. CO ₂)	Coût financier (€)
Référence	81	5	0.6	5.6
OM LP	100	3.2	0	5.1
Gain	19	1.8	0.6	0.5

Pour conclure, cette section présente le modèle OM LP ainsi que son extension pour inclure une seconde source d'énergie locale et propre, en plus du réseau national. Puis une évaluation journalière a démontré que OM LP permet une réduction carbone, une optimisation de consommation solaire et une diminution de la facture d'électricité. Dans la section suivante, de nouveaux indicateurs seront introduits



(a) Référence



(b) OM LP

FIGURE 3.4 – Comparaison sur un jour entre OM LP et Référence

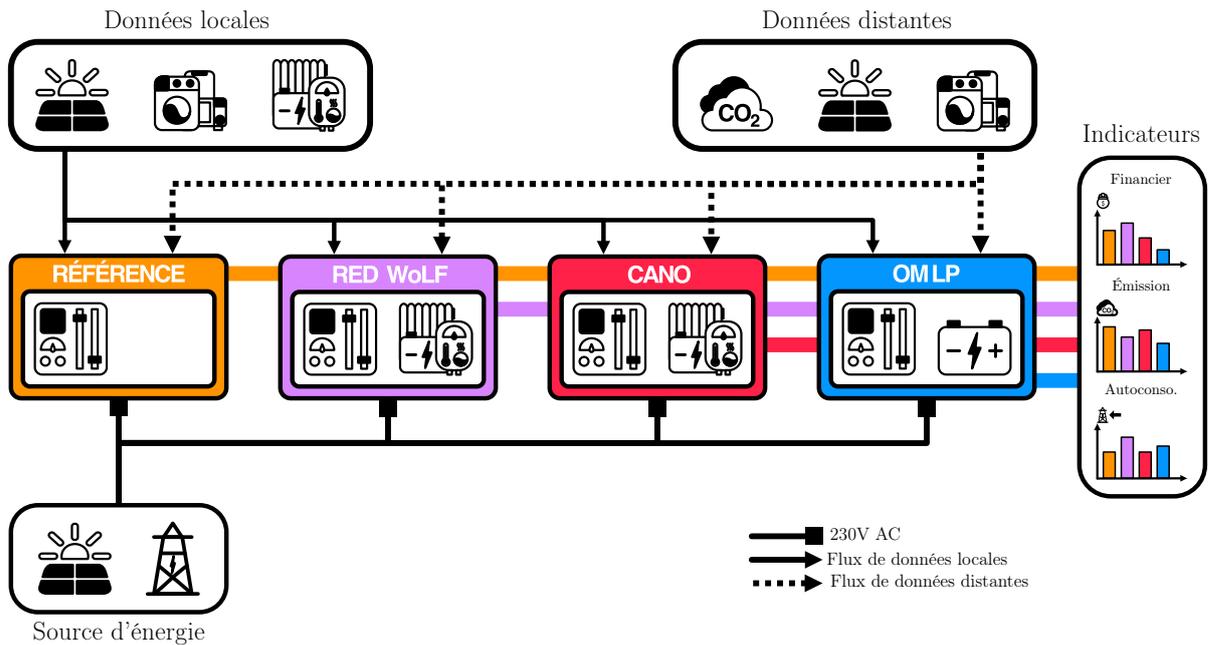


FIGURE 3.5 – Architecture de comparaison

afin d'effectuer une comparaison entre les deux modèles présentés dans le Chapitre 2 et le modèle OM LP.

3.2 RED WoLF vs CANO vs OM LP : une comparaison

Maintenant que les trois modèles d'optimisation ont été détaillés, il est possible de les comparer sur la base des indicateurs introduits dans les Chapitres 2 et 3. Dans cette section, après avoir présenté le cadre d'évaluation (les caractéristiques des équipements, les horizons d'optimisation, les entrées des algorithmes, etc.) dans la Section 3.2.1, les stratégies seront mises en concurrence sur la base de leurs résultats sur les différents indicateurs dans la Section 3.2.2. Enfin, afin d'élargir notre vision du comportement des stratégies, la Section 3.2.3 sera dédiée à l'analyse des résultats sur une période d'un mois permettant ainsi d'extrapoler certaines de leurs caractéristiques.

3.2.1 Cadre d'évaluation

Afin de produire des résultats cohérents, il est nécessaire de structurer le cadre de la comparaison. La Figure 3.5 montre le cadre mis en place pour procéder à la comparaison entre les trois stratégies d'optimisation et le modèle de référence. On y retrouve les deux catégories de données, d'un côté les données qui sont collectées par le système de mesure des consommations/productions, et de l'autre les données collectées sur des serveurs distants comme la charge carbone du réseau national. On remarque aussi les spécificités d'architectures intrinsèques aux différentes stratégies. En effet, le modèle de référence est dépourvu de système de stockage d'énergie, tandis que le modèle OM LP vise à optimiser l'utilisation d'une batterie, alors que RED WoLF et CANO travaillent avec un système hybride pour optimiser les consommations. Dans tous les cas, les stratégies ont accès au réseau national et une source considérée

neutre en carbone (système photovoltaïque) comme source d'énergie pour alimenter les habitations. Enfin, toutes les données de sortie des différents modèles vont permettre d'alimenter des indicateurs qui permettront la comparaison des modèles d'optimisation.

Une analyse empirique a été menée pour étudier l'impact de différentes batterie sur la performance des algorithmes dans le but de choisir la plus adaptée parmi celles proposées sur le marché. Les quatre références de batterie qui ont été sélectionnées sont les Bluetti, LG3.3, LG6.5 et Tesla dont leurs caractéristiques respectives sont résumées dans la Table 3.5 (capacité de la batterie et puissance maximale absorbée). Ces batteries ont été choisies car elles offrent un panel couvrant une large plage de capacité tout en ayant un prix raisonnable (maximum 7 000 €)

	Bluetti	LG3.3	LG6.5	Tesla
Capacité (kWh)	1.5	3.3	6.5	13.5
Puissance Max (kW)	1	3.3	4.2	7

TABLE 3.5 – Batteries du marché sélectionnées

La Table 3.6 présente les émissions carbone totales (en kg éq. CO₂) et la puissance réinjectée sur le réseau national (en kWh) obtenues lors de l'exécution des algorithmes RED WoLF, CANO et OM LP avec les quatre batteries. Dans le scénario britannique, on peut noter que l'augmentation de la taille et de la puissance absorbée de la batterie (entre la Bluetti et les autres) entraîne une réduction significative des émissions de gaz à effet de serre sur les trois modèles et plus particulièrement avec OM LP, même si cette tendance diminue avec l'augmentation des capacités des batteries. La raison de ce phénomène est étroitement liée à la quantité d'énergie réinjectée sur le réseau électrique, car OM LP est meilleur que RED WoLF et CANO pour maximiser la consommation issue du stockage de la production photovoltaïque locale. Il est intéressant de noter que RED WoLF surpasse OM LP lorsqu'il utilise la plus petite batterie (Bluetti), bien qu'avec les quatre batteries le meilleur modèle reste CANO. Dans l'ensemble, la LG3.3 est suffisante pour RED WoLF et CANO, car les batteries plus grandes n'entraînent pas une amélioration substantielle de la réduction des émissions carbone, alors que plus la batterie est grande, mieux c'est pour OM LP, même si cela a évidemment un impact financier. Dans le scénario français, RED WoLF et CANO surpassent toujours OM LP, en ajoutant que les émissions totales diminuent avec l'augmentation de la taille de la batterie, là où cette tendance est moins visible avec OM LP. Cela s'explique notamment par la logique de RED WoLF qui accorde autant d'importance aux périodes de réseau à faible teneur en carbone qu'à la production solaire locale, ce qui peut s'avérer une stratégie efficace lorsque le réseau national est à faible intensité carbone, comme c'est le cas en France. Globalement, cette étude suggère que le choix d'une stratégie/algorithme donné et d'une technologie de batterie peut dépendre de la position du pays sur sa politique énergétique. En se basant sur toutes ces informations, la batterie suggérée pour le reste des expérimentations est la LG Chem lithium ion RESU 6.5 kWh.

Les résultats qui seront présentés dans les Sections 3.2.2 et 3.2.3, ont été obtenus en utilisant les paramètres de puissance maximale admissible et de taille du stockage des équipements donnés par la Table 3.7. Les caractéristiques de la batterie sont tirées de celles d'une batterie disponible dans le commerce (LG Chem lithium ion RESU 6.5 kWh). En ce qui concerne la partie thermique du système hybride de stockage de l'énergie, les valeurs correspondant à la taille représentent les besoins respectifs en chauffage et eau chaude sanitaire pour la journée. Vis-à-vis des jeux de données utilisés en entrée, toutes les prédictions sont considérées comme parfaites (les prédictions sont égales aux valeurs réelles) dans le but d'analyser

		Bluetti		LG3.3		LG6.5		Tesla	
		CO2	P2G	CO2	P2G	CO2	P2G	CO2	P2G
		kg eq. CO ₂	kWh						
FR	RED WoLF	41	83	40	62	39	50	37	44
	CANO	39	68	38	60	37	50	37	43
	OM LP	42	17	41	1	40	0	40	0
UK	RED WoLF	156	161	148	148	147	146	147	146
	CANO	140	100	135	99	134	95	135	88
	OM LP	160	61	148	59	141	0	135	0

TABLE 3.6 – Émissions carbone mensuelles en fonction des différentes batteries

les performances brutes de chaque algorithme sans se soucier de la sensibilité aux erreurs de prédictions.

Équipement	Puissance maximale admissible (kW)	Taille du stockage (kWh)
Batterie	4.2	6.5
Radiateur	15	25
Chauffe eau	2	4

TABLE 3.7 – Paramètres des équipements pour la comparaison

Indicateur	Unité	Description
Émission carbone	kg eq. CO ₂	Quantité de gaz à effet de serre émis
Coût financier	€	Montant de la facture d'électricité
Autoconsommation	%	Capacité à consommer la production solaire localement
Besoin satisfait	%	Capacité à satisfaire les besoins thermiques du foyer
Temps de calcul	ms	Temps de calcul nécessaire à la génération des commandes
Vie batterie	mois	Durée avant de devoir remplacer la batterie

TABLE 3.8 – Indicateurs de comparaison

Pour comparer les performances des trois algorithmes, trois indicateurs ont initialement été introduits afin d'avoir des métriques objectives sur les capacités des différents modèles. Tout d'abord, ces indicateurs portaient sur les émissions de gaz à effet de serre (étant l'objectif principal du projet RED WoLF, il est indispensable), la réduction des pertes par effet de ligne suite à une réinjection de la production solaire sur le réseau national et l'impact sur la facture d'électricité (en effet cet indicateur permet de juger de l'acceptabilité de la solution par le client final). Puis dans le Chapitre 2, un comportement indésirable a été mis en évidence concernant la capacité du modèle RED WoLF répondre aux besoins en eau chaude sanitaire et de chauffage du foyer. Aussi, un nouvel indicateur fût introduit pour analyser le nombre de jours où les besoins sont satisfaits. Ensuite dans ce chapitre, la Figure 3.3 montre l'explosion du temps de calcul en fonction de la longueur de l'horizon de travail pour le modèle OM LP. Cette charge de calcul non négligeable, pourrait ne pas être compatible avec des infrastructures basées sur des équipements aux ressources limitées comme c'est le cas pour RED WoLF. Enfin, un dernier indicateur a été abordé dans la Section 3.1.4 permettant d'analyser l'impact de la stratégie sur la durée de vie de la batterie. En effet, une batterie est garantie pour un certain flux d'énergie entrante et sortante avant de devoir être remplacée.

La Table 3.8 regroupe tous les indicateurs qui seront utilisés dans le reste de ce chapitre.

3.2.2 Analyse journalière

Cette section est dédiée à la synthèse des résultats journaliers obtenue pour les différents algorithmes pour des jeux de données d’une maison en Angleterre et d’une maison en France. La Table 3.9 regroupe les résultats de chaque algorithme en fonction des différents indicateurs. La colonne *Impact carbone* représente les émissions carbone relative de chaque modèle qui sont calculées en faisant la soustraction entre les émissions carbone et le crédit carbone. Les valeurs entre parenthèses concernent le classement du modèle par rapport à chaque indicateur (par exemple, le coût financier étant le plus bas avec la stratégie OM LP, elle est donc première (1)).

TABLE 3.9 – Synthèse résultat journalier pour le Royaume Uni (jour 1)

Modèle	Autoconsommation (%)	Émission carbone (kg eq. CO ₂)	Crédit carbone (kg eq. CO ₂)	Impact carbone (kg eq. CO ₂)	Coût financier (€)
Référence	81 (2)	5 (4)	0.6 (3)	4.4 (4)	5.6 (2)
RED WoLF	62 (3)	3.9 (2)	1 (2)	2.9 (1)	7.2 (3)
CANO	43 (4)	4.5 (3)	1.6 (1)	2.9 (1)	8 (4)
OM LP	100 (1)	3.2 (1)	0 (4)	3.2 (3)	5.1 (1)

En se basant sur la Table 3.9 donnant les résultats pour le cas de l’Angleterre, il est possible d’émettre quelques remarques sur le comportement des stratégies et sur le lien entre les indicateurs. Tout d’abord, on remarque que le classement des modèles d’optimisation sur les indicateurs d’autoconsommation, d’émission carbone et de coût financier sont quasiment identiques. Le coût financier étant exclusivement défini par la consommation d’énergie depuis le réseau national (pour rappel, ces résultats sont basés sur une moyenne du coût de l’électricité), il est parfaitement normal que le coût financier soit inversement proportionnel à l’autoconsommation. En ce qui concerne les émissions carbone, la conclusion est plus difficile car en plus de l’autoconsommation, l’évolution de la charge carbone du réseau national entre en compte. Cependant, les trois stratégies d’optimisation visent à éviter au maximum la consommation sur le réseau national lors des instants fortement carbonés comme le montre la Figure 3.6. Il reste donc pertinent de penser qu’un lien de causalité significatif existe entre l’autoconsommation et les émissions de gaz à effet de serre. Ensuite, on remarque que le modèle OM LP a l’émission carbone brute (hors crédit carbone) la plus faible de tous les modèles, ce qui semble normal car ce modèle doit fournir une solution optimale. Cependant il faut garder à l’esprit que dans cette stratégie, le système de stockage d’énergie n’est composé que d’une batterie et pourrait donc encore être améliorée en y incluant les stockages thermiques. Enfin, bien que les deux modèles proposés dans le cadre du projet RED WoLF soient les meilleurs des quatre modèles comparés concernant l’impact carbone, ils restent très loin derrière vis-à-vis de l’autoconsommation et du coût financier.

La Figure 3.6 permet de visualiser le comportement des trois modèles d’optimisation étudiés sur les jeux de données britanniques. La première remarque concerne les intervalles choisis pour utiliser le réseau national. Les quatrième graphiques des trois figures montrent que l’énergie provenant du réseau électrique national est sollicitée en début et fin de journée pour chaque stratégie. Ces trois modèles visant à optimiser les émissions carbone, il est cohérent de les voir agir de la même manière en utilisant le

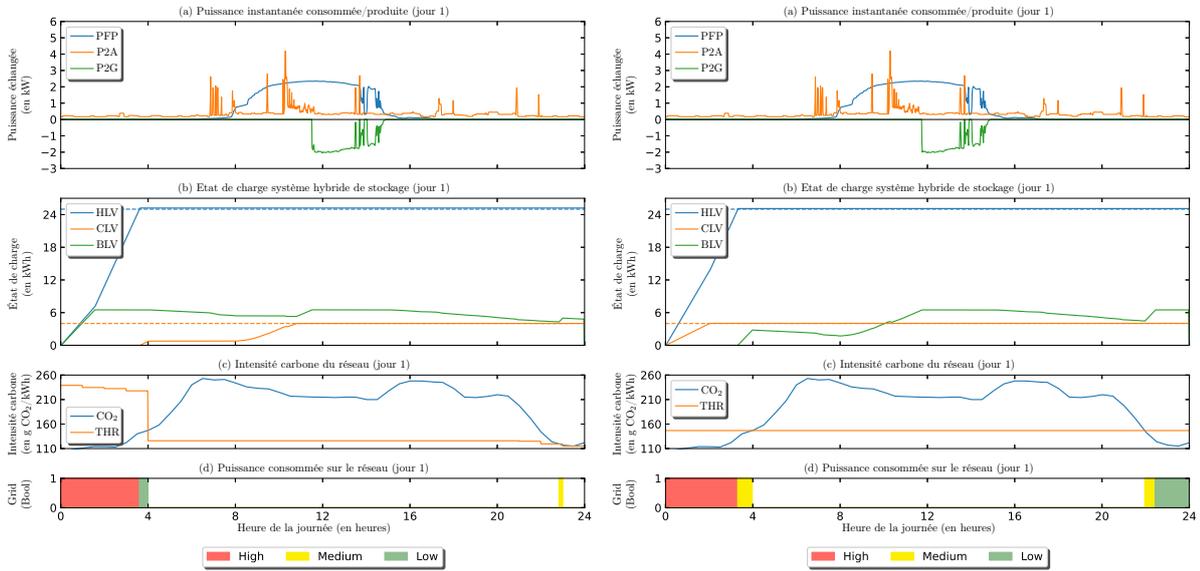
réseau national lors des instants les plus faiblement carbonés. La deuxième remarque intéressante à faire implique la période durant laquelle RED WoLF et CANO réinjectent la production solaire sur le réseau national. En effet, ces périodes sont quasiment les mêmes, ce qui implique un comportement similaire concernant le chargement du système hybride de stockage de l'énergie et qui pourrait être amélioré en ajustant le droit à polluer. Pour finir sur la Figure 3.6, contrairement à celui de CANO, le droit à polluer du modèle RED WoLF évolue durant la journée. Cette caractéristique permet une plus grande robustesse, vis-à-vis des écarts entre les prédictions (avec lesquelles le droit à polluer est calculé) et les flux d'énergie réels. Cependant, ces expérimentations utilisant les mêmes jeux de données en guise de prédictions et de valeurs réelles, il n'était pas nécessaire d'introduire cette fonctionnalité dans le modèle CANO.

La Table 3.10 synthétise les résultats obtenus en utilisant les jeux de données français comme entrée des différents algorithmes. Pour commencer, on remarque que le lien entre l'autoconsommation est aussi valable avec les données françaises car le classement des modèles en fonction des indicateurs d'autoconsommation, d'émission carbone et de coût financier sont sensiblement les mêmes. En se basant sur ces observations, il est possible d'en déduire un lien de causalité entre l'autoconsommation, les émissions de gaz à effet et le coût financier. Ensuite, on remarque que l'autoconsommation des stratégies d'optimisation est totale pour cette journée, ce qui est probablement due à la consommation en appareils domestiques nettement supérieurs avec le jeu de données français comme le montre la Figure 3.4. En effet, une consommation plus élevée permet de libérer plus rapidement de l'espace dans la batterie pour lui permettre de stocker le surplus de production solaire. Enfin, le dernier point intéressant concerne l'écart entre ces résultats et ceux de la Table 3.9. Bien que le coût du kWh soit inférieur en France, la consommation de la maison y est nettement supérieure ce qui impacte l'indicateur de coût financier. De même pour les émissions carbone, en France le réseau électrique national étant majoritairement basé sur des sources à faible impact carbone (centrale nucléaire, hydraulique, etc.), les émissions de gaz à effet de serre en sont donc grandement réduites.

TABLE 3.10 – Synthèse résultats journaliers pour la France (jour 1)

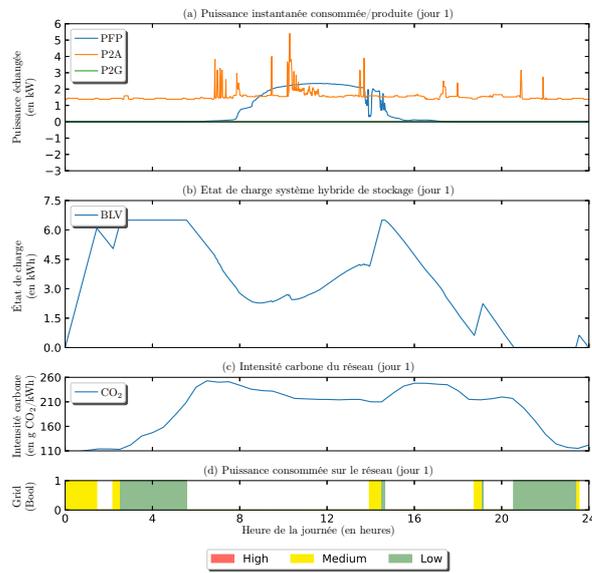
Modèle	Autoconsommation (%)	Émission carbone (kg eq. CO ₂)	Crédit carbone (kg eq. CO ₂)	Impact carbone (kg eq. CO ₂)	Coût financier (€)
Référence	55 (4)	1.4 (4)	0.1 (1)	1.3 (4)	8.6 (4)
RED WoLF	100 (1)	1.2 (3)	0 (4)	1.2 (3)	7.5 (1)
CANO	100 (1)	1.1 (1)	0 (4)	1.1 (1)	7.5 (1)
OM LP	100 (1)	1.1 (1)	0 (4)	1.1 (1)	7.5 (1)

Grâce à la Figure 3.7 il est possible d'analyser le comportement des algorithmes d'optimisation sur les jeux de donnée français. La première remarque concerne la courbe d'intensité carbone du réseau national, on remarque que l'intensité carbone et son écart type sont beaucoup plus faibles qu'avec les jeux de données britanniques (environ 30 contre entre 100 et 250). Ces différences vont impacter fortement les capacités des stratégies à réduire les émissions carbone car il sera plus difficile de trouver des intervalles de faible intensité carbone. Ensuite, concernant le choix des intervalles durant lesquels l'énergie provenant du réseau national est utilisée, on note que RED WoLF et CANO vont choisir sensiblement les mêmes instants ce qui semble cohérent car ces derniers sont faiblement carbonés. Cependant, dans le cas de CANO entre 10h et 11h l'utilisation du réseau national est nécessaire et due à une consommation trop



(a) RED WoLF

(b) CANO



(c) OM LP

FIGURE 3.6 – Comparaison du comportement des algorithmes au Royaume Uni (jour 1)

importante pour être totalement alimentée par la batterie. De son côté, le modèle OM LP doit gérer une plus grosse consommation des appareils domestiques (chauffage et eau chaude sanitaire), le forçant à utiliser le réseau national plus souvent. Enfin, la Figure 3.7c (b) montre que le modèle OM LP a une utilisation intensive de la batterie (trois cycles de charge/décharge dans la journée), ce qui réduira la durée de vie de la batterie sur le long terme.

Afin d’avoir une vision plus large des comportements des trois stratégies, la section suivante sera dédiée à l’analyse des résultats obtenus en utilisant un mois de données.

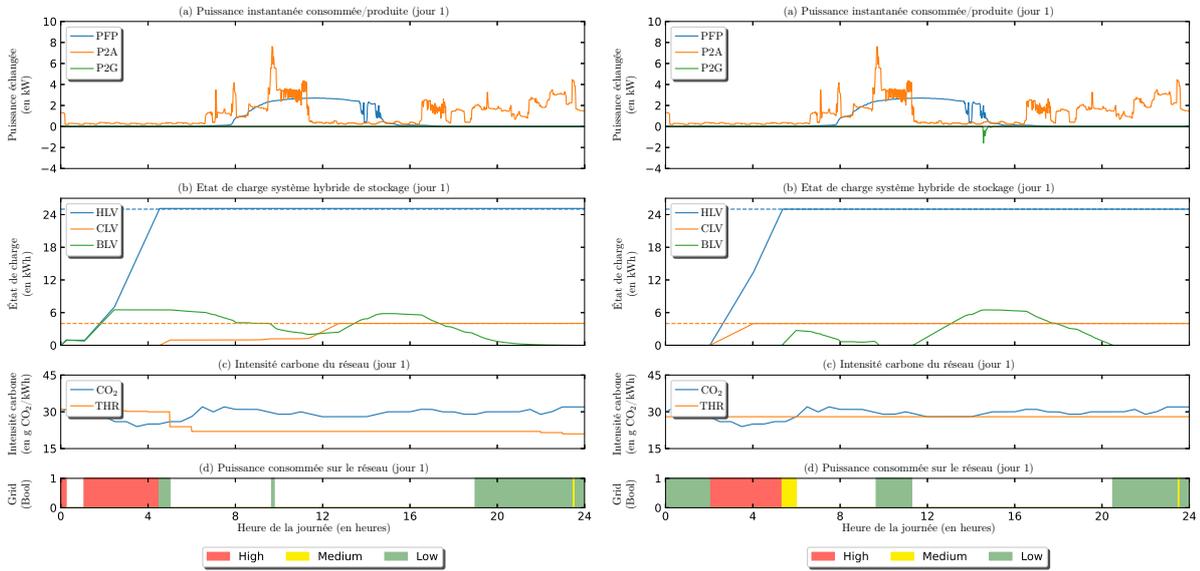
3.2.3 Analyse mensuelle

Pour avoir une représentation plus précise des performances des différents modèles, une analyse basée sur un plus large jeu de données est nécessaire. Pour ce faire, un mois complet (octobre) de jeux de données est utilisé dans cette section pour le Royaume Uni et la France. Les mêmes indicateurs principaux seront utilisés aux côtés de nouveaux comme le temps de calcul permettant d’estimer la complexité et les besoins en ressources de calcul de chaque modèle. Puis, une analyse de la dégradation de la batterie sera proposée pour mettre en avant la durabilité de chaque solution d’optimisation. Enfin, une analyse empirique permettant la justification du choix de la batterie parmi celles disponibles sur le marché sera proposée.

Avant d’entrer dans le vif du sujet avec les résultats globaux du mois, il pourrait être intéressant d’analyser les performances des modèles d’optimisation en fonction de chaque journée. Pour ce faire, la Figure 3.8 montre pour chaque jour du jeu de donnée l’émission carbone journalière en utilisant la solution la moins polluante en terme de gaz à effet de serre. Chaque jour a une couleur qui lui est affectée permettant de visualiser quelle stratégie est la meilleure (par exemple, la meilleure solution pour le premier jour du jeu de données français est d’utiliser le modèle OM LP). Tout d’abord, on constate que les observations concernant les écarts d’émission carbone significatifs entre la France et le Royaume Uni restent valables tant au niveau des valeurs que de la variabilité. Ces écarts sont dus, pour rappel, à la forte intensité carbone du réseau électrique britannique et à ses variations. Puis, on remarque que le modèle CANO se démarque dans plus de la moitié des jours, mais n’est pour autant pas majoritaire (17 jours au Royaume Uni et 18 en France). En revanche, il est intéressant de noter que quelque soit le jeu de données ou la journée, le modèle utilisé comme référence lors des comparaisons journalières n’est jamais le meilleur pour réduire les émissions de gaz à effet de serre. Toutefois, ces résultats sont à prendre avec du recul, notamment concernant le modèle RED WoLF qui, pour certaines journées, ne répond pas totalement aux besoins thermiques du foyer (comme pour le jour 5 analysé la Section 2.1.4). Pour finir sur la Figure 3.8, malgré l’incapacité du modèle OM LP à optimiser les consommations liées au chauffage et à l’eau chaude sanitaire, il arrive premier dans plusieurs journées. En effet, il pourrait être intéressant d’étendre encore ce modèle pour y inclure l’optimisation des stockages thermiques et d’en apprécier les changements.

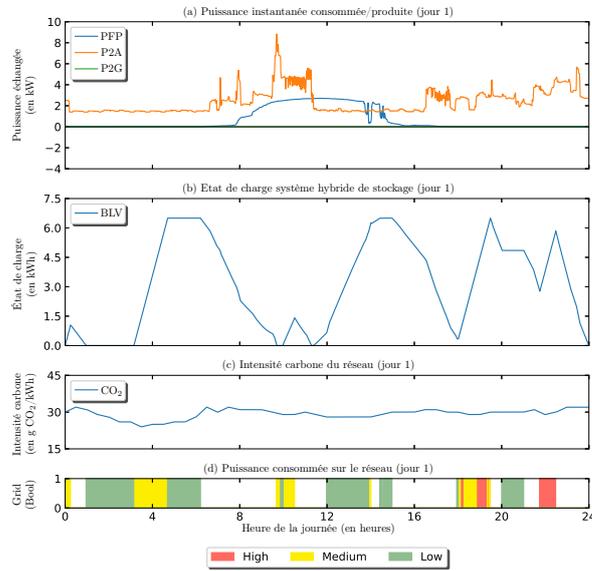
Afin de comparer les modèles étudiés dans le cadre de cette thèse, la Figure 3.9 fournit une vue synthétique des différents indicateurs utilisés et abordés tout au long des Chapitres 2 et 3. En effet, on retrouve six indicateurs :

- *Émission carbone* : le poids équivalent en dioxyde de carbone émis pour alimenter le foyer sur le mois évalué ;
- *Coût financier* : le montant de la facture d’électricité sur le mois évalué ;



(a) RED WoLF

(b) CANO



(c) OM LP

FIGURE 3.7 – Comparaison du comportement des algorithmes en France (jour 1)

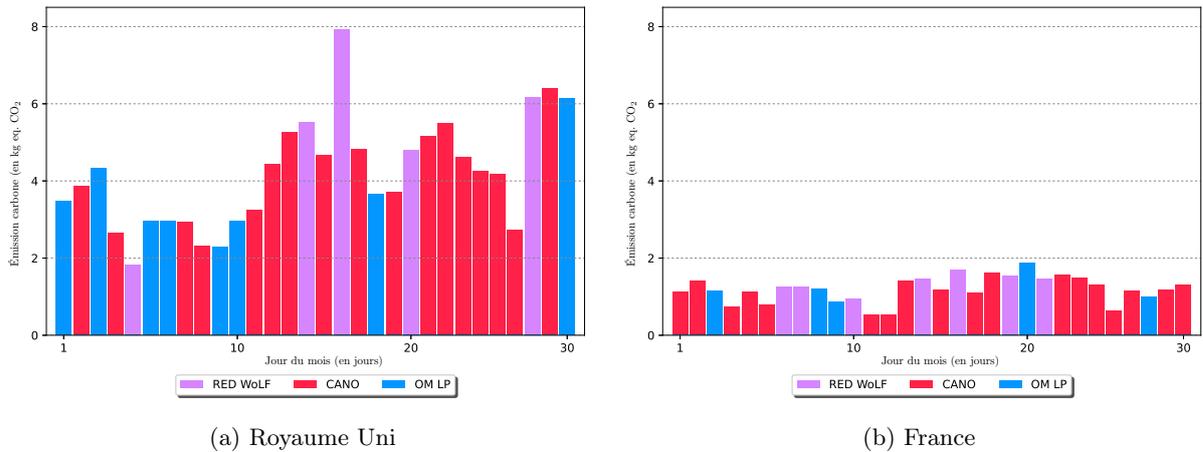


FIGURE 3.8 – Comparaison sur un mois

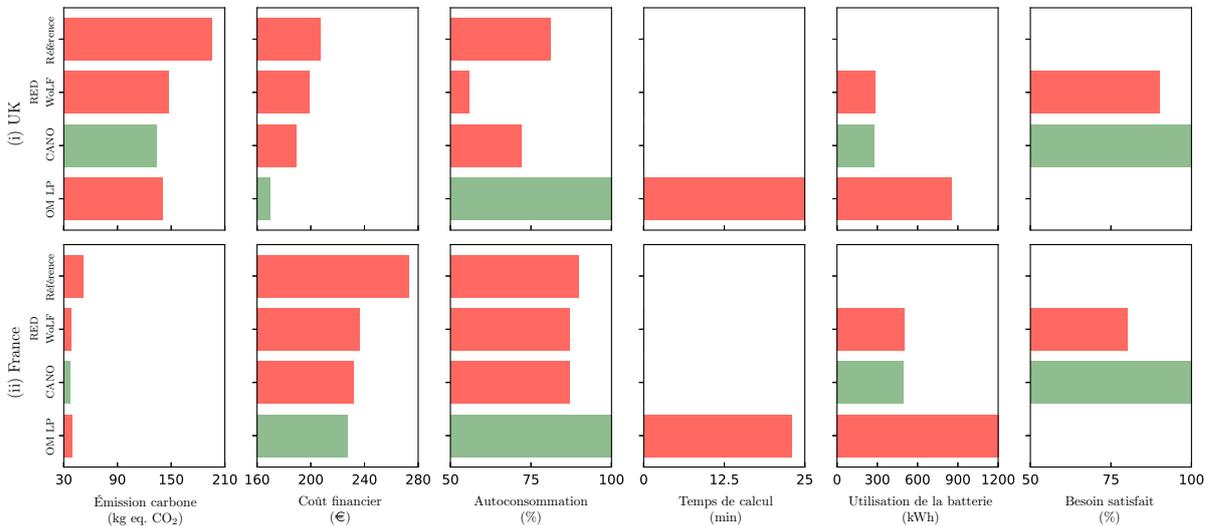


FIGURE 3.9 – Synthèse des indicateurs mensuels

- *Autoconsommation* : le rapport entre l'énergie exportée sur le réseau national et la production solaire locale sur le mois évalué ;
- *Temps de calcul* : le temps de calcul nécessaire pour générer chaque solution journalière du mois évalué ;
- *Utilisation de la batterie* : le flux de charge et décharge de la batterie correspondant à son utilisation et par extension son usure sur le mois évalué ;
- *Besoin satisfait* : le rapport entre le nombre de jours ou les besoins thermiques sont totalement satisfaits et le nombre de jours total durant le mois évalué.

En se basant sur ces six indicateurs, il sera possible d'évaluer et de comparer les performances des différentes stratégies de manière objective et avec suffisamment de données pour en tirer des conclusions.

Pour commencer, comme l'objectif du projet RED WoLF vise exclusivement à réduire les émissions de gaz à effet de serre, l'indicateur principal est celui concernant les émissions carbone. On remarque qu'à ce niveau, les trois modèles obtiennent des résultats proches quelque soit le pays. Cependant, l'efficacité

de ces stratégies est clairement réduite en France comme le montre les deux premiers graphiques dans la Figure 3.9. Toutefois, en remettant en perspective ces observations avec l'indicateur de satisfaction des besoins, on peut conclure sur la pertinence du modèle CANO qui, tout en satisfaisant la totalité des besoins thermiques, réussit à fournir la meilleure solution par rapport aux émissions carbone. Continuons cette analyse des résultats avec le coût financier. Concernant le jeu de données français et à l'instar des résultats sur le premier indicateur, les trois modèles offrent des performances relativement proches les unes des autres tout en réduisant la facture par rapport au modèle de référence. Du côté britannique, les écarts entre les algorithmes sont plus élevés en faveur du modèle OM LP. En ajoutant le facteur d'autoconsommation dans l'analyse comparative des résultats sur le coût financier, on remarque une corrélation entre la consommation totale de la production solaire locale et la réduction de la facture d'électricité avec les deux jeux de données utilisés. Cette observation permet de renforcer l'hypothèse émise lors de l'analyse journalière dans la Section 3.2.2 concernant le lien significatif qui existe entre ces deux paramètres. Bien que l'objectif de réduction de la facture d'électricité ne soit pas retenu comme objectif principal avec RED WoLF, CANO ou OM LP, on peut noter que les considérations écologiques ne sont pas systématiquement en contradiction avec les considérations financières. Jusqu'ici, les écarts entre les résultats des trois stratégies étaient modérés. Cependant au regard du temps de calcul l'écart est énorme entre les algorithmes RED WoLF et CANO et OM LP. Cette différence est imputable à la méthode pour trouver la solution (calcul d'un droit à polluer contre optimisation mathématique). Là où les stratégies proposées dans le cadre du projet RED WoLF sont côte à côte et permettent d'optimiser le mois en 10 ms, OM LP requiert 25 minutes de calcul intensif². Ce comportement n'est pas à négliger car il va avoir un impact indirect sur l'empreinte carbone globale du système (plus la complexité de l'algorithme est élevée, plus la charge de calcul est lourde). De plus, si l'on envisage d'étendre le modèle OM LP pour y intégrer le même système de stockage hybride que RED WoLF et CANO, cela entraînerait une augmentation de la complexité. À noter que cet indicateur a été introduit pour juger de la compatibilité des stratégies avec du matériel à ressources limitées utilisées dans le cadre du projet RED WoLF (PLC), et plus largement dans le domaine du *Edge computing*. Enfin, le dernier indicateur mesure l'utilisation de la batterie. On observe que les modèles RED WoLF et CANO ont une utilisation modérée de la batterie comparée à la solution OM LP qui va provoquer une usure prématurée de cette dernière. Les stratégies proposées par le projet RED WoLF permettent de limiter cette usure d'environ 60 % par rapport à OM LP dans les deux pays étudiés. La suite de cette section est dédiée à l'estimation de l'impact sur la durée de vie de la batterie des différentes stratégies proposées.

Pour conclure sur la Figure 3.9 et apporter quelques éclaircissements sur certains résultats, on constate que les trois modèles sont assez proches sur les indicateurs d'intérêt, ce qui permet de penser que les modèles proposés dans le cadre du projet RED WoLF fournissent des solutions satisfaisantes sans nécessiter d'équipements à fortes capacités de calcul comme des serveurs. Pour revenir sur le temps de calcul, le modèle de référence n'est pas concerné car les flux d'énergie sont échangés au fil de l'eau et aucune phase de calcul n'est nécessaire. Concernant l'indicateur de satisfaction des besoins, les modèles de référence et OM LP considérant les besoins thermiques comme des appareils domestiques, ils ne sont pas concernés par cet indicateur.

Comme le montre l'indicateur d'utilisation de la batterie, on remarque des écarts conséquents (de l'ordre du simple au double) entre les stratégies utilisées. Il serait intéressant d'étudier leurs impacts sur la durée de vie de la batterie sur le long terme. Pour ce faire, la Table 3.11 regroupe les informations

2. Machine utilisée : CPU i7 quad-core RAM 32 Go / Observation d'utilisation de la mémoire à 50 %

nécessaires pour estimer l'impact des différents modèles sur la batterie. On y retrouve le nombre de cycle de charge/décharge complet que la batterie a subi et le flux d'énergie stocké/rendu qui sont les indicateurs généralement utilisés pour estimer l'usure d'une batterie électrochimique. Selon la documentation de garantie fournie par le fabricant de la batterie, cette dernière doit pouvoir subir un flux d'entrée/sortie de 20 MWh. La colonne *Durée de vie* de la Table 3.11 représente une estimation de la durée théorique de vie de la batterie (basée sur la garantie) extrapolée à l'aide de l'utilisation sur le mois étudié. On remarque que ces valeurs sont clairement en dessous de celle indiquées par le fabricant dans la garantie. Ce comportement est probablement dû au fait que quelque soit l'algorithme utilisé, la batterie effectue plus d'un cycle de charge/décharge par jour. Pour la France, la batterie ne dépassera pas 3.4 ans dans le meilleur des cas en utilisant le modèle CANO, alors qu'avec le jeu de données britannique cette durée est poussée à 6.1 ans avec le même modèle. On observe que quelque soit le pays, la stratégie OM LP est difficilement viable car la batterie devra être changée tous les 2 ans dans le meilleur des cas. L'écart entre les durées de vie de la batterie en France et en perfide Albion est dû à l'écart significatif entre les consommations d'appareils domestiques des deux pays. Sur la base de ces résultats, on constate que l'utilisation de la batterie pour alimenter les radiateurs et le ballon d'eau provoque des comportements indésirables comme l'usure prématurée de cette dernière.

TABLE 3.11 – Estimation de la durée de vie de la batterie

Pays	Modèle	Utilisation (kWh)	Cycle	Garantie (kWh)	Durée de vie (année)
France	RED WoLF	502	39	20 000	3.3
	CANO	496	38	20 000	3.4
	OM LP	1208	93	20 000	1.4
UK	RED WoLF	283	22	20 000	5.9
	CANO	274	21	20 000	6.1
	OM LP	855	66	20 000	1.9

Pour conclure cette analyse comparative entre les trois stratégies proposées lors de cette thèse, on remarque que concernant l'objectif principal de réduction des émissions carbone, chacune des propositions est pertinente mais sans se démarquer des autres. Toutefois, en utilisant d'autres indicateurs, il est possible de départager les modèles actuels et de mettre en valeur certains de leurs comportements problématiques comme l'usure de la batterie ou la non satisfaction des besoins en chauffage et eau chaude sanitaire de l'habitation. Au vu des résultats apportés tout au long des Chapitre 2 et 3, le modèle CANO se démarque des autres sur un certain nombre d'indicateurs ce qui prouve sa pertinence. Cependant, il pourrait être intéressant d'étendre le modèle OM LP afin de lui permettre d'intégrer les réservoirs thermiques.

3.3 Mise en perspective des résultats par rapport à la COP21

Finalement, il est intéressant de remettre dans le contexte mondial les résultats de ces travaux de thèse et notamment par rapport aux engagements des pays signataires de la COP21. Ces engagements sont de deux types, une réduction des émissions de gaz à effet de serre de 50% de l'ensemble des activités humaines d'ici 2030 pour atteindre 88% à l'horizon 2050. Le secteur du bâtiment est bien évidemment concerné par ces engagements. Le deuxième est la décarbonation de l'électricité avec deux paliers : 200

g éq. CO₂ / kWh en 2030 et 0 pour 2050. Le premier chiffre semble raisonnable à atteindre puisque la France est sur le mois d’octobre 2022 à 100 g éq. CO₂ / kWh tandis que le royaume Uni est à 197 g éq. CO₂ / kWh. La neutralité carbone énoncée en 2050 passera par d’autres actions comme les puits de carbone.

Maintenant focalisons nous sur 2030 en reprenant les résultats obtenus par nos différents algorithmes et en les comparant avec une maison de “base”, c’est-à-dire sans panneau solaire et sans batterie et cela pour les deux pays étudiés. La Table 3.12 (France) et la Table 3.13 (Royaume Uni) montrent que l’installation de panneaux solaires seule réduit de 7% et 14% l’émission carbone des maisons (Modèle Référence) et que cela ne sera pas suffisant pour atteindre les 50% des accords de Paris. Par contre, la mise en place d’un système informatique contrôlant intelligemment panneaux solaires et batteries aboutissent à une réduction des émissions carbone de plus de 30% et jusqu’à 41% dans le cas de CANO au Royaume Uni. Cette mise en perspective montre l’intérêt indéniable de développer des architectures de type RED WoLF. Ainsi atteindre une réduction de 50% pour 2030 semble parfaitement possible car deux autres facteurs ne sont pas considérés dans nos travaux. Le premier concerne les efforts à réaliser sur le bâtiment en lui-même comme l’isolation, et le second les efforts pour rendre plus propre la production de l’électricité.

Modèle	Émissions carbone	Rapport
Base	56	/
Référence	52	-7%
RED WoLF	39	-30%
CANO	37	-34%
OM LP	40	-28%

TABLE 3.12 – Gain mensuel en fonction du modèle (France)

Modèle	Émissions carbone	Rapport
Base	229	/
Référence	196	-14%
RED WoLF	147	-36%
CANO	134	-41%
OM LP	141	-38%

TABLE 3.13 – Gain mensuel en fonction du modèle (Royaume Uni)

Cependant, il faut toujours considérer l’effet rebond indissociable dans toute évolution technologique qui est dû aux comportements humains. Pour contrecarrer ce problème, il sera sans doute nécessaire d’intégrer dans l’intelligence des systèmes le comportement des habitants et non pas uniquement des entrées quantitatives comme le font actuellement RED WoLF et CANO.

3.4 Conclusion

Pour conclure ce chapitre, dans le but de comparer les deux stratégies proposées dans le projet européen Interreg NWE RED WoLF, plusieurs modèles de la littérature ont été sélectionnés. Le choix s’est porté sur les travaux de Olivieri and McConky (2020a) et a débouché sur un partenariat scientifique avec une chercheuse du Rochester Institute of Technology (RIT) qui a abouti à une extension de ses travaux afin d’effectuer la comparaison. Dans la Section 3.1, le modèle étendu à été présenté avec l’architecture utilisée et son modèle d’optimisation linéaire. Une analyse préliminaire afin de vérifier que le modèle soit toujours efficace a été conduite. Une présentation du cadre de comparaison et une analyse des résultats obtenus par toutes les stratégies ont été proposées dans la Section 3.2. Ces résultats attestent de la pertinence des modèles proposés durant cette thèse de par leur performance pour réduire les émissions de gaz à effet de serre. Les résultats obtenus sur le coût financier de l’utilisation de ces solutions permettent aussi de montrer que les aspects financiers ne sont pas opposés à des considérations écologiques.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été mis en valeur par la publication d'un article dans un journal scientifique :

- *Revue scientifique* : “Greenhouse gas emission reduction in residential buildings : A lightweight model to be deployed on edge devices” dans “Journal of Cleaner Production” (j.jclepro.2022.133092)

En ce qui concerne les perspectives et les pistes d'améliorations à explorer, il y a quatre points qui semblent intéressants :

- *mettre en place un plan d'expérience* afin de trouver le meilleur couple de paramètres [Horizon d'optimisation, longueur d'intervalle] pour réduire le temps d'optimisation tout en maintenant un niveau de réduction des émissions acceptables ;
- *étendre le modèle OM LP* en y incluant la gestion du système hybride de stockage de l'énergie dans le but d'obtenir la solution optimale et comparer les écarts avec les modèles RED WoLF et CANO ;
- *inclure la dégradation de la batterie* dans les trois modèles d'optimisation afin d'éviter l'usure prématurée des batteries ;
- *explorer d'autres méthodes d'optimisation* comme le Machine Learning (ML) ou les algorithmes génétiques pour fournir des solutions satisfaisantes en un minimum de temps.

Pour finir, trois stratégies ont été présentées, simulées et comparées dans le cadre de cette thèse. Le projet RED WoLF permet néanmoins de pousser les recherches jusqu'à la mise en application réelle de ces stratégies. Aussi, le Chapitre 4 sera dédié à la présentation des moyens mis en place pour permettre le test et l'évaluation des stratégies RED WoLF et CANO dans des maisons pilotes. D'un point de vue vérification et validation des composants développés, une plateforme a été conçue avant la mise en place de ces pilotes.

Déploiement de la stratégie RED WoLF

Sommaire

4.1	Mini-pilote	72
4.1.1	Infrastructure matérielle	72
4.1.2	Infrastructure logicielle	74
4.2	Déploiement réel	79
4.2.1	Les pilotes français	79
4.2.2	Le pilote luxembourgeois	80
4.2.3	Les pilotes britanniques	81
4.3	Serveur RED WoLF réel	83
4.3.1	Infrastructure serveur	84
4.3.2	API RESTful	85
4.4	Conclusion	88

Dans le cadre du projet RED WoLF, une importance toute particulière à été portée sur la mise en service d'un certain nombre de démonstrateurs : les pilotes. En effet, parmi les partenaires du projet, certains sont financés pour moderniser des habitations existantes afin d'y ajouter le matériel nécessaire pour supporter le système RED WoLF. Projet européen oblige, ces partenaires sont de différents pays comme la France (deux pilotes y sont déployés, dans la région de Montbéliard ainsi qu'en Bretagne), au Royaume Uni (deux pilotes y sont présents), en Irlande (deux pilotes dans la région de Cork) ainsi qu'au Luxembourg (un pilote composé de différents types d'habitation). Ce chapitre, axé intégration, va montrer une première version des aspects mis en place lors du projet RED WoLF afin de vérifier, valider et intégrer le système RED WoLF dans un contexte réel d'habitation et dans différentes conditions (p. ex., plusieurs sources de production de l'énergie au niveau national, des situations où l'intensité carbone du réseau national varie fortement ou faiblement, différentes capacités de production solaire, etc.). Dans un premier temps, la Section 4.1 présentera la plateforme de test qui a servi de prototype pour vérifier et valider l'intégration des équipements sur étagère dans l'architecture de communication RED WoLF. Puis, certains pilotes réellement déployés seront détaillés dans la Section 4.2 afin de montrer les architectures sélectionnées dans le cadre du projet RED WoLF. Enfin, le serveur qui représente le point central de la stratégie, puisqu'il collecte et stocke les données remontées par les PLC avant de calculer les différentes prédictions qui seront renvoyées aux PLC, sera décrit dans la Section 4.3.

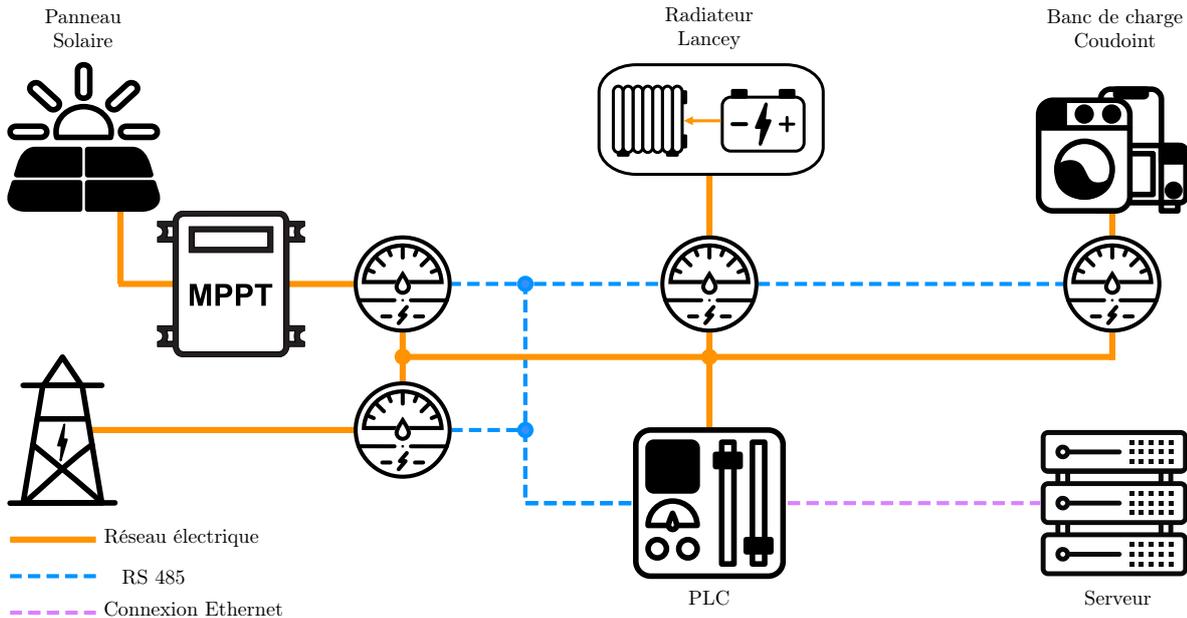


FIGURE 4.1 – Infrastructure mini-pilote

4.1 Mini-pilote

Tous d’abord, en tant que partenaire du projet RED WoLF, l’Université de Lorraine était responsable de la conception et du déploiement de l’infrastructure de communication au cœur du système. En effet, durant le développement de l’architecture RED WoLF plusieurs solutions ont été envisagées, d’une part par l’équipe technique (Raspberry Pi, PLC, Serveur, Batterie, etc.), et d’autre part proposées par les pilotes (PLC Unitrocis, compteur MODBUS, onduleur SMA, etc.). Comme le choix final des équipements installés a été laissé à l’initiative des gestionnaires des pilotes, chacun d’entre eux a une infrastructure différente. Cette volonté de liberté vis-à-vis du choix des équipements et de l’infrastructure est à double tranchant. Elle a permis de tester plusieurs solutions pendant la durée du projet, mais apporte une hausse de la complexité au niveau du sur-système. De cette complexité, un besoin a émergé concernant les tests d’interopérabilité afin de s’assurer de la compatibilité entre les différents équipements. Pour répondre à ce besoin, un démonstrateur a été conçu et déployé au sein de l’Université de Lorraine, composé des équipements nécessitant une vérification de la compatibilité avec le reste de l’infrastructure (radiateur Lancey, PLC, serveur, etc.). Enfin, ce démonstrateur nommé “mini-pilote” a aussi été développé avec deux autres objectifs : i) fournir une plateforme pédagogique dans le cadre d’enseignement en réseau et programmation qui fait partie d’une mission au sein de RED WoLF ; ii) tester les stratégies d’optimisation sur une infrastructure réelle.

4.1.1 Infrastructure matérielle

Visant à représenter les vraies installations mises en place dans les pilotes, ce prototype est composé d’équipements tirés des spécifications des pilotes, par exemple le PLC est identique à celui utilisé par Oldham et les radiateurs Lancey sont utilisés en France. Cependant, il faut garder à l’esprit qu’au sein du mini-pilote les puissances sont réduites, c’est à dire que les puissances consommées et produites sont infé-

rieures contrairement aux tensions de service et aux capacités de chaque équipement qui reste identique. La Figure 4.1 donne une vision globale de l'infrastructure et des équipements composant le mini-pilote, pouvant être regroupés sous quatre catégories : i) *les sources d'énergie* ; ii) *les consommateurs d'énergie* ; iii) *les stockages d'énergie* ; iv) *les équipements de contrôle et monitoring*. Chacune de ces catégories sera décrite ci-dessous. Puis, la Section 4.1.2 décrira l'infrastructure réseau avant que la structure de la base de données n'y soit aussi détaillée.

Les sources d'énergie

À l'instar des logements servant de démonstrateur dans le cadre du projet, deux sources d'énergie servent à alimenter la plateforme :

- le réseau national fournissant une source stable mais avec une intensité carbone variable ;
- une source distribuée considérée comme neutre en carbone comme un panneau solaire ou une éolienne.

Cette source d'énergie contrôlable va permettre de créer des profils de consommation réalistes variant en fonction de l'heure, de la saison, de la météo, etc. D'une part, ne nécessitant aucun équipement supplémentaire en dehors des protections contre les sur-intensités et les sur-charges comme un disjoncteur, le réseau national est émulé par une prise électrique classique. L'intensité carbone de ce dernier, représentant la quantité de gaz à effet de serre rejetée pour produire de l'électricité, peut être collectée à l'aide d'une API fournie par la société RTE (les prédictions ne sont toutefois pas disponibles pour la France). D'autre part, l'utilisation d'une source d'énergie distribuée de type photovoltaïque ou éolienne poserait deux problèmes majeurs :

- les travaux nécessaires au sein d'un campus Universitaire seraient considérables et coûteux (norme ERP, étanchéité, etc.) ;
- l'incapacité de contrôler la source selon un profil prédéfini.

Afin de régler ces problèmes, la combinaison d'une source programmable en courant et tension active (émulateur de panneau solaire de type TDK Lambda) et d'un onduleur photovoltaïque avec algorithme de recherche du point de puissance maximum (MPPT) permettrait d'avoir une seconde source d'énergie contrôlable selon un profil programmé prêt à l'emploi branchée sur le secteur.

Les consommations d'énergie

Toujours dans une optique d'avoir la capacité de contrôler chaque aspect du mini-pilote, les consommations domestiques utilisées comme entrée des algorithmes doivent être pilotées selon un profil. Pour ce faire, les consommations seront émulées par un banc de charge contrôlable depuis le PLC via un protocole de réseau de terrain comme MODBUS. Avec une résolution de 100 W et une puissance maximale de 5 kW, le banc de charge proposé par la société Coudoint permettra facilement de mettre en œuvre tout type de profil de consommation pour tester la réponse des différents algorithmes sur des cas réels.

Les stockages d'énergie

Les stratégies d'optimisation étudiées et proposées dans le cadre de ces recherches sont basées sur le déplacement temporel des consommations des habitations individuelles. Pour ce faire un système permettant le stockage de l'énergie à un certain moment et sa libération à un moment plus intéressant est nécessaire. Afin de répondre à ce besoin et en se reposant sur les pilotes français, le choix s'est porté

sur la solution proposée par la société Lancey : un radiateur de type convecteur incluant une batterie électrochimique. Deux raisons ont motivé ce choix : i) le radiateur répondant à des normes strictes compatibles avec les locaux (incluant une batterie sans dégagement d'hydrogène, etc.) ; ii) cette solution étant encore en développement, il était nécessaire de s'assurer de la compatibilité avec notre infrastructure (communication entre le PLC et les radiateurs).

Les équipements de contrôle et monitoring

Enfin, dans cette dernière catégorie, sont classés tous les équipements permettant : i) *la collecte des données physiques* allant de la mesure des consommations/productions à leur stockage ; ii) *la production des commandes* incluant l'accès aux données réelles stockées, le calcul des commandes ainsi que leurs envois par le PLC ; et iii) *l'application des commandes sur le SSH* comme l'envoi des commandes de charge/décharge aux équipements de stockage. Ici, cette infrastructure composée de quatre équipements va permettre de tester en condition réelle le fonctionnement du réseau et du serveur.

- *le PLC* : tiré de l'infrastructure proposée par le pilote à Oldham, le PLC de la marque Unitonics est compatible avec un grand nombre de protocoles lui permettant ainsi de générer les commandes et de faire l'interface entre le serveur, les radiateurs Lancey et les équipements de monitoring ;
- *le serveur* : en charge du stockage des données, de leur traitement et de la génération des prédictions, il est le point central du prototype. Il est émulé par un ordinateur fixe doté de ressources conséquentes lui permettant de réaliser tous les calculs nécessaires aux stratégies à implémenter ;
- *les compteurs d'énergie* : utilisant le même protocole que ceux utilisés dans le cadre des pilotes à Cork, ils permettent d'avoir une vision précise de l'évolution des différentes consommations/productions à travers le système ;
- *le réseau* : sans lui le système ne pourrait pas fonctionner. Il est basé sur plusieurs protocoles utilisés dans les pilotes comme MODBUS RTU pour la connexion avec les compteurs et RESTful pour la connexion avec le serveur, il est le centre névralgique du système RED WoLF.

La Figure 4.2 montre le mini-pilote réel avec son tableau électrique, les radiateurs Lancey et le banc de charge. Cependant, à ce jour les deux équipements (la source de courant/tension pilotable et l'onduleur solaire) permettant l'émulation d'un système photovoltaïque ne sont pas inclus dans le mini-pilote. On dénote cinq équipements mis en évidence sur la Figure 4.2 : 1) *les radiateurs Lancey* qui ont été testés afin de valider leur intégration dans les pilotes français, et permettent de stocker de l'électricité dans leur batterie ; 2) *le banc de charge Coudoint* pouvant émuler la consommation d'un foyer en programmant des profils dans son contrôleur ; 3) *les protections électriques* fournissant les protections nécessaires contre les sur-charges et les sur-intensités ; 4) *le compteur* mesurant la consommation instantanée du banc de charge et qui l'envoie au contrôleur ; 5) *le contrôleur* qui communique avec le serveur / PLC où est exécuté le programme d'optimisation suivant la logique RED WoLF.

4.1.2 Infrastructure logicielle

Maintenant que l'architecture ainsi que les composants matériels utilisés ont été détaillés, cette section est dédiée à l'architecture logiciel grâce à laquelle le mini-pilote fonctionne. Tout d'abord, la Figure 4.3 représente l'infrastructure de communication entre les différents équipements composant le mini-pilote, deux protocoles y sont mis en valeur : *RESTful* : basé sur HTTP, il est utilisé ici pour permettre la connexion entre le PLC et le serveur afin de leur permettre d'échanger les données collectées et les prédic-

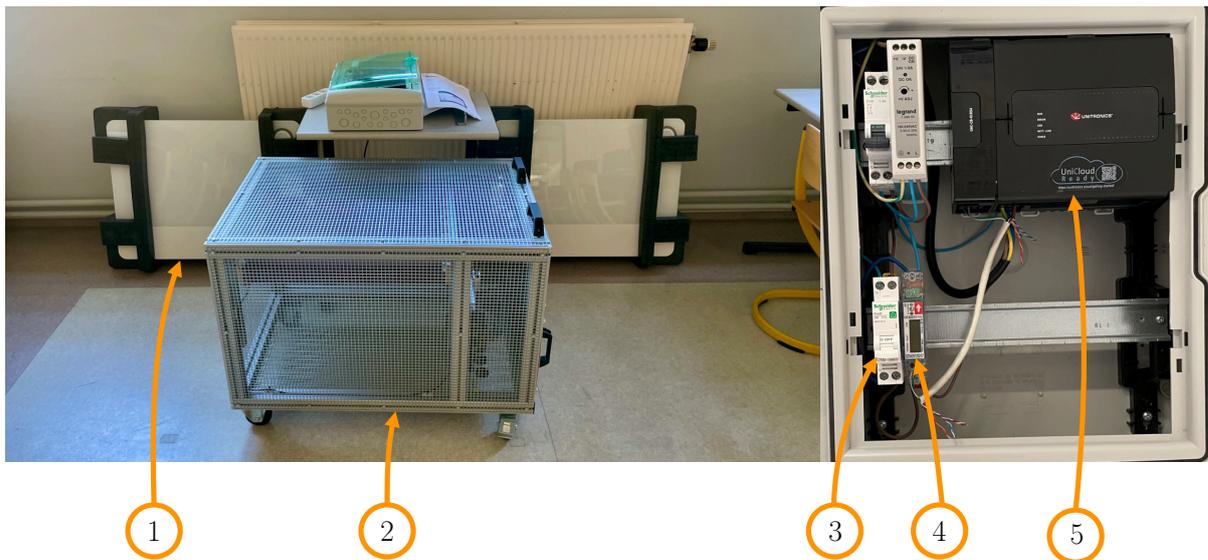


FIGURE 4.2 – Mini-pilote réel

tions. Cette philosophie initialement développée pour l'internet des objets et plus particulièrement pour le "device to cloud" (D2C) est adaptée dans le cas présent car nos besoins sont ici, de faire communiquer le PLC avec un serveur jugé distant ; *MODBUS RTU* : en utilisant une liaison série RS 485, le protocole de terrain *MODBUS RTU* permet de récupérer de façon sûre et efficace les données collectées par les compteurs d'énergie depuis le PLC qui joue le rôle de maître. Les serveurs tiers correspondent aux services sur lesquels le serveur RED WoLF s'appuie comme l'API fournissant l'intensité carbone du réseau ou les prédictions d'ensoleillement.

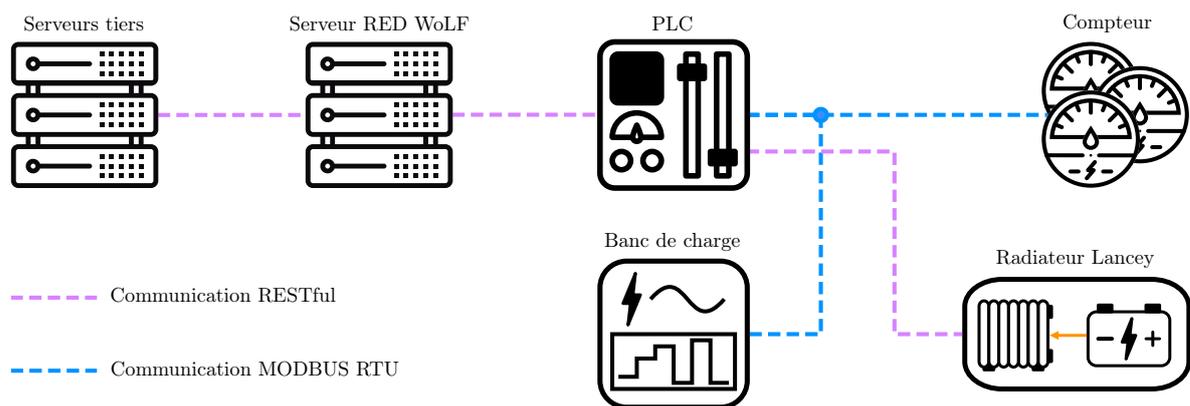


FIGURE 4.3 – Infrastructure réseau

Dans le cadre de la stratégie RED WoLF, la partie logicielle est séparée en deux : i) le stockage des données et le serveur RESTful qui sont supportés par le serveur ; ii) la collecte et l'envoi des données ainsi que le contrôle des radiateurs Lancey. La liste des services sera détaillée dans les deux sections qui suivent.

Le serveur

Le premier service du serveur du mini-pilote est de fournir une interface RESTful pour la collecte de données et l'envoi des commandes. Il est basé sur l'environnement de programmation Node-RED qui a été choisi dans le but de fournir une interface visuelle afin de faciliter la programmation et la présentation lors de démonstration sans avoir à tronquer les performances. Comme lors de la présentation des stratégies RED WoLF et CANO dans les Sections 2.1 et 2.2 trois fonctions composent ce service, la Figure 4.4 montre l'organisation du serveur RESTful qui va exécuter en parallèle : *la collecte des données* : le serveur attend une requête HTTP POST afin de traiter son contenu pour le stocker dans une base de données ; *la calcul du droit à polluer* : dans le cadre de la stratégie RED WoLF (voir la Section 2.1), un droit à polluer est recalculé toutes les heures par le serveur avant d'être stocké dans la base de données ; *la génération des commandes* : à la réception d'une requête HTTP GET sur le End Point dédié, le serveur calcule la commande à envoyer à l'aide du droit à polluer et l'envoi au PLC.

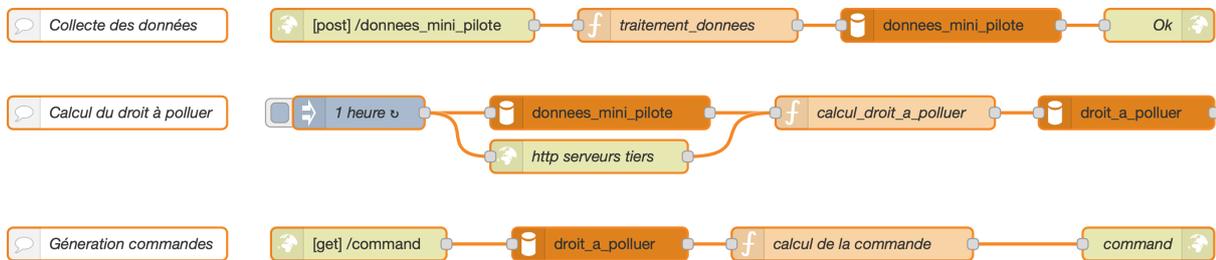


FIGURE 4.4 – RESTful API

Le second service exécuté par le serveur est le stockage des données reçues du PLC dans une base de données. Le choix s'est porté sur une base de données relationnelle de type MySQL pour deux raisons : i) le format des données est toujours le même comme le montre la Figure 4.5 ; ii) la quantité de données à stocker étant faible, il n'était pas nécessaire de se tourner vers des bases NoSQL. La Figure 4.5 représente la structure de la table de stockage des données reçues du PLC implanté dans la base de données. Tout d'abord, la clé principale est un entier incrémenté automatiquement à chaque nouvelle entrée. Puis, on retrouve l'identifiant de la maison et le timestamp nommé respectivement hid et ts permettant de connaître l'émetteur et la date de la collecte de la donnée. Enfin, cette classe est composée de quatre sous-classes représentant les informations des différents équipements collectés PLC :

- *mgrid_w* représente la puissance consommée ou exportée sur le réseau national ;
- *mbatt_in_w*, *mbatt_out_w* et *batt_level* correspondent respectivement aux flux de puissance entrant et sortant de la batterie ainsi qu'à son niveau de charge ;
- *mpv_w* donne la puissance produite par le système photovoltaïque ;
- *mappl_w* désigne la puissance consommée par les appareils domestiques (le banc de charge).

Le contrôleur

Les fonctions de contrôle, de communication et de collecte des données sont fournies par le PLC Unitronics USC-B10-B1. La Figure 4.6 montre une partie du programme qui est exécutée par le contrôleur. Dans le cadre du mini-pilote, il va devoir s'acquitter de deux tâches : 1) *la collecte des données de consommation et production* ainsi que leur envoi à travers l'interface RESTful du serveur prévue à cet

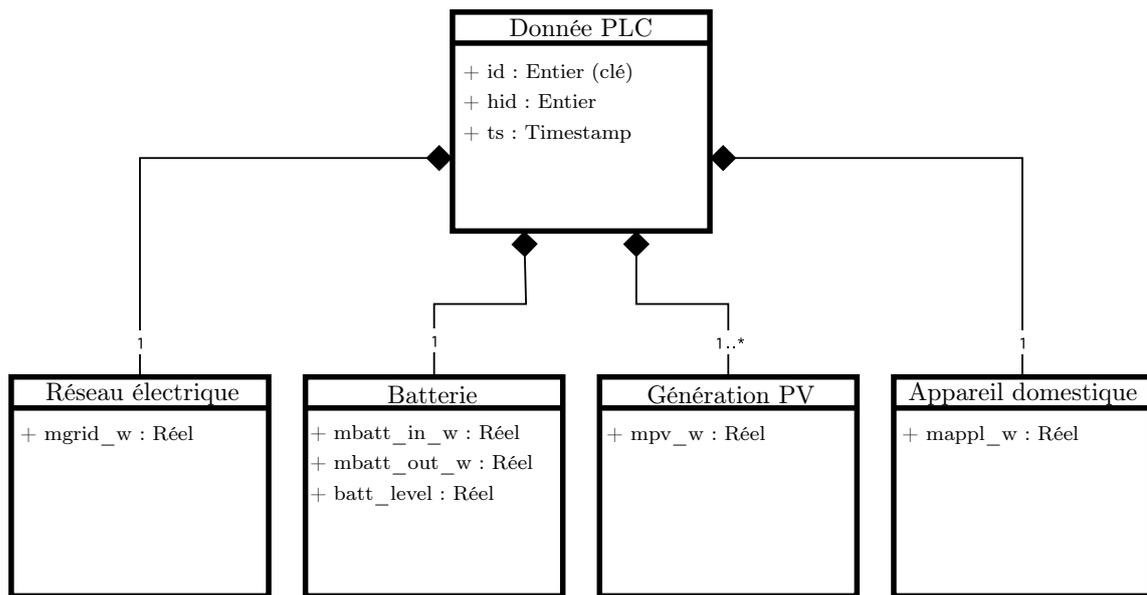


FIGURE 4.5 – Base de données : diagramme de classes

effet ; 2) la récupération des commandes via la seconde interface et qui devra être appliquée aux radiateurs Lancey pour minimiser les émissions carbone.

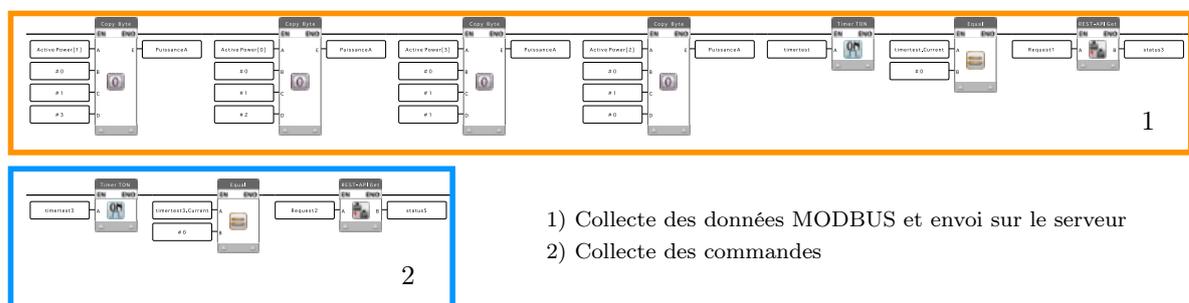


FIGURE 4.6 – Programme du contrôleur

Comme le montre la Figure 4.6, la programmation du contrôleur se fait à l'aide du langage Ladder. Dans la première fonction (1), les quatre premiers blocs permettent de convertir les données reçues par le compteur MODBUS (Float ABCD) en valeur décimale utilisable. Puis, les trois derniers servent à envoyer périodiquement les valeurs au serveur via une requête HTTP. À noter que le PLC ne supporte que la méthode GET, ce qui nécessite d'adapter le serveur en conséquence pour accepter les requêtes HTTP GET avec donnée en paramètres. La seconde fonction (2) se contente d'effectuer périodiquement les requêtes HTTP GET de commande.

Puis, la Figure 4.7 montre le PLC et la carte d'extension lui permettant de communiquer avec les compteurs MODBUS RTU. On y voit aussi la configuration de la liaison son RS-485 et de l'esclave (le compteur pour la consommation des appareils domestiques). Trois points sont mis en valeur ici : 1) le nom de la variable qu'on retrouve en entrée des blocs de conversion MODBUS - décimales dans la

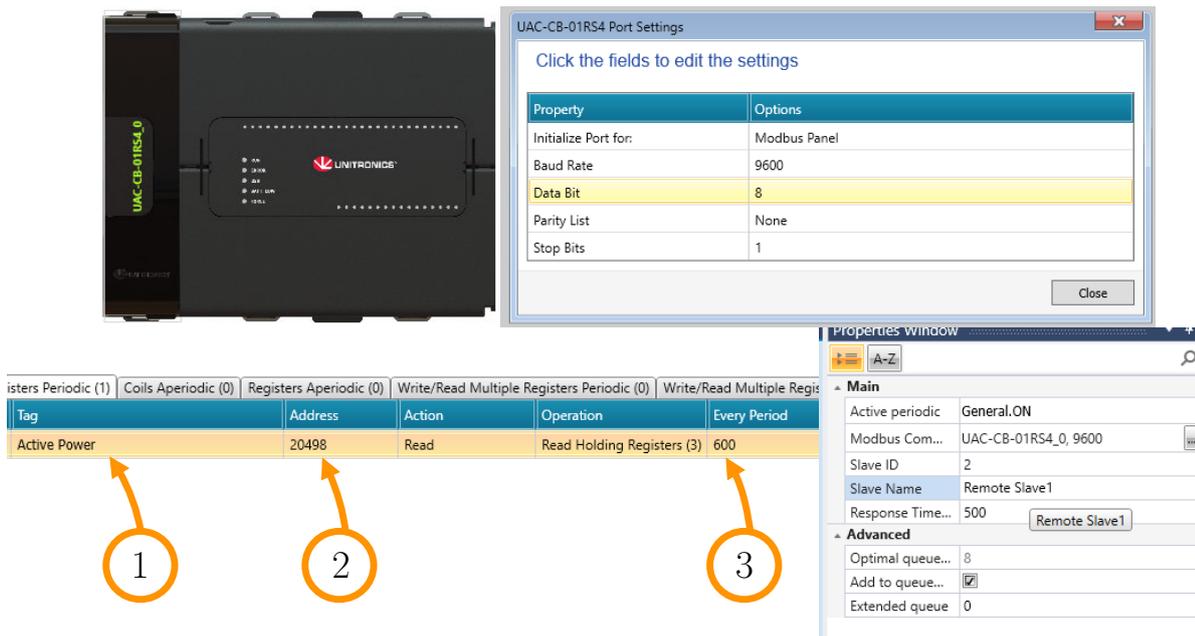


FIGURE 4.7 – Configuration MODBUS

fonction (1) de la Figure 4.6 ; 2) l'adresse du registre permettant d'accéder à la bonne valeur du compteur (ici, l'énergie totale consommée par les appareils domestiques) ; 3) la période d'interrogation à laquelle le maître va récupérer les données sur l'esclave (ici 10 minutes).

Pour finir, la Figure 4.8 montre une partie de l'interface mise en place pour visualiser les données collectées par le mini-pilote. On y voit la tension de la batterie du radiateur Lancey permettant d'estimer son état de charge à chaque instant. La puissance de la batterie permet de voir si la batterie se charge (puissance négative) ou se décharge (puissance positive). Le cadran en haut à droite affiche la puissance

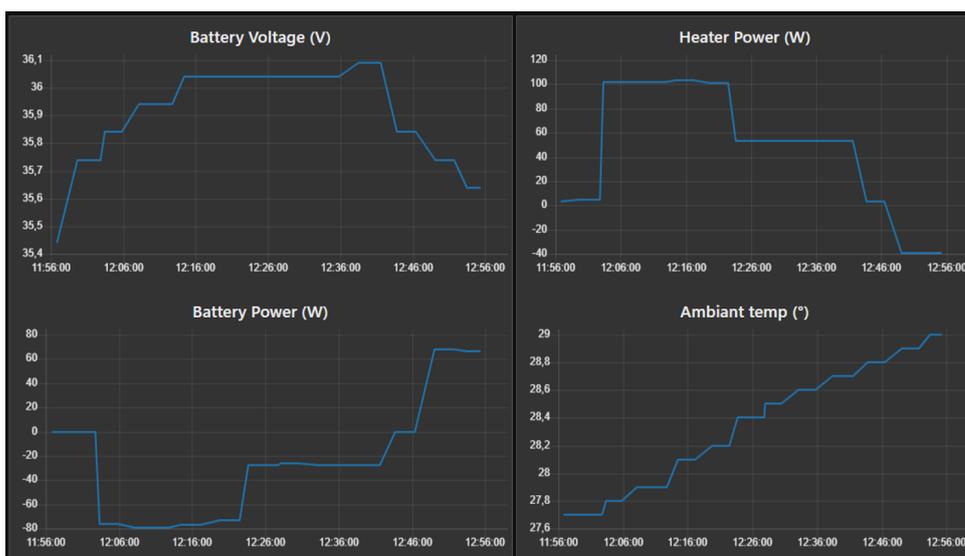


FIGURE 4.8 – Interface graphique mini-pilote

consommée par le radiateur (chauffage et batterie), c'est pourquoi cette valeur peut être négative. Enfin, le dernier cadran (en bas à droite), représente la température ambiante collectée par le capteur de température du radiateur Lancey.

4.2 Déploiement réel

Le mini-pilote présenté dans la section précédente avait pour objectif de tester la faisabilité des solutions proposées par les pilotes. En effet, dans la région couverte par le programme européen Interreg NWE, le projet RED WoLF finance un certain nombre de partenaires pour installer la stratégie RED WoLF dans des foyers appelés démonstrateurs. Dans cette section, les choix des pilotes seront détaillés aux cotés de photographies des installations dans le but de montrer les infrastructures utilisées par les pilotes. Dans le cadre du projet RED WoLF, environ cent démonstrateurs sont répartis en cinq pilotes à travers quatre pays. Afin de laisser libre cours à l'innovation, le choix des architectures a été laissé aux partenaires chargés des démonstrateurs avec certaines contraintes (plusieurs formes de stockage d'énergie, un contrôleur compatible RESTful, etc.). Il a découlé de cette démarche trois infrastructures différentes :

- *les deux pilotes français* : soutenus par EDF dans le développement de la solution technique, utilisent des radiateurs Lancey pour le stockage d'électricité ;
- *le pilote luxembourgeois* : conçu par Energipark Réiden S.A., cette solution se base sur une pompe à chaleur et des batteries électrochimiques pour optimiser les émissions carbone de bâtiments d'habitation ;
- *les pilotes britanniques* : composés d'un pilote en Angleterre et de deux pilotes en Irlande, l'architecture choisie utilise des radiateurs à stockage thermique d'énergie et une batterie pour optimiser les émissions de gaz à effet de serre.

Chacune de ces infrastructures seront respectivement décrites dans les Sections 4.2.1, 4.2.2 et 4.2.3.

4.2.1 Les pilotes français

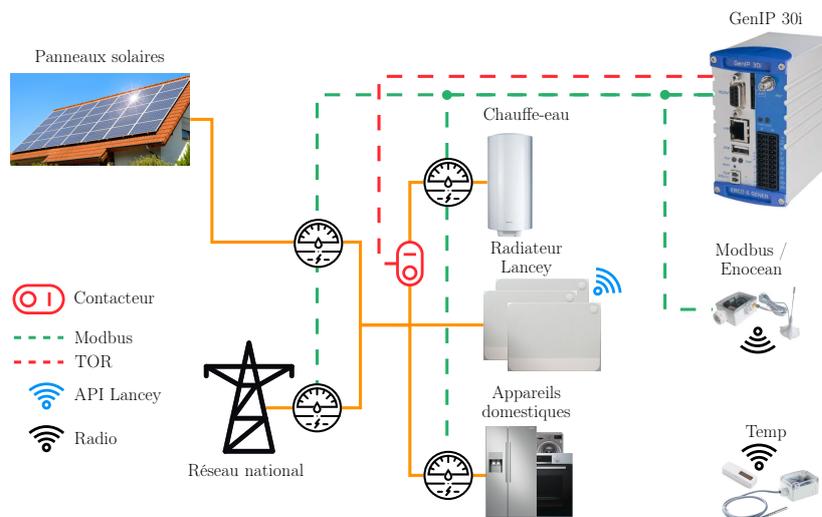


FIGURE 4.9 – Infrastructure des démonstrateurs français

Dans le cadre du déploiement de la solution RED WoLF en condition réelle d'utilisation, quatre partenaires français sont impliqués : EDF et l'Université de Lorraine ont spécifié une infrastructure adaptée au réseau électrique français et répondant aux différents besoins et contraintes liés à la solution RED WoLF ; Néolia a mis à disposition quatorze pavillons répartis sur deux communes autour de Montbéliard, afin d'y installer les équipements nécessaires à l'optimisation des émissions carbone selon la stratégie RED WoLF ; Bretagne Sud Habitat va fournir dix-neuf maisons hébergeant au total quarante quatre personnes, afin d'y installer la solution proposée par EDF et l'Université de Lorraine.

Comme le montre la Figure 4.9, le système de stockage hybride de l'énergie est composé d'un chauffe-eau piloté par un contacteur et de radiateurs Lancey pour le stockage et la restitution d'électricité. À noter que le mini-pilote a permis de s'assurer de la compatibilité de ces radiateurs avec le reste des équipements. Concernant le contrôleur, le choix s'est porté sur le GenIP 30i, programmable en PHP et permettant de s'interfacer avec le serveur RED WoLF. Enfin, des sondes de température sont aussi mises en place afin d'obtenir un indicateur sur le niveau de confort atteint.

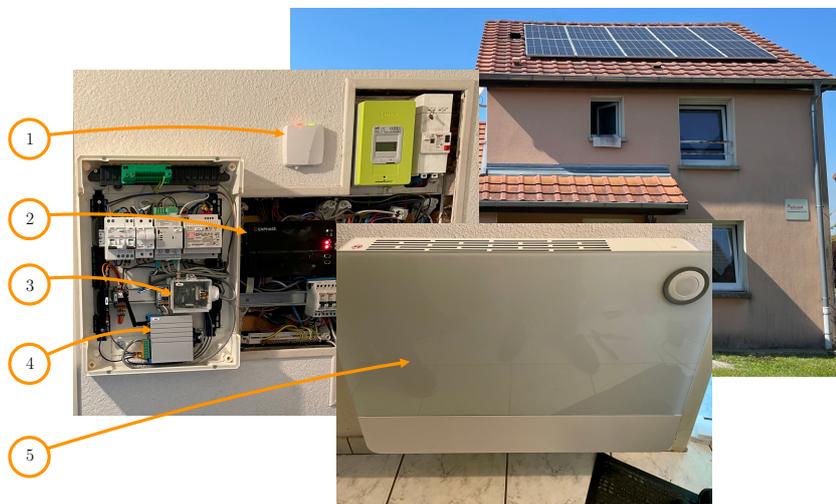


FIGURE 4.10 – Équipements des démonstrateurs français

Sur la Figure 4.10, sont mis en évidence cinq équipements importants de la stratégie RED WoLF : 1) la passerelle Lancey permettant d'appairer les radiateurs Lancey et de les contrôler à travers une interface RESTful ; 2) l'onduleur pour panneaux photovoltaïques permettant de convertir le courant continu produit par l'installation solaire en courant alternatif utilisable par les appareils domestiques et le système de stockage ; 3) le contrôleur Gen IP 30i qui envoie les commandes au système de stockage et collecte les données des compteurs et des sondes de température ; 4) un radiateur Lancey qui permet de stocker de l'électricité grâce à la batterie qu'il intègre.

4.2.2 Le pilote luxembourgeois

Le partenaire chargé du pilote luxembourgeois est la société Energipark, qui propose huit bâtiments résidentiels pour un total de vingt-et-un appartements. Ici, le partenaire avait déjà installé l'infrastructure détaillée par la Figure 4.11, mais avait besoin d'un modèle de commande pour optimiser les cycles de chargement et de déchargement du système de stockage d'énergie. Il a été nécessaire d'établir la communication entre le PLC et le serveur RED WoLF pour pouvoir intégrer ce pilote au sein du projet.

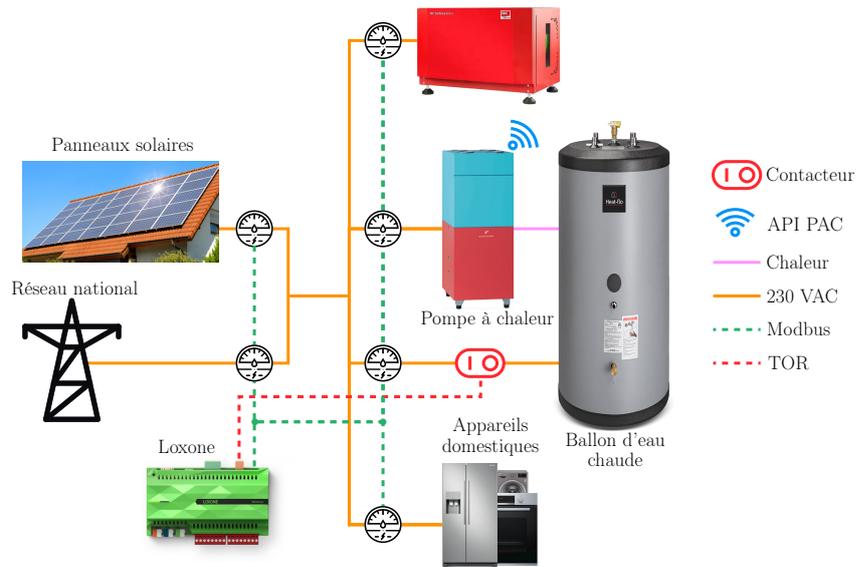


FIGURE 4.11 – Infrastructure du démonstrateur luxembourgeois

Comme le montre la Figure 4.11, l'infrastructure choisie est différente du premier pilote. En effet, d'une part la production d'eau chaude sanitaire et le chauffage sont fournis par une pompe à chaleur (et/ou une résistance électrique en cas de demande élevée) chauffant un ballon d'eau chaude par habitation. Le système de stockage électrochimique ainsi que le système photovoltaïque sont quant à eux mutualisés pour l'ensemble du bâtiment. Enfin, le contrôleur permettant d'articuler le système est fourni par la société Loxone et se rapproche plus d'un ordinateur que d'un automate.

La Figure 4.12 montre une partie du local technique contenant les équipements principaux de la stratégie d'optimisation des émissions carbone. Cinq équipements sont mis en évidence : 1) *l'onduleur solaire* permettant de convertir le couple tension/courant continu fourni par les panneaux solaires en source alternative utilisable par les différents équipements du bâtiment ; 2) *le stockage électrochimique* composé de trois batteries montées en parallèle afin d'augmenter leur capacité ; 3) *les onduleurs de batterie*, à l'instar de l'onduleur solaire, ils permettent de transformer la batterie qui est une source d'énergie continue en source alternative ; 4) *le ballon d'eau chaude* faisant office de stockage d'énergie thermique est chargé grâce à la pompe à chaleur ou à une résistance de chauffe ; 5) *la pompe à chaleur* qui va fournir l'énergie thermique nécessaire pour couvrir les besoins en eau chaude sanitaire et en chauffage de la maison.

4.2.3 Les pilotes britanniques

Enfin, les derniers démonstrateurs sont situés en Angleterre et en Irlande et impliquent six partenaires dans son développement : *Leeds Beckett University*, *Université de Lorraine* et *Volta* sont chargés de la conception et du développement de la solution technique qui sera mise en place dans les démonstrateurs ; *Oldham Council* a mis à disposition vingt foyers sur la commune de Oldham (Angleterre) pour y installer la solution RED WoLF ; *Cork City Council* propose dix de ces propriétés en Irlande pour y installer les équipements nécessaires à la stratégie de réduction des émissions de gaz à effet de serre ; *Carbery Housing Association* fournit vingt-deux appartements.



FIGURE 4.12 – Équipements du démonstrateur luxembourgeois

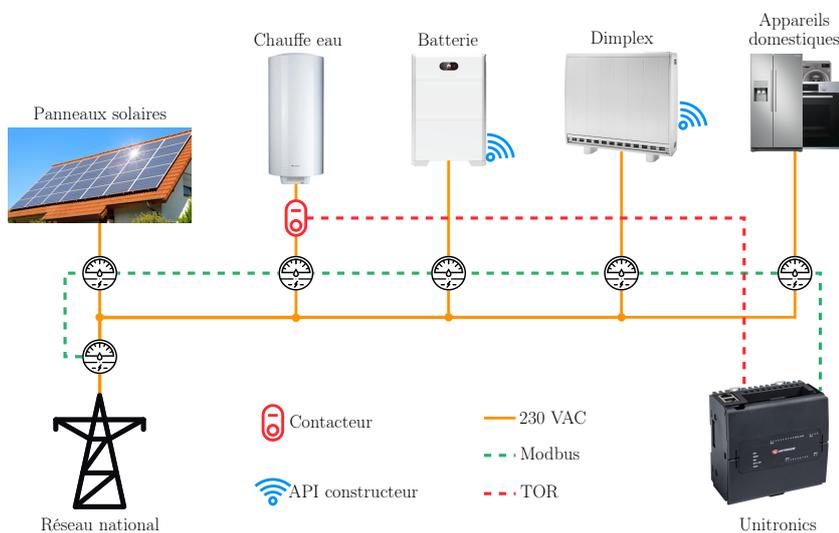


FIGURE 4.13 – Infrastructure des démonstrateurs britanniques

La Figure 4.13 présente une vue d'ensemble de l'infrastructure conçue pour les différents pilotes britanniques, qui se base sur un système hybride de stockage de l'énergie composé de trois équipements : *un chauffe eau* afin de répondre au besoin en eau chaude sanitaire du foyer ; *une batterie électrochimique* dédiée à chaque appartement/maison ; *des radiateurs à inertie thermique* utilisant des briques réfractaires pour le stockage d'énergie thermique de la marque Dimplex. Enfin, le contrôleur allant servir d'interface avec le serveur RED WoLF est un Unitronics.

Une partie des équipements installés dans les démonstrateurs britanniques sont montrés dans la Figure 4.14, on y voit notamment : 1) *le contrôleur* servant de passerelle entre le démonstrateur et le serveur RED WoLF a été validé grâce au mini-pilote de la Section 4.1 ; 2) *l'onduleur solaire* ; 3) *les compteurs d'énergie* présents sur la Figure 4.13 ; 4) *la batterie* de marque Huawei d'une capacité de 10 kWh ; 5) *un radiateur Dimplex* à stockage d'énergie thermique permettant de répondre au besoin de chauffage des habitants.

Dans cette section, les différentes infrastructures conçues et déployées dans les démonstrateurs du

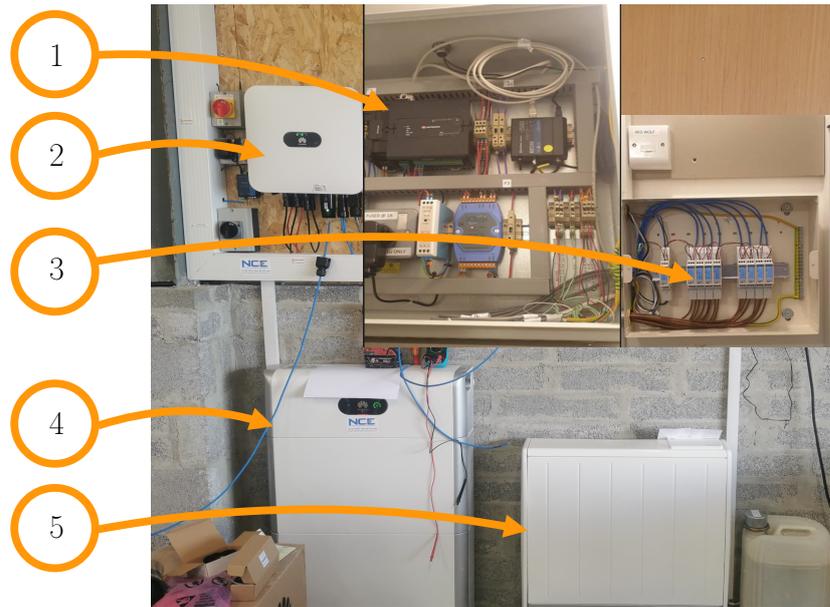


FIGURE 4.14 – Équipements des démonstrateurs britanniques

projet RED WoLF on été décrites. Chaque pilote ayant ses spécificités propres, il est nécessaire de les prendre en compte lors du développement du serveur afin d'assurer l'interopérabilité entre le serveur et les démonstrateurs. La section suivante est dédiée à la présentation du serveur RED WoLF et des API permettant de communiquer avec lui. Pour conclure, en plus de proposer un modèle permettant la réduction des émissions carbone, le projet RED WoLF vise aussi à tester sa solution sur un nombre de foyers conséquents afin obtenir d'une part des résultats relevant d'utilisation réelle et donc de fournir une preuve de concept, et d'autre part de collecter plusieurs jeux de données dans différents cas de figure (maison ou appartement, France, Irlande ou Angleterre, etc.) qui serviront de socle pour le développement et le test de modèle d'optimisation futur.

4.3 Serveur RED WoLF réel

Cette section est dédiée au serveur RED WoLF déployé ans les locaux de ITSligo ainsi que les services associés. En se basant sur l'expérience acquise pendant le développement du serveur du mini-pilote, l'intégration et la mise en production du serveur réel ont été grandement simplifiées. Dans le cadre des démonstrateurs, certaines fonctionnalités sont nécessaires en plus de celles qui sont présentées dans la Section 4.1.2. En effet, cinq services sont exécutés en parallèle sur le serveur :

1. *le calcul des prédictions* : toutes les prédictions utilisées comme entrées pour le calcul du droit à polluer. Les prédictions concernant la production solaire, la consommation de l'électroménager et l'intensité carbone du réseau national sont calculées à l'aide d'un algorithme basé sur des méthodes de Machine Learning (ML). Ce service a été développé par Leeds Beckett University (LBU) et ne sera pas détaillé dans ce document ;
2. *la collecte de l'intensité carbone du réseau national* : pour pouvoir générer les commandes à exécuter, il est nécessaire de collecter toutes les minutes l'intensité carbone. Plusieurs services existent

pour collecter cette information à travers des APIs. De plus, ces données vont permettre d'alimenter notre algorithme de prédiction de la charge carbone du réseau national ;

3. *le stockage des données* : en plus d'être nécessaire au calcul des commandes à envoyer aux PLC, l'objectif de ce service est double, d'une part il permet le stockage à long terme des données collectées afin de fournir des jeux de données pertinents pour d'autres études, et d'autre part il permet l'analyse des performances de la stratégie utilisée. Une base de données relationnelle de type MySQL est utilisée pour fournir ce service. Dans le cadre de cette thèse, il aurait été intéressant d'avoir ces données pour nos comparaisons, mais l'alimentation de la base de données est encore trop "jeune" pour réaliser ce travail d'analyse. ;
4. *le calcul du droit à polluer et des commandes* : une fois toutes les informations collectées et stockées, le quatrième service concerne les calculs du droit à polluer et les commandes. Comme le premier service, il ne sera pas développé dans ce chapitre car les calculs sont détaillés dans les Sections 2.1.2 et 2.1.3 ;
5. *l'API RESTful* : enfin, le dernier service concerne l'interface RESTful permettant la communication entre les PLC et le serveur. Plus particulièrement l'envoi des données collectées pour leur traitement et la récupération des commandes pour appliquer la stratégie de contrôle. Ce service quant à lui sera détaillé dans cette section.

4.3.1 Infrastructure serveur

Lors de la spécification du serveur RESTful, et afin de définir les exigences du système, plusieurs besoins ont été définis. Comme les données collectées sont personnelles, elles doivent se conformer au Règlement Général sur la Protection des Données (RGPD), impliquant certaines mesures comme l'anonymisation et la demande accord. Les concepts de sécurité et d'intégrité des données ont aussi ajouté des contraintes au système par rapport au chiffrement et à la détection des pertes ou erreurs de paquets. Enfin, chaque pilote ayant plusieurs démonstrateurs, ils doivent se connecter au serveur toutes les minutes (dans la première version de l'architecture), nécessitant de ce fait une gestion de file d'attente et un traitement rapide de cette dernière afin d'éviter la congestion ou encore l'échec des requêtes suite à un Round Trip Time (RTT) trop élevé.

La Figure 4.15 montre l'organisation matérielle déployée et l'architecture logicielle sur le serveur RED WoLF pour répondre aux différentes exigences de sécurité et de qualité de service. Au niveau du routeur, un filtrage par adresse IP est mis en place à l'aide d'une whitelist permettant ainsi d'empêcher les intrusions sur le serveur. Le pare-feu va de son côté bloquer toutes les requêtes sur un port différent de 443, limitant ainsi uniquement l'accès au serveur web. Enfin, le serveur va se charger de traiter les requêtes après avoir authentifié les clients via le standard JSON Web Token (JWT). Une fois la requête reçue par le serveur, celle-ci est traitée par un Proxy (NGINX) qui va avoir deux tâches :

- *la gestion des flux* : en effet, plusieurs requêtes peuvent arriver en même temps et doivent donc être mises en file d'attente ;
- *la redirection de la requête* : la requête doit ensuite être redirigée sur le port interne correspondant au serveur web.

Le framework Flask permet la création des end-points HTTP nécessaire pour la définition des APIs. Cependant, le serveur web natif inclus dans Flask (Werkzeug) a été conçu exclusivement pour les phases de développement, c'est pourquoi il est incapable de traiter plusieurs requêtes simultanément ni de supporter

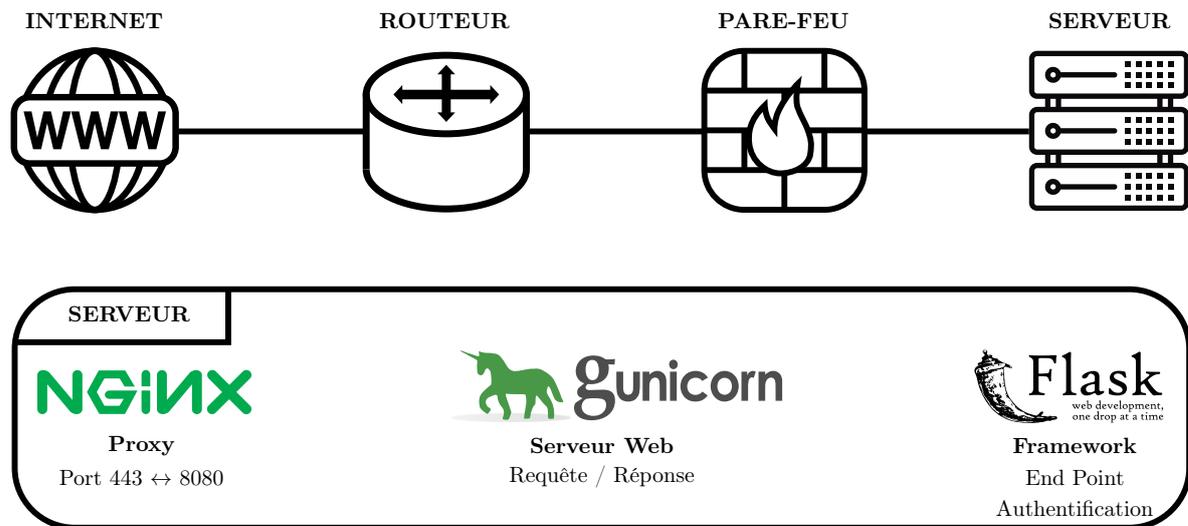


FIGURE 4.15 – Infrastructure serveur

les connexions HTTPS requises pour assurer le chiffrement. Pour résoudre ce problème, un serveur web (Gunicorn) de production est mis en place pour gérer les requêtes en parallélisant leur traitement.

4.3.2 API RESTful

Pour les clients, la communication avec le serveur se fait à travers deux APIs : i) *monitored* : cette interface permet l'envoi d'un fichier JSON contenant les données collectées par le PLC afin de les stocker puis de les traiter pour générer les commandes ; ii) *command* : cette interface permet au PLC de récupérer les commandes à exécuter pour réduire les émissions carbone en chargeant ou déchargeant le système de stockage. Cette seconde API est détaillée dans la Table 4.1 avec ses paramètres d'entrées et ses différentes réponses. Pour pouvoir utiliser cette API, le client a besoin d'un jeton (token) qui est basé sur le standard JSON Web Token (JWT décrit dans la RFC 7519). Un token au format JWT est composé des trois parties séparées par des points (par exemple : `eyJhbGciOiJIUzI1NiIsInR5cGU6IiwiZW5kaXIiLCJ1aWkiOiJ1aWkiLCJ1aWkiOiJ1aWki`), les deux premières sont obtenues en encodant les JSON de l'entête et de la charge utile qui contiennent respectivement l'algorithme de chiffrement et le type de token et l'identifiant du client. La troisième partie du token est obtenu en encodant le hash fourni en appliquant une fonction de hachage avec clé à la concaténation des deux premières parties séparées d'un point. Enfin, pour obtenir le token, il faut concaténer les parties en les séparant par un point. D'un point de vue sécurité, le JWT est considéré comme sécurisé car il utilise un code d'authentification de message à clé. Toutefois, il faut garder à l'esprit que les champs d'entête et de charge utile ne sont pas chiffrés nécessitant de ne pas mettre d'information sensible à l'intérieur et d'utiliser un protocole de communication sécurisé comme HTTPS. Une fois le token généré, le client peut récupérer les commandes en effectuant une requête HTTPS GET sur le end-point dédié. En réponse, plusieurs cas de figure existent :

- *Succès* : le serveur renverra un JSON contenant les commandes sous la forme de variables booléennes ainsi que l'identifiant et l'horodatage ;
- *Erreur* : le serveur renverra un JSON contenant le message d'erreur approprié afin d'identifier la source du problème comme une erreur dans la clé de hachage ou un client non enregistré.

Source Code 4.1 – End-point HTTP pour les commandes

```

1 from flask import Flask, request
2 from jwcrypto import jwk, jws
3 import pymysql
4 import base64
5 import json
6
7 pymysql.install_as_MySQLdb()
8 dbmysql = pymysql.connect(
9     host="localhost",
10    database="red_wolf",
11    cursorclass=pymysql.cursors.DictCursor)
12 mycursor = dbmysql.cursor()
13
14 app = Flask(__name__)
15
16 @app.route('/command', methods=['GET'])
17 def read_last_command():
18     try:
19         token = request.args.get('token').split(".", 2)
20         payload = json.loads(base64.urlsafe_b64decode(token[1] + '=' * (4 - len(token[1]) % 4)))
21     except:
22         return '{"message": "Bad Token: JWT Format Error"}', 403
23     else:
24         sql = "SELECT Credential FROM client_credentials WHERE To_household_id = {}".format(payload["id"])
25         mycursor.execute(sql)
26         cmd = mycursor.fetchone()
27         key_db = {}
28         if cmd is not None:
29             key_db[payload["id"]] = cmd["Credential"]
30         if payload["id"] not in key_db:
31             return '{"message": "Bad Token: Unknown User"}', 403
32         else:
33             k = {"k": key_db[payload["id"]], "kty": "oct"}
34             key = jwk.JWK(**k)
35             token = '{}.{}.{}'.format(token[0], token[1], token[2])
36             try:
37                 jwt.JWT(key=key, jwt=token)
38             except jws.InvalidJWSSignature:
39                 return '{"message": "Bad Token: Invalid JWT Sign"}', 401
40             else:
41                 sql = "SELECT * FROM control_commands WHERE To_household_id = {}".format(payload['id'])
42                 mycursor.execute(sql)
43                 cmd = mycursor.fetchone()
44                 if cmd is None:
45                     return '{"message": "Not command available"}', 404
46                 else:
47                     return '{"To_Household": {}, "Timestamp": "{}", "Charge Battery": {},
48                        "Use Battery": {}, "Charge Heater": {}, "Charge Cylinder": {}}'.format(
49                         cmd["To_household_id"], cmd["Timestamp"], cmd["Charge_battery"],
50                         cmd["Use_battery"], cmd["Charge_storage_heaters"], cmd["Charge_DWH"]), 200

```

TABLE 4.1 – Interface des commandes

GET	/command?token={token}	lire la dernière commande du client
Paramètres		
token	token du client	
Réponse		application/json
200	success	<pre>{ "To_Household" :1, "Timestamp" : "2020-01-01 10 :10 :10", "Charge_Battery" :1, "Use_Battery" :1, "Charge_Heater" :1, "Charge_Cylinder" :1 }</pre>
401	error : invalid json web token	{“message” : “Bad Token : Invalid JWT Sign”}
403	error : unknown user	{“message” : “Bad Token : Unknown User”}
403	error : Wrong JWT format	{“message” : “Bad Token : JWT Format Error”}
404	error : resource not found	{“message” : “No command available”}

Le Code Source 4.1 montre l’implémentation de l’API décrite par la Table 4.1. Développé en Python, ce serveur RESTful permet la communication sécurisée entre le client et la base de données où sont stockées les commandes, et la gestion des tokens pour l’authentification. Ce code est composé de plusieurs parties :

- **[Ligne 1 à 5]** : Les différentes bibliothèques utilisées par le programme sont chargées comme les librairies *flask* et *jwt* qui permettent respectivement de créer un environnement Flask et de traiter les tokens de type JWT ;
- **[Ligne 7 à 12]** : Les paramètres de connexion à la base de données MySQL sont spécifiés et l’objet *mycursor* est créé pour pouvoir lire et écrire dans les tables SQL ;
- **[Ligne 14]** : Cette commande permet d’initialiser un environnement *Flask* dans lequel il sera possible de créer des end-points HTTP ;
- **[Ligne 16 à 17]** : Ces lignes servent à créer une interface permettant d’accepter les requêtes HTTP avec la méthode GET sur le chemin d’accès /command et d’y affecter une fonction qui sera exécutée à chaque requête ;
- **[Ligne 19 à 20]** : La première étape à réaliser lors d’une requête est de récupérer le token passé en paramètre et d’y extraire la charge utile (la deuxième partie du JSON Web Token) et plus particulièrement l’identifiant du client ;
- **[Ligne 22]** : En cas de problème relatif à la syntaxe du token, un message d’erreur concernant le format du token est renvoyé au client avec le code erreur 403 ;
- **[Ligne 24 à 29]** : La base de données est interrogée pour récupérer la clé de hachage correspondant à l’identifiant utilisé dans le champ charge utile du JWT ;

- **[Ligne 31]** : Si l'identifiant fourni par le client n'est pas connu du serveur, un message d'erreur et le code 403 sont renvoyés au client ;
- **[Ligne 33 à 37]** : La signature du token est vérifiée à l'aide de la clé récupérée dans la base de données afin d'authentifier l'auteur de la requête ;
- **[Ligne 39]** : Si la signature ne peut pas être vérifiée, un code erreur 401 accompagné d'un message concernant l'invalidité de la signature sont renvoyés au client ;
- **[Ligne 41 à 50]** : Enfin, les dernières commandes disponibles sont collectées sur la base de données et renvoyées au client avec le code 200.

Finalement, dans le but de fournir un système robuste en cas d'erreur ou de redémarrage du serveur et pour paralléliser le traitement des requêtes, le script bash détaillé par le Code Source 4.2 est exécuté à travers un service qui va s'assurer que le serveur web est toujours en ligne. La commande `gunicorn -w 4` permet de créer quatre processus parallèles pour le traitement des requêtes HTTP.

Source Code 4.2 – Script bash Gunicorn

```
1 #!/bin/bash
2 echo Starting RED WoLF RESTful Web Server.
3 cd /home/rwp-admin/rw_web_server
4 source bin/activate
5 gunicorn -w 4 -b 127.0.0.1:8080 rw_web_server:app
```

Pour conclure cette section, les différents services fournis par le serveur ont été détaillés ainsi que l'infrastructure mise en place pour supporter la communication avec les pilotes. Puis, l'interface de communication RESTful a été présentée avec les mécanismes permettant de gérer les besoins relatifs à la sécurité et à la qualité de service.

4.4 Conclusion

En conclusion, ce chapitre a développé le second objectif du projet RED WoLF : mettre en place une infrastructure pour collecter des données afin d'obtenir un retour sur les performances réelles d'une stratégie d'optimisation des émissions carbone. Pour ce faire, dans la Section 4.1 un prototype permettant la validation des différents choix techniques a été présenté avec ses architectures matérielle et logicielle. Puis, dans la Section 4.2 trois infrastructures différentes proposées dans le cadre des démonstrateurs ont été détaillées. Enfin, dans la Section 4.3, le serveur commandant la totalité des démonstrateurs, y a été détaillé avec ces différentes fonctions. Les premiers retours concernant la communication entre les PLC et le serveur sont concluants car plusieurs mois de données concernant plusieurs dizaines de foyers ont pu être collectés. Les résultats présentés dans ce chapitre montrent que l'infrastructure proposée dans le cadre du projet RED WoLF est techniquement faisable. Dans la littérature scientifique portant sur le même thème, les chercheurs se concentrent essentiellement sur la phase en amont avec des implémentations d'algorithmes dans des environnements scientifiques (Matlab, Python, etc.) sans vraiment mener une réflexion sur leur faisabilité dans le monde réel, qui impliquent pourtant d'autres aspects comme la considération de la sécurité et de la confidentialité des données personnelles. Ce chapitre est donc une vraie différence par rapport à d'autres contributions de recherche. Cette implémentation met à jour d'autres services indispensables comme la sécurité mais non nécessaires pour la réduction carbone. Ce

chapitre montre aussi le travail de collaboration dans ce projet rassemblant des acteurs ayant chacun leur spécialité et utilisant leur propre langage technique (informatique, énergie, habitation, juridique, humain). Ce partenariat est international et certaines contraintes sont aussi spécifiques à leur pays. Ces réalisations devraient aussi permettre de reboucler par rapport aux stratégies RED WoLF et CANO en analysant des données produites par les habitations, sur les événements imprévus non intégrés dans les stratégies (pannes de serveurs, comportement des habitants sur le système,...) mais aussi de reboucler sur l'impact carbone des solutions matériels proposées.

Toutefois, certaines perspectives concernent l'infrastructure du réseau de communication. En effet, il pourrait être intéressant de revoir l'allocation des différentes fonctions pour décentraliser la charge de calcul et donc réduire encore les émissions carbone, tout en augmentant la robustesse globale du système (en cas de perte de connexion avec le serveur). Enfin, la publication dans une revue scientifique, des données enrichies collectées durant le projet, fait l'objet de discussions à l'intérieur du consortium RED WoLF.

Conclusion et Perspectives

Sommaire

5.1 Contributions principales	92
5.2 Conclusion	93
5.3 Perspectives	94
5.3.1 Vers d'autres méthodes d'optimisation...	94
5.3.2 D'autres architectures...	94
5.3.3 Et une analyse plus poussée	95

Ce travail s'inscrit dans le cadre de l'effort global demandé à chaque secteur d'activité de réduire les émissions de gaz à effet de serre de 20% d'ici 2025, et de 40% à 50% d'ici 2030 afin de respecter l'Accord de Paris sur le climat. Le secteur résidentiel représente un quart de la consommation finale d'énergie au sein de l'Union Européenne et 30 % des émissions totales de gaz à effet de serre. Contribuant fortement au changement climatique, ce secteur oblige les instances politiques internationales à prendre des mesures centrées sur les émissions carbone afin de limiter ses effets sur la planète. Toutefois, aucune précision concernant les contraintes sur les coûts d'adaptation ne sont fournies. L'époque est révolue où chacun essayait de trouver des solutions optimales pour réduire les coûts financiers, quel que soit le coût environnemental. Cependant, les impacts économiques inhérents à la nouvelle norme "Réglementation Environnementale 2020"¹ sur la décarbonisation appliquée aux logements français sont encore difficilement quantifiables. Il s'agit selon nous d'un pari audacieux mais nécessaire pour faire bouger les codes dans la construction, l'utilisation et la déconstruction des logements. Cette thèse, et plus généralement le projet Interreg NWE RED WoLF sont une contribution dans cette démarche d'une habitation plus propre.

Dans ce contexte, améliorer l'isolation des habitations aura un impact positif sur la réduction de la consommation d'électricité et donc des émissions carbone, mais une étape supplémentaire peut permettre d'aller plus loin. Cette étape consiste à utiliser des sources d'énergie renouvelables locales avec des unités de stockage flexibles. Cependant, le développement et la démocratisation des énergies à faible impact carbone en Europe doit s'accompagner d'avancées technologiques, de baisses des coûts, d'industrialisation des processus et d'amélioration de l'efficacité. Cela dit, il reste encore du travail pour optimiser l'utilisation de telles technologies (comme les panneaux photovoltaïque, les batteries électrochimiques, les radiateurs

1. <http://www.batiment-energiecarbone.fr/projet-de-documents-methode-pour-la-reglementation-a126.html>

à accumulation, etc.). C'est ici qu'intervient le projet RED WoLF, qui vise à augmenter l'intégration des énergies renouvelables et à réduire les émissions de gaz à effet de serre pour les foyers équipés de systèmes photovoltaïques. Enfin, un dernier avantage pour ce type de solution qui intègre un système de production et de stockage d'énergie est de rendre plus autonome chaque habitation vis-à-vis de coupures des fournisseurs d'électricité ou des aléas météorologiques. Ce comportement est important à deux points de vue :

- le dérèglement climatique génère des événements météorologiques extrêmes (inondation, tempête,...) de plus en plus fréquents fragilisant le réseau électrique et les maisons qui doivent être de plus en plus robustes face à ces problèmes récurrents,
- l'approvisionnement en énergie primaire pour produire l'électricité est de plus en plus sensible à maîtriser du à des contraintes géopolitiques mais aussi météorologiques (pour les énergies renouvelables) et cela impose aux gestionnaires du réseau électrique d'avoir à leur disposition des mécanismes permettant d'isoler momentanément certaines habitations du réseau pour une gestion optimale globale du réseau.

Ce dernier point est sans nul doute une des actions de recherche intéressantes à mener qui conduiraient à faire cohabiter des algorithmes d'optimisation centralisés sur le réseau électrique avec ceux complètement décentralisés développés dans le projet RED WoLF.

L'état de l'art examiné dans le Chapitre 1 montre que la plupart des systèmes de gestion de l'énergie actuels se concentrent principalement sur la réduction de la facture d'électricité, reléguant la réduction des émissions carbone au second plan. De plus, ils proposent rarement des stratégies d'optimisation optant pour un stockage d'énergie hybride, et n'évaluent pas l'impact de la stratégie proposée sur la complexité de calcul ou la durée de vie des batteries. Les deux dernières problématiques sont particulièrement importantes avec l'avènement de l'*Edge Computing* dans le secteur de l'énergie (Feng et al., 2021; Munir et al., 2019) et la prise de conscience croissante de la difficulté de gérer et de recycler les technologies renouvelables telles que les batteries et les modules photovoltaïques (Pellow et al., 2020; Nain and Kumar, 2022).

5.1 Contributions principales

Pour faire avancer cet état des lieux, une infrastructure se basant sur une installation photovoltaïque fournissant une source d'énergie jugée neutre en carbone, et couplée à un système énergétique hybride permettant le stockage de l'énergie sous différentes formes (comme une batterie électrochimique, un ballon d'eau chaude sanitaire, etc.) a été conçue afin de fournir les ressources physiques à la réduction des émissions carbone. Afin d'orchestrer cette infrastructure, une première version d'une stratégie innovante et peu gourmande en ressources de calcul, basée sur le calcul d'un seuil d'intensité carbone, a été proposée lors d'une publication dans un journal scientifique. En un mot, ce modèle va chercher à identifier les meilleures périodes de la journée pour charger et décharger les différentes unités de stockage (comprenant la batterie, les radiateurs à accumulation, les ballons d'eau chaude) dans l'optique de minimiser les émissions de gaz à effet de serre inhérent à la consommation d'électricité sur le réseau national. Pour pouvoir évaluer les performances de cette stratégie concernant la réduction des émissions carbone, plusieurs indicateurs ont dû être créés. Avec ces indicateurs, nous avons remarqué que d'une part, les émissions de gaz à effet de serre et le coût financier étaient réduites, et que d'autre part, les besoins journaliers en chauffage et eau chaude sanitaire n'étaient pas toujours satisfaits. Dans le but de pallier à ce problème, une seconde

version de l'algorithme, nommée CANO et publiée dans une conférence internationale avec acte, a été proposée afin d'inclure les besoins thermiques dans le processus de calcul des commandes. En utilisant les indicateurs précédents, une comparaison entre les deux stratégies proposées dans le cadre du projet RED WoLF a pu être réalisée. Ici, le résultat est sans équivoque : en plus de subvenir à la totalité des besoins thermiques des foyers, le modèle CANO apporte de meilleurs résultats vis-à-vis des indicateurs d'émission carbone et de coût financier.

Concernant l'étape suivante, l'idée fut de procéder à une comparaison des algorithmes proposés par le consortium RED WoLF, avec d'autres algorithmes proposés dans la littérature. Les entrées et les fonctions d'objectifs sous-jacentes aux différents algorithmes d'optimisation existants diffèrent souvent les uns des autres, compliquant le processus menant à une telle analyse comparative. Par exemple, très peu de fonctions d'optimisation de la littérature considèrent les équipements de stockage thermique comme des unités de stockage dans leurs fonctions objectifs (McKenna et al., 2019). Il est donc nécessaire de procéder à des adaptations pour pouvoir comparer nos approches avec celles existantes. À cet égard, une collaboration de recherche avec le Dr. Katie McConky (Rochester Institute of Technology), qui a proposé la fonction d'optimisation présentée dans Olivieri and McConky (2020b) et nommée OM LP, a été initiée, dont les résultats ont fait l'objet d'une publication dans un journal scientifique. Une fois encore, les indicateurs introduits pour l'évaluation des modèles CANO et RED WoLF ont été utilisés pour juger les performances du modèle OM LP. Bien que le modèle de la littérature n'utilise qu'une batterie, les résultats concernant les émissions et le coût financier sont proches, ce qui semble cohérent car cette stratégie utilise une méthode basée sur de l'optimisation linéaire fournissant une solution optimale. En revanche, les ressources de calcul nécessaire au déploiement de ce type d'algorithme n'est pas compatible avec les infrastructures de type *Edge Computing*.

Pour conclure sur les contributions principales apportées lors de cette thèse, beaucoup de travaux à colorations plus techniques ont été menés dans le but de déployer la stratégie RED WoLF au sein d'habitation allant servir de démonstrateurs. Une infrastructure basée sur les technologies de l'information et de la communication a été définie et mise en place pour supporter les différentes actions de contrôles et commandes. Par exemple, un serveur et un prototype ont été développés pour valider, en amont, les différentes architectures proposées par les pilotes du projet RED WoLF.

5.2 Conclusion

Les expériences menées, qui s'appuient sur des données réelles du Royaume-Uni et de la France, montrent qu'un système de stockage intelligent optimisé permet une réduction des émissions de gaz à effet de serre, allant jusqu'à 32% au Royaume Uni et jusqu'à 29% en France, par rapport à une installation photovoltaïque sans système de stockage. Pour mettre en perspective le potentiel de ce bénéfice, soulignons le fait que l'effort de réhabilitation réalisé par la ville de Paris au cours des 6 dernières années pour le secteur résidentiel a conduit à une réduction des émissions de 25%. Ces coûts de réhabilitation, pourtant nécessaires, sont très élevés par rapport à l'intégration de solutions de type RED WoLF qui conduisent à un gain immédiat (environ 30% dans notre cas). La comparaison des trois stratégies proposées et évaluées dans ce manuscrit montre une certaine homogénéité des résultats, mais toujours à l'avantage de CANO en termes de réduction des émissions carbone et de réduction des factures d'électricité. De plus, les modèles proposés par le projet RED WoLF ont également montré l'avantage de limiter le nombre de cycles de charge/décharge par rapport à l'algorithme OM LP, ce qui contribue à prolonger la durée de

vie de la batterie et donc à réduire le coût global du système et son empreinte carbone (réduction des coûts de maintenance, remplacement de la batterie, etc.). D'autre part, le point fort de CANO est qu'il satisfait toujours les besoins des habitants en matière de stockage d'énergie, à la fois en chauffage et en eau chaude sanitaire, et assurant ainsi un confort optimal tout au long de la journée. L'analyse des résultats s'est focalisée sur des jeux de données du Royaume Uni et de la France car notre contexte était de défendre des solutions pour la région Nord-Ouest de l'Europe. Les bénéfices ont été montrés dans cette thèse sur ces deux pays produisant une électricité faiblement carbonée comparativement à d'autres pays comme la Pologne ou la Chine. Il serait intéressant de voir comment les algorithmes RED WoLF réagiraient dans des pays produisant une électricité hautement carbonée. Les résultats pourraient être plus conséquents à première vue car la marge d'amélioration est plus importante, mais pourraient être pénalisés par une production d'électricité sans mix énergétique et la variable d'ajustement ne serait basée que sur la production locale d'énergie verte.

5.3 Perspectives

Au cours de cette thèse, trois nouvelles stratégies ont été présentées et évaluées montrant qu'elles peuvent encore être améliorées. De plus, plusieurs aspects et méthodes n'ont pas pu être traités durant ces trois années. C'est pourquoi, ils vont donc être présentés sous la forme de perspectives dans cette section.

5.3.1 Vers d'autres méthodes d'optimisation...

Dans cette thèse, les méthodes utilisées pour optimiser le contrôle d'un système de stockage hybride de l'énergie, comme celui proposé par le projet RED WoLF, fournissent des solutions dont la qualité n'ont pas été vérifiées. En effet, ne disposant pas de modèle à commande optimale (par exemple, programmation linéaire), il est uniquement possible de juger les solutions proposées vis-à-vis de l'état des lieux avant installation de la stratégie. Proposer un tel modèle permettrait l'estimation des performances réelles des stratégies détaillées dans ces travaux, et servir de socle aux différentes améliorations envisagées. D'autres méthodes d'optimisation, basées sur de l'Intelligence Artificielle (IA) et le *Machine Learning*, semblent prometteuses comme l'étudie Musbah et al. (2021). Utiliser les résultats optimaux obtenus avec un modèle d'optimisation linéaire gourmand en ressources de calcul avec un mécanisme d'apprentissage, pourrait fournir un modèle léger et performant pouvant être déployé sur une infrastructure *Edge Computing*. Enfin, d'autres méthodes basées sur des métaheuristiques comme l'utilisation d'algorithmes génétiques pourraient offrir des solutions performantes dans le contrôle des nanogrids tout en limitant les ressources de calcul nécessaires.

5.3.2 D'autres architectures...

Tout d'abord, on peut se demander dans quelle mesure l'architecture mise en œuvre, utilisant des technologies de l'information et de la communication, a un impact sur les émissions de gaz à effet de serre global, et cette question est justifiée, car il se peut que l'exécution d'une logique intelligente dans le Cloud entraîne des émissions carbone élevées. À cet égard, il serait intéressant de mener des recherches pour estimer cet impact et le prendre en compte dans les futures versions de l'algorithme, voir de revoir totalement l'infrastructure réseau proposée dans cette thèse et plus largement au sein du projet RED WoLF.

De plus, d'autres solutions permettant la production et le stockage de l'énergie de manière distribuée existent, comme des systèmes produisant, stockant et consommant de l'hydrogène, les puits canadien, etc. Ils pourraient fournir des solutions viables et intéressantes en complément du système hybride de stockage de l'énergie proposé par le projet RED WoLF. Une autre perspective concernant l'architecture de la stratégie est le concept d'écoquartier avec un système de production et de stockage partagés. Il existe de nouveaux travaux (Terlouw et al., 2019a) qui abordent cette problématique d'écoquartiers permettant des échanges entre des ressources partagées ou encore des échanges entre habitations. Des premiers résultats menés par notre équipe de recherche ont été présentés lors des dernières réunions RED WoLF. Enfin, il pourrait être envisagé de combiner plusieurs unités de stockage (par exemple, plusieurs batteries) dans une seule maison afin

- d'optimiser davantage le stockage et la réutilisation de l'énergie, car une batterie en mode de charge ne peut pas être utilisée pour alimenter les appareils domestiques ;
- de proposer des marchés locaux de l'électricité innovants dans l'ère dite du prosumateur (par exemple, en utilisant la Blockchain), qui pourraient bénéficier du système d'optimisation proposé à l'avenir.
- de considérer les batteries de voitures électriques comme partie intégrante du logement.

5.3.3 Et une analyse plus poussée

Un certain nombre de points n'ont pas pu être étudiés ou approfondis durant cette thèse. En effet, des problématiques comme l'impact de la totalité du cycle de vie des équipements sur les performances des algorithmes n'a pas été inclus dans les résultats. L'article récent de Sebestyén (2021) fournit une analyse intéressante à cet égard, montrant que dans le cas des centrales éoliennes, hydroélectriques, géothermiques, solaires et de biomasse, les chutes de glace dans les glaciers, les changements dans l'écoulement des rivières, le bruit, l'érosion causée par l'extraction des matières premières nécessaire à la construction des panneaux solaires, ont des impacts environnementaux critiques. C'est pourquoi, du point de vue recherche, il convient de développer d'autres études et outils pour l'analyse du cycle de vie (ACV) et le coût du cycle de vie (CCV) afin d'évaluer l'empreinte carbone globale des systèmes/architectures d'énergie renouvelable, c'est-à-dire en se concentrant non seulement sur la phase opérationnelle, mais aussi sur la phase de conception (par exemple, en tenant compte de la quantité de matières premières disponibles) et sur la phase de recyclage/élimination. D'autres aspects, plutôt liés à l'algorithme lui-même, comme la sensibilité aux erreurs de prédictions ou l'analyse de l'impact de la réduction de la complexité sur les performances du modèle (augmentation de la longueur de l'intervalles de temps) n'ont pas non plus été pris en compte dans cette thèse et pourraient fournir des pistes d'amélioration intéressante. Concernant la difficulté de comparer les modèles proposés dans la littérature les uns avec les autres, il pourrait donc être intéressant d'étudier et développer un cadre de comparaison générique permettant aux chercheurs de sélectionner différents types de sources de données d'entrée et d'indicateurs de performance. Enfin, la mise en place des sites pilotes RED WoLF va permettre de produire des informations précieuses pour faire de la ré-ingénierie sur les algorithmes proposés. Il sera alors intéressant de considérer non plus uniquement des données quantitatives générées par des simulateurs, mais des données quantitatives intégrant le comportement des habitants et d'intégrer l'humain dans la boucle de contrôle qui peut conduire à des effets bords difficilement maîtrisables.

Bibliographie

- Adams, S., Nsiah, C., 2019. Reducing carbon dioxide emissions ; does renewable energy matter ? *Science of The Total Environment* 693, 133288.
- Adefarati, T., Potgieter, S., Bansal, R., Naidoo, R., Rizzo, R., Sanjeevikumar, P., 2019. Optimization of pv-wind-battery storage microgrid system utilizing a genetic algorithm. In : 2019 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP). IEEE, pp. 633–638.
- Ahmed, M., Nawaz, A., Ahmed, M., Farooq, M. S., 2019. Decentralized power control strategy in microgrid for smart homes. *Smart Grid and Renewable Energy* 10 (3), 43–53.
- Akter, M. N., Mahmud, M. A., Oo, A. M. T., 2017. Comprehensive economic evaluations of a residential building with solar photovoltaic and battery energy storage systems : An australian case study. *Energy and Buildings* 138, 332–346.
- Al-Shahri, O. A., Ismail, F. B., Hannan, M., Lipu, M. H., Al-Shetwi, A. Q., Begum, R., Al-Muhsen, N. F., Soujeri, E., 2021. Solar photovoltaic energy optimization methods, challenges and issues : A comprehensive review. *Journal of Cleaner Production* 284, 125465.
- Arévalo, P., Benavides, D., Lata-García, J., Jurado, F., 2020. Energy control and size optimization of a hybrid system (photovoltaic-hidrokinetic) using various storage technologies. *Sustainable Cities and Society* 52, 101773.
- Arun, S. L., Selvan, M. P., 2017. Intelligent residential energy management system for dynamic demand response in smart buildings. *IEEE Systems Journal* 12 (2), 1329–1340.
- Ashraf, M. A., Liu, Z., Alizadeh, A., Nojavan, S., Jermsittiparsert, K., Zhang, D., 2020. Designing an optimized configuration for a hybrid pv/diesel/battery energy system based on metaheuristics : A case study on gobi desert. *Journal of Cleaner Production* 270, 122467.
- Auñón-Hidalgo, J. A., Sidrach-de Cardona, M., Auñón-Rodríguez, F., 2021. Performance and co2 emissions assessment of a novel combined solar photovoltaic and thermal, with a stirling engine micro-chp system for domestic environments. *Energy Conversion and Management* 230, 113793.
- Awan, A. B., 2019. Performance analysis and optimization of a hybrid renewable energy system for sustainable neom city in saudi arabia. *Journal of Renewable and Sustainable Energy* 11 (2), 025905.
- Awan, A. B., Zubair, M., Sidhu, G. A. S., Bhatti, A. R., Abo-Khalil, A. G., 2019a. Performance analysis of various hybrid renewable energy systems using battery, hydrogen, and pumped hydro-based storage units. *International Journal of Energy Research* 43 (12), 6296–6321.

- Awan, S. H., Ahmed, S., Safwan, N., Najam, Z., Hashim, M. Z., Safdar, T., 2019b. Role of internet of things (iot) with blockchain technology for the development of smart farming. *Journal of Mechanics of Continua and Mathematical Sciences* 14 (5), 170–188.
- Ayşe Fidan, A., Muhsin, K., 2020. Design and performance evaluation based on economics and environmental impact of a pv-wind-diesel and battery standalone power system for various climates in turkey. *Renewable Energy* 157, 424–443.
- Aziz, A. S., Tajuddin, M. F. N., Adzman, M. R., Azmi, A., Ramli, M. A., 2019a. Optimization and sensitivity analysis of standalone hybrid energy systems for rural electrification : A case study of iraq. *Renewable energy* 138, 775–792.
- Aziz, A. S., Tajuddin, M. F. N., Adzman, M. R., Ramli, M. A., Mekhilef, S., 2019b. Energy management and optimization of a pv/diesel/battery hybrid energy system using a combined dispatch strategy. *Sustainability* 11 (3), 683.
- Baek, S., Kim, S., 2020. Potential effects of vacuum insulating glazing application for reducing greenhouse gas emission (ghge) from apartment buildings in the korean capital region. *Energies* 13 (11), 2828.
- Ban, M., Guo, D., Yu, J., Shahidehpour, M., 2019. Optimal sizing of pv and battery-based energy storage in an off-grid nanogrid supplying batteries to a battery swapping station. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy* 7 (2), 309–320.
- Bellavista, P., Berrocal, J., Corradi, A., Das, S. K., Foschini, L., Zanni, A., 2019. A survey on fog computing for the internet of things. *Pervasive and mobile computing* 52, 71–99.
- Bhayo, B. A., Al-Kayiem, H. H., Gilani, S. I., Ismail, F. B., 2020. Power management optimization of hybrid solar photovoltaic-battery integrated with pumped-hydro-storage system for standalone electricity generation. *Energy Conversion and Management* 215, 112942.
- Bingham, R. D., Agelin-Chaab, M., Rosen, M. A., 2019. Whole building optimization of a residential home with pv and battery storage in the bahamas. *Renewable Energy* 132, 1088–1103.
- Blackburn, C., Harding, A., Moreno-Cruz, J., 2017. Toward deep-decarbonization : an energy-service system framework. *Current Sustainable/Renewable Energy Reports* 4 (4), 181–190.
- Borra, V. S., Debnath, K., 2019. Comparison between the dynamic programming and particle swarm optimization for solving unit commitment problems. In : 2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT). IEEE, pp. 395–400.
- Burmester, D., Rayudu, R., Seah, W., Akinyele, D., 2017. A review of nanogrid topologies and technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 67, 760–775.
- Das, R., Wang, Y., Putrus, G., Kotter, R., Marzband, M., Herteleer, B., Warmerdam, J., 2020. Multi-objective techno-economic-environmental optimisation of electric vehicle for energy services. *Applied Energy* 257, 113965.
- Dileep, G., 2020. A survey on smart grid technologies and applications. *Renewable Energy* 146, 2589–2625.

- Dillon, T., Wu, C., Chang, E., 2010. Cloud computing : Issues and challenges. In : 2010 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications. pp. 27–33.
- Feng, C., Wang, Y., Chen, Q., Ding, Y., Strbac, G., Kang, C., 2021. Smart grid encounters edge computing : Opportunities and applications. *Advances in Applied Energy* 1, 100006.
- Fodhil, F., Hamidat, A., Nadjemi, O., 2019. Potential, optimization and sensitivity analysis of photovoltaic-diesel-battery hybrid energy system for rural electrification in algeria. *Energy* 169, 613–624.
- Fonseca, J. D., Commenge, J.-M., Camargo, M., Falk, L., Gil, I. D., 2021. Multi-criteria optimization for the design and operation of distributed energy systems considering sustainability dimensions. *Energy* 214, 118989.
- García-Triviño, P., Fernández-Ramírez, L. M., Gil-Mena, A. J., Llorens-Iborra, F., García-Vázquez, C. A., Jurado, F., 2016. Optimized operation combining costs, efficiency and lifetime of a hybrid renewable energy system with energy storage by battery and hydrogen in grid-connected applications. *International Journal of Hydrogen Energy* 41 (48), 23132–23144.
- García-Vera, Y. E., Dufo-López, R., Bernal-Agustín, J. L., 2020. Optimization of isolated hybrid microgrids with renewable energy based on different battery models and technologies. *Energies* 13 (3), 581.
- Georgiou, G. S., Christodoulides, P., Kalogirou, S. A., 2019. Real-time energy convex optimization, via electrical storage, in buildings—a review. *Renewable energy* 139, 1355–1365.
- González-Briones, A., Prieto, J., De La Prieta, F., Herrera-Viedma, E., Corchado, J. M., 2018. Energy optimization using a case-based reasoning strategy. *Sensors* 18 (3), 865.
- Goudarzi, S., Anisi, M. H., Kama, N., Doctor, F., Soleymani, S. A., Sangaiah, A. K., 2019. Predictive modelling of building energy consumption based on a hybrid nature-inspired optimization algorithm. *Energy and Buildings* 196, 83–93.
- Haidar, N., Attia, M., Senouci, S.-M., Aglzim, E.-H., Kribeche, A., Asus, Z. B., 2018. New consumer-dependent energy management system to reduce cost and carbon impact in smart buildings. *Sustainable Cities and Society* 39, 740–750.
- Hannan, M., Wali, S., Ker, P., Abd Rahman, M., Mansor, M., Ramachandramurthy, V., Muttaqi, K., Mahlia, T., Dong, Z., 2021. Battery energy-storage system : A review of technologies, optimization objectives, constraints, approaches, and outstanding issues. *Journal of Energy Storage* 42, 103023.
- Holdren, J. P., 2006. The energy innovation imperative : Addressing oil dependence, climate change, and other 21st century energy challenges. *Innovations : Technology, Governance, Globalization* 1 (2), 3–23.
- Kahia, M., Jebli, M. B., Belloumi, M., 2019. Analysis of the impact of renewable energy consumption and economic growth on carbon dioxide emissions in 12 mena countries. *Clean Technologies and Environmental Policy* 21 (4), 871–885.

- Kalair, A. R., Abas, N., Hasan, Q. U. I., Seyedmahmoudian, M., Khan, N., 2020. Demand side management in hybrid rooftop photovoltaic integrated smart nano grid. *Journal of Cleaner Production*, 120747.
- Khan, W. Z., Ahmed, E., Hakak, S., Yaqoob, I., Ahmed, A., 2019. Edge computing : A survey. *Future Generation Computer Systems* 97, 219–235.
- Lai, C. S., Locatelli, G., Pimm, A., Wu, X., Lai, L. L., 2020. A review on long-term electrical power system modeling with energy storage. *Journal of Cleaner Production*, 124298.
- Lazarus, M., van Asselt, H., 2018. Fossil fuel supply and climate policy : exploring the road less taken. *Climatic Change* 150, 1–13.
- Leonori, S., De Santis, E., Rizzi, A., Mascioli, F. M. F., 2016. Optimization of a microgrid energy management system based on a fuzzy logic controller. In : 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. pp. 6615–6620.
- Li, J., Zhang, Z., Shen, B., Gao, Z., Ma, D., Yue, P., Pan, J., 2020. The capacity allocation method of photovoltaic and energy storage hybrid system considering the whole life cycle. *Journal of Cleaner Production* 275, 122902.
- Litjens, G., Worrell, E., van Sark, W., 2018. Assessment of forecasting methods on performance of photovoltaic-battery systems. *Applied Energy* 221, 358–373.
- Liu, J., Chen, X., Yang, H., Li, Y., 2020. Energy storage and management system design optimization for a photovoltaic integrated low-energy building. *Energy* 190, 116424.
- Luo, L., Abdulkareem, S. S., Rezvani, A., Miveh, M. R., Samad, S., Aljojo, N., Pazhoohesh, M., 2020. Optimal scheduling of a renewable based microgrid considering photovoltaic system and battery energy storage under uncertainty. *Journal of Energy Storage* 28, 101306.
- Mahmud, K., Hossain, M. J., Town, G. E., 2018a. Peak-load reduction by coordinated response of photovoltaics, battery storage, and electric vehicles. *IEEE Access* 6, 29353–29365.
- Mahmud, K., Hossain, M. J., Town, G. E., 2018b. Peak-load reduction by coordinated response of photovoltaics, battery storage, and electric vehicles. *IEEE Access* 6, 29353–29365.
- Marinakis, V., Doukas, H., 2018. An advanced iot-based system for intelligent energy management in buildings. *Sensors* 18 (2), 610.
- Marzband, M., Alavi, H., Ghazimirsaeid, S. S., Uppal, H., Fernando, T., 2017. Optimal energy management system based on stochastic approach for a home microgrid with integrated responsive load demand and energy storage. *Sustainable cities and society* 28, 256–264.
- Marzband, M., Yousefnejad, E., Sumper, A., Domínguez-García, J. L., 2016. Real time experimental implementation of optimum energy management system in standalone microgrid by using multi-layer ant colony optimization. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 75, 265–274.
- McKenna, R., Fehrenbach, D., Merkel, E., 2019. The role of seasonal thermal energy storage in increasing renewable heating shares : A techno-economic analysis for a typical residential district. *Energy and Buildings* 187, 38–49.

- Mendes, D. L. S., Rabelo, R. A. L., Veloso, A. F. S., Rodrigues, J. J. P. C., dos Reis Junior, J. V., 2020. An adaptive data compression mechanism for smart meters considering a demand side management scenario. *Journal of Cleaner Production* 255, 120190.
- Monacchi, A., Egarter, D., Elmenreich, W., D'Alessandro, S., Tonello, A. M., 2014. Greend : An energy consumption dataset of households in italy and austria. In : *IEEE International Conference on Smart Grid Communications*. pp. 511–516.
- Moradi, H., Abtahi, A., Esfahanian, M., 2016. Optimal operation of a multi-source microgrid to achieve cost and emission targets. In : *2016 IEEE Power and Energy Conference at Illinois (PECI)*. IEEE, pp. 1–6.
- Mulleriyawage, U., Shen, W., 2020. Optimally sizing of battery energy storage capacity by operational optimization of residential pv-battery systems : An australian household case study. *Renewable Energy* 160, 852–864.
- Munir, M. S., Abedin, S. F., Tran, N. H., Hong, C. S., 2019. When edge computing meets microgrid : A deep reinforcement learning approach. *IEEE Internet of Things Journal* 6 (5), 7360–7374.
- Murty, V. V., Kumar, A., 2020. Optimal energy management and techno-economic analysis in microgrid with hybrid renewable energy sources. *Journal of modern power systems and clean energy* 8 (5), 929–940.
- Musbah, H., Aly, H. H., Little, T. A., 2021. Energy management of hybrid energy system sources based on machine learning classification algorithms. *Electric Power Systems Research* 199, 107436.
- Nagapurkar, P., Smith, J. D., 2019. Techno-economic optimization and environmental life cycle assessment (lca) of microgrids located in the us using genetic algorithm. *Energy Conversion and Management* 181, 272–291.
- Nain, P., Kumar, A., 2022. A state-of-art review on end-of-life solar photovoltaics. *Journal of Cleaner Production*, 130978.
- Ngarambe, J., Yun, G. Y., Santamouris, M., 2020. The use of artificial intelligence (ai) methods in the prediction of thermal comfort in buildings : Energy implications of ai-based thermal comfort controls. *Energy and Buildings* 211, 109807.
- Nguyen, C.-L., Lee, H.-H., Chun, T.-W., 2014. Cost-optimized battery capacity and short-term power dispatch control for wind farm. *IEEE Transactions on Industry Applications* 51 (1), 595–606.
- Nottrott, A., Kleissl, J., Washom, B., 2013. Energy dispatch schedule optimization and cost benefit analysis for grid-connected, photovoltaic-battery storage systems. *Renewable Energy* 55, 230–240.
- Ock, J., Issa, R. R. A., Flood, I., 2016. Smart building energy management systems (bems) simulation conceptual framework. In : *Winter Simulation Conference*. pp. 3237–3245.
- Olivieri, Z. T., McConky, K., 2020a. Optimization of residential battery energy storage system scheduling for cost and emissions reductions. *Energy and Buildings* 210, 109787.

- Olivieri, Z. T., McConky, K., 2020b. Optimization of residential battery energy storage system scheduling for cost and emissions reductions. *Energy and Buildings* 210, 109787.
- Ortiz, P., Kubler, S., Rondeau, É., 2022a. Cano : A lightweight carbon emission and inhabitants' energy needs optimisation model. *IFAC-PapersOnLine* 55 (8), 106–111.
- Ortiz, P., Kubler, S., Rondeau, É., Georges, J.-P., Colantuono, G., Shukhobodskiy, A. A., 2021. Greenhouse gas emission reduction system in photovoltaic nanogrid with battery and thermal storage reservoirs. *Journal of Cleaner Production* 310, 127347.
- Ortiz, P., Kubler, S., Rondeau, É., McConky, K., Shukhobodskiy, A. A., Colantuono, G., Georges, J.-P., 2022b. Greenhouse gas emission reduction in residential buildings : A lightweight model to be deployed on edge devices. *Journal of Cleaner Production* 368, 133092.
- O'Shaughnessy, E., Cutler, D., Ardani, K., Margolis, R., 2018. Solar plus : Optimization of distributed solar pv through battery storage and dispatchable load in residential buildings. *Applied Energy* 213, 11–21.
- Pandžić, H., 2018. Optimal battery energy storage investment in buildings. *Energy and Buildings* 175, 189–198.
- Pellow, M. A., Ambrose, H., Mulvaney, D., Betita, R., Shaw, S., 2020. Research gaps in environmental life cycle assessments of lithium ion batteries for grid-scale stationary energy storage systems : End-of-life options and other issues. *Sustainable Materials and Technologies* 23, e00120.
- Rahim, S., Javaid, N., Khan, R. D., Nawaz, N., Iqbal, M., 2019. A convex optimization based decentralized real-time energy management model with the optimal integration of microgrid in smart grid. *Journal of Cleaner Production* 236, 117688.
- Ritchie, H., Roser, M., Rosado, P., 2020. Co2 and greenhouse gas emissions. Our World in Data <https://ourworldindata.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions>.
- Sahin, E. S., Bayram, I. S., Koc, M., 2019. Demand side management opportunities, framework, and implications for sustainable development in resource-rich countries : Case study qatar. *Journal of Cleaner Production* 241, 118332.
- Saleem, Y., Crespi, N., Rehmani, M. H., Copeland, R., 2019. Internet of things-aided smart grid : Technologies, architectures, applications, prototypes, and future research directions. *IEEE Access* 7, 62962–63003.
- Salehi, J., Namvar, A., Gazijahani, F. S., 2019. Scenario-based co-optimization of neighboring multi carrier smart buildings under demand response exchange. *Journal of Cleaner Production* 235, 1483–1498.
- Schram, W. L., AlSkaif, T., Lampropoulos, I., Henein, S., Van Sark, W. G., 2020. On the trade-off between environmental and economic objectives in community energy storage operational optimization. *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 11 (4), 2653–2661.
- Sebestyén, V., 2021. Renewable and sustainable energy reviews : Environmental impact networks of renewable energy power plants. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 151, 111626.

- Shamshirband, M., Salehi, J., Gazijahani, F. S., 2018. Decentralized trading of plug-in electric vehicle aggregation agents for optimal energy management of smart renewable penetrated microgrids with the aim of co2 emission reduction. *Journal of Cleaner Production* 200, 622–640.
- Shukhobodskiy, A. A., Colantuono, G., 2020. Red wolf : Combining a battery and thermal energy reservoirs as a hybrid storage system. *Applied Energy* 274, 115209.
- Stepaniuk, V., Pillai, J., Bak-Jensen, B., 2018. Battery energy storage management for smart residential buildings. In : 2018 53rd International Universities Power Engineering Conference (UPEC). IEEE, pp. 1–6.
- Tastan, M., 2019. Internet of things based smart energy management for smart home. *KSII Transactions on Internet and Information Systems (TIIS)* 13 (6), 2781–2798.
- Terlouw, T., AlSkaif, T., Bauer, C., Van Sark, W., 2019a. Multi-objective optimization of energy arbitrage in community energy storage systems using different battery technologies. *Applied energy* 239, 356–372.
- Terlouw, T., AlSkaif, T., Bauer, C., van Sark, W., 2019b. Optimal energy management in all-electric residential energy systems with heat and electricity storage. *Applied Energy* 254, 113580.
- Tooryan, F., HassanzadehFard, H., Collins, E. R., Jin, S., Ramezani, B., 2020a. Optimization and energy management of distributed energy resources for a hybrid residential microgrid. *Journal of Energy Storage* 30, 101556.
- Tooryan, F., HassanzadehFard, H., Collins, E. R., Jin, S., Ramezani, B., 2020b. Smart integration of renewable energy resources, electrical, and thermal energy storage in microgrid applications. *Energy* 212, 118716.
- Wang, N., Satola, D., Houlihan Wiberg, A., Liu, C., Gustavsen, A., 2020. Reduction strategies for greenhouse gas emissions from high-speed railway station buildings in a cold climate zone of china. *Sustainability* 12 (5), 1704.
- Wen, Q., Liu, G., Rao, Z., Liao, S., 2020. Applications, evaluations and supportive strategies of distributed energy systems : A review. *Energy and Buildings*, 110314.
- Wu, W., Wang, H., Liu, Y., Huang, M., Blaabjerg, F., 2016. A dual-buck–boost ac/dc converter for dc nanogrid with three terminal outputs. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 64 (1), 295–299.
- Wu, X., Hu, X., Teng, Y., Qian, S., Cheng, R., 2017. Optimal integration of a hybrid solar-battery power source into smart home nanogrid with plug-in electric vehicle. *Journal of power sources* 363, 277–283.
- Xie, C., Wang, D., Lai, C. S., Wu, R., Wu, X., Lai, L. L., 2020. Optimal sizing of bess in smart microgrid considering virtual energy storage system and high photovoltaic penetration. *Journal of Cleaner Production*, 125308.
- Yadav, M., Jamil, M., Rizwan, M., 2018. Accomplishing approximately zero energy buildings with battery storage using flann optimization. In : 2018 International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN). IEEE, pp. 656–661.

BIBLIOGRAPHIE

Yazan M., A., Alaa M., A., Abo Eleyoun, E., Amged S., E.-W., Almoataz Y., A., Vadim, U., Ali Arshad, U., 2019. Optimal configuration and energy management scheme of an isolated micro-grid using cuckoo search optimization algorithm. *Journal of the Franklin Institute* 356 (8), 4191–4214.