



HAL
open science

Développement de Stratégies Optimisées de Gestion de l'Energie Intermittente dans un Micro Réseau Photovoltaïque avec Stockage

Sarah Ouedraogo

► **To cite this version:**

Sarah Ouedraogo. Développement de Stratégies Optimisées de Gestion de l'Energie Intermittente dans un Micro Réseau Photovoltaïque avec Stockage. Autre [cond-mat.other]. Université Pascal Paoli, 2023. Français. NNT : 2023CORT0008 . tel-04480241

HAL Id: tel-04480241

<https://theses.hal.science/tel-04480241>

Submitted on 27 Feb 2024

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

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



UNIVERSITE DE CORSE-PASCAL PAOLI
ECOLE DOCTORALE ENVIRONNEMENT ET SOCIETE
UMR CNRS 6134 (SPE)



Thèse présentée pour l'obtention du grade de
DOCTEUR EN MECANIQUE
DES FLUIDES, ENERGETIQUE,
THERMIQUE, COMBUSTION

Mention : Energétique, Génie des Procédés

Soutenue publiquement par
Sarah
OUEDRAOGO

le 06 Octobre 2023

Développement de Stratégies Optimisées de Gestion de l'Energie Intermittente dans un Micro Réseau Photovoltaïque avec Stockage

Directeurs :

M. Gilles NOTTON, Professeur, Université de Corse Pascal Paoli
M. Ghjuvan Antone FAGGIANELLI, Dr, Université de Corse Pascal Paoli

Rapporteurs :

M. Bruno FRANCOIS, Professeur, Ecole Centrale de Lille
M. Giuseppe Marco TINA, Professeur, Université de Catane

Jury

Mme Marie Cécile ALVAREZ-HERAULT, MCF HDR, INP Grenoble
M. Bruno FRANCOIS, Professeur, Ecole Centrale de Lille
M. Christian SCHAEFFER, Professeur, INP Grenoble
M. Giuseppe Marco TINA, Professeur, Université de Catane
M. Christian CRISTOFARI, Professeur, Université de Corse Pascal Paoli
M. Cyril VOYANT, Dr-HDR, Université de Corse Pascal Paoli
M. Gilles NOTTON, Professeur, Université de Corse Pascal Paoli
M. Ghjuvan Antone FAGGIANELLI, Dr, Université de Corse Pascal Paoli

Remerciements

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers tous ceux qui ont contribué à la réalisation de cette thèse de doctorat. Ce travail n'aurait pas été possible sans le soutien, l'encouragement et la collaboration de nombreuses personnes exceptionnelles.

Je tiens tout d'abord à remercier grandement mes directeurs de thèse, M. Gilles NOTTON, Professeur à l'Université de Corse Pascal Paoli, et M. Ghjuvan Antone FAGGIANELLI, Maître de conférences à l'Université de Corse Pascal Paoli, de m'avoir permis de participer à ces travaux de recherche au sein du laboratoire et pour leur patience, leur expertise et leur confiance. Leur disponibilité constante et leur assistance ont été bénéfiques dans mes recherches.

Mes sincères remerciements vont également à mes membres du jury pour leur précieuse contribution, leurs commentaires constructifs et leur intérêt pour mon travail :

- Mme Marie Cécile ALVAREZ-HERAULT, MCF HDR, INP Grenoble
- M. Bruno FRANCOIS, Professeur, Ecole Centrale de Lille
- M. Christian SCHAEFFER, Professeur, INP Grenoble
- M. Giuseppe Marco TINA, Professeur, Université de Catane
- M. Christian CRISTOFARI, Professeur, Université de Corse Pascal Paoli
- M. Cyril VOYANT, Dr-HDR, Université de Corse Pascal Paoli

Leurs éclairages ont enrichi ma réflexion et ont grandement contribué à l'amélioration de cette thèse.

J'adresse également mes remerciements à M. Jean-Laurent DUCHAUD, Maître de conférences à l'Université de Corse Pascal Paoli, à M. Guillaume PIGELET, ingénieur de l'Université de Corse, ainsi qu'à M. David OUVRARD pour leurs contributions éclairées et les échanges enrichissants.

Aussi, je remercie Mme Maude CHIN CHOI et M. Tchougoune MOUSTAPHA, doctorants à l'université de Corse, pour leur soutien et l'atmosphère chaleureuse qui ont caractérisé notre environnement de travail.

Pour leur sympathie et leur accueil, j'exprime ma gratitude à l'égard de tous mes collègues de Vignola.

Je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance à ma famille, à mes parents, Issaka et Solange OUEDRAOGO, et à mon époux, Arsène ROUAMBA, dont le soutien indéfectible, les encouragements constants et la compréhension ont été des piliers essentiels tout au long de ce parcours. Ce manuscrit de thèse est l'aboutissement d'un long chemin de sacrifices dont ils ont toujours fait partie.

Enfin, je souhaite rendre hommage à toutes ces personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réussite de cette thèse. Votre influence positive est inestimable, et je suis reconnaissante de vous avoir toujours eu à mes côtés, particulièrement tout au long de ce voyage académique.

Sommaire

Sommaire	i
Liste des figures	iv
Liste des tableaux	viii
Nomenclature	ix
Liste des abréviations	xii
Introduction Générale.....	1
Chapitre 1 : Situation énergétique et généralités sur les micro-réseaux	7
I. Introduction.....	9
II. Situation énergétique.....	9
1. Situation énergétique mondiale.....	9
2. Situation énergétique en France	11
3. Les réseaux électriques insulaires	12
III. Les micro-réseaux.....	14
1. Définition	14
2. Les différents équipements dans un micro-réseau.....	15
a. La production décentralisée	15
b. Le stockage d'énergie	16
c. Les charges dans un micro-réseau	16
d. L'électronique de puissance	17
3. Les types de micro-réseau.....	17
a. Par mode de fonctionnement	17
i. Micro-réseau îloté	17
ii. Micro-réseau connecté	18
b. Par type de courant CA, CC ou CA/CC	19
i. Micro-réseau CA.....	19
ii. Micro-réseau CC	20
iii. Micro-réseau hybride (CA/CC)	21
4. Différentes structures de contrôle du micro-réseau.....	21
a. L'architecture de contrôle	21
i. Contrôle centralisé	21
ii. Contrôle décentralisé	22

iii.	Contrôle distribué.....	22
b.	Structure de contrôle hiérarchique.....	22
i.	Contrôle primaire.....	23
ii.	Contrôle secondaire.....	23
iii.	Contrôle tertiaire.....	23
5.	Les différents cas d'usage des micro-réseaux.....	24
6.	Les intérêts des micro-réseaux.....	24
7.	Les limites des micro-réseaux.....	25
8.	Les projets micro-réseaux.....	26
a.	Projet européen TILOS.....	26
b.	Projet européen TIGON.....	26
c.	Projet Kergrid.....	26
IV.	La plateforme PAGLIA ORBA.....	27
V.	Conclusion.....	29
Chapitre 2 : Stratégies de gestion de l'énergie dans un micro-réseau		31
I.	Introduction.....	33
II.	Bibliographie sur les stratégies de gestion de l'énergie.....	34
1.	EMS basé sur des méthodes de programmation linéaires (LP) et programmation linéaire mixte en nombres entiers (MILP).....	36
2.	EMS basé sur la programmation non linéaire.....	38
3.	EMS basé sur la programmation dynamique.....	38
4.	EMS basé sur des approches de programmation stochastique et robuste.....	38
5.	EMS basé sur le contrôle prédictif.....	39
6.	Stratégies de contrôle basées sur des règles.....	40
7.	Stratégies basées sur des approches méta-heuristiques.....	41
8.	Stratégies basées sur des méthodes d'intelligence artificielle.....	41
9.	Conclusion.....	43
III.	Prévision de la production photovoltaïque.....	44
1.	Les méthodes de prévision du rayonnement solaire.....	45
2.	Les méthodes de prévision basées sur les séries temporelles.....	46
3.	Applications des modèles sur le site d'expérimentation.....	47
IV.	Présentation du cas d'étude.....	49
1.	Présentation du micro-réseau utilisé.....	49
a.	L'ombrière photovoltaïque.....	49
b.	Le système de stockage.....	50
c.	L'électronique de puissance.....	51
i.	Onduleur PV réseau.....	51

ii.	Onduleur-Chargeur.....	51
2.	Modélisation des différents profils de consommation, de la production et coût de l'électricité.....	51
a.	Profil de consommation	51
b.	Modélisation de la production PV	54
c.	Profil du coût de l'électricité	55
i.	Tarif d'achat de l'électricité en France	55
ii.	Tarif de vente de l'électricité.....	56
3.	Contraintes et paramètres de l'optimisation.....	56
a.	La batterie	57
b.	Le champ photovoltaïque.....	58
c.	Le réseau	58
d.	Les différentes contraintes de l'optimisation	58
V.	Stratégies d'optimisation utilisées	59
1.	Optimisation par programmation linéaire	59
2.	Les stratégies de contrôle basées sur les règles.....	60
a.	La stratégie RBC1.....	61
b.	La stratégie RBC2.....	62
c.	La stratégie RBC3.....	63
VI.	Résultats.....	64
1.	Programmation linéaire	65
2.	RBC1	66
3.	RBC2	67
4.	RBC3	68
5.	Principaux résultats.....	69
VII.	Conclusion	72
Chapitre 3 : Amélioration des stratégies		75
I.	Introduction.....	77
II.	La stratégie RBC4.....	77
1.	RBC4 hiver	78
2.	RBC4 été	79
3.	Les résultats de la stratégie RBC4	80
a.	RBC4 hiver	80
b.	RBC4 été	82
c.	Principaux résultats	82
III.	Etude sur le vieillissement du système de stockage du micro-réseau.....	83
1.	Introduction.....	83

a.	Le vieillissement calendaire.....	84
b.	Le vieillissement cyclique	85
2.	Principaux paramètres influençant le vieillissement d'une batterie	85
3.	Modèles de vieillissement des batteries	86
a.	Les modèles de vieillissement physico-chimiques	86
b.	Les modèles basés sur des circuits équivalents	86
c.	Les modèles semi-empiriques	87
i.	Le modèle linéaire	87
ii.	Le Modèle PLET	87
iii.	Le Modèle NREL.....	88
iv.	Le Modèle d'Arrhenius	88
v.	Le Modèle CAPN	88
vi.	Synthèse	88
d.	Autres modèles de vieillissement dans la littérature	89
IV.	Modèles de dégradation utilisés dans nos travaux.....	90
1.	Le comptage des cycles	90
2.	Modèle « Ah Throughput »	92
3.	Modèle de dégradation « Depending on the depth of the cycle »	95
4.	Utilisation des modèles à la fin des simulations	96
a.	Estimation du coût de la dégradation	96
b.	Résultats	97
5.	Utilisation des modèles pendant les simulations.....	99
a.	Stratégie RBC5	99
b.	Implémentation des modèles dans la simulation	100
c.	Résultats	101
i.	Courbe d'utilisation de la batterie	101
ii.	Le gain total	103
iii.	L'utilisation du système de stockage.....	104
iv.	La répartition de l'énergie	105
V.	Conclusion	107
Chapitre 4 : Impact de la variation des tarifs de l'électricité et d'autres paramètres sur les performances des EMS		109
I.	Impact des politiques de tarification de l'énergie.....	111
1.	Introduction.....	111
2.	Quelques tarifications de l'électricité	111
3.	Etudes réalisées avec une seule méthode de tarification.....	113
4.	Etudes réalisées avec plusieurs méthodes de tarification	114

5.	Les tarifs d'achat de l'électricité utilisés dans nos travaux	116
a.	Le tarif fixe et le tarif heures pleines / heures creuses	116
b.	Le tarif dynamique de Barry	116
c.	Tarif dynamique « Corsica »	117
6.	Tarif de vente de l'électricité utilisé dans nos travaux.....	118
7.	Résultats des différentes simulations	119
II.	Impact de la variation de la puissance réseau échangeable	124
1.	Introduction.....	124
2.	Simulations et résultats.....	125
III.	Impact de la variation de la capacité du stockage	126
1.	Introduction.....	126
2.	Simulations et résultats.....	126
IV.	Variation du profil de consommation	129
1.	Introduction.....	129
2.	Méthode de modélisation des profils de consommation	130
3.	Résultats	134
V.	Conclusion	136
	Conclusion Générale	137
	Annexes	143
	Références Bibliographiques.....	147
	Résumé en français	163
	Résumé en anglais	164

Liste des figures

Figure 1-1 : Production mondiale d'électricité en 2021 [4]	10
Figure 1-2: Evolution de la part des sources d'énergies renouvelables dans la production mondiale d'électricité [6]	10
Figure 1-3: Production d'électricité en France métropole 2021 [7].....	11
Figure 1-4: Mix énergétique dans les principales ZNI en 2021	12
Figure 1-5 : Variation annuelle (%) du mix énergétique de la Corse.....	13
Figure 1-6: Micro-réseau	15
Figure 1-7: Micro-réseau CA.....	19
Figure 1-8: Micro-réseau CC.....	20
Figure 1-9: Contrôle centralisé, décentralisé et distribué du micro-réseau	22
Figure 1-10: Différentes structures de contrôle hiérarchiques d'un micro-réseau	24
Figure 1-11: Plateforme PAGLIA ORBA.....	28
Figure 1-12 : L'architecture de PAGLIA ORBA	29
Figure 2-1 : Quelques éléments d'un micro-réseau qui utilise un EMS	34
Figure 2-2 : Fonctionnement de l'EMS [56].....	34
Figure 2-3 : Objectifs et contraintes possibles pour un EMS [56] (non exhaustif).....	36
Figure 2-4 : Choix de la méthode de prévision en fonction de l'horizon et de la résolution temporels	45
Figure 2-5 : Performance, en termes de nRMSE, des différents modèles de prévision d'éclairement solaire horaire – haut : tous les modèles – bas : les meilleurs modèles.....	48
Figure 2-6 : Ombrière photovoltaïque	49
Figure 2-7 : Borne de recharge de véhicule électrique de PAGLIA ORBA	50
Figure 2-8 : Système de stockage par batteries acide plomb de la plateforme.....	50
Figure 2-9 : Onduleur PV réseau et onduleur chargeur	51
Figure 2-10 : Charges : bâtiment et véhicule électrique	52
Figure 2-11 : Profil de consommation annuel.....	53
Figure 2-12: Profils de consommation pour différentes journées	53
Figure 2-13 : Profil de la production photovoltaïque.....	55
Figure 2-14 : Tarifs de vente et d'achat de l'électricité.....	56
Figure 2-15 : Possibilité d'échange d'énergie dans le micro-réseau	57
Figure 2-16 : Stratégie RBC1.....	61
Figure 2-17 : Stratégie RBC2.....	63
Figure 2-18 : Stratégie RBC3.....	64
Figure 2-19 : Stratégie LP	65
Figure 2-20 : Stratégie RBC1.....	66
Figure 2-21 : Stratégie RBC1 sur un jour	67
Figure 2-22 : Stratégie RBC2.....	68
Figure 2-23 : Stratégie RBC3r	68
Figure 2-24 : Stratégie RBC3.....	69
Figure 2-25 : Bilan énergétique du côté de la production PV sur l'année	71
Figure 2-26 : Bilan énergétique du côté de la consommation sur l'année	71
Figure 3-1 : Stratégie RBC4 hiver.....	78
Figure 3-2 : Stratégie RBC4 été.....	80
Figure 3-3 : Stratégie RBC4 Hiver	81
Figure 3-4 : RBC4 journée du 28 février	81

Figure 3-5 : RBC4 journée du 2 décembre	81
Figure 3-6 : Stratégie RBC4 ETE	82
Figure 3-7 : Durée de vie en cyclage en fonction de la profondeur de décharge [131].....	87
Figure 3-8: Comparaison des méthodes Simple range counting et Rainflow counting	91
Figure 3-9: Règle de calcul de l'amplitude des cycles	92
Figure 3-10 : Nombre de cycles de la batterie en fonction de la profondeur de décharge et du modèle utilisé	94
Figure 3-11 : Evolution de la dégradation de la batterie en fonction de la profondeur de décharge et du modèle utilisé	94
Figure 3-12 : Le gain total pour différents coûts d'investissement avec LP et RBC4	99
Figure 3-13 : Représentation Rainflow de la variation du SOC de RBC4.....	102
Figure 3-14 : Représentation Rainflow de la variation du SOC de RBC5.....	103
Figure 3-15: Le gain total et nombre de cycles pour différents coûts d'investissement avec LP et RBC5	104
Figure 3-16 : L'énergie utilisée pour alimenter la charge	106
Figure 3-17 : Répartition de la production PV.....	106
Figure 4-1 : Profils des tarifs d'achat dynamiques de Barry et « Corsica » sur une année	117
Figure 4-2 : Tarifs d'achat et de vente de l'électricité, fixes et heures pleines / heures creuses	119
Figure 4-3 : Parts de la consommation fournie par la batterie, le PV et le réseau et énergie manquante	120
Figure 4-4 : Gain des stratégies, nombre de coupures de courant et énergie manquante en kWh en fonction du modèle tarifaire de l'électricité	121
Figure 4-5 : Évolution de la production et de la consommation, du SOC de la batterie et du prix de l'énergie pour la stratégie RBC5 sur deux jours	123
Figure 4-6 : Gain des stratégies, nombre de coupures de courant et énergie manquante (en kWh entre parenthèses) en fonction du modèle tarifaire de l'électricité et de la puissance du réseau. ...	125
Figure 4-7 : Gain des stratégies en fonction des différents tarifs de l'électricité et de la taille de la batterie.....	127
Figure 4-8 : Energie manquante pour les stratégies RBC1, RBC2 et RBC3	127
Figure 4-9 : Stratégie RBC1 avec une batterie de 70 kWh	128
Figure 4-10 : Stratégie RBC1 avec une batterie de 35 kWh	129
Figure 4-11 : Graphiques représentant les différents cas de recharge rapide possibles de la Zoé	131
Figure 4-12 : Les 3 profils hebdomadaires de recharge des véhicules électriques.....	132
Figure 4-13 : Profil de consommation n°1.....	133
Figure 4-14 : Profil de consommation n°2.....	133
Figure 4-15 : Profil de consommation n°3.....	133
Figure 4-16 : Gain des stratégies et nombre de coupures de courant selon le tarif de l'électricité pour les profils de consommation n°1, 2 et 3.....	134

Liste des tableaux

Tableau 2-1: Résumé des articles étudiés par méthode d'optimisation.....	42
Tableau 2-2 : Résumé des articles étudiés par problème d'optimisation résolu.....	43
Tableau 2-3 : Valeur de l'erreur quadratique relative moyenne (exprimée en %) pour chaque modèle et chaque horizon de prévision	48
Tableau 2-4 : Principaux paramètres considérés pour la simulation	59
Tableau 2-5 : Résultats des stratégies sur une année.....	70
Tableau 3-1 : Principaux résultats des stratégies.....	83
Tableau 3-2 : Vue d'ensemble des performances des batteries [117].....	84
Tableau 3-3: Résumé des paramètres des différents modèles semi-empiriques.....	89
Tableau 3-4 : Pourcentage de dégradation de la batterie et gain total des différentes stratégies avec les deux modèles de dégradation	97
Tableau 3-5 : Résultats Stratégie sans stockage	98
Tableau 3-6 : Résumé des différentes interprétations sur l'utilisation des batteries.....	105
Tableau 4-1 : Résumé sur les modèles de tarification de l'électricité.....	115
Tableau 4-2 : Comparaison des différents tarifs	119
Tableau 4-3 : Facture d'électricité sans et avec micro-réseau utilisant RBC5.....	123
Tableau 4-4 : récapitulatif des différentes charges électriques.....	130

Nomenclature

Symbole	Description	Unité
Ac_i	L'amplitude d'un cycle i de charge ou décharge d'une batterie	[-]
$Ac_{eq,i}$	L'amplitude équivalente d'un cycle i de charge ou décharge d'une batterie	[-]
$Cout_{Tlb}$	Coût total d'installation des batteries	[€]
$Cout_{lb}$	Coût d'installation d'un kWh de batterie	[€/kWh]
$Cout_{Db}$	Coût de dégradation des batteries	[€]
$Cout_{ub}$	Coût d'utilisation des batteries	[€/kWh]
$Cout_{ach}$	Prix d'achat de l'énergie du réseau	[€/kWh]
$Cout_{ven}$	Prix de vente de l'énergie sur le réseau	[€/kWh]
$Cout_{tot}$	Coût total (fonction objectif)	[€]
D	Dégradation subie par la batterie	[-]
$D_i(t)$	Dégradation causée à la batterie par un cycle i en cours	[-]
dt	Pas de temps	[min]
G	Eclairement solaire	[W/m ²]
G_t	Eclairement solaire à t	[W/m ²]
$G_{cs,t}$	Eclairement solaire par ciel clair	[W/m ²]
\widehat{G}_{t+h}	Eclairement solaire prédit à $t+h$	[W/m ²]
G_{t-p}	Précédents éclairagements mesurés	[W/m ²]
K_t	Indices de clarté	[-]
$N_{vie,i}$	Nombre de cycles réalisables sur la durée de vie de la batterie sous un cycle i d'amplitude Ac_i	[-]
N_{vie}	Nombre de cycles complets réalisables par la batterie sur sa durée de vie	[-]
N_{rea}	Nombre de cycles complets réalisés par la batterie	[-]
n_{PV}	Rendement d'une cellule avec Evans	[%]
n_{ref}	Rendement du module de référence à une température de la cellule	[%]
NOCT	Température des cellules à 20 °C sous 800 W/m ²	[°C]
P_b	Puissance de la batterie	[kW]
P_{b_c}	Puissance batterie vers consommation	[kW]
P_{b_r}	Puissance batterie vers réseau	[kW]
$P_{b_{char}}^{adm}$	Puissance de charge admissible par la batterie à un instant t	[kW]
$P_{b_{char}}^{max}$	Puissance de charge maximale de la batterie	[kW]
$P_{b_{dech}}^{adm}$	Puissance de décharge admissible par la batterie à un instant t	[kW]
$P_{b_{dech}}^{max}$	Puissance de décharge maximale de la batterie	[kW]
$P_{b_i}(t)$	Puissance de la batterie correspondante à un cycle i en cours	[kW]
P_d	Puissance photovoltaïque perdue	[kW]
P_r	Puissance du réseau	[kW]

Pr_c	Puissance réseau vers consommation	[kW]
Pr_s^{max}	Puissance maximale en sortie du réseau	[kW]
Pr_e^{max}	Puissance maximale en entrée du réseau	[kW]
$Pond^{max}$	Puissance maximale de l'onduleur	[kW]
Pc	Puissance consommation	[kW]
Pm	Puissance manquante	[kW]
Pp	Puissance PV AC	[kW]
Ppv	Puissance PV DC	[kW]
Ppv^{nom}	Puissance PV nominale (DC)	[kW]
Pp_b	Puissance PV vers batterie	[kW]
Pp_r	Puissance PV vers réseau	[kW]
Pp_c	Puissance PV vers consommation	[kW]
SOC	Etat de charge batterie	[-]
SOC_{min}	Etat de charge minimum de la batterie	[-]
SOC_{max}	Etat de charge maximum de la batterie	[-]
S	Surface du champ	[m ²]
Δ	Différence entre Pp et Pc	[kW]
Q_u	Capacité utile de la batterie	[kWh]
η_{char}	Rendement de charge de la batterie	[-]
η_{dech}	Rendement de décharge de la batterie	[-]
$\theta_{cell,ref}$	Température de la cellule à 25 °	[°C]
θ_{cell}	Température de cellule	[°C]
θ_a	Température ambiante	[°C]

Liste des abréviations

API	Interface de Programmation d'Application
AG	Algorithme Génétique
ARMA	Auto Régressifs à Moyenne Mobile
CA	Courant Alternatif
CC	Courant Continu
CNRS	Centre National de la Recherche Scientifique
CEA	Commissariat de l'Énergie Atomique
DER	Production Décentralisée
DOM	Département français d'Outre-Mer
DOD	Profondeur de Décharge
EnR	Energie Renouvelable
EDF	Électricité De France
EMS	Stratégie de gestion de l'énergie
FL	Logique Floue
GES	Gaz à Effet de Serre
INES	Institut National de l'Énergie Solaire
IRENA	Agence Internationale pour les Énergies Renouvelables
LP	Programmation Linéaire
MILP	Programmation Linéaire Mixte
MPC	Modèle Prédicatif de Contrôle
MPPT	Point de Puissance Maximum
nRMSE	Erreur Quadratique Moyenne normalisée
nMBE	Biais Moyen normalisé
nMAE	Erreur Absolue Moyenne normalisée
NREL	Laboratoire National des Énergies Renouvelables
PPE	Programmations Pluriannuelles de l'Énergie
PCC	Point de Couplage Commun
PV	Photovoltaïque
PSO	Optimisation par essais particuliers
R&D	Recherche et Développement
RBC	Contrôle Basé sur des Règles
RNA	Réseau de Neurones Artificiels
RTP	Tarifcation Dynamique
SOC	Etat de charge de la batterie
SPT	Tarifcation progressive

TOU	Tarif de l'énergie selon les heures d'utilisation
TVA	Taxe sur la Valeur Ajoutée
VE	Véhicule Électrique
QP	Programmation Quadratique
ZNI	Zone Non Interconnectée

Introduction Générale

Avec plus de huit milliards d'habitants et un assortiment d'appareils électriques toujours plus large, la demande en fourniture d'électricité continue de s'accroître fortement. L'utilisation des combustibles fossiles pour répondre à cette forte demande a montré beaucoup de limites : l'épuisement des sources d'énergies fossiles et la pollution de l'environnement. Voulant endiguer ces effets néfastes, les Accords de Paris ont été adoptés le 12 décembre 2015 lors de la Conférence des Nations Unies sur les changements climatiques (COP21). Les objectifs de ces Accords sont : réduire les émissions des gaz à effet de serre afin de limiter à 2°C le réchauffement au cours du siècle présent, réévaluer les engagements de chaque pays tous les cinq ans, fournir au pays en développement des ressources financières pour atténuer les changements climatiques et renforcer la résilience et accroître les capacités d'adaptation aux effets néfastes de ces changements.

La reprise économique très rapide de l'après-pandémie en 2021 ainsi que l'invasion de l'Ukraine par la Russie et les sanctions qui en ont découlé ont accentué les tensions sur le marché de l'énergie. Les prix des principales sources d'énergie fossile ont flambé et atteint de nouveaux pics. Cela s'est répercuté sur le prix de l'énergie électrique, créant ainsi une inflation plus ou moins générale que certains pays peinent à endiguer. À titre d'exemple, l'Europe a enregistré une pénurie inédite en gaz naturel durant l'hiver 2022. Elle a dû conduire des importations de gaz naturel liquéfié pour assurer un approvisionnement continu à sa population.

Au regard de cette problématique complexe, les énergies renouvelables (EnR), à savoir les énergies éolienne, hydraulique, géothermique, solaire, etc. qui sont inépuisables à l'échelle humaine et a priori moins polluantes que les énergies fossiles semblent être une solution adéquate pour remplir en grande partie les objectifs des Accords de Paris. La transition vers un mix énergétique non carboné pourrait également passer par le développement des réseaux intelligents. Ces réseaux permettront une meilleure intégration, prenant surtout en compte les caractères intermittents et aléatoires des EnR dans les réseaux et particulièrement dans ceux de taille modeste, rencontrés par exemple sur les îles. En effet, ces caractères intermittents et aléatoires influent négativement sur la stabilité et la gestion du réseau électrique provoquant des coupures pour les réseaux les moins résilients. Il peut être dénombré plus de 200 000 îles à travers le monde, dont environ 11 000 habitées en permanence, pour un total de 730 millions d'insulaires. Ces îles, de superficie, topographie et climat très différents présentent de nombreuses spécificités entraînant des besoins énergétiques ainsi que des ressources exploitables très variées.

Les micro-réseaux, conçus pour fournir un approvisionnement électrique fiable à un petit nombre de consommateurs sont des réseaux électriques de petite taille, alimentés par une production locale, disposant de stockages d'énergie et connectés au réseau principal. Ces systèmes s'intègrent parfaitement dans une démarche de transition énergétique et se veulent les plus intelligents possible afin de permettre une gestion efficace de l'énergie. Leurs objectifs sont de gérer l'énergie produite localement de la façon la plus optimale, de réduire les dépenses énergétiques, de rendre le réseau plus fiable et d'améliorer l'empreinte environnementale. Prédire la disponibilité, maîtriser et optimiser la gestion de ces ressources renouvelables permettraient alors d'endiguer leurs caractères négatifs et d'assurer une meilleure gestion des flux énergétiques entre les composantes d'un système électrique.

La plateforme technologique PAGLIA ORBA, située au Centre Scientifique Georges PERI à Ajaccio, est composée de plusieurs micro-réseaux et combine différents moyens de stockage et de production d'énergie. Elle vise à apporter des solutions innovantes aux besoins de l'île en énergie électrique. C'est sur cette plateforme, inaugurée en 2014 par l'Université de Corse et le CEA et dans le contexte décrit plus haut, que ces travaux de thèse ont été effectués autour du sujet suivant : le développement de stratégies optimisées de gestion de l'énergie intermittente dans un micro-réseau photovoltaïque avec stockage.

Afin de répondre à cette problématique, le premier chapitre se consacrera tout d'abord à étayer le contexte énergétique et les politiques actuels portant sur le développement des énergies renouvelables dans le monde, en France puis plus particulièrement en Corse. Par la suite, nous aborderons le cadre général, les différentes applications et les défis liés aux micro-réseaux grâce à une étude bibliographique. Enfin, une présentation du micro-réseau PAGLIA ORBA de l'Université de Corse sera faite.

Une identification et une classification des différentes stratégies de gestion de l'énergie les plus largement utilisées dans les micro-réseaux sera proposée dans le deuxième chapitre. Ce chapitre présentera aussi notre cas d'étude, constitué d'un système de production d'électricité photovoltaïque, de stockage d'énergie par batterie et d'une connexion avec le réseau principal. Par la suite, il posera et permettra de comprendre l'ensemble des équations utilisées pour modéliser le système et les différents flux d'énergie. Pour finir, il présentera les premières stratégies de gestion de l'énergie basées sur des règles (RBC – Rules Based Control), en commençant par la stratégie la plus simple RBC1, qui est une stratégie d'autoconsommation, puis la stratégie RBC2 qui prend en compte le coût de l'électricité et enfin la stratégie RBC3 qui considère la prévision de la production.

Le troisième chapitre se focalisera sur l'amélioration des premières stratégies de gestion et de l'élaboration de nouvelles stratégies en tenant compte du retour d'expérience du chapitre précédent. Il présentera ainsi la stratégie RBC4 qui considère de nouveaux paramètres comme la variation saisonnière de la production et la stratégie RBC5 qui tient compte la dégradation des batteries.

Le quatrième chapitre étudiera la sensibilité des stratégies étudiées face à la variation des différentes données d'entrée du micro-réseau. Nous distinguerons, pour commencer, l'impact du modèle de tarification de l'énergie, puis celui de la taille du stockage et des puissances échangées avec le réseau principal et enfin les répercussions des différents profils de consommation sur les performances du micro-réseau. Ce chapitre aura pour but de mettre à l'épreuve les stratégies développées et ainsi mettre en exergue leurs forces et faiblesses.

Chapitre 1 : Situation énergétique et généralités sur les micro-réseaux

I. Introduction

Les énergies renouvelables sont généralement considérées comme la meilleure alternative pour réduire la dépendance énergétique aux produits issus des ressources fossiles ainsi que les émissions de gaz à effet de serre et/ou polluants. On assiste donc depuis une vingtaine d'années à un développement des différentes énergies renouvelables installées. Ce développement a permis de réduire considérablement le coût de ces énergies. Le coût des modules PV a par exemple été diminué d'un facteur 100 au cours des 40 dernières années [1]. Mais ces énergies renouvelables intermittentes se distinguent des énergies conventionnelles par leur intégration et gestion complexes dans le réseau électrique ; leur production dépendant des conditions météorologiques et du moment de la journée, en particulier pour l'énergie solaire.

Dans ce chapitre d'introduction, nous aborderons la situation énergétique mondiale, celle de la France, des îles et en particulier la Corse, mettant en évidence les efforts pour développer les énergies renouvelables. Nous effectuerons également une revue bibliographique sur les micro-réseaux.

II. Situation énergétique

1. Situation énergétique mondiale

Les statistiques de l'Agence Internationale de l'Énergie [2] indiquent qu'en 2020 plus de 80 % de la consommation primaire mondiale d'énergie est d'origine fossile. Cette énergie fossile est particulièrement issue de la combustion du charbon, du gaz et du pétrole, fortement émettrice de gaz à effet de serre et de gaz à fort impact sur la santé humaine.

L'hydroélectricité est la plus grande source d'électricité renouvelable dans le monde, suivie par l'éolien et le solaire photovoltaïque. L'éolien et le solaire photovoltaïque ont connu les taux de croissance les plus rapides parmi les sources d'électricités renouvelables et sont responsables ensemble de plus de la moitié de l'augmentation de la consommation d'électricité renouvelable observée au cours des dix dernières années. Les énergies renouvelables représentent désormais plus d'un quart de la production totale d'électricité. En 2021, la consommation mondiale d'électricité s'est élevée à 27 520 TWh [3]. Pour satisfaire cette consommation, l'énergie électrique est produite en grande majorité par des sources d'énergie fossile qui représentent 61,8 %, suivie de l'hydroélectricité (15 %) et du nucléaire (9,8 %) comme l'indique la Figure 1-1. Les autres énergies renouvelables représentent 12,8 % du mix électrique mondial.

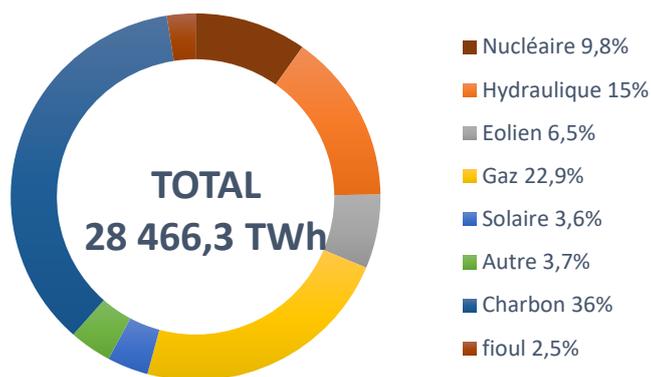


Figure 1-1 : Production mondiale d'électricité en 2021 [4]

En Europe, on assiste actuellement à une crise énergétique d'une grande ampleur avec l'augmentation du prix de l'énergie. Cette crise est en partie due à une diminution des approvisionnements en combustible fossile. En effet, l'Europe importe environ 60 % de son gaz de la Russie, de l'Algérie et de la Libye. La guerre en Ukraine et toutes ses conséquences directes et indirectes impactent négativement cette importation. L'indisponibilité de certains réacteurs nucléaires en France et la sécheresse limitant la production d'énergie hydraulique intensifient aussi cette crise. Ces situations obligent le secteur de l'énergie à se repenser en profondeur.

On assiste depuis plusieurs années à une véritable émergence des énergies renouvelables dans le monde comme illustrée sur la Figure 1-2. Selon le dernier rapport de Ember (un groupe de réflexion sur l'énergie), le photovoltaïque a contribué à la production de 12 % de l'électricité de l'Union Européenne entre mai et août 2022 [5], contre 9 % sur la même période en 2021.

Les projections du New Energy Outlook prévoient que le mix électrique mondial atteindra 64 % de renouvelables en 2050. Il s'agit en effet, d'inverser les proportions entre énergies fossiles et énergies renouvelables. Ceci repose toutefois sur un ensemble de technologies à des stades de développement variables, et dont l'intégration aux réseaux électriques est plus complexe.

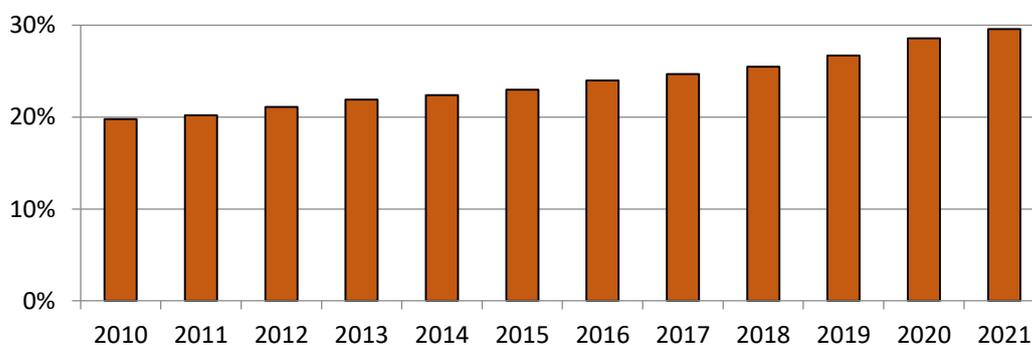


Figure 1-2: Evolution de la part des sources d'énergies renouvelables dans la production mondiale d'électricité [6]

2. Situation énergétique en France

En 2021, la production d'électricité était dominée par le nucléaire dont la capacité installée était de 61,4 GW ; ensuite l'hydraulique avec une capacité de 25,7 GW, l'éolien avec 18,8 GW, l'énergie thermique fossile (gaz, fioul, charbon) avec 17,9 GW, l'énergie solaire avec 13,1 GW et la bioénergie avec une capacité de 2,2 GW. Pour satisfaire sa consommation en 2021, la France a réalisé une production d'électricité totale de 522,9 TWh comme présenté sur la Figure 1-3. Cette production est en hausse de 4,5 % par rapport à 2020 et est issue principalement de l'énergie nucléaire qui représente 69 % de la production totale, suivie par l'énergie hydraulique, 12 % de la production, l'énergie thermique fossile, 7 %, l'énergie éolienne, 7 %, le solaire 3 % et la biomasse 2 %. Par rapport à l'année 2020, la production de la filière solaire a augmenté d'environ 13 %. La France exporte et importe aussi de l'électricité avec les pays avec lesquels elle est interconnectée. En 2021, elle a exporté 87,1 TWh d'électricité, principalement en Suisse, en Grande-Bretagne et en Italie. Dans le même temps, elle en a importé 44 TWh depuis l'Allemagne et la Belgique.

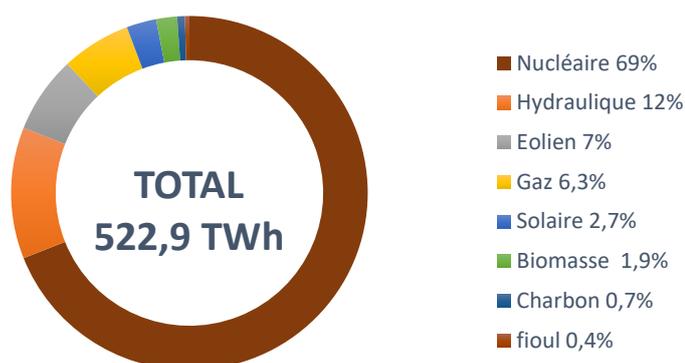


Figure 1-3: Production d'électricité en France métropole 2021 [7]

L'un des objectifs fixés par la Loi Énergie Climat pour 2035 en France est de baisser la production d'énergie nucléaire à 50 % du mix énergétique et d'augmenter la production d'énergie renouvelable à plus de 33 % [8]. Le photovoltaïque occupe un rôle essentiel dans le développement des énergies renouvelables en France, avec pour objectif d'assurer 10 % du mix électrique d'ici 2030 [9]. Le prix de l'électricité en France a subi une hausse considérable ces dernières années ; de 50 €/MWh en début d'année 2021, le prix de gros (prix auxquels les fournisseurs achètent l'électricité aux producteurs) est passé à 222 €/MWh en décembre 2021. Au cours de l'été 2022, le prix est monté jusqu'à 700 €/MWh [10]. Cette augmentation est principalement liée à un retard au niveau de la maintenance des centrales nucléaires, à la hausse du prix du gaz suite à la reprise économique post COVID et à la guerre en Ukraine.

3. Les réseaux électriques insulaires

Les régions insulaires sont généralement non interconnectées, c'est-à-dire des territoires dont la situation géographique empêche ou limite une connexion à un réseau d'envergure capable d'apporter certains services locaux (meilleure stabilité, approvisionnement en ressource primaire et achat d'énergie). En France, nous pouvons regrouper les îles ainsi que certaines zones isolées sous le terme ZNI. On dénombre en France de nombreuses ZNI telles que la Corse ; les départements d'outre-mer (DOM) : Guadeloupe, la Réunion, Mayotte ; les collectivités d'outre-mer (COM) : Saint-Pierre-et-Miquelon, Saint-Martin, Saint-Barthélemy, la Polynésie française, Wallis-et-Futuna ; certaines collectivités territoriales : Martinique, Guyane, Saint-Martin, Saint-Barthélemy ou encore les îles du Ponant qui regroupent 15 îles de l'Atlantique et de la Manche. Ces régions doivent alors atteindre leur équilibre électrique production/consommation de manière autonome ou quasi-autonome comme dans le cas de la Corse qui est partiellement connectée avec l'Italie. L'une des conséquences de cette situation particulière est une utilisation importante de générateurs à combustible fossile, en particulier du fuel, pour des raisons techniques (la part de combustible fossile peut atteindre 100 % pour certaines régions insulaires). La part des différents moyens de production en 2021 est présentée sur la Figure 1-4 pour les principales ZNI [11]. Sur l'ensemble de ces zones, la moyenne pondérée montre que 70 % de l'électricité produite provient encore de ressources fossiles. Il en résulte deux impacts principaux : le niveau élevé d'émission de gaz à effet de serre et polluants et le coût élevé de production de l'électricité. Par exemple, le coût de production en Corse a atteint 390 €/MWh en 2020 [12], durant les pics de consommation, soit environ trois fois plus que celui retrouvé en France Continentale [13]. La plupart de ces réseaux insulaires non interconnectés se caractérisent aussi par leur "faible puissance" comparée au réseau électrique français.

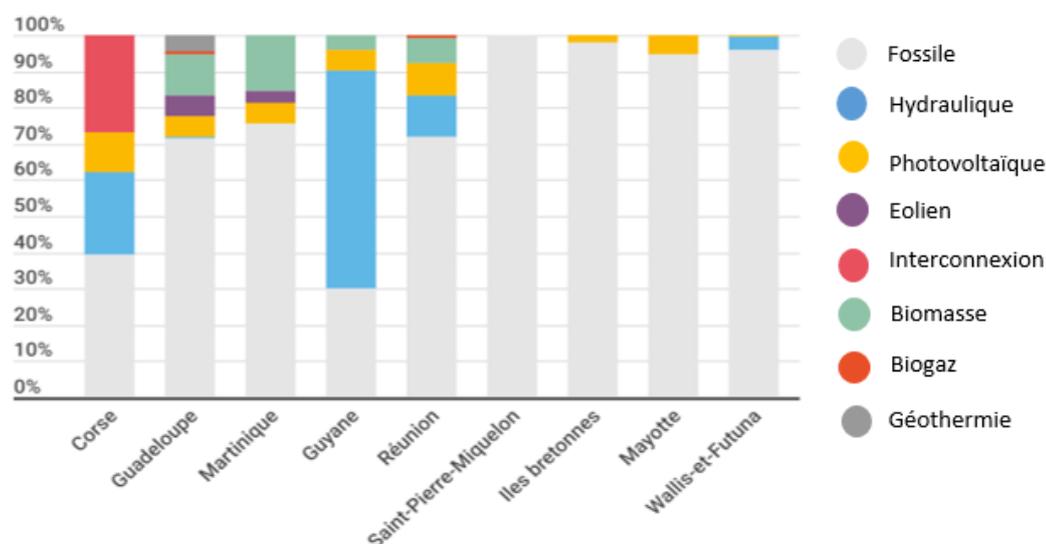


Figure 1-4: Mix énergétique dans les principales ZNI en 2021

La Corse est considérée comme une ZNI mais sa situation est un peu différente des autres ZNI car elle dispose d'une interconnexion partielle avec l'Italie (partie continentale) et la Sardaigne. En Corse, l'électricité provient des sources suivantes :

- L'énergie thermique : elle dispose de deux centrales thermiques à savoir la centrale de Lucciana et du Vazio avec une capacité totale de 244,3 MW. En termes de puissance installée, elle représente 39,3 % du mix énergétique en Corse. Cette seconde centrale très ancienne devrait être prochainement remplacée et fonctionner à base de biocarburants ;
- Les interconnexions : la Corse bénéficie d'une possibilité de prélèvement d'énergie de 50 MW sur la liaison Sardaigne-Corse-Italie CC (SACOI) et de 100 MW CA avec l'interconnexion Sardaigne-Corse (SARCO). Les interconnexions représentent en moyenne 26,6 % du mix en énergie en 2021, cette part dépend de l'année considérée et en particulier des ressources hydrauliques ;
- L'énergie hydraulique : avec une puissance totale installée de 229 MW elle est la première des énergies renouvelables en Corse. La contribution de l'hydraulique est importante ce qui, en plus de l'interconnexion partielle, fait de cette collectivité, une originalité d'un point de vue de son mix énergétique électrique ;
- Les autres énergies renouvelables : l'énergie solaire, éolienne et le biogaz représentaient 16,7 % de la puissance installée dans le mix énergétique électrique en 2021. Avec une capacité de 191 Mwc raccordés au réseau, l'énergie solaire représente aujourd'hui en Corse la deuxième source d'énergie renouvelable après l'hydraulique. Les autres EnR sont particulièrement peu représentées en Corse avec une part d'éolien et de biogaz inférieure à 1 %.

La Figure 1-5 , montre les variations annuelles du mix en Corse, qui présente une certaine stabilité [4]. Les fluctuations les plus importantes d'une année sur l'autre sont observées pour la part des EnR (jusqu'à 11 points). Cela s'explique par une disponibilité de la ressource hydraulique très variable en fonction des années.

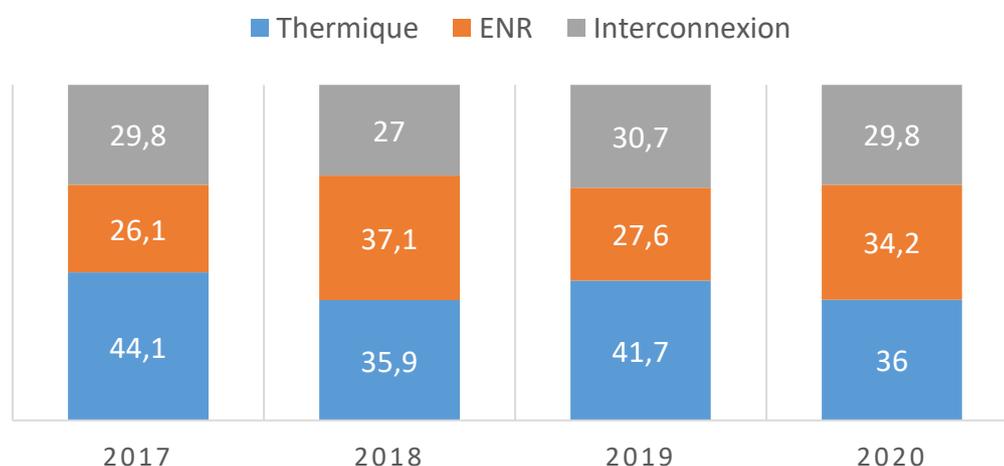


Figure 1-5 : Variation annuelle (%) du mix énergétique de la Corse

Dans les ZNI, la transition énergétique est structurée par différentes programmations pluriannuelles de l'énergie (PPE) avec des objectifs ambitieux qui devront, dans la plupart des cas, aboutir à une autonomie énergétique à l'horizon 2030 ou 2050. En effet, ces territoires présentent des potentiels de production d'électricité à partir de sources renouvelables non négligeables [14]. Pour atteindre ces objectifs, il est nécessaire de passer par le développement d'infrastructures adaptées pour faciliter l'insertion des énergies renouvelables intermittentes afin d'assurer la stabilité du réseau qui présente un défi majeur. La principale difficulté vient du caractère intermittent et aléatoire de la majorité des EnR, qui complique leur intégration dans un réseau de distribution peu résilient.

Aujourd'hui, afin d'assurer la stabilité du réseau en Corse, l'article I. 141-9 du code de l'énergie autorise les gestionnaires des réseaux de distribution à déconnecter les dernières installations photovoltaïques ou éoliennes raccordées au réseau, lorsque, la puissance cumulée injectée par les moyens de production intermittents dépasse un certain seuil. Ce seuil de déconnexion, fixé à 35 % depuis 2018, devra atteindre 45 % en 2023 afin de respecter les objectifs de la PPE.

Pour répondre à cette problématique, on peut identifier trois axes de recherche majeurs et complémentaires permettant une meilleure intégration des énergies intermittentes :

- Le développement des réseaux intelligents ;
- Le déploiement de moyens de stockage de l'énergie ;
- L'utilisation de modèles prédictifs de la ressource.

III. Les micro-réseaux

1. Définition

Un micro-réseau est un réseau de petite taille, conçu pour fournir un approvisionnement électrique fiable à un nombre limité de consommateurs, à l'échelle d'un petit village ou quartier ou encore d'un campus universitaire. Il agit comme une seule entité contrôlable par rapport au réseau. Il a la capacité de fonctionner à la fois connecté au réseau électrique principal ou isolé de celui-ci, il est alors dit îloté, comme on peut le voir sur la Figure 1-6. Dans un micro-réseau nous allons ainsi retrouver habituellement les éléments suivants :

- La production : à partir d'énergies renouvelables et/ou fossiles ;
- Le stockage : via de nombreux types de systèmes : électrochimiques, mécaniques, chimique, gravitaire
- La consommation d'électricité : correspondant à l'ensemble des charges (consommateurs) présentes sur le réseau ;
- La connexion au réseau principal : via un point de raccordement unique, le PCC (Point de Couplage Commun).

Un micro-réseau peut ensuite être doté d'outils de gestion optimisée de l'énergie tel qu'un réseau de communication et du matériel afin de surveiller, contrôler et gérer la production, la distribution, le stockage et la consommation d'énergie. L'ensemble de ces outils introduit la notion d'intelligence dans les micro-réseaux. Il n'existe aujourd'hui aucune définition unanime du terme micro-réseau, que ce soit sur la puissance qu'il peut fournir, sur les moyens de production mis en œuvre, ni même sur les objectifs. Comme précisé plus haut, le concept de micro-réseau peut être vu comme un réseau local de système énergétique qui met en parallèle des charges, des générateurs et des systèmes de stockage et qui peut fonctionner indépendamment du réseau électrique principal. Si l'on souhaite apporter une définition plus rigoureuse à ce terme, les avis commencent à diverger entre les différents organismes (recherche universitaire, industriels, institutionnels) mais également entre pays. À titre d'exemple, le Japon considère à l'heure actuelle les sites isolés comme des micro-réseaux, bien que ceux-ci ne disposent d'aucune interaction avec le réseau principal de distribution. Le Département de l'Énergie aux États-Unis (DOE) définit un micro-réseau en ces termes [15] : "A microgrid is a group of interconnected loads and distributed energy resources within clearly defined electrical boundaries that acts as a single controllable entity with respect to the grid. A microgrid can connect and disconnect from the grid to enable it to operate in both grid-connected or island-mode." C'est cette définition que nous utiliserons également dans cette thèse.

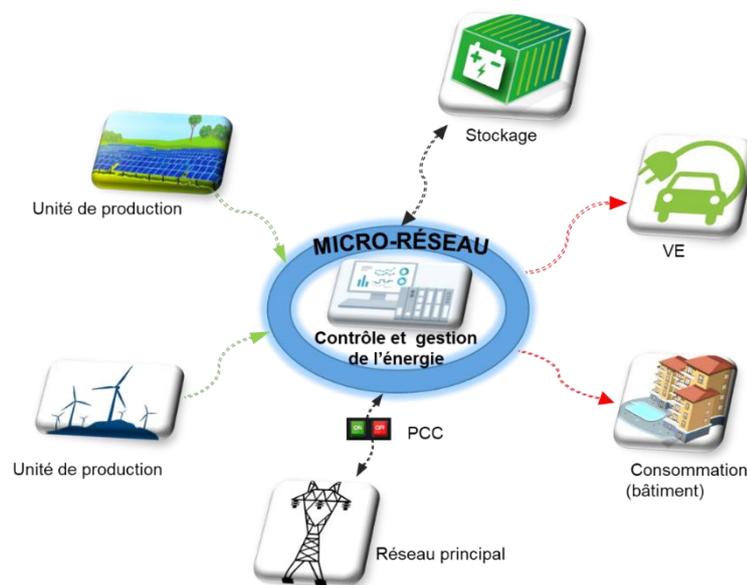


Figure 1-6: Micro-réseau

2. Les différents équipements dans un micro-réseau

a. La production décentralisée

Selon l'Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE), la production décentralisée (DG) est la production d'électricité par des installations suffisamment petites pour permettre

l'interconnexion en presque tout point d'un réseau électrique. En général, la puissance du générateur doit être inférieure à quelques Mégawatts (10 à 50 MW) pour être considérée comme une production décentralisée [16]. Les micro-réseaux intègrent généralement des systèmes de production tels que des micro turbines, des modules photovoltaïques, des piles à combustible, des éoliennes et aussi des groupes électrogènes. La proximité géographique entre la production et la consommation électrique réduit les pertes et augmente la fiabilité du système.

b. Le stockage d'énergie

Les systèmes de stockage sont des technologies qui permettent de stocker l'énergie électrique. Il existe une grande variété de moyens de stockage sur le marché. Il s'agit notamment :

- Des batteries électrochimiques ;
- Des super condensateurs ;
- Des stations de transfert d'énergie par pompage (STEP) ;
- Du stockage d'énergie par air comprimé ;
- Du stockage d'énergie par volant d'inertie.

Lorsque le micro-réseau fonctionne comme un système autonome, les principaux rôles du stockage sont de compenser les déséquilibres entre la production et la charge pour assurer la qualité de l'approvisionnement et la stabilité du réseau. Il permet en mode connecté au réseau, de disposer d'un moyen d'alimenter les charges si le réseau est limité ou de puiser l'énergie du réseau pour la stocker.

La mise en œuvre du stockage d'énergie atténue également l'intermittence des EnR. Les véhicules électriques (VE) peuvent également être considérés comme une option mobile alternative de stockage, qui pourraient être fortement développés dans les années à venir. Dans [17], les auteurs donnent une vue d'ensemble complète des différents systèmes de stockage d'énergie et de leurs rôles lorsqu'ils sont intégrés dans un micro-réseau. Les batteries sont la solution la plus couramment utilisée pour le stockage de l'énergie dans les micro-réseaux [18–20].

c. Les charges dans un micro-réseau

Une charge est considérée comme un dispositif consommateur d'énergie qui a besoin d'une alimentation pour fonctionner. Les charges électriques peuvent être classées en charges critiques et non critiques. Les charges critiques sont celles pour lesquelles l'alimentation électrique doit être maintenue avec une qualité et une fiabilité élevée. Elle ne doit donc pas être interrompue : ce sont généralement des charges non contrôlables. Les charges non critiques sont celles qui peuvent être déconnectées de l'alimentation en énergie pendant

certaines périodes. Ces charges peuvent être contrôlables ou non [21]. Les charges contrôlables sont des charges flexibles, souvent utilisées pour une gestion des systèmes énergétiques au niveau de la demande. Ces charges peuvent être utilisées pour améliorer la qualité de la tension et réduire le coût d'exploitation du système. Certains chercheurs ont travaillé sur ces charges. Che et al. [22] ont proposé une méthode de répartition optimale pour les climatiseurs afin de minimiser le coût de fonctionnement de leur système. Dans [23], les auteurs ont proposé une stratégie de contrôle du chauffe-eau électrique basée sur la programmation dynamique et la classification des profils de consommation d'énergie. Fakeha et al. [24] ont présenté un modèle pour étudier le contrôle coordonné des charges dans un bâtiment, permettant ainsi de maximiser les économies.

La gestion des charges dans un micro-réseau dépend principalement du mode d'exploitation, des exigences du système et des incitations du marché. Dans le micro-réseau lorsque des stratégies opérationnelles ou des obligations contractuelles imposent des limites strictes à la puissance importée et exportée du réseau, tout écart de puissance peut être atténué par un délestage de charge ou un surplus de production. Dans les cas de délestage, les charges critiques bénéficient d'une priorité de service grâce à la mise en œuvre d'une stratégie de fonctionnement adaptée.

d. L'électronique de puissance

L'électronique de puissance regroupe un ensemble de convertisseurs visant à transformer et à transmettre l'énergie dans le micro-réseau [25]. Ces fonctions font de l'électronique de puissance un élément essentiel dans le micro-réseau. Elle est utilisée dans les systèmes intégrant des sources d'énergie alternative et continue. Elle sert à faciliter l'intégration des énergies renouvelables comme le solaire en adaptant son niveau de tension à celui du réseau et à transformer le courant continu en alternatif. Au niveau du stockage de l'énergie, elle permet constamment d'adapter le courant et la tension aux caractéristiques électrochimiques du stockage utilisé.

3. Les types de micro-réseau

a. Par mode de fonctionnement

Les micro-réseaux peuvent opérer selon deux modes de fonctionnement, qui ont des exigences différentes. Nous distinguons le mode connecté au réseau principal et le mode de fonctionnement îloté.

i. Micro-réseau îloté

Un micro-réseau îloté est un micro-réseau qui n'est pas connecté au réseau principal. Ce mode de fonctionnement peut intervenir pendant des situations spécifiques comme la

maintenance du réseau ou pendant une panne du réseau. Dans ces situations, le micro-réseau se déconnecte du réseau principal et fonctionne de façon autonome. En mode îloté, le contrôle du micro-réseau devient beaucoup plus complexe car il doit assurer la fiabilité de son approvisionnement aux consommateurs [26], se comporter comme une source de tension [27] et maintenir une fréquence appropriée. Pour maintenir ce mode de fonctionnement, le micro-réseau doit disposer d'au moins une source de « grid forming » pour créer l'onde de tension, grâce à différentes stratégies telles que le principe maître/esclave [28]. Certains chercheurs ont réalisé des travaux afin d'améliorer le fonctionnement des micro-réseaux pendant l'îlotage. Un algorithme génétique (AG) est proposé dans [29] pour l'utilisation optimal des condensateurs shunt dans les micro-réseaux. Dans [30], les auteurs ont aussi présenté une méthode stochastique pour un fonctionnement optimal d'un micro-réseau pendant des périodes d'îlotage imprévues. L'objectif est de minimiser le coût de fonctionnement du micro-réseau en prenant en compte le coût d'exploitation de la micro turbine, des éoliennes et de la batterie.

ii. Micro-réseau connecté

En mode de fonctionnement connecté au réseau principal, le micro-réseau est couplé au réseau principal grâce au PCC qui constitue une passerelle entre les deux réseaux. Dans ce mode, la tension ainsi que la fréquence du micro-réseau sont imposées par le réseau principal. Le micro-réseau agit donc comme une source de courant et synchronise sa tension avec celle du réseau principal [31]. Cette configuration du micro-réseau offre une grande fiabilité car le micro-réseau peut importer ou exporter de l'électricité afin de maintenir son équilibre [32]. Dans ce mode, le micro-réseau peut fonctionner de plusieurs façons :

- Autoconsommation partielle : le micro-réseau consomme sa propre énergie et soutire l'énergie manquante depuis le réseau principal ;
- Autoconsommation totale : le micro-réseau est à l'équilibre (production/consommation) ;
- Injection du surplus : le micro réseau produit plus d'énergie qu'il n'en consomme et injecte le surplus dans le réseau principal, souvent avec certaines limitations.

En l'absence de stratégies de gestion clairement définies, ces différents cas peuvent régulièrement se présenter. Il est cependant possible de mettre en œuvre d'autres modes de fonctionnement directement liés aux besoins du réseau tels que :

- Un support dit « Grid-feeding » : le micro-réseau fournit une puissance de référence quel que soit l'état du réseau principal ;
- Un support dit « Grid-supporting » : le micro-réseau adapte sa puissance pour rendre des services au réseau public tel que du lissage ou de l'écrêtage.

b. Par type de courant CA, CC ou CA/CC

En fonction de la nature du courant on distingue différents types de micro-réseaux. Les micro-réseaux en courant alternatif (CA), en courant continu (CC) et les micro-réseaux hybride à courant alternatif et continu (CA/CC). Le courant alternatif est depuis longtemps le moyen privilégié de transport et de distribution d'énergie grâce au fonctionnement simple et efficace des transformateurs. Mais aujourd'hui avec l'amélioration de l'électronique de puissance il est également possible de transporter et d'utiliser plus facilement le courant continu.

i. Micro-réseau CA

Dans un micro-réseau à courant alternatif, tous les systèmes sont synchronisés à une tension et une fréquence données et sont connectés à un bus alternatif commun. Dans ces systèmes, il est nécessaire d'avoir des convertisseurs CC-CA pour convertir le courant continu généré par certaines sources de production comme le PV en courant alternatif. Ensuite, des redresseurs sont utilisés pour transformer le courant alternatif en courant continu afin d'alimenter les charges en courant continu. Les charges CA sont directement alimentées par le bus CA. En raison de l'expérience accrue et de la simplicité des équipements dans les micro-réseaux CA, ces systèmes sont devenus une technologie plus mature dans la protection, le contrôle et la stabilisation des micro-réseaux. Par exemple, le coût des simples disjoncteurs à courant alternatif est comparativement inférieur à celui des disjoncteurs à courant continu qui nécessitent des circuits supplémentaires plus complexes pour couper le courant continu [27]. Aussi, l'un des principaux avantages de l'architecture des micro-réseaux à courant alternatif est leur compatibilité avec le réseau électrique existant. Par contre, les micro-réseaux à courant alternatif nécessitent une grande quantité d'interfaces d'électronique de puissance (onduleurs et convertisseurs) pour synchroniser les systèmes à sources d'énergies renouvelables avec le réseau électrique à courant alternatif [33], comme le montre la Figure 1-7.

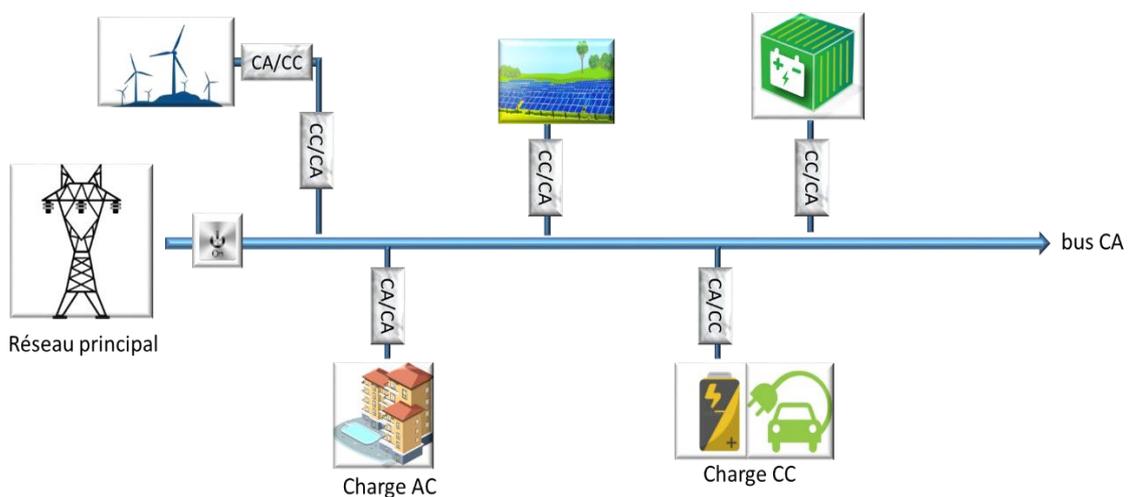


Figure 1-7: Micro-réseau CA

ii. Micro-réseau CC

Dans un micro-réseau à courant continu, comme représenté dans la Figure 1-8, le principal convertisseur de puissance est CC/CA. Ce convertisseur qui relie le micro-réseau CC au réseau CA est bidirectionnel afin de permettre les échanges de puissance dans les deux sens. La plupart des EnR sont en courant continu et les charges électriques à courant continu commencent également à se répandre. Selon certaines études, près de 30 % de la puissance alternative générée passe par un convertisseur électronique de puissance avant d'être utilisée, avec une quantité d'énergie perdue dans les conversions de l'ordre de 10 à 25 % de la quantité convertie [34]. Par conséquent, l'utilisation des micro-réseaux à courant continu par le biais de convertisseurs présente les avantages suivants :

- Augmentation de l'efficacité due à la réduction des étapes de conversion ;
- Obtention d'une qualité d'électricité indépendante du réseau de distribution.

Par rapport aux micro-réseaux à courant alternatif, les micro-réseaux à courant continu ont une structure plus simple, des coûts de système inférieurs et une efficacité globale améliorée. Malgré tous ces avantages, force est de constater que les micros réseaux à courant continu comportent aussi quelques inconvénients.

En effet, les micro-réseaux à courant continu ne peuvent pas être directement reliés au réseau électrique actuel. En outre, le système de protection des systèmes à courant continu est confronté à différents défis, qui sont principalement l'immaturation des normes et une expérience pratique limitée. Un autre inconvénient de l'architecture à courant continu est que les charges à courant alternatif ne peuvent pas être directement connectées au micro-réseau, ce qui nécessite des convertisseurs supplémentaires [35]. Pour cette raison, une solution alternative suggérée par certains chercheurs est de construire un micro-réseau hybride CA/CC pour une meilleure intégration de tous les éléments dans le réseau principal [23, 24].

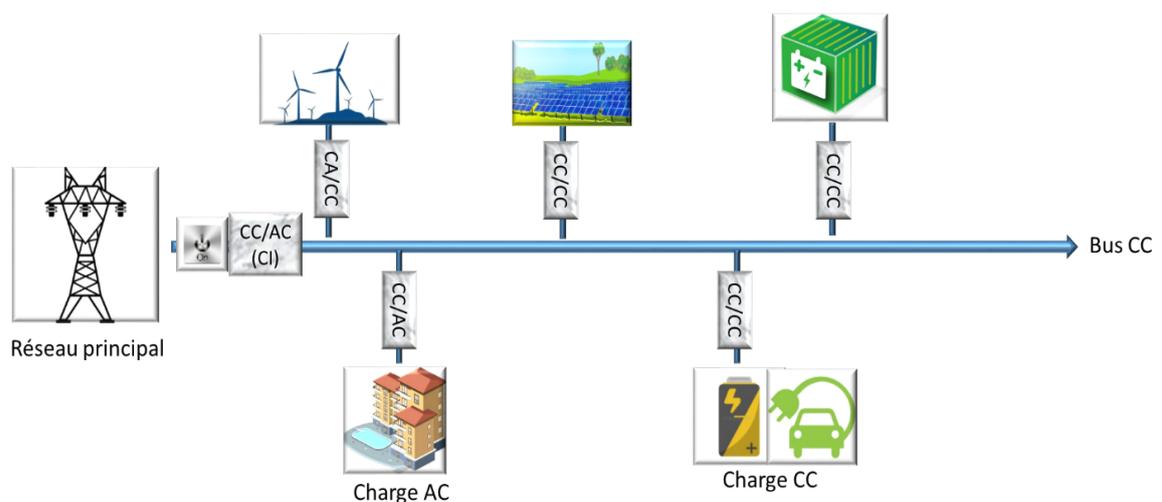


Figure 1-8: Micro-réseau CC

iii. Micro-réseau hybride (CA/CC)

Il combine les avantages des architectures des micro-réseau CA et CC. Les micro-réseaux hybrides suscitent de plus en plus d'intérêt par rapport aux autres architectures, principalement en raison de l'intégration des deux réseaux avec ses propres avantages et inconvénients en termes de transmission, de contrôle et de protection [16, 37, 38]. Dans les micro-réseaux hybrides on peut distinguer les réseaux CA et CC reliés par le convertisseur bidirectionnel CA et CC. Les charges en courant alternatif sont connectées au bus en courant alternatif, tandis que les charges en courant continu sont connectées au bus en courant continu, en utilisant un convertisseur de puissance pour adapter le niveau de tension si nécessaire. Les unités de production et de stockage sont connectées soit au bus CA, soit au bus CC, en essayant toujours de minimiser les étapes de conversion. Le bus CA permet d'utiliser l'équipement existant, tandis que le bus CC permet l'utilisation d'un nombre réduit de convertisseurs plus simples.

4. Différentes structures de contrôle du micro-réseau

La structure de contrôle occupe une place importante dans la fiabilité, la stabilité et le bon fonctionnement du micro-réseau. La structure de contrôle du micro-réseau est basée sur divers objectifs, à savoir, l'architecture de contrôle et le niveau de contrôle [39].

a. L'architecture de contrôle

En référence à l'architecture de contrôle des micro-réseaux, les techniques de contrôle peuvent être classées en contrôle centralisé, décentralisé et distribué, comme le montre la Figure 1-9.

i. Contrôle centralisé

Dans le cas du contrôle centralisé, le contrôleur central du micro-réseau contrôle les actions de toutes les unités [40]. Ce type d'architecture convient lorsque tous les acteurs du micro-réseau ont des objectifs communs. Dans un micro-réseau, lorsque le contrôle est centralisé, une seule entité effectue la répartition économique des flux d'énergies, les calculs des données et les points de consigne. Les systèmes qui ont un contrôle centralisé permettent de fournir des solutions optimales globales car les principaux objectifs sont clairement identifiés et atteints. Ils permettent aussi une synchronisation facile avec le réseau principal et peuvent utiliser efficacement les signaux en temps réel pour leur fonctionnement. Par contre, ces types de système sont coûteux en calcul et en temps. Cela est dû au fait que le contrôleur central doit exécuter un problème d'optimisation qui prend en compte un grand nombre d'unités de production, de charges et d'unités de stockage.

ii. Contrôle décentralisé

Dans le cas d'un contrôle décentralisé, chaque unité est contrôlée par son propre contrôleur local, qui ne reçoit que des informations locales telles que la fréquence et la tension [41]. Certains contrôleurs locaux peuvent échanger des informations avec l'unité de contrôle voisine. Les systèmes de contrôle décentralisés ont le principal inconvénient d'être très complexes en ce qui concerne la multipropriété et la concurrence entre les différentes unités. Cela est dû au fait que chaque unité cherche à atteindre son propre objectif, tel que la maximisation de ses profits. En cas de manque de communication, un contrôle totalement décentralisé peut rendre le système instable ou occasionner un fonctionnement non optimal. Par conséquent, un compromis entre ces deux contrôles peut être obtenu en introduisant une troisième approche, appelée le contrôle distribué.

iii. Contrôle distribué

Il consiste en une combinaison entre le contrôle centralisé et décentralisé [42]. Dans la méthode de contrôle distribué, chaque unité utilise les informations locales telles que la fréquence et la tension fournies par ses voisins. Dans cette méthode, les unités locales échangent des informations par le biais de liens de communication bidirectionnels et une négociation entre les différents acteurs peut avoir lieu, notamment parce que dans ce cas, les différents acteurs ont des objectifs personnels et communs.

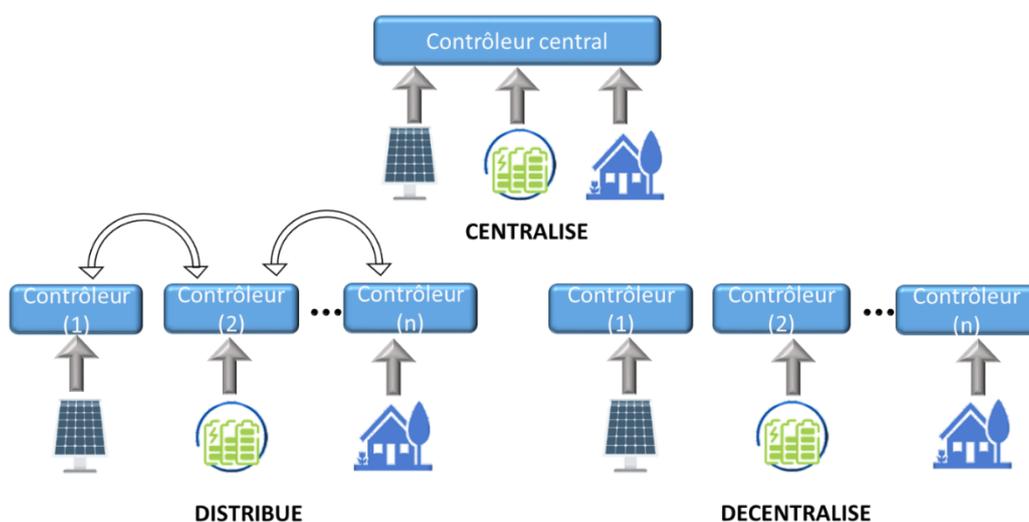


Figure 1-9: Contrôle centralisé, décentralisé et distribué du micro-réseau

b. Structure de contrôle hiérarchique

En général, les structures de contrôle hiérarchiques peuvent être classées en plusieurs niveaux : le contrôle de niveau primaire, secondaire et tertiaire [43].

i. Contrôle primaire

Il s'agit du niveau le plus bas de la structure de contrôle. Il fournit la réponse la plus rapide au micro-réseau et fonctionne sans communication. Le contrôle primaire exécute le partage et l'équilibre des puissances et gère le mode îloté du micro-réseau. Ce contrôle est effectué grâce aux mesures réalisées localement, comme la mesure de la tension et de la fréquence afin de maintenir la stabilité du système. Différentes méthodes de commande telles que la commande de statisme [44] et l'approche d'allocation de fréquence [45] sont utilisées pour le contrôle primaire.

ii. Contrôle secondaire

Le contrôle de niveau secondaire est basé sur la communication ; il garantit que les écarts de fréquence et de tension soient ramenés à zéro après chaque changement dans la production ou la consommation à l'intérieur du micro-réseau [46]. Le contrôle secondaire est responsable du fonctionnement sûr, fiable et économique des micro-réseaux en mode connecté au réseau et en mode îloté. Ce niveau de contrôle peut être mis en œuvre de manières centralisée et décentralisée. Le contrôle secondaire fonctionne sur un intervalle de temps plus long que le contrôle primaire. Li et al. [47] proposent un contrôle sur deux couches pour un micro-réseau ; la couche inférieure est le contrôle primaire et la couche supérieure est basée sur le contrôle secondaire afin de garder stable la tension et la fréquence, pendant les fluctuations de la charge.

iii. Contrôle tertiaire

Il se situe au sommet de la structure de contrôle et est principalement responsable du fonctionnement optimal du micro-réseau au niveau du réseau principal. Il régule le flux de puissance entre le réseau électrique principal et le micro-réseau tout en définissant les points de consigne optimaux à long terme en fonction des exigences du réseau principal. Par conséquent, il a un pas de temps long pour prendre des décisions. Le contrôle tertiaire peut également être considéré comme faisant partie du réseau électrique principal. Dans [45], le contrôle tertiaire est considéré comme une stratégie de gestion de l'énergie (EMS), qui est conçu pour réaliser le contrôle précis du partage de puissance entre les unités de production et l'échange de puissance entre le micro-réseau et le réseau externe dans le cas du mode connecté au réseau.

La Figure 1-10 représente les différentes structures hiérarchiques du micro-réseau avec quelques commandes exécutées à chaque niveau.

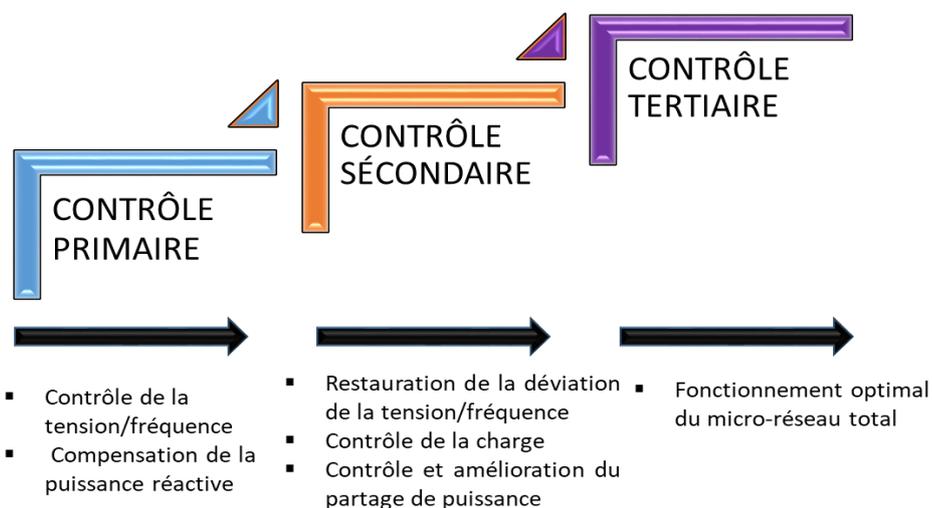


Figure 1-10: Différentes structures de contrôle hiérarchiques d'un micro-réseau

Le niveau de contrôle d'un micro-réseau dépend de l'usage que l'on en fait. Les micro-réseaux sont employés dans divers domaines, ce qui contribue à rendre leur marché très important.

5. Les différentes cas d'usage des micro-réseaux

Les micro-réseaux peuvent être scindés en fonction de leur taille et également de leur domaine d'utilisation en 3 grandes catégories [48] :

- Les micro-réseaux des zones commerciales, artisanales ou industrielles et des écoquartiers : ces zones consomment beaucoup d'énergie et n'ont pas forcément les mêmes besoins. Dans ces zones, il faut optimiser la gestion de l'énergie pour qu'elles soient plus neutres vis-à-vis du réseau ;
- Les micro-réseaux des zones isolées : dans ces zones, ces systèmes permettent d'exploiter des ressources énergétiques renouvelables locales et de ne plus dépendre que de l'énergie fossile, ainsi que d'éviter les pénuries d'énergie ;
- Les micro-réseaux des bases militaires ou d'hôpitaux : disposant de leurs propres systèmes de production, de stockage et d'infrastructures de distribution. Le micro-réseau doit avant tout fournir de l'électricité pendant les périodes de coupure de courant sur le réseau de distribution pour garantir une sécurité d'approvisionnement. En fonction de sa catégorie, un micro-réseau peut donc avoir des avantages non-négligeables.

6. Les intérêts des micro-réseaux

Il existe plusieurs avantages au développement des micro-réseaux qui sont :

- Les avantages économiques et techniques : avec la baisse des coûts du matériel pour la production des énergies renouvelables et des moyens de stockage, leur utilisation est parfois moins chère que l'énergie du réseau dans certaines zones et à certains

moments. Les micro-réseaux facilitent l'utilisation de ces énergies grâce aux moyens de stockage de l'énergie, leurs gestions optimisées par la prise en compte de la prédiction de la ressource et de la consommation ;

- L'accès à l'électricité : plus de 700 millions de personnes dans le monde n'ont pas accès à l'énergie dont 95 % sont situés dans les zones sub-sahariennes et dans les pays d'Asie. Ces zones ne sont en effet pas ou peu desservies par les réseaux de distribution d'électricité, et doivent donc se débrouiller pour produire eux-mêmes leur électricité. Alors que ces zones disposent d'un fort potentiel en énergie renouvelable, l'exploitation de ces ressources par les micro-réseaux dans ces zones permettra de lutter efficacement contre ce manque et d'améliorer les conditions de vie des populations [49] ;
- Qualité d'alimentation : en effet, certaines applications, notamment industrielles, de sécurité ou de santé, nécessitent une fiabilité et une qualité d'alimentation électrique élevée. Ceci implique que les coupures et perturbations sur le réseau doivent être quasi inexistantes, à défaut, les pertes peuvent rapidement s'élever à plusieurs millions d'euros et des vies peuvent être mises en jeu. Dans certaines régions, les réseaux de distribution et/ou les centrales électriques sont par ailleurs peu fiables, ou alors l'alimentation n'est assurée que quelques heures par jour ;
- Maximiser l'utilisation des énergies renouvelables : les micro-réseaux permettent de maximiser l'intégration des énergies renouvelables en facilitant leur intégration sur le réseau.

7. Les limites des micro-réseaux

Les micro-réseaux sont dotés de plusieurs avantages, certes, mais cet outil n'est pas sans contraintes. En effet, certains paramètres comme la mise en place, les coûts et les connaissances nécessaires pour développer les micro-réseaux restent des obstacles non négligeables :

- La complexité de la mise en œuvre : mettre en place un micro-réseau fait appel à de nombreuses compétences et demande beaucoup de temps ;
- Choix des technologies : cette partie s'avère être l'une des pierres angulaires de l'installation et du développement des micro-réseaux. Elle nécessite donc des connaissances pointues pour assurer un choix pertinent parmi la multitude de technologies existantes ;
- Coût du système : les coûts d'installation d'un micro-réseau restent élevés. En effet les prix des composants et notamment celui des moyens de stockage sont considérables.

Une des solutions permettant d'accroître le déploiement des micro-réseaux passe par le développement de démonstrateurs et de retours d'expériences. Malgré ces limites, les micro-réseaux se révèlent être importants pour l'amélioration des conditions de vie de l'homme.

8. Les projets micro-réseaux

Le marché des micro-réseaux a connu une hausse globale ces dernières années. Au premier trimestre de 2020, environ 6 610 projets de micro-réseaux ont été déployés dans le monde. Ces micro-réseaux représentent une capacité installée totale de 31,5 GW [50]. Par ailleurs, plusieurs programmes de recherche et de développement s'intéressent aux micro-réseaux, par exemple, le Consortium for Electric Reliability Technology Solutions (CERTS) aux États-Unis [51] et le premier projet de micro-réseaux en Europe (1998-2002) « EU Microgrids : Large Scale Integration of Micro-Generation to Low Voltage Grids » suivi du projet « More Microgrids : Advanced Architectures and Control Concepts for More Microgrids » [52]. Le marché mondial des réseaux intelligents est estimé à 53,14 milliards USD en 2022 et devrait atteindre 117,21 milliards USD d'ici 2027, avec un taux de croissance annuel de 17,14 % [53]. Nous verrons, au cours de cette étude, quelques projets de micro-réseaux en Europe.

a. Projet européen TILOS

Le projet TILOS (Technology Innovation for the Local Scale, Optimum Integration of Battery Energy Storage) est un projet de micro-réseau qui a pour objectif de maximiser l'utilisation des sources renouvelables d'énergie pour couvrir les besoins en électricité de l'île de Tilos (Grèce). Ce micro-réseau est composé d'un système hybride de production et de stockage d'électricité, comprenant une éolienne de 800 kW, une centrale photovoltaïque de 160 kWc et un parc de batteries ZEBRA de 800 kW / 2880 kWh pour le stockage de l'énergie. Le micro-réseau intelligent permet d'atteindre le plus haut niveau d'autonomie électrique (environ 75 sur l'année) et un équilibre optimal entre la production d'électricité par des sources renouvelables d'énergies intermittentes (éolienne et photovoltaïque) et la demande d'électricité [54]. Notons que la qualité de l'électricité fournie a été fortement améliorée.

b. Projet européen TIGON

Ce projet a débuté en 2021 et s'étend sur 4 années, son but est de présenter des arguments solides en faveur du déploiement des micro-réseaux. Dans le projet est prévue la mise en place de micro-réseaux CC/CA expérimentaux sur différents sites. Ces micro-réseaux intégreront l'énergie solaire, des systèmes de stockage d'énergie, des points de charge de véhicules électriques et d'autres charges à courant continu. Ce projet regroupe 15 partenaires de 8 pays de l'Europe.

c. Projet Kergrid

Ce projet, porté par le Syndicat départemental d'énergies du Morbihan (SDEM) et Schneider Electric, est à l'échelle d'un bâtiment tertiaire. Ce micro-réseau intelligent associe la production de 126 kWc de photovoltaïque et 5 kW de mini-éoliennes, 56 kWh de stockage

d'énergie et des véhicules électriques. Ce dispositif doit permettre au bâtiment de s'effacer lors des pointes de consommation électrique.

IV. La plateforme PAGLIA ORBA

PAGLIA ORBA, qui signifie *Plateforme Avancée de Gestion éLectrique Insulaire Associant stockage et énergies Renouvelables-objectif Autonomie*, est un micro-réseau qui met en œuvre le couplage de l'énergie solaire avec des unités de stockage multiples. Cette plateforme est issue de l'engagement de trois partenaires, l'Université de Corse Pasquale Paoli (UCPP), le Centre National de la Recherche Scientifique (CNRS) et le Commissariat à l'Energie Atomique et aux Energies Alternatives (CEA) via l'Institut National de l'Energie Solaire (INES).

La plateforme s'inscrit dans le contexte de la transition énergétique. Cette transition énergétique s'obtient en améliorant l'efficacité énergétique via le pilotage de la production et de la demande, en permettant l'insertion massive de moyens de production renouvelable intermittente sur les réseaux électriques.

L'intérêt de cette plateforme est de répondre à un triple objectif :

- Un objectif territorial : permettre le développement énergétique adapté aux ressources locales dans l'optique de territoires à énergie positive ;
- Un objectif industriel : permettre la valorisation de systèmes énergétiques innovants.
- Un objectif recherche : permettre le développement et l'optimisation des micro-réseaux intelligents.

La plateforme PAGLIA ORBA présentée sur la Figure 1-11 contribue aussi à favoriser le transfert technologique des activités de recherche vers des entreprises.

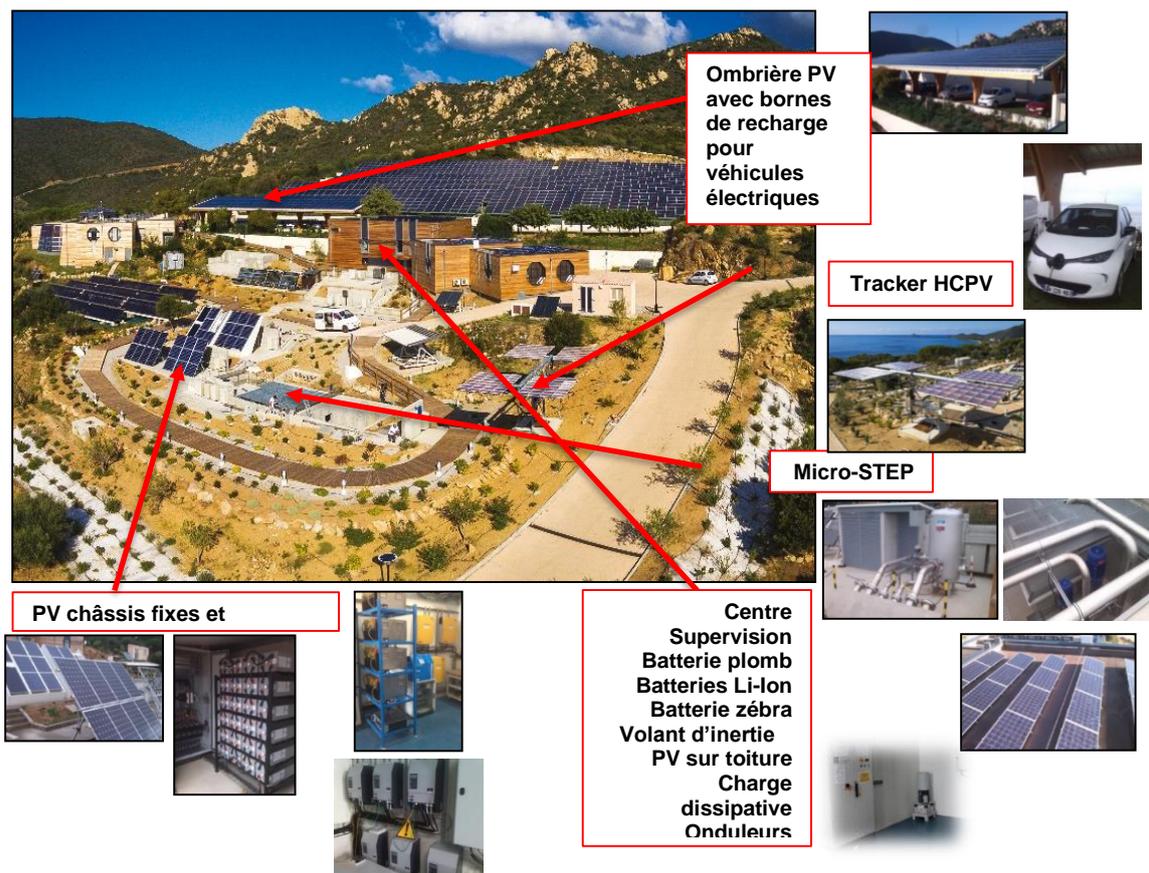


Figure 1-11: Plateforme PAGLIA ORBA

L'architecture de PAGLIA ORBA, qui est présentée dans la Figure 1-12, est assez classique. PAGLIA ORBA est un micro-réseau constitué de trois petits micro-réseaux. Elle dispose de différents systèmes de production PV (~ 100 kWc), de stockage (~ 100 kWh), principalement via des batteries électrochimiques (de différentes technologies), ainsi que de charges (jusqu'à 80 kW) : des bureaux, des logements, des bornes de recharges pour véhicules électriques et un banc de charge permettant de recréer des profils de consommation.

La plateforme est dédiée à l'étude du couplage des moyens de production et de stockage selon deux modes de fonctionnement :

- L'autoconsommation et l'injection du surplus de production sur le réseau EDF ;
- L'autonomie énergétique en s'ilotant du réseau EDF.

Les chiffres clés de la plateforme sont :

- Une puissance de 100 kW (consommation électrique d'une vingtaine de maisons) ;
- 24 heures d'autonomie vis-à-vis du réseau EDF.

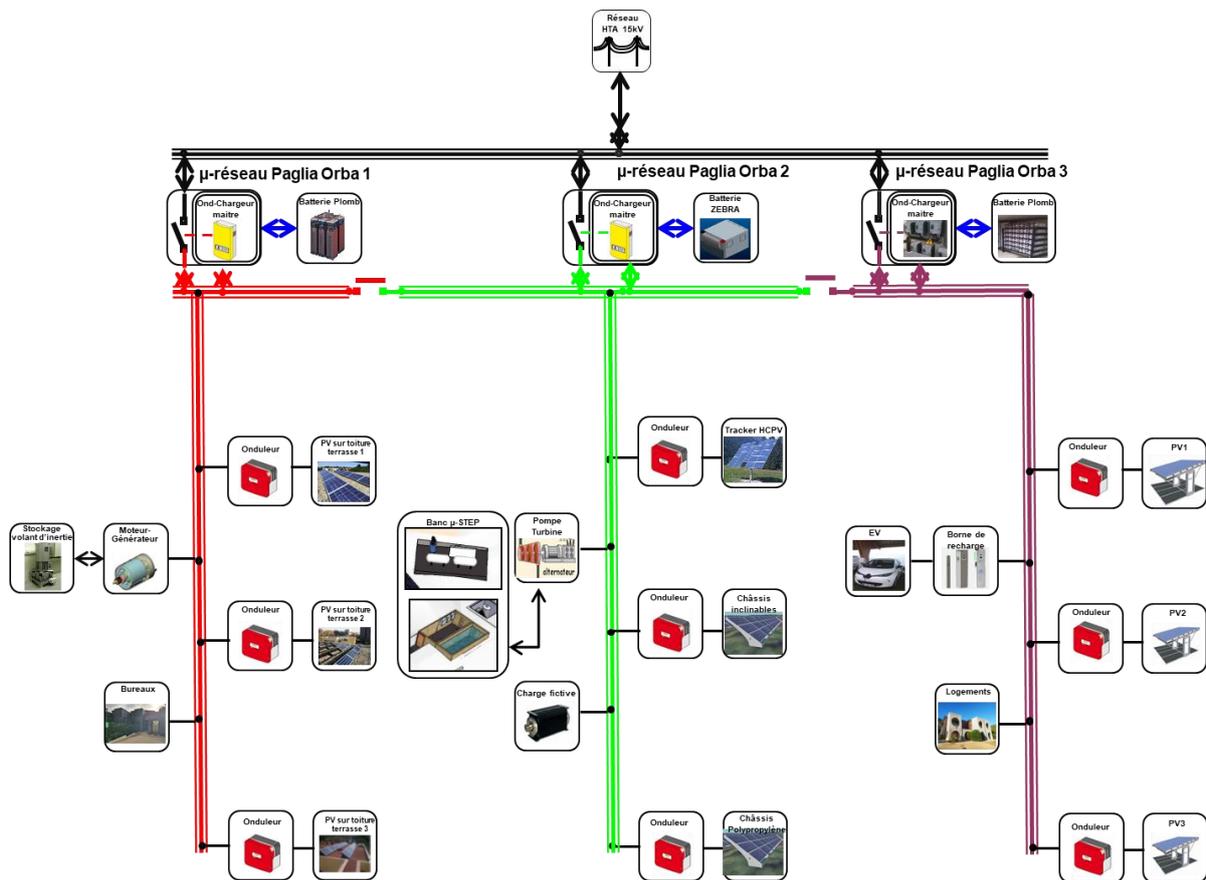


Figure 1-12 : L'architecture de PAGLIA ORBA

PAGLIA ORBA est un micro-réseau à courant alternatif qui dispose d'un système de contrôle centralisé. Dans ce système, un contrôleur central récupère les informations et coordonne les opérations dans le micro-réseau. Ce contrôle est réalisé en mode maître-esclave ; l'unité constituée de la batterie et de l'onduleur agit en tant qu'unité esclave lorsque le micro-réseau est connecté au réseau électrique et devient une unité maître lorsqu'il est îloté. Cette plateforme est modulable, ce qui permet d'adapter les fonctionnalités des micro-réseaux en fonction des besoins. Dans la suite du document, nous décrirons la configuration du micro-réseau utilisé pour notre étude.

V. Conclusion

La situation énergétique mondiale alerte le monde entier sur la nécessité de développer les énergies renouvelables dont les ressources existent partout dans le monde de façon abondante. Leur utilisation à bon escient permettra ainsi de réduire la dépendance énergétique des pays et par conséquent de réduire les émissions des gaz polluants. Dans les zones non interconnectées telles que les îles, disposant généralement de réseaux électriques très coûteux et fortement carbonés, les bénéfices du déploiement des énergies renouvelables sont beaucoup plus importants. Cependant ces réseaux étant peu résilients, le développement de ces énergies « fatales » devrait passer par les micro-réseaux qui permettent de réduire le déséquilibre sur le réseau électrique dû à l'intégration massive des

énergies renouvelables. Mais les coûts élevés d'investissement ainsi que le manque de démonstrateurs entravent leur développement. De plus, un dimensionnement et une gestion optimisés sont indispensables pour garantir leur viabilité, ce qui nécessite des outils d'une certaine complexité.

La plateforme R&D PAGLIA ORBA est un atout pour l'Université de Corse car elle permet d'appliquer les travaux de recherche et ainsi de mettre en œuvre des solutions innovantes dans le domaine des micro-réseaux. Cette thèse, qui s'inscrit dans la thématique des micro-réseaux, s'intègre dans la programmation pluriannuelle de l'énergie, qui a pour objectif ambitieux de parvenir à l'autonomie énergétique d'ici 2050. L'objectif de la thèse est de développer des stratégies de gestion de l'énergie afin d'optimiser le coût de fonctionnement des micro-réseaux.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons une étude bibliographique qui examinera les différentes stratégies d'optimisation de la gestion de l'énergie dans un micro-réseau et nous aborderons notre cas d'étude.

Chapitre 2 : Stratégies de gestion de l'énergie dans un micro-réseau

I. Introduction

Les micro-réseaux intègrent très souvent une source de production locale et renouvelable. Il peut s'agir d'une bonne opportunité pour réduire l'utilisation de l'électricité provenant du réseau lorsque le prix de l'électricité est élevé (si le tarif de l'électricité varie au cours de la journée) ou pour injecter l'électricité produite dans le réseau lorsqu'il est favorable pour le micro-réseau de vendre sa production. La prise en compte de cette gestion optimale de l'énergie dans un micro-réseau permet de le rendre « intelligent » d'où le nom de « micro-réseau intelligent » plus connu sous le terme de smart grid. Cependant, le développement d'EMS (Energy Management System) est nécessaire pour atteindre l'objectif de réduction des coûts et de sécurité de l'approvisionnement énergétique.

Dans la norme CEI 61970 relative à l'interface de programmation d'application (API) pour système de gestion d'énergie dans les réseaux électriques, la Commission Electrotechnique Internationale définit un EMS comme « un système informatique comprenant une plateforme logicielle fournissant des services de support de base et un ensemble d'applications offrant des fonctionnalités permettant l'exploitation efficace des installations de production et de transmission d'électricité de manière à assurer une sécurité adéquate de l'approvisionnement en énergie à un coût minimal » [55]. L'utilisation des EMS est encore plus importante dans les micro-réseaux intégrant des EnR à cause du problème de fiabilité et de stabilité dans ces systèmes et en raison des caractères aléatoires et intermittents des sources d'énergies renouvelables. Pour ces systèmes, les EMS permettent de remédier aussi à ces difficultés par une gestion efficace des stockages. Dans un micro-réseau intégrant un EMS, on peut retrouver les éléments représentés sur la Figure 2-1.

L'objectif principal de cette thèse étant de concevoir des modèles d'optimisation pour un micro-réseau, une étude bibliographique sur les différentes stratégies de gestion de l'énergie dans un micro-réseau sera présentée dans ce chapitre. Ensuite les différentes stratégies développées et utilisées tout au long de la thèse seront exposées.

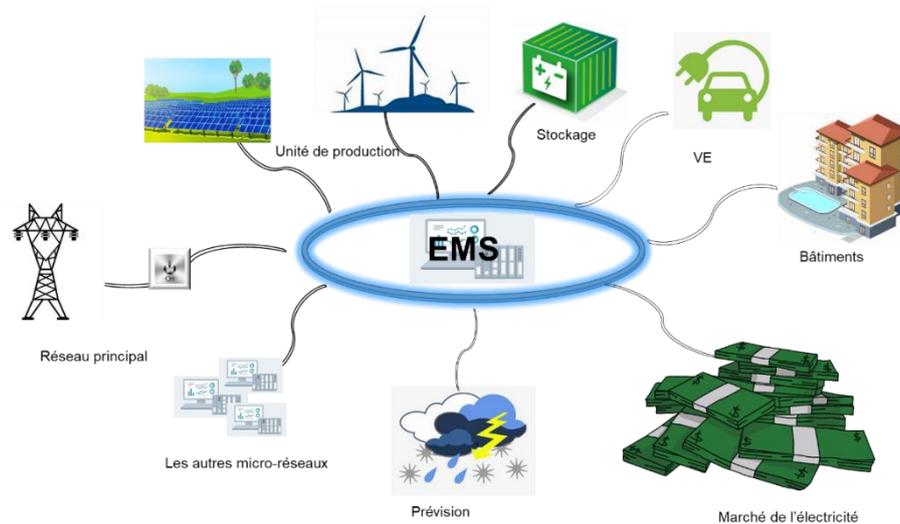


Figure 2-1 : Quelques éléments d'un micro-réseau qui utilise un EMS

II. Bibliographie sur les stratégies de gestion de l'énergie

Un EMS est généralement composé d'outils d'aide à la décision. Parmi ces outils, on peut trouver des modules de prévision de la production, de la consommation et les prix actuels ou futurs du marché de l'énergie comme illustré par la Figure 2-2. Ces outils aident l'EMS à optimiser le fonctionnement du micro-réseau, tout en satisfaisant les contraintes techniques. Comme le montre la Figure 2-2, pour fonctionner, l'EMS récupère les données de fonctionnement des différents systèmes du micro-réseau qu'il analyse, et avec l'aide d'informations comme la prévision et les données du marché de l'électricité, il prend les décisions adéquates.

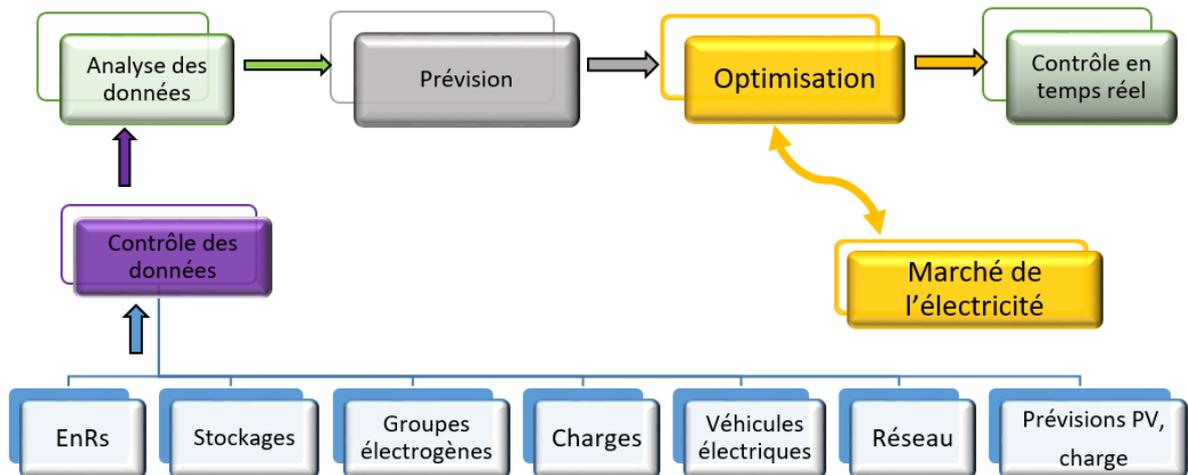


Figure 2-2 : Fonctionnement de l'EMS [56]

Les EMS sont utilisés pour répondre à certains objectifs d'optimisation dans les micro-réseaux qui peuvent être liés à la maximisation de la part des EnR, à l'optimisation de la durée de vie du stockage, à la minimisation des impacts environnementaux ou des coûts d'exploitation. Il est nécessaire dans l'optimisation, d'établir des limites et une fonction

objectif en rapport avec le but de l'optimisation. Quelques problèmes d'optimisation que l'on peut retrouver dans la littérature sont présentés ci-dessous :

- Optimisation de la taille des équipements (dimensionnement optimal) : la taille optimale des équipements (unités de production, stockage, électronique, etc.) permet de limiter l'espace requis pour le système et souvent l'empreinte écologique du micro-réseau. Dans cette optimisation, on prend en compte un grand nombre de paramètres et d'informations spécifiques, comme l'énergie à produire, le nombre de cycles de charge et de décharge des batteries, les informations sur la consommation, les conditions d'exploitation, etc [57]. Cette optimisation peut aussi considérer l'ensemble des coûts d'investissement du micro-réseau [58] ;
- Minimisation du coût de fonctionnement : il s'agit des dépenses financières associées au fonctionnement du micro-réseau, qui comprennent principalement les coûts d'utilisation des sous-systèmes comme le réseau principal et le stockage et les coûts de maintenance du système. La fonction objectif comprend en général le coût de l'électricité utilisée pour alimenter la charge et le prix de vente de l'électricité au réseau principal. Elle peut également prendre en compte le coût de remplacement des équipements ;
- Réduction de l'empreinte environnementale : la réduction de l'empreinte environnementale fait généralement référence à la réduction des émissions de gaz à effet de serre (GES) [59]. Elle est souvent mesurée en grammes de CO₂ par kWh d'électricité consommée et dépend de la source d'énergie produite (en provenance du micro-réseau ou du réseau principal auquel il peut être raccordé). Il est possible également qu'elle prenne en compte les émissions de gaz ou particules polluants anthropiques dont l'effet sur la santé est important tels que NO_x et SO₂.

Il convient de noter qu'au lieu de ne considérer un seul objectif, on peut également en considérer plusieurs, on parle alors d'optimisation multi-objectif.

Dans de nombreux problèmes d'optimisation, les variables doivent satisfaire certaines exigences électriques ou physiques et donc ne peuvent pas prendre des valeurs arbitraires. Ces restrictions sont appelées des contraintes et sont essentielles pour garantir le bon fonctionnement du système. Quelques contraintes courantes sont :

- Bilan de puissance et d'énergie : en général, il comprend tous les flux de puissances du micro-réseau parmi lesquels on retrouve les puissances produites par les unités de production, par le stockage, par le réseau principal et les puissances appelées par charges. La somme de ces puissances doit être égale à zéro à chaque instant. Il est donc formulé comme une contrainte d'égalité ;
- Contraintes du stockage : il s'agit principalement des limites de la capacité énergétique du stockage, de la puissance de charge et de décharge, de l'état de charge (SOC), de la profondeur de décharge maximale, etc.

La Figure 2-3 présente quelques objectifs des EMS et des contraintes qui peuvent être imposés au micro-réseau.

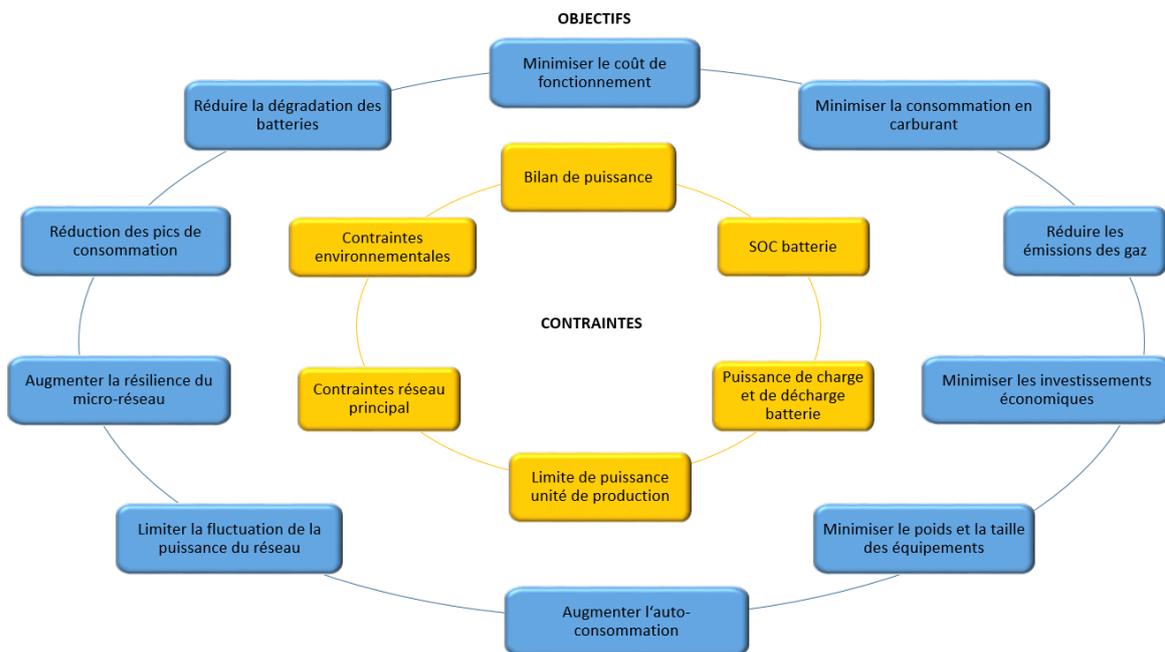


Figure 2-3 : Objectifs et contraintes possibles pour un EMS [56] (non exhaustif)

Depuis quelques années, de nombreuses études sont menées sur des méthodes d'optimisation de micro-réseaux. Cette partie se concentrera sur l'identification des différentes techniques d'optimisation utilisées pour résoudre le problème de la gestion de l'énergie dans les micro-réseaux.

1. EMS basé sur des méthodes de programmation linéaires (LP) et programmation linéaire mixte en nombres entiers (MILP)

La programmation linéaire est une méthode d'optimisation mathématique utilisée pour résoudre des problèmes où la fonction objectif et les contraintes sont toutes linéaires. Sukumar et al. [60] ont appliqué une méthode d'optimisation LP à un micro-réseau afin de réduire son coût de fonctionnement. Pascual et al. [61] ont aussi proposé un EMS basé sur une programmation linéaire pour un micro-réseau résidentiel ; l'objectif principal était de minimiser les pics et les fluctuations de puissance pendant les échanges d'énergie entre le réseau principal et le micro-réseau. La prévision de la production renouvelable et de la charge a été prise en compte dans la fonction d'optimisation pour atteindre cet objectif. Tavakoli et al. [62] ont utilisé la programmation linéaire pour optimiser un micro-réseau composé d'un système PV/stockage batterie connecté au réseau électrique. Cette optimisation consistait à maximiser la capacité du micro-réseau à absorber les variations de puissance et à éviter les ruptures d'alimentation. Les résultats ont montré que les coûts d'exploitation ont légèrement augmenté de 0,19 %, tandis que la fiabilité du système a augmenté de 41,1 %. Jalilpoor et al.

[63] ont utilisé une optimisation LP pour développer une stratégie de gestion de l'énergie qui améliore la fiabilité d'un ensemble de micro-réseaux face à des événements météorologiques extrêmes tels que des tornades. Ainsi, pendant les tornades, l'ensemble des micro-réseaux se déconnectent du réseau principal afin d'éviter de surcharger le système électrique et pour assurer la sécurité des micro-réseaux. Pendant les perturbations de courtes et de longues durées, la stratégie proposée permet de réduire le coût opérationnel total de 75 % et 48 %, par la diminution du coût de délestage. Atia et Yamada [42] ont proposé un algorithme de programmation linéaire itératif de type Newton-Raphson pour dimensionner des équipements d'un micro-réseau en prenant en compte la dégradation des batteries et la tarification dynamique de l'électricité.

Lorsque le problème d'optimisation linéaire contient des variables de plusieurs type (entières et réelles) on parle alors de problème de programmation linéaire mixte (MILP). La solution du MILP est plus coûteuse en termes de calcul qu'un simple problème de programmation linéaire. Amrollahi et al. [64] proposent une optimisation technico-économique avec une programmation linéaire mixte pour optimiser la taille des équipements. Cette optimisation a été réalisée en réduisant l'écart entre le profil de production et de consommation par la gestion des charges. Les résultats obtenus ont permis de réduire le nombre de batteries requises, la puissance requise des onduleurs et des modules photovoltaïques et, par conséquent, le coût total du système. Les auteurs dans [65] ont proposé une optimisation MILP pour minimiser la puissance fournie par le réseau public au micro-réseau. Dans cette optimisation, des variables binaires sont utilisées pour définir l'état des relais qui assurent l'interconnexion entre les différents éléments qui composent le micro-réseau. L'optimisation a permis de réduire le coût de fonctionnement de 48,1 %, en prenant en compte le tarif d'achat de l'électricité. Un autre algorithme basé sur du MILP a été décrit dans [66]. Dans cette optimisation, les auteurs ont proposé un MILP pour minimiser les coûts d'exploitation et les émissions des gaz polluants dans un micro-réseau composé de plusieurs sous micro-réseaux. Ils utilisent une variable binaire pour indiquer qu'au moins un micro-réseau est connecté au réseau principal. Ce travail a permis de réduire les coûts d'exploitation, la pénalité d'émission de gaz polluants et les pertes de puissance respectivement de 2,25 %, 2,10 % et 3,56 %. Hussain et al. [67] ont aussi proposé une stratégie de gestion de l'énergie basée sur MILP pour minimiser le coût d'exploitation et maximiser la fiabilité du service en mode îloté d'un micro-réseau. Dans [68], les auteurs ont aussi utilisé une programmation MILP pour la réduction du nombre de scénarii générés dans la résolution d'un problème d'optimisation économique d'un micro-réseau. L'ensemble des scénarii est généré par discrétisation grâce à une fonction de distribution de probabilité. Ensuite, le nombre de scénarii est réduit par une méthode MILP et, enfin, l'optimisation est réalisée par une méthode de programmation stochastique.

2. EMS basé sur la programmation non linéaire

Dans un programme non linéaire, ni la fonction objectif ni les contraintes ne sont linéaires par rapport aux variables de décision. Les programmes non linéaires sont plus difficiles à résoudre que les programmes linéaires. Parmi les méthodes de programmation non linéaires on trouve la programmation quadratique (QP) qui est la plus couramment utilisée dans les problèmes d'optimisation. Paul et al. [69] ont utilisé la programmation quadratique pour la répartition optimale des flux de puissance dans un micro-réseau. Les résultats permettent d'améliorer la fiabilité de l'alimentation. Wibowo et al. [70] ont aussi utilisé la programmation quadratique pour résoudre un problème d'optimisation économique dans un micro-réseau hybride avec stockage d'énergie.

3. EMS basé sur la programmation dynamique

Les méthodes de programmation dynamique sont utilisées pour traiter des problèmes complexes, afin de réduire le temps d'exécution des algorithmes. Le principe de la programmation dynamique consiste à résoudre un problème en le décomposant en sous-problèmes, puis à résoudre les sous-problèmes tout en conservant les résultats intermédiaires. Enfin, les solutions sont superposées pour trouver le résultat du problème original. Duchaud et al. [71] ont utilisé une approche de programmation dynamique pour le contrôle d'un micro-réseau. Cet algorithme vise à limiter le taux de fluctuation de la puissance du réseau, à optimiser les échanges d'énergie et à gérer l'état de charge des batteries sous plusieurs contraintes. L'algorithme permet une amélioration du coût d'exploitation du micro-réseau et garantit que le stockage ne soit pas vide en fin de journée. Park et al. [72] ont proposé une stratégie d'optimisation par programmation dynamique pour minimiser le coût de fonctionnement d'un micro-réseau en continu. Cette optimisation a permis au micro-réseau de tirer profit de la variation du coût de l'énergie du réseau principal. Dans [73], une méthodologie basée sur la programmation dynamique a été développée pour un micro-réseau hybride (EnR et Diesel). L'objectif de l'optimisation est de minimiser la consommation d'énergie primaire du micro-réseau. Les résultats ont été comparés à ceux d'une optimisation avec un algorithme génétique (AG), et montre une économie d'énergie et de temps de calcul, respectivement, de plus de 5,4 % et 41 %.

4. EMS basé sur des approches de programmation stochastique et robuste

Les méthodes de programmation stochastique et robuste sont utilisées pour résoudre des problèmes d'optimisation qui ont des paramètres aléatoires et des incertitudes qui peuvent varier dans le temps. Les deux méthodologies diffèrent dans la manière dont elles traitent les paramètres incertains. Dans l'approche de programmation stochastique, les paramètres

incertains sont pris en compte par un nombre discret de scénarios probabilistes, alors que dans l'approche de programmation robuste, les plages de valeurs sont définies par un ensemble continu [74]. Hu et al. [75] ont utilisé la programmation robuste en deux étapes pour programmer la production d'énergie sous des conditions d'incertitude, afin de minimiser le coût d'exploitation moyen à long terme, avec des contraintes opérationnelles et de services réalistes. Dans [76], les auteurs ont aussi proposé une méthode de programmation robuste pour une optimisation multi-objectif d'un micro-réseau. Le but de l'optimisation est de minimiser le coût de fonctionnement du micro-réseau et des émissions polluantes. Les résultats obtenus par l'optimisation robuste ont été comparés à ceux obtenus avec une méthode d'optimisation stochastique, et la méthode programmation robuste s'est avéré être plus efficace. Bazmohammadi et al. [77] ont proposé une méthode stochastique pour la gestion de l'énergie dans un ensemble de plusieurs micro-réseaux afin d'améliorer leurs fonctionnements. Cette optimisation prend en compte l'incertitude liée à la puissance échangée entre les micro-réseaux. Cette méthode d'optimisation a réduit la dépendance des micro-réseaux vis à vis du réseau principal. Un travail similaire peut être trouvé dans [78], dans lequel Zhang et al. ont proposé une méthode d'optimisation stochastique basée sur la technique d'optimisation de Lyapunov modifiée pour obtenir le coût de fonctionnement minimum d'un micro-réseau connecté au réseau. Les auteurs ont conclu que la stratégie d'optimisation de Lyapunov modifiée permet d'atteindre des performances quasi optimales. Dans [68], les auteurs ont utilisé la méthode de programmation stochastique pour l'optimisation économique d'un micro-réseau. Ils ont réalisé l'optimisation du micro-réseau en mode connecté réseau avec et sans la gestion de la consommation. Ils démontrent une réduction du coût opérationnel du micro-réseau respectivement de 123 \$ pour le premier mode et de 246 \$ pour le deuxième mode sur une journée.

5. EMS basé sur le contrôle prédictif

Le modèle prédictif de contrôle (MPC) est une méthodologie de contrôle qui utilise un modèle du système pour prédire son comportement futur. Il est basé sur l'optimisation itérative à horizon fini et utilise la stratégie de l'horizon décroissant, c'est-à-dire qu'à chaque fois que la séquence de contrôle optimale est calculée, le premier signal de contrôle pour cet instant est appliqué, tandis que le reste est écarté ; ensuite, l'horizon est déplacé vers le futur, et la séquence de contrôle est recalculée à l'instant suivant avec des nouvelles informations et mises à jour [79]. Dans la littérature, le MPC est largement utilisé pour minimiser le coût de production quotidien et les émissions de gaz polluants du système tout en tenant compte des contraintes techniques. Dans une étude menée dans [80], un EMS basé sur un MPC a été développé afin de minimiser le coût d'échange d'énergie entre un micro-réseau et le réseau principal et d'assurer une meilleure utilisation de la batterie pendant les pics de consommation. Il assure également l'utilisation maximale de l'énergie éolienne pour répondre à la consommation. Petrollese et al. [81] ont aussi présenté une stratégie pour la gestion

optimale de l'énergie dans un micro-réseau avec un modèle MPC. Les résultats ont montré que le MPC a permis de réduire le coût d'exploitation du micro-réseau de 50 %. Bruni et al. [82] ont proposé un MPC pour un micro-réseau à courant continu. La fonction objectif optimisée par le MPC visait à maximiser les économies d'énergie. Les résultats ont montré une économie d'énergie d'environ 30 %. Duverger [83] a élaboré une stratégie pour optimiser le coût de fonctionnement d'un micro-réseau composé de modules PV, d'un stockage d'énergie par batterie et d'une connexion avec le réseau. Cette stratégie de gestion est réalisée grâce à un MPC et permet d'améliorer le coût de fonctionnement. Cette différence de prix s'explique en partie par le fait que, dans leur optimisation basée sur les règles, la variation du tarif de l'électricité n'était pas prise en compte.

6. Stratégies de contrôle basées sur des règles

Les stratégies de contrôle basées sur des règles (RBC) ont recours à un ensemble de règles prédéfinies pour définir le comportement d'un système. Ces règles imitent l'intelligence humaine pour trier et manipuler des données. Ces règles sont parfois appelées "instructions Si", car elles ont tendance à suivre le modèle suivant : "Si X se produit, alors faire Y". À partir de là, les systèmes basés sur des règles exécutent les actions jusqu'à ordre contraire. Ces stratégies ont été largement utilisées dans l'optimisation des micro-réseaux du fait de leur robustesse et leur facilité de calcul. Dans [84], les auteurs proposent un système de gestion de l'énergie basé sur un ensemble de règles pour gérer et optimiser un micro-réseau. Cet algorithme permet la réduction des pics de consommation du réseau par l'utilisation de l'énergie photovoltaïque et du stockage d'énergie par batterie. Une tarification de l'énergie selon les heures d'utilisation (TOU) est utilisée. Zou et al. [85] ont proposé deux stratégies à base de règles pour un micro-réseau PV + batterie. La première est une stratégie de maximisation de l'autoconsommation et la deuxième une minimisation du coût de fonctionnement du micro-réseau, avec une tarification de l'électricité dépendant du temps d'utilisation. La deuxième stratégie tire profit de la différence de prix entre les heures de pointe et les heures creuses, en chargeant la batterie avec le réseau pendant la période de prix bas de l'électricité, puis en déchargeant la batterie pour satisfaire la consommation pendant les périodes de pointe. D'autres chercheurs ont également utilisé des stratégies basées sur des règles dans leurs études. Pan et al. [86] ont employé ces stratégies pour l'optimisation économique d'un micro-réseau PV + batterie en tenant compte de quatre tarifs d'achat et de vente d'électricité basés sur la tarification TOU. En revanche, Lorestani et al [87], les ont utilisées pour maximiser l'utilisation des EnR dans un micro-réseau composé de PV, d'éolien, de micro-turbines électriques, d'unités de stockage d'énergie électrique et thermique et d'unités de chaudière à gaz naturel. Bandyopadhyay et al. [88] ont également adopté ces stratégies pour l'optimisation technico-économique d'un micro-réseau résidentiel PV + batterie. De plus, Cherukuri et al. [89] ont proposé l'utilisation de ces stratégies afin de rendre les micro-réseaux plus autonomes en réduisant l'importation de l'énergie du réseau

principal. Shakeri et al. [90] ont utilisé ces stratégies pour optimiser à la fois la consommation d'énergie et le confort thermique des occupants d'un logement. L'algorithme de contrôle apporte des économies allant jusqu'à 20 % par rapport au cas sans optimisation. Dans [91], les auteurs ont utilisé une RBC complexe pour minimiser le coût total de fonctionnement et gérer efficacement le SOC d'une batterie dans un micro-réseau diesel-éolien-biomasse-batterie. Les résultats démontrent que la méthode de gestion de l'énergie permet d'atteindre les objectifs de minimisation du coût total de fonctionnement ainsi qu'une gestion efficace du SOC de la batterie.

7. Stratégies basées sur des approches méta-heuristiques

Une approche méta-heuristique est un algorithme d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation difficiles pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique efficace. Parmi les méthodes méta-heuristiques nous avons l'algorithme génétique et l'optimisation par essaims particulaires (PSO). Quelques chercheurs ont utilisé ces méthodes dans la gestion des micro-réseaux. Elsied et al. [92] ont développé une stratégie multi-objectif pour l'optimisation du fonctionnement d'un micro-réseau avec un algorithme génétique. La fonction objectif a pour but de minimiser le coût d'exploitation et les émissions de gaz à effet de serre. Dans [93], les auteurs proposent une stratégie d'optimisation multi-objectif avec l'aide d'un algorithme génétique et d'une approche basée sur des règles. Cette stratégie permet une répartition économique de la consommation et prend en compte le coût de dégradation de la batterie. Askarzadeh [94] a proposé un GA basé sur la mémoire, pour la gestion optimale de la puissance d'un micro-réseau connecté au réseau, afin de minimiser le coût d'exploitation de moyens de production décentralisés (DER). Li et al. [95] ont proposé une stratégie de gestion optimale de l'énergie basée sur un PSO pour un micro-réseau industriel. La fonction objectif vise à minimiser les coûts d'exploitation et à maintenir le micro-réseau équilibré en mode îloté. Les performances de l'approche proposée ont été comparées à la méthode GA et donnent de meilleurs résultats, en ce qui concerne la solution optimale globale et le temps de calcul. Dans [96], un PSO est utilisé pour chercher un fonctionnement économique optimal d'un micro-réseau autonome. La fonction objectif est composée des coûts d'investissement, d'exploitation et de maintenance du micro-réseau.

8. Stratégies basées sur des méthodes d'intelligence artificielle

Plusieurs études ont été consacrées à l'utilisation de méthodes d'intelligence artificielle pour la gestion énergétique multi-objectifs des micro-réseaux. En général, les méthodes d'intelligence artificielle, comme la logique floue (FL), les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les méthodes de calcul évolutionnaire sont plus flexibles et efficaces pour traiter les problèmes d'optimisation complexes et multi-objectifs. Arcos-Aviles et al. [97] ont présenté un EMS basé sur la logique floue pour obtenir un profil de puissance lissé pour un micro-réseau

résidentiel connecté au réseau. Le modèle proposé minimise les fluctuations et les pics de puissance pendant les échanges entre le micro-réseau et le réseau principal. Il maintient également le niveau de SOC de la batterie proche de 75 % de sa capacité nominale afin d'améliorer sa durée de vie. Wang et al. [98] ont proposé une approche RNA pour l'optimisation d'un micro-réseau, afin de minimiser son coût global de fonctionnement, qui comprend le coût du carburant, les coûts d'exploitation et de maintenance, et le coût des émissions des unités de production. Dans cette optimisation, un RNA est utilisé pour la prévision de la production d'énergie renouvelable et de la consommation. L'approche proposée permet ici d'obtenir une solution plus efficace que le PSO. Urias et al. [99] ont introduit une approche RNA récurrente pour l'optimisation d'un micro-réseau connecté au réseau. L'EMS vise à minimiser l'importation de puissance du réseau principal et à maximiser l'utilisation des EnR. La profondeur de décharge maximale (DOD) de la batterie dans l'étude est fixée à 60 % pour assurer une durée de vie satisfaisante du stockage.

Le Tableau 2-1 et le Tableau 2-2 résument les différents articles étudiés sur les méthodes d'optimisation respectivement en fonction de la méthode d'optimisation et du problème d'optimisation résolu.

Tableau 2-1: Résumé des articles étudiés par méthode d'optimisation

Méthode d'optimisation	Références
LP	[42,60–63]
MILP	[64,65,67,68,100]
Programmation non linéaire	[69,70]
Programmation dynamique	[71–73]
Programmation stochastique et robuste	[74–78]
Contrôle prédictif	[80–82]
Basée sur des règles	[84–91]
Approche méta-heuristique	[92–94,96,101]
Intelligence artificielle	[97–99]

Tableau 2-2 : Résumé des articles étudiés par problème d'optimisation résolu

Problème résolu	Références
Optimisation du coût	[60,68,69,72,75,76,78,80–82,84–88,91,92,94,96,98]
Fiabilisation du mode îloté	[62,101]
Réduction des gaz polluants	[76,92]
Limitation des fluctuations de la puissance du réseau	[61,71,97]
Optimisation de la taille des équipements	[64]
Maximisation de l'autoconsommation	[65,93,99]
Minimisation de la consommation des énergies fossiles	[73]

9. Conclusion

Ces stratégies de gestion de l'énergie sont utilisées pour planifier le fonctionnement d'équipements tels que des charges, des moyens de stockage ou de production électrique dans un micro-réseau et ce, dans le but de réduire les coûts d'exploitation, d'utiliser l'énergie de la manière la plus efficace et parfois de réduire les impacts environnementaux. Grâce à l'état de l'art réalisé, il apparaît qu'un nombre important d'études sont actuellement réalisées sur l'optimisation des micro-réseaux [72-87]. Dans ces études, bon nombre utilisent des stratégies de gestion de l'énergie basées sur des algorithmes mathématiques, mais aussi des stratégies basées sur des règles [85-91]. Avec les stratégies de gestion de l'énergie basées sur des règles (RBC), il y a une certitude que le micro-réseau suivra strictement les règles établies, contrairement aux algorithmes mathématiques, mais ces règles peuvent être difficiles à établir et à généraliser [102].

Les stratégies de contrôle basées sur les règles ont été largement utilisées pour gérer la répartition des flux en raison de leurs caractéristiques simples, de leur robustesse ainsi que de leur faible complexité de calcul [103]. Mais bien que les EMS basés sur les règles aient été largement utilisés dans les systèmes énergétiques, peu de ces EMS ont servi à résoudre des problèmes d'optimisation complexes. La plupart des EMS basés sur des règles ont été utilisés pour une simple répartition des flux en favorisant l'autoconsommation [89] en prenant en compte des limitations liées aux caractéristiques techniques des équipements. Les stratégies les plus complexes sont basées sur des règles considérant par exemple la prévision de la production PV ou la variation du prix de l'électricité [84,104], mais ne combinent pas plusieurs paramètres. De plus, la plupart des stratégies basées sur des règles qui ont été développées n'ont pas été testées sur plusieurs profils de production, de consommation et de tarification afin de s'assurer de leur efficacité.

Pour ces travaux de thèse, il a été décidé de mettre en place des stratégies de gestion de l'énergie basées sur des règles dans un environnement Matlab®. Ces stratégies devraient prendre en compte plusieurs paramètres : prévision de la production PV, coût de l'électricité et coût de dégradation de la batterie. Les stratégies qui seront développées devront être simples, robustes et de faible complexité de calcul ; elles seront ainsi plus facilement transposables à d'autres études de cas. L'utilisateur pourra donc choisir de favoriser l'autoconsommation ou encore d'optimiser le coût avec ou sans considération des effets sur le système de stockage.

Etant donné que les stratégies qui seront développées prendront parfois en compte la prévision de la production PV, une bibliographie sur les méthodes de prévision de la puissance PV sera réalisée dans la partie suivante.

III. Prévision de la production photovoltaïque

L'objectif de ce paragraphe n'est pas de décrire précisément la méthode de prévision de la puissance électrique produite par le champ photovoltaïque mais de donner quelques informations succinctes. La thématique de la prévision du rayonnement solaire est traitée depuis plusieurs années au sein de l'équipe dans laquelle cette thèse a lieu. Nous avons ainsi utilisé, après adaptation, un prédicteur d'éclairement solaire global précédemment développé et testé sur le site de notre laboratoire.

Il est possible de prédire directement la puissance électrique du champ PV à partir, par exemple, d'un historique de production de ce champ. Cependant, cela peut être plus compliqué que de prédire l'éclairement solaire incident puis d'appliquer un modèle qui permettra d'en déduire la production électrique, et ce pour plusieurs raisons :

- Dans beaucoup de modèles faisant appel aux statistiques ou à l'intelligence artificielle, un grand historique de données est nécessaire pour entraîner les modèles, ce qui nécessite que l'installation PV soit en fonctionnement depuis un temps suffisamment long ;
- La puissance installée d'une installation peut varier au cours de sa vie, quelques problèmes peuvent se produire (l'installation peut à certains moments n'être que partiellement connectée) et ainsi l'historique de production n'est ni très fiable, ni homogène [105].

Les principales variables influençant la puissance PV produite sont l'éclairement solaire global incident sur le plan des modules (ou direct dans le cas d'un système à concentration), la température de cellule et dans une moindre mesure la vitesse du vent sur les modules.

Dans le modèle que nous utiliserons pour estimer la puissance électrique produit, nous considérerons que la température ambiante est celle mesurée au moment de la prévision, notre horizon de prévision étant faible, la température ambiante ne variera tout au plus que de quelques degrés et influera peu sur la valeur de puissance prévue. Ainsi, la fiabilité du

modèle de prévision de la puissance PV dépendra principalement de celle du modèle de prévision du rayonnement solaire global.

1. Les méthodes de prévision du rayonnement solaire

Le choix de la méthode de prévision de la ressource solaire dépend principalement de l'horizon de prévision et de la résolution temporelle des données (Figure 2-4).

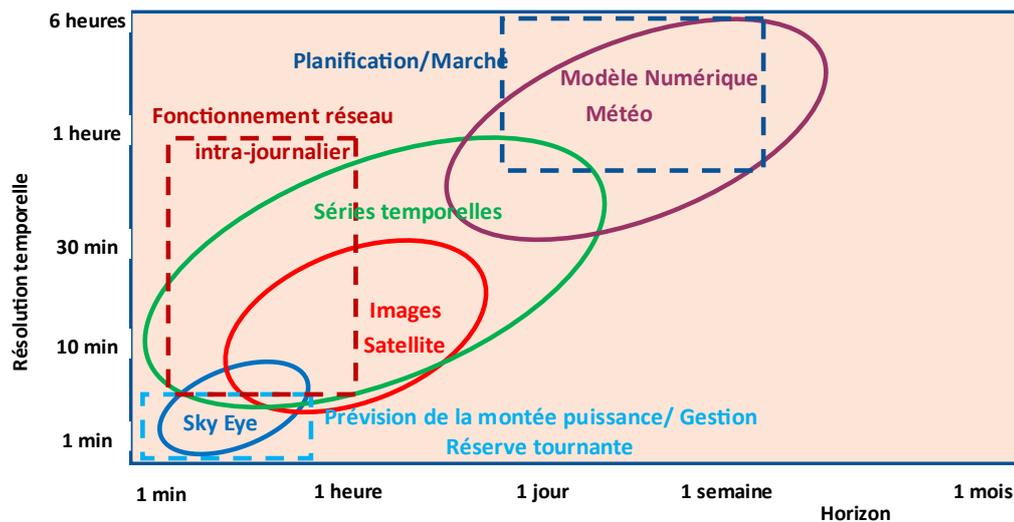


Figure 2-4 : Choix de la méthode de prévision en fonction de l'horizon et de la résolution temporelle

Ces différentes méthodes peuvent être combinées et hybridées pour améliorer la fiabilité mais souvent aux dépens d'une complexification de la méthode qui augmente la difficulté d'implémentation au sein de l'algorithme de gestion.

En général, les méthodes de prévision sont classées en 4 groupes [105, 106] :

- Les méthodes basées sur les séries temporelles : elles nécessitent de disposer d'un historique de données important et utilisent des méthodes statistiques ou d'intelligence artificielle (IA) ;
- Les prévisions météorologiques numériques : elles utilisent les équations de la dynamique des fluides pour simuler l'évolution météorologique à l'intérieur de l'atmosphère ;
- Les méthodes basées sur l'imagerie satellitaire ;
- Les méthodes basées sur l'image du ciel : elles utilisent une caméra Skyeeye qui observe le mouvement des nuages et des logiciels associés qui estiment leurs positions futures.

Pour les applications de micro-réseaux, les prévisions de la production requises sont généralement de court terme. Toute prévision effectuée de l'ordre de quelques minutes à quelques heures peut être classée comme une prévision à court terme [108]. Les méthodes

basées sur les séries temporelles sont considérées alors comme les plus efficaces pour ces ordres de grandeurs.

Il ne nous a pas paru nécessaire de développer plus ces différentes méthodes mais plus d'informations sont disponibles dans [107]. Nous nous contenterons de donner quelques précisions sur les modèles basés sur les séries temporelles.

2. Les méthodes de prévision basées sur les séries temporelles

L'approche utilisée dans ces méthodes consiste à prédire le futur de l'éclairement solaire à différentes échelles de temps sur la base de données observées précédemment. Mathématiquement, la formulation recherchée est :

$$\widehat{G_{t+h}} = f [G_t, G_{t-1}, G_{t-2}, \dots, G_{t-p}] \quad (2-1)$$

$\widehat{G_{t+h}}$ est l'éclairement solaire prédit à t+h et obtenu à partir des p précédents éclairissements mesurés G_{t-p} .

De nombreuses méthodes existent basées sur des modèles statistiques ou d'intelligence artificiel tels que :

- Des modèles naïfs : *persistance simple* ou « *intelligente* » (*smart persistence*), facile à mettre en œuvre, ne nécessitant aucun historique mais peu fiables surtout au-delà d'un horizon de prévision de 1 heure. Ils sont en général utilisés en tant que référence pour des comparaisons avec d'autres modèles prédictifs ;
- Des modèles statistiques : Modèles Autorégressif (AR), à Moyenne Mobile (MA), *Auto Régressifs à Moyenne Mobile (ARMA)*, *Régression à vecteurs de support (SVR)*, *Processus Gaussien (GP)* ou chaînes de Markov ;
- Des modèles d'Intelligence Artificielle (IA) : Réseau de neurones artificiels en particulier de type *Perceptron Multicouches (MLP)*, *Arbres de Régression (RT)* avec 3 versions (*Bagged*, *Busted* et *Pruned*), *Forêt aléatoires (RF)*, Logique Floue (FL) et d'autres méthodes hybrides.

Les 11 modèles en italique ont été testés et comparés sur notre site d'étude. Leur description mathématique serait fastidieuse et nous suggérons pour obtenir plus de détails de se référer à [53-54]. Préalablement au calcul des paramètres de ces différents modèles, il est nécessaire de réaliser différentes étapes sur les données mesurées :

- Un contrôle qualité [111] : des erreurs peuvent apparaître au niveau de l'acquisition des données de rayonnement solaires ;
- Un filtrage des données : les données de nuit, de lever et coucher du soleil sont retirées du jeu de données (élévation solaire < 5°).

Les modèles d'intelligence artificielles et statistiques requièrent de disposer d'une série temporelle stationnaire or l'éclairement solaire a une double périodicité qu'il convient de

retirer ; pour ce faire, les éclairagements solaires G sont convertis en indices de clarté K_t , rapport de G sur l'éclairement solaire par ciel clair. K_t est défini par :

$$K_t = G_t / G_{cs,t} \quad (2-2)$$

Plusieurs modèles d'éclairement par ciel clair existent, ils prennent en compte la position du soleil et l'atténuation de l'éclairement par l'atmosphère (particules, vapeur d'eau, épaisseur optique, ...). Dans les travaux réalisés ici le modèle Solis a été utilisé [112,113].

Puis, le nombre d'entrées du modèle, p de l'équation (2-1) est choisi sur la base de l'information mutuelle qui quantifie le degré de dépendance entre les entrées d'une part et les entrées et la sortie d'autre part. Enfin, l'ensemble des données est divisé en un set d'entraînement (80 %, qui sert à déterminer les paramètres du modèle) et un set de test (20 %, qui sert à déterminer la pertinence du modèle). Cette division est réalisée aléatoirement en utilisant un échantillonnage par k groupes (k fold) de manière à rendre les résultats obtenus indépendants du choix des données d'entraînement [114] ; nous avons pris ici $k=10$.

3. Applications des modèles sur le site d'expérimentation

11 modèles de prévisions (modèles en italique plus haut) ont été testés sur des données d'éclairement solaire global horizontal mesurées du 01/01/1998 au 31/12/2000. Après application de la méthode de l'information mutuelle, le nombre de données d'entrée a été pris égal à 8 ; c'est-à-dire que pour prédire les éclairagements solaires (moyen horaire) pour les horizons de 1 heure à 6 heures, les éclairagements mesurés sur les 8 précédentes heures seront utilisés.

Sur la Figure 2-5, l'erreur quadratique relative moyenne (nRMSE) a été représentée pour chaque modèle et chaque horizon de prévision. Il apparaît clairement que trois de ces modèles ont de mauvaises performances : la persistance, la régression à vecteurs de support (SVR) et l'arbre de régression simple (RT). La persistance « intelligente » est fiable pour des horizons de $h+1$ à $h+3$, puis la nRMSE croît rapidement, GP et Pruned RT n'ont pas de bonnes performances et les résultats pour les 5 autres modèles sont très proches les uns des autres. Le meilleur modèle change pour chaque horizon comme on le voit dans le Tableau 2-3 (meilleur modèle surligné en vert et second surligné en orange). On constate que le modèle ARMA est toujours classé premier ou second selon l'horizon de prévision ; il sera donc choisi comme modèle de prévision dans nos algorithmes de gestion de l'énergie.

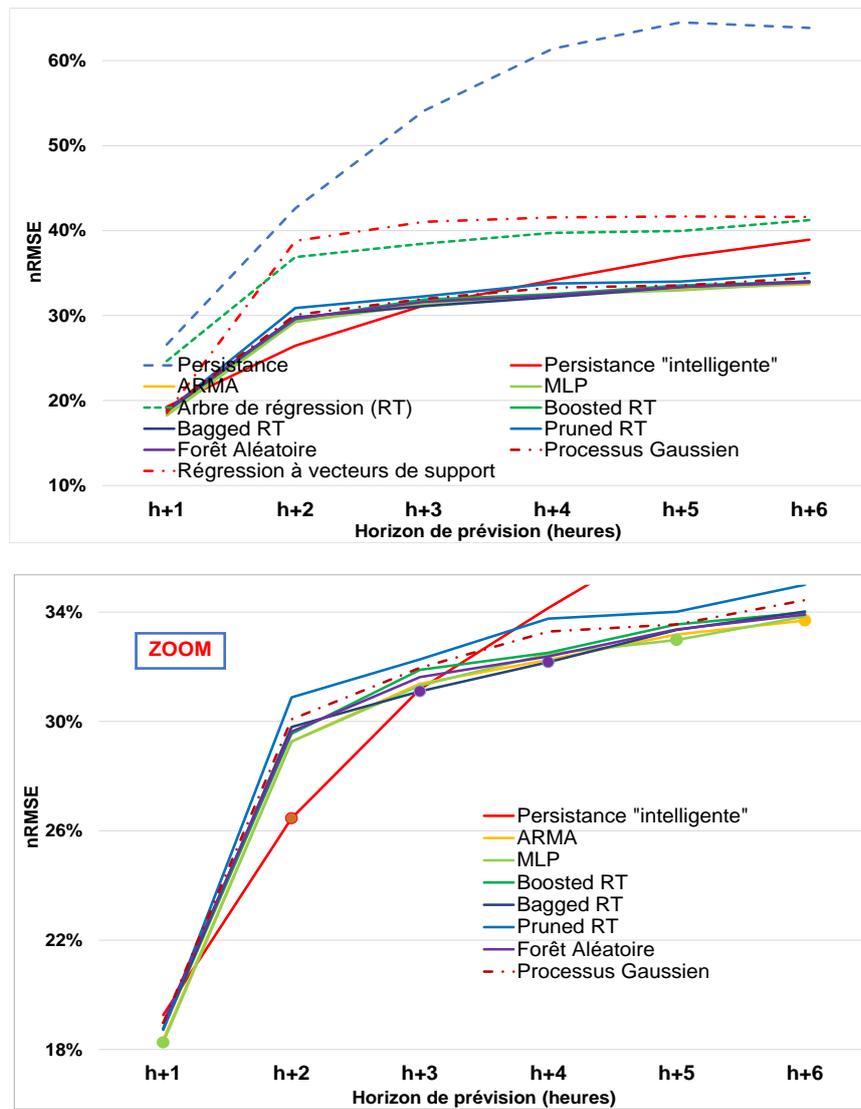


Figure 2-5 : Performance, en termes de nRMSE, des différents modèles de prévision d'éclairément solaire horaire – haut : tous les modèles – bas : les meilleurs modèles

Tableau 2-3 : Valeur de l'erreur quadratique relative moyenne (exprimée en %) pour chaque modèle et chaque horizon de prévision

Horizon	h+1	h+2	h+3	h+4	h+5	h+6
Persistance "intelligente"	19,26	26,46	31,18	34,15	36,92	38,93
ARMA	18,35	29,27	31,38	32,25	33,18	33,69
MLP	18,26	29,26	31,31	32,47	32,98	33,84
Arbres de régression (RT)	24,64	36,88	38,47	39,74	39,95	41,24
"Boosted" RT	18,75	29,55	31,89	32,51	33,55	33,98
"Bagged" RT	18,76	29,80	31,10	32,17	33,35	34,02
"pruned" RT	18,72	30,88	32,27	33,76	34,01	35,00
Forêt aléatoire	18,97	29,63	31,62	32,38	33,37	33,91
Processus gaussien	18,97	30,08	31,96	33,29	33,55	34,44

Notre ombrière photovoltaïque a une inclinaison de 15° alors que notre modèle de prévision a été choisi à partir de données mesurées à l'horizontal. Cette inclinaison étant faible, nous pouvons considérer que l'étude sur le choix du meilleur modèle reste valable pour des données d'éclairement solaires sur un plan incliné de 15°. Cependant, les coefficients du modèle ARMA ont été recalculés pour l'inclinaison de 15°.

IV. Présentation du cas d'étude

1. Présentation du micro-réseau utilisé

Comme décrit dans le premier chapitre, la plateforme PAGLIA ORBA est constituée de trois micro-réseaux permettant de coupler des moyens de production et de stockage de l'énergie. Notre étude porte précisément sur un micro-réseau de la plateforme. Ce micro-réseau est triphasé et fonctionne en mode connecté réseau ou en mode îloté. Il utilise un bus CA commun où tous les éléments du système sont connectés. Il est constitué des équipements suivants :

- Une ombrière photovoltaïque ;
- Un système de stockage ;
- De l'électronique de puissance ;
- Un point de connexion unique avec le réseau public.

a. L'ombrière photovoltaïque

La fourniture d'électricité du micro-réseau étudié est réalisée en partie par une ombrière photovoltaïque (PV). Les modules photovoltaïques sont intégrés à une structure telle que représentée sur la Figure 2-6. Cette structure accueille 3 × 56 modules en silicium monocristallin (SUNPOWER E20). Chaque module PV a une puissance de 327 Wc ce qui donne une puissance totale de 54,9 kWc. Les principales caractéristiques techniques des modules sont données en Annexe 1.



Figure 2-6 : Ombrière photovoltaïque

Chaque ombrière (trois au total) possède une borne de recharge de véhicule électrique, telle que présentée sur la Figure 2-7. Ces bornes de recharge permettent deux modes de chargement, le mode 2 et le mode 3. Le mode 2 est un mode de charge lente, avec une puissance maximale de 3 kW et le mode 3 est un mode de charge rapide avec une puissance maximale de 22 kW.



Figure 2-7 : Borne de recharge de véhicule électrique de PAGLIA ORBA

b. Le système de stockage

L'énergie du micro-réseau est stockée dans des batteries au plomb d'une capacité utile de 70 kWh avec une tension nominale de 48 V. Le banc de batteries est composé de 24 batteries au plomb (OPzV) de 2 V de tension nominale chacune, connectées en série (Figure 2-8). Les caractéristiques techniques de la batterie sont présentées en Annexe 2 .

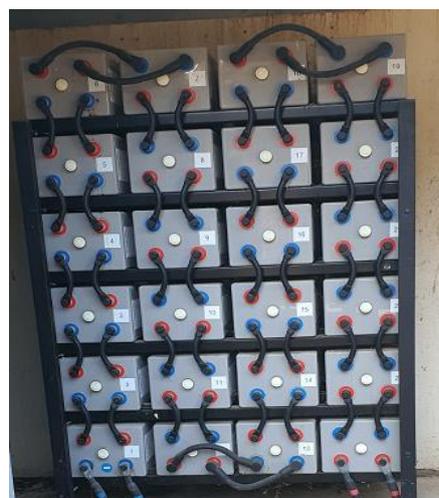


Figure 2-8 : Système de stockage par batteries acide plomb de la plateforme

c. L'électronique de puissance

i. Onduleur PV réseau

Les modules PV sont reliés par lots de 56 à un onduleur (SMA SUNNY TRIPOWER 17000TL-10) dont les caractéristiques techniques sont en Annexe 3. Au total, il y a trois onduleurs avec un rendement maximal de 98,2 % et une puissance maximale en courant alternatif de 17 kW chacun. Les onduleurs présentés dans la Figure 2-9 assurent les rôles de MPPT pour le système photovoltaïque, de convertisseur de courant et de système de communication pour piloter le système PV.

ii. Onduleur-Chargeur

Le micro-réseau dispose de six onduleurs-chargeur Xtender XTH 8000-48 (Figure 2-9). Ces onduleurs (fiche technique en Annexe 4) ont une tension d'entrée de 48 V et une puissance de sortie maximale de 8 kW avec un rendement maximum de 96 %. Leur fonction est de contrôler la charge et la décharge des batteries et de convertir le courant continu en courant alternatif et inversement. Ils sont aussi utilisés pour communiquer avec les batteries.



Figure 2-9 : Onduleur PV réseau et onduleur chargeur

2. Modélisation des différents profils de consommation, de la production et coût de l'électricité

a. Profil de consommation

Dans cette étude, les charges alimentées par ce micro-réseau sont composées d'un logement et d'un véhicule électrique. Le logement (Figure 2-10) est composé de 7 chambres utilisées pour accueillir des stagiaires du laboratoire et des chercheurs temporaires. La consommation de ces logements varie de manière importante d'une semaine sur l'autre en fonction du taux d'occupation. De plus, certaines périodes sont plus propices à recevoir les étudiants stagiaires. La consommation associée à ces logements varie suivant deux facteurs : le taux d'occupation et les différentes périodes de l'année (en particulier selon le besoin de chauffage).

Ces locaux sont la plupart du temps occupés en dehors des heures de bureau (8h00-18h00) et hors périodes de fermeture du laboratoire, 2 semaines en période de vacances de Noël et pendant le mois d'août.

La batterie du véhicule électrique (Figure 2-10) a une capacité de 23 kWh. Dans cette étude, nous établissons l'hypothèse que le véhicule électrique est utilisé tous les jours de 9h00 à 16h00 pour les déplacements du laboratoire et, à partir de 16h00, le VE est complètement déchargé et mis en charge de 16h00 à 18h00. La recharge du véhicule électrique est réalisée par les bornes de recharge du micro-réseau (Figure 2-7). Nous décidons de charger le VE en charge rapide, sous le mode 3. Cela donne une puissance maximale de charge de 22 kW et une puissance moyenne de 11 kW.

Le profil de consommation est obtenu en combinant la consommation des logements et du véhicule sur une année, du 1er janvier au 31 décembre 2017. Si l'on considère la consommation globale, on obtient une puissance maximale de 34,2 kW et une puissance moyenne de 3,5 kW.

Le profil de consommation sur un an est présenté sur Figure 2-11. La figure met en évidence la variation de la consommation. La consommation, malgré que le taux d'occupation soit plus élevé, est moins importante en été car les logements d'hébergement ne sont pas climatisés.



Figure 2-10 : Charges : bâtiment et véhicule électrique

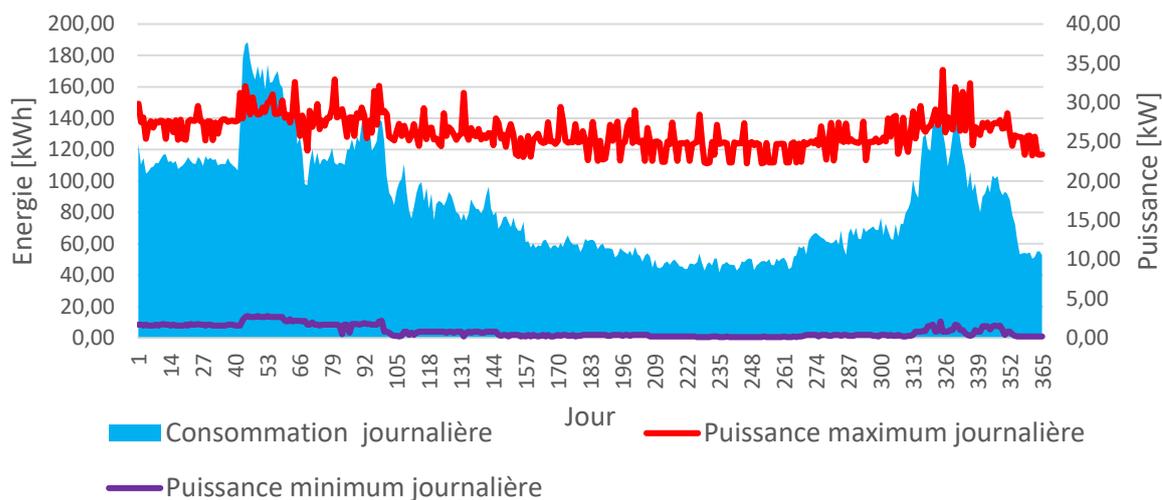


Figure 2-11 : Profil de consommation annuel

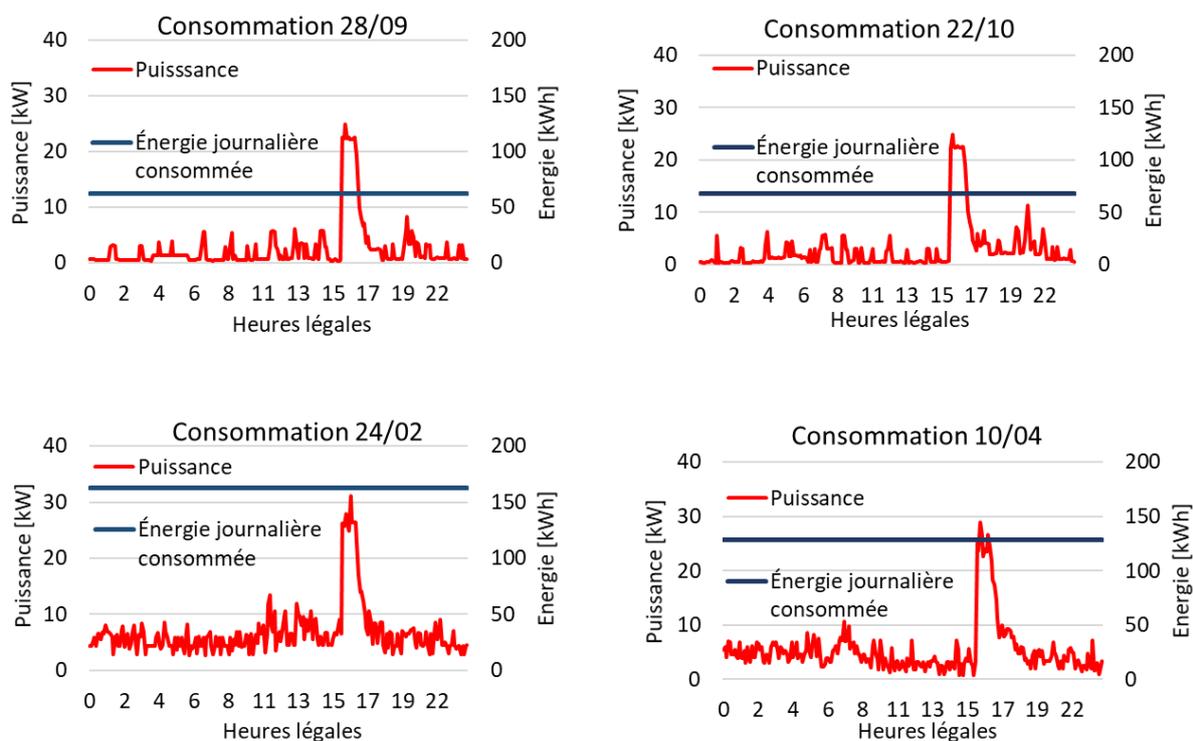


Figure 2-12: Profils de consommation pour différentes journées

La Figure 2-12 représente les profils de consommation pour différentes journées, reflétant les variations de la consommation au cours des quatre saisons de l'année. Sur toutes ces courbes, nous pouvons remarquer un pic de consommation entre 16 h et 18 h, correspondant à la recharge des véhicules électriques. En septembre, nous pouvons constater que la consommation est faible. Pendant cette période de l'année, les logements ne sont presque pas occupés. Le mois de septembre correspond au début de l'année scolaire, période pendant laquelle il n'y a aucun stagiaire et moins de chercheurs invités. Pendant le mois d'octobre, la consommation présente presque le même profil qu'en septembre, pour les mêmes raisons.

En février, nous observons une nette augmentation de la consommation. Cette période correspond à l'arrivée des premiers stagiaires, ce qui augmente le nombre d'occupants des logements et, par conséquent, la consommation. Cette augmentation de la consommation est également expliquée par l'utilisation des chauffages pendant cette période de l'année. En avril, nous constatons une légère baisse de la consommation. Pendant cette période, le nombre d'occupants des logements est élevé, mais le début des beaux jours entraîne une diminution de la consommation en chauffage du bâtiment.

b. Modélisation de la production PV

Pour modéliser la puissance PV produite, le modèle d'Evans a été utilisé. Ce modèle est l'un des plus utilisés et exprime le rendement d'une cellule en fonction de sa température de cellule et de l'éclairement solaire. La formule de Evans [115] est la suivante :

$$n_{PV} = n_{ref} \left[1 - \beta' (\theta_{cell} - \theta_{cell,ref}) + \gamma \log \left(\frac{G}{G_{ref}} \right) \right] \quad (2-3)$$

- n_{ref} : le rendement du module de référence à une température de la cellule $\theta_{cell,ref}$ (25°) et pour un éclairement solaire de (1000 W/m²) ;
- θ_{cell} : température de cellule ;
- β et γ : respectivement les coefficients d'éclairement solaire et de température ;
- G : l'éclairement solaire (W/m²) ;
- G_{ref} : l'éclairement solaire de référence (1000 W/m²) .

$\theta_{cell,ref}$, n_{ref} , β' , γ sont donnés par les fabricants. β' et γ dépendent du matériau du module PV. L'auteur dans [115] a montré que, pour le silicium monocristallin, il convient d'utiliser les valeurs de $\beta' = 0,0048$, et $\gamma = 0,12$. Pour notre étude ces valeurs de β' et γ seront donc utilisées.

Pour nos modules la valeur de n_{ref} utilisée est de 20,1 %.

Pour calculer θ_{cell} , nous utilisons la formule suivante :

$$\theta_{cell} = \theta_a + (NOCT - 20) \times \frac{G}{800} \quad (2-4)$$

- NOCT : Température des cellules à 20 °C sous 800 W/m² ;
- θ_a : température ambiante ;
- G : l'éclairement solaire (W/m²) ;

À partir de la formule de n_{PV} la puissance PV est calculé avec la formule suivante :

$$P_{pv} = n_{PV} \times G \times S \quad (2-5)$$

- G : l'éclairement solaire (W/m²) ;
- S : surface du champ en (m²).

Le profil annuel de la production photovoltaïque pour l'ensemble de la période est présenté dans la Figure 2-13. Cette figure met en évidence l'effet saisonnier de la production photovoltaïque.

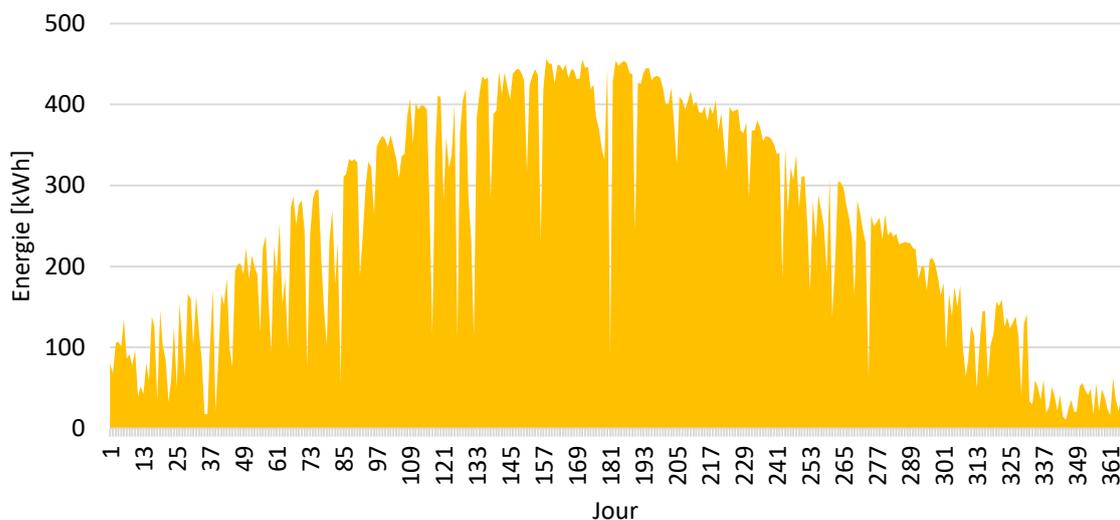


Figure 2-13 : Profil de la production photovoltaïque

c. Profil du coût de l'électricité

i. Tarif d'achat de l'électricité en France

En France, il est possible de souscrire à différentes offres de tarification qui varient en fonction du fournisseur d'électricité. Pour le fournisseur EDF il existe le tarif bleu et le tarif jaune qui dépendent de la puissance souscrite par le particulier. Les tarifs bleus sont utilisés pour des puissances de 3 kVA à 36 kVA et les tarifs jaunes pour les puissances de plus de 36 kVA. Le micro-réseau que nous utilisons ayant une puissance connectée au réseau de 24 kW, le tarif bleu est celui qui correspond à la puissance souscrite. Il en découle les modèles de tarification suivants :

- Le tarif bleu de base avec un prix du kWh fixe à tout moment ;
- Le tarif bleu heures creuses/pleines avec un prix du kWh qui varie dans la journée selon deux périodes identiques chaque jour ;
- Le tarif bleu tempo avec un prix de l'électricité qui varie selon le principe heure creuse/pleine et également en fonction des jours de l'année.

Pour le micro-réseau, le tarif d'électricité heures pleines/heures creuses est appliqué (Figure 2-14) avec un prix d'achat égal à 122,4 €/MWh TTC pendant les heures creuses et 163,1 €/MWh TTC pendant les heures de pointe, soit 33 % de plus .

Dans nos simulations, nous serons amenés à utiliser d'autres tarifs de type dynamique ou encore prenant en compte les spécificités des îles et des zones non interconnectés (ZNI), nous les détaillerons ultérieurement

ii. Tarif de vente de l'électricité

En France, le tarif de vente de l'électricité photovoltaïque produit par les particuliers sur le réseau est fixé par le gestionnaire du réseau électrique. Ce prix est réactualisé tous les trois mois, et sa valeur dépend de la date de signature du contrat, du type d'installation et du type d'usage de l'installation (vente en totalité ou vente du surplus). Il reste ensuite constant pendant toute la durée du contrat. Un prix constant de 137,7 €/MWh TTC (Figure 2-14), prix de vente pour la date actuelle (juin 2020), a été considéré dans notre étude. Le prix de l'énergie photovoltaïque reste le même tout au long de la journée.

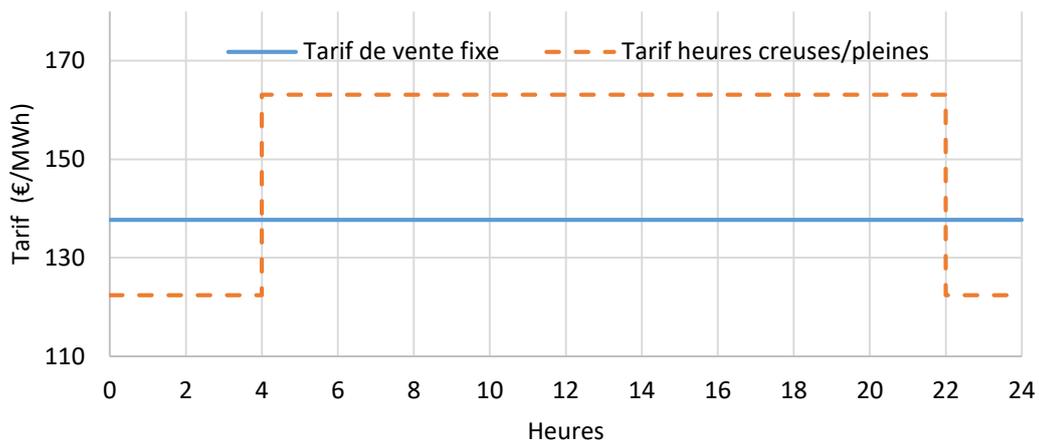


Figure 2-14 : Tarifs de vente et d'achat de l'électricité

3. Contraintes et paramètres de l'optimisation

Afin de développer des stratégies applicables à un système réel, un certain nombre de règles et de contraintes doivent être définies.

Les échanges possibles entre les différents composants du micro-réseau sont représentés sur la Figure 2-15. Nous pouvons alors noter que :

- La puissance produite par le champ PV (P_p) peut être utilisée pour alimenter les charges (P_{p_c}), envoyer de l'énergie vers les batteries (P_{p_b}) et/ou vendre de l'énergie sur le réseau principal P_{p_r} ; la puissance PV peut également être perdue lorsque le stockage est plein, que la charge est satisfaite et que la puissance fournie est supérieure à la limitation imposée par la connexion au réseau ;
- La puissance des batteries (P_b) peut être utilisée pour alimenter les charges (P_{b_c}) et/ou être envoyée et vendue sur le réseau (P_{b_r}) ;
- Le réseau est utilisé juste pour la consommation (P_{r_c}). Dans les clauses du contrat conclu avec le gestionnaire du réseau électrique, il est interdit d'acheter l'énergie du réseau puis de la revendre. Afin de respecter cette règle, on interdit au micro-réseau

de charger les batteries en utilisant l'énergie du réseau principal, car il peut arriver que l'énergie stockée dans la batterie soit vendue sur le réseau EDF.

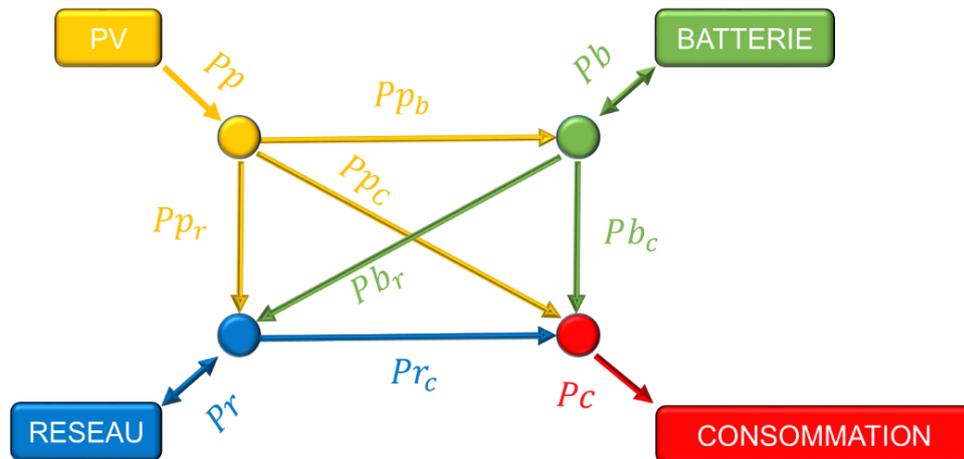


Figure 2-15 : Possibilité d'échange d'énergie dans le micro-réseau

Les différents équipements qui composent le micro-réseau sont soumis à des contraintes techniques dans le cadre de cette étude.

a. La batterie

La puissance de la batterie (Pb) à chaque instant t est la puissance déchargée ou stockée dans la batterie. Cette puissance est différente de la puissance de charge (entrante) et de décharge (sortante) de la batterie à chaque instant t (Pb_{char} et Pb_{dech}), car la batterie a un rendement de charge (η_{char}) et de décharge (η_{dech}). La formule suivante permet de calculer la puissance stockée et déchargée de la batterie Pb :

$$Pb(t) = \begin{cases} \eta_{char} \times Pb_{char}, & \text{En mode charge} \\ \frac{Pb_{dech}}{\eta_{dech}}, & \text{En mode décharge} \end{cases} \quad (2-6)$$

Pour notre étude nous supposons que $\eta_{char} = \eta_{dech} = 0,9$. Cette valeur est prise en se référant aux données du constructeur [116].

En nous référant aux informations techniques sur les batteries de ce type, nous décidons de prendre une puissance de charge maximale de 0,2 C, car avec une puissance de charge plus élevée, la température de la batterie augmentera de plus de 10 °C. Une puissance de décharge maximale de 0,5 C a été retenue, car cette puissance permet au micro-réseau de passer les pics de consommation quand la batterie est chargée. Les puissances admissibles pendant la charge et la décharge de la batterie sont définies à partir de la puissance maximale absorbable par la batterie (Pb_{char}^{max}) par :

$$Pb_{char}^{adm} = \min \left(Pb_{char}^{max}, \frac{(1 - SOC) Q_u}{dt \eta_{char}} \right) \quad (2-7)$$

$$Pb_{dech}^{adm} = \max \left(-Pb_{dech}^{max}, \frac{-SOC Q_u \eta_{dech}}{dt} \right) \quad (2-8)$$

Pendant la charge de la batterie, la puissance admissible Pb_{char}^{adm} doit être inférieure ou égale à la puissance maximale absorbable par le stockage (Pb_{char}^{max}) et respecter le SOC minimum (2-7). Ces conditions doivent être aussi respectées pour la puissance de décharge admissible pour la batterie Pb_{dech}^{adm} (2-8).

b. Le champ photovoltaïque

Dans notre étude nous négligeons le rendement de l'onduleur. La puissance produite par le générateur PV est limitée par la puissance maximale de l'onduleur PV :

$$0 \leq Pp(t) \leq Pond^{max} \quad (2-9)$$

c. Le réseau

La puissance qui peut être envoyée et soutirée du réseau principal dépend du contrat de souscription avec EDF. Cette équation ajoute une contrainte au niveau des limites à la puissance échangeable vers et depuis le réseau (2-10) :

$$|Pr(t)| \leq \max(Pr_e^{max}, Pr_s^{max}) \quad (2-10)$$

d. Les différentes contraintes de l'optimisation

Les contraintes de l'optimisation sont des conditions que doivent satisfaire les solutions du problème d'optimisation. Les contraintes de cette optimisation sont les suivantes :

- À tout moment, l'état de charge de la batterie (SOC) doit être compris entre SOC_{min} et SOC_{max} .

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad (2-11)$$

- La somme des puissances fournies à la charge par le générateur PV (Pp_c), par le stockage (Pb_c), et par le réseau (Pr_c) doit correspondre à la consommation (Pc). Si la puissance fournie est insuffisante, une puissance manquante (Pm) est ajoutée, ce qui correspond à une défaillance du système (3) :

$$Pp_c(t) + Pb_c(t) + Pr_c(t) + Pm(t) = Pc(t) \quad (2-12)$$

- La puissance du générateur PV (2-9) peut être répartie entre la charge (Pp_c), le stockage (Pp_b) ou le réseau (Pp_r). Elle peut également être perdue (Pd).

$$Pp_c(t) + Pp_b(t) + Pp_r(t) + Pd(t) = Pp(t) \quad (2-13)$$

- La puissance manquante (Pm) et la puissance perdue (Pd) doivent être supérieures ou égales à zéro.

$$0 \leq Pd(t) \quad (2-14)$$

$$0 \leq Pm(t) \quad (2-15)$$

Toutes ces contraintes et limites sont prises en compte dans les stratégies d'optimisation pour permettre un bon fonctionnement du système.

V. Stratégies d'optimisation utilisées

Au début de chaque simulation, le SOC de la batterie est fixé à 50 %. De même, à la fin de chaque simulation, il doit être de 0 % (capacité utile de la batterie). De cette manière, il sera possible de comparer les résultats des différentes stratégies avec les mêmes conditions de départ et d'arrivée pour l'état de charge de la batterie.

Les principales valeurs des paramètres utilisés pour nos simulations sont résumées dans le Tableau 2-4.

Tableau 2-4 : Principaux paramètres considérés pour la simulation

Paramètres	Valeurs	Description
$Pond^{max}$ [kW]	51	Puissance maximale de l'onduleur PV réseau (CA)
PTr_s^{max} [kW]	24	Puissance maximale pouvant être soutirée sur le réseau (CA)
PTr_e^{max} [kW]	24	Puissance maximale pouvant être envoyée sur le réseau (CA)
Q_U [kWh]	70	Capacité utile de la batterie (CC)
Pb_{char}^{max} [kW]	14	Puissance de charge maximum de la batterie 0,2 C (CC)
Pb_{dech}^{max} [kW]	35	Puissance de décharge maximum de la batterie 0,5 C (CC)
η_{char} [-]	0,9	Rendement de charge batterie
η_{dech} [-]	0,9	Rendement de décharge batterie

1. Optimisation par programmation linéaire

L'optimisation par programmation linéaire (LP) est une méthode d'optimisation mathématique permettant de maximiser ou de minimiser une fonction linéaire constituée de plusieurs variables comme décrit dans la partie bibliographique. L'optimisation LP respecte les

contraintes de tous les paramètres. Comme le micro-réseau peut acheter ou vendre de l'énergie au réseau, l'optimisation vise à minimiser le bilan économique des échanges avec le réseau. La fonction linéaire donnant le coût de fonctionnement à optimiser est la suivante :

$$Cost_{tot} = \sum_{t=1}^N [Pr_c(t) \times Cost_{ach}(t) - (Pp_r(t) + Pb_r(t)) \times Cost_{ven}(t)] dt \quad (2-16)$$

Avec :

- Pr_c : la puissance fournie à la charge par le réseau ;
- Pp_r : la puissance PV vers le réseau ;
- Pb_r : la puissance batterie vers le réseau ;
- $Cost_{ach}$: Coût d'achat de l'électricité du réseau ;
- $Cost_{ven}$: Coût de vente de l'électricité au réseau.

Un coût négatif représente donc un « bénéfice » pour le système (sans prise en compte ni de l'amortissement de l'installation, ni des coûts de maintenance et de fonctionnement). Dans la procédure utilisée, nous fournissons au modèle les données de toutes les puissances futures (charges et production) sur la période de simulation. N'étant pas possible de disposer d'une connaissance parfaite de ces puissances à l'aide des outils de prévisions existants, cette méthode peut être considérée comme irréalisable dans la pratique. Cependant, cette solution optimale sera utilisée pour estimer les performances des stratégies qui seront développées.

2. Les stratégies de contrôle basées sur les règles

Les stratégies basées sur les règles (RBC) sont des stratégies de gestion de l'énergie du système qui prennent des décisions en se basant sur un ensemble de règles prédéfinies comme détaillé dans la partie bibliographique. Cette optimisation respecte les contraintes et limites qui sont présentées plus haut.

Pendant la thèse, plusieurs stratégies RBC ont été conçues et quelques-unes d'entre elles ont été retenues après simulations pour l'optimisation du système. Nous ne présenterons dans ce document que les stratégies qui nous ont semblé intéressantes.

Chacune de ces stratégies donne la priorité au PV pour alimenter la charge. Une grandeur essentielle dans nos simulations est la différence Δ entre les puissances produites par le PV et consommées par la charge et calculée par :

$$\Delta = Pp - Pc \quad (2-17)$$

Ensuite, la répartition des puissances dans le micro-réseau se fait différemment d'une stratégie à l'autre.

a. La stratégie RBC1

La stratégie RBC1 (Figure 2-16) représente une autoconsommation partielle. Une autoconsommation est dite partielle lorsqu'il existe une connexion avec le réseau principal pour la vente du surplus et l'achat de l'énergie manquante. Le but de cette stratégie RBC est de maximiser l'autoconsommation du système. Cette maximisation passe par l'utilisation en priorité de l'énergie produite par le système pour alimenter les charges électriques avant de solliciter le réseau. Cette stratégie assez basique fonctionne de la façon suivante :

Si $\Delta \geq 0$ (production > consommation) : la charge est alimentée par le système photovoltaïque. Après avoir satisfait les besoins de la charge, l'excédent est utilisé pour charger la batterie jusqu'au niveau maximum de son SOC (soit 100 %). Lorsque la batterie est entièrement chargée, l'excédent est vendu sur le réseau pour peu que la puissance à injecter ne soit pas supérieure à celle autorisée, dans ce cas, une partie de la puissance produite est perdue.

Si Δ est égal à zéro, le PV alimente uniquement la charge, tandis que la batterie et le réseau ne sont pas utilisés.

Si $\Delta < 0$: la puissance PV ne suffit pas à elle-seule à satisfaire la charge. Dans la mesure du possible, la puissance manquante est fournie par la batterie. Lorsque la puissance de la batterie n'est pas suffisante pour alimenter la charge, le réseau est alors sollicité. Si la puissance appelée sur le réseau est plus élevée que celle autorisée, il y a alors défaillance du système.

L'avantage d'une telle stratégie est de favoriser l'utilisation de l'énergie renouvelable dans le micro-réseau et de réduire la dépendance du micro-réseau vis-à-vis du réseau principal.

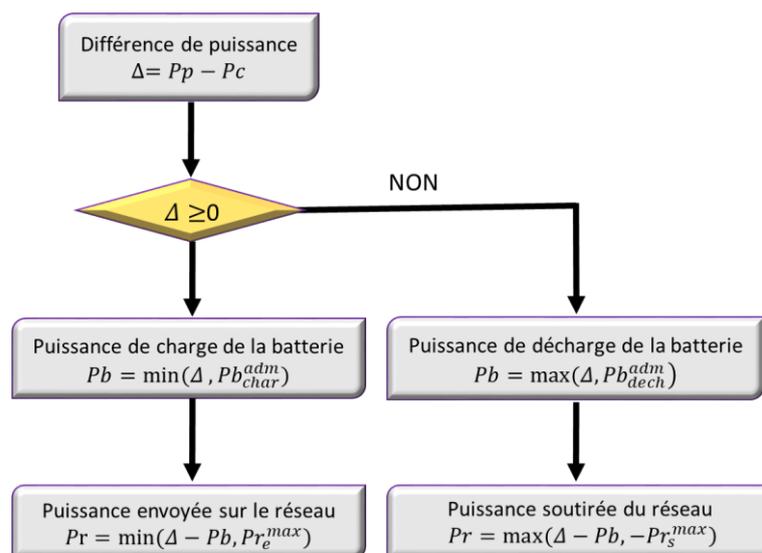


Figure 2-16 : Stratégie RBC1

b. La stratégie RBC2

La stratégie RBC2 (Figure 2-17) est une stratégie d'optimisation économique. Cette stratégie a été élaborée en prenant principalement en compte le coût de l'électricité sur le réseau principal. Grâce à cet élément, le micro-réseau optimise son fonctionnement en favorisant l'utilisation du réseau principal lorsque le prix d'achat de l'électricité est bas par rapport au prix de vente et de la batterie quand le prix d'achat de l'électricité est élevé par rapport au prix de vente.

Cette stratégie rajoute une consigne qui permet d'éviter que la batterie ne se charge trop rapidement sans anticiper un possible surplus de la production PV à venir et qui serait perdu. La stratégie RBC2 a le mode de fonctionnement suivant :

Si $0 \leq \Delta < Pr_e^{max}$: le PV alimente la totalité de la charge et le surplus de la production est compris entre 0 et la puissance maximale qui peut être envoyée sur le réseau. Dans ces conditions, le surplus de production est utilisé en priorité pour charger la batterie. Lorsque la batterie est pleine, il est vendu sur le réseau principal. Si Δ est égal à zéro, le PV n'alimente que la charge.

Si $\Delta \geq Pr_e^{max}$: le surplus de PV est supérieur à la puissance maximale qui peut être injectée sur le réseau principal. En décidant de prioriser la charge de la batterie, celle-ci peut rapidement se retrouver pleine. Dans ces conditions, elle ne serait plus en mesure de stocker le surplus du PV qui pourrait se présenter dans les heures futures. Le réseau étant aussi limité, cette énergie serait alors perdue. En conséquent, après avoir alimenté la charge, nous vendons en priorité sur le réseau la puissance maximale qu'il peut absorber, ensuite le surplus est utilisé pour charger la batterie. Cela permet de conserver la batterie pour les pics de production PV les plus importants.

Si $\Delta \leq 0$ et $Cout_{ach} < Cout_{ven}$: le PV n'est pas suffisant pour alimenter toute la consommation et le prix d'achat de l'électricité sur le réseau est bas par rapport au prix de vente de l'électricité produite par le micro-réseau. Dans ces conditions, la charge est alimentée en priorité par l'énergie du réseau et ensuite par la batterie lorsque le réseau atteint sa limite. Sur le plan économique, il est plus avantageux d'utiliser le réseau pendant cette période.

Si $\Delta \leq 0$ et $Cout_{ach} \geq Cout_{ven}$: la puissance produite par le PV n'a pas la capacité d'alimenter entièrement la charge. La puissance restante est fournie en priorité par la batterie puis par le réseau. En comparant le prix d'achat de l'électricité du réseau et le prix de vente de l'électricité produit par le micro-réseau il est plus avantageux d'utiliser l'énergie du micro-réseau en ce moment car le prix d'achat de l'électricité du réseau est élevé.

Si $t \in [4:00 - 5:00]$ et $(SOC \geq 1/2)$: le matin, avant que la production PV ne débute, la batterie est déchargée jusqu'à ce que son SOC atteigne 50 % pour alimenter la charge et

vendre de l'énergie sur le réseau si nécessaire. Cela permet à la batterie de libérer un peu de place pour stocker plus de PV pendant la journée. Ne sachant pas quelle sera la quantité de PV qui sera produite dans la journée, on limite la décharge matinale à 50 % afin d'éviter de manquer d'énergie dans le cas d'une journée avec un ensoleillement faible.

$t \in [4:00 - 5:00]$ et ($SOC < 1/2$) : si le SOC de la batterie est faible en début de journée, elle est juste utilisée pour alimenter la charge dans l'éventualité où le prix de l'électricité du réseau est élevé.

Cette stratégie permet de tirer profit de la variation du prix de l'électricité et donc d'améliorer le bilan économique des échanges avec le réseau.

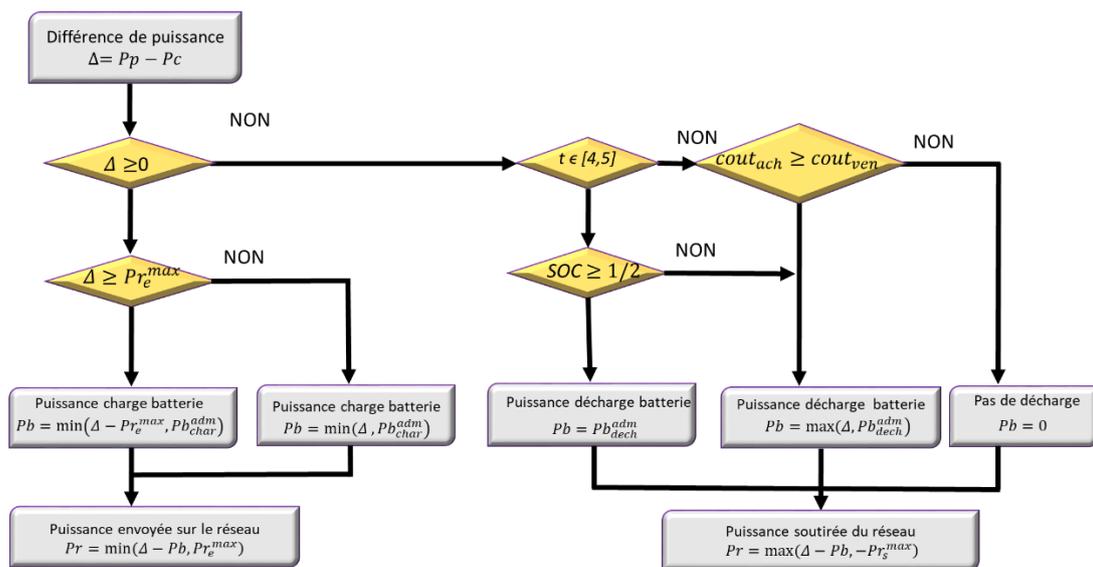


Figure 2-17 : Stratégie RBC2

c. La stratégie RBC3

La stratégie RBC3 (Figure 2-18) est aussi une stratégie d'optimisation économique. Cette stratégie est assez similaire à la stratégie RBC2 mais utilise en plus du prix de l'électricité un nouvel indicateur d'aide à la décision. Il s'agit de la prévision de l'éclairement solaire qui permet d'anticiper la production PV.

Cette prévision de l'éclairement solaire est réalisée avec un pas de 0,1 h sur un horizon de prévision de 6 heures. Tous les 0,1 h, nous prévoyons l'irradiation à h+6. Les données de cette prévision peuvent être exploitées de deux manières différentes : en utilisant la valeur moyenne ou en déterminant un indicateur qui nous permettra de juger de l'intensité de la production prédite. Le choix s'est porté sur l'utilisation de la moyenne car cette méthode, est plus simple à mettre en place.

Ensuite, grâce aux données d'irradiation solaire prédites, nous calculons la moyenne de la production PV en sortie de l'onduleur sur les six prochaines heures ($Pp_{m,6h}$). Cette moyenne

est calculée à chaque pas de temps en faisant la somme des puissances PV prédites sur les six heures suivantes. La somme est ensuite divisée par le nombre de points qui est lié au pas de temps.

L'utilisation de la prévision intervient dans les parties suivantes de la stratégie :

Si $0 \leq \Delta < Pr_e^{max}$ et $Pp_{m,6h} \geq Pr_e^{max}$: la charge est uniquement alimentée par le PV. La prévision permet de savoir que la puissance PV qui sera produite par le micro-réseau dans les six heures suivantes sera supérieure à la puissance maximale pouvant être envoyée sur le réseau. Dans ces conditions, il est judicieux de ne pas charger la batterie rapidement, afin qu'elle ait la capacité de stocker, au moment venu, le surplus de la production PV. Le surplus de la production est alors vendu sur le réseau.

Si $0 \leq \Delta < Pr_e^{max}$ et $Pp_{m,6h} < Pr_e^{max}$: la charge est uniquement alimentée par le PV. Grâce à la prévision, nous pouvons savoir que la puissance moyenne du PV dans les six heures suivantes est inférieure à la puissance maximale absorbable par le réseau et de prendre la décision de charger la batterie en priorité dans ce cas. Lorsque la batterie est complètement chargée, le surplus est alors vendu sur le réseau.

Pour la stratégie RBC3, deux versions ont été réalisées : l'une avec une prévision parfaite de la production, qui est utilisée comme référence (RBC3r) et l'autre avec le modèle de prévision qui a été retenu suite aux résultats obtenus dans le III.2 (ARMA).

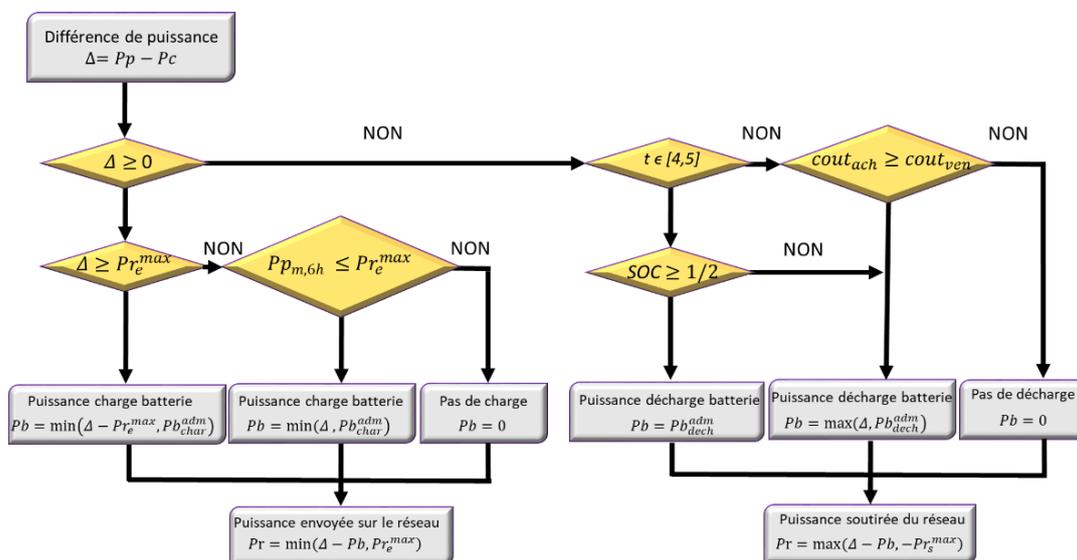


Figure 2-18 : Stratégie RBC3

VI. Résultats

Dans cette section, les principaux résultats obtenus avec les cinq stratégies d'optimisation sont présentés. Ces cinq stratégies de gestion de l'énergie ont été simulées sur une année de

données afin de mesurer leurs performances et d'analyser le fonctionnement du micro-réseau. Pour plus de clarté, il nous a semblé opportun de montrer l'évolution des principaux paramètres de notre simulation sur une période de cinq jours, judicieusement choisis pour que les différences entre les stratégies soient aisément observables. Suite à une comparaison des différents résultats, nous avons sélectionné la période allant du 23 septembre au 28 septembre. Cette période présente les variations sur la production PV et permet au mieux d'observer l'évolution de la puissance PV perdue d'une stratégie à l'autre.

1. Programmation linéaire

La répartition des flux de puissance pour la stratégie d'optimisation LP, considérée comme la référence, est présentée sur La Figure 2-19.

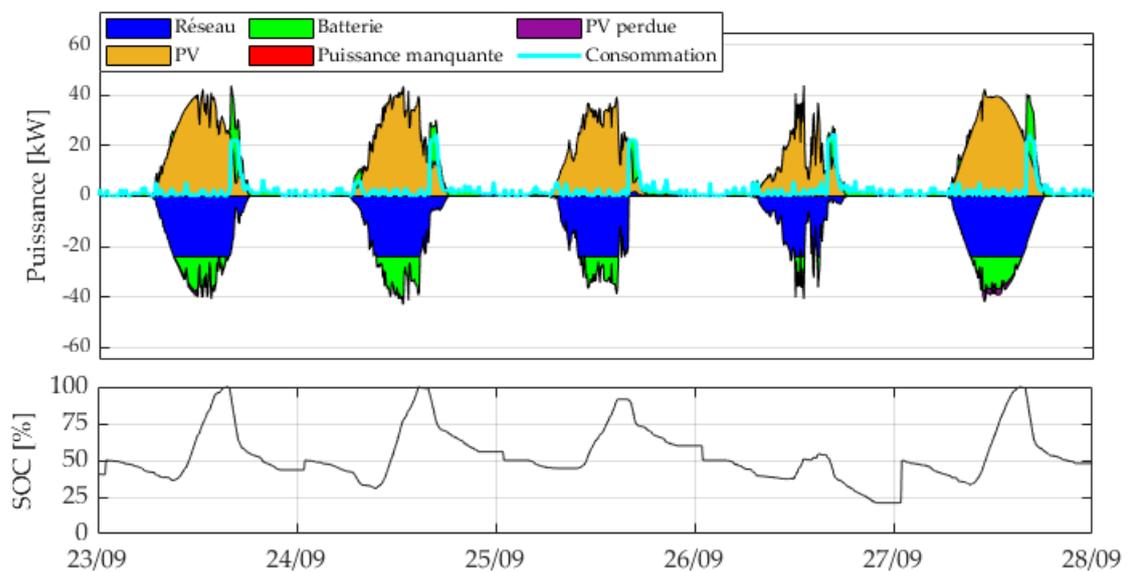


Figure 2-19 : Stratégie LP

L'évolution des différentes puissances (réseau, PV, batterie et charge) est représentée sous la forme de courbes superposées. Le SOC de la batterie est présenté sur la seconde figure au-dessous. Par convention, la puissance PV injectée dans le réseau, utilisée pour charger la batterie et perdue sont représentées comme négatives. Lorsque la puissance du réseau ou de la batterie est utilisée pour l'alimentation de la charge, elle apparaît comme positive.

La Figure 2-19 révèle les points suivants sur le fonctionnement du LP :

- La limitation de puissance de 24 kW depuis et vers le réseau est atteinte plusieurs fois durant cette période, ce qui montre l'importance de la batterie pour fournir ou absorber la puissance complémentaire ;
- Le comportement du SOC de la batterie a un profil très similaire pendant les jours où la production PV est importante ;

- Le plateau observé chaque jour sur la courbe du SOC de 22h à 4h est dû au changement de tarif de l'électricité entre les heures creuses et les heures pleines. À ce moment, il est plus avantageux d'utiliser l'électricité fournie par le réseau ;
- De même, lorsque le tarif passe des heures creuses aux heures pleines, après 4h, le SOC diminue parce que l'utilisation de la batterie devient plus intéressante.

2. RBC1

Les résultats sur la période des cinq jours avec la stratégie RBC1 sont présentés dans la Figure 2-20.

Pour rappel, RBC1 est représentative d'un système PV/batterie visant à optimiser l'autoconsommation. Il s'agit d'une stratégie extrêmement simple qui ne prend pas en compte le tarif de l'électricité et n'utilise aucune prévision de la ressource. Les points suivants sont observés sur RBC1 :

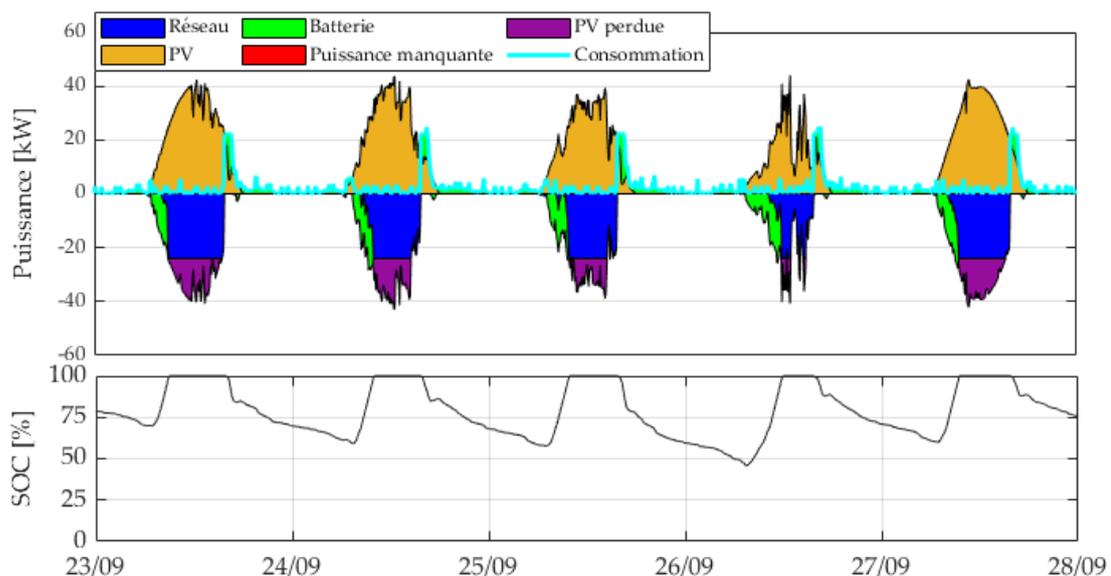


Figure 2-20 : Stratégie RBC1

- Contrairement à l'optimisation LP, nous observons que le SOC de la batterie atteint des valeurs maximales régulièrement. En raison du manque d'optimisation, le SOC de la batterie atteint 100 % rapidement dans la journée. De plus, une fois la pleine charge atteinte, les batteries ont tendance à rester pleines ;
- La limitation de la puissance du réseau à 24 kW a empêché le système photovoltaïque de vendre la puissance restante, entraînant l'apparition d'une perte de puissance photovoltaïque importante.

Avec cette stratégie, nous constatons l'apparition d'une puissance manquante représentée sur la Figure 2-21. Cette puissance manquante est due au fait que le réseau a atteint sa limite et la gestion du stockage n'a pas permis de disposer d'une puissance suffisante pour combler le reste de la consommation. Cette puissance manquante apparaît souvent en hiver, période

pendant laquelle la quantité de PV produite diminue énormément. Cette diminution du PV ne permet pas à la batterie de se recharger suffisamment pour combler la puissance manquante.

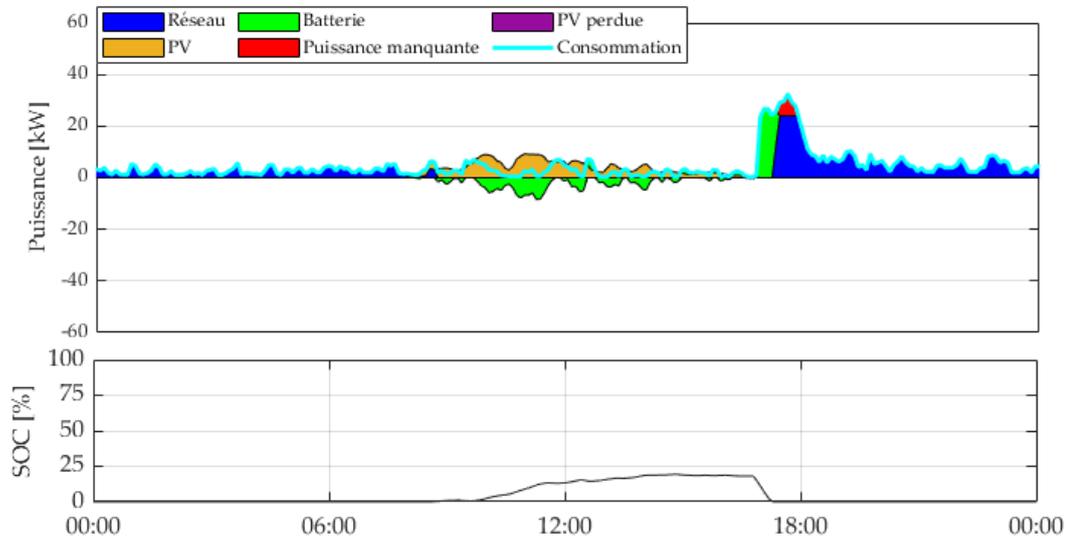


Figure 2-21 : Stratégie RBC1 sur un jour

3. RBC2

Les résultats sur les cinq jours de données avec la stratégie RBC2 sont présentés dans la Figure 2-22. Avec cette stratégie, les observations suivantes peuvent être faites :

- L'effet des heures pleines et des heures creuses apparaît sur la courbe de SOC avec un plateau avant 4h. Ce comportement est plus proche de celui observé sur la même période après application de l'optimisation LP ;
- Le SOC de la batterie en début de journée étant supérieure à 1/2 pour les trois premiers jours, nous observons une décharge matinale ;
- Le manque d'anticipation (non prise en compte de la prévision de la production) a encore conduit à une quantité importante de PV perdue pendant les jours avec un ciel clair. En termes d'énergie, cette stratégie n'a pas apporté d'amélioration significative, mais elle a permis d'augmenter le bénéfice. Ce point sera discuté par la suite.

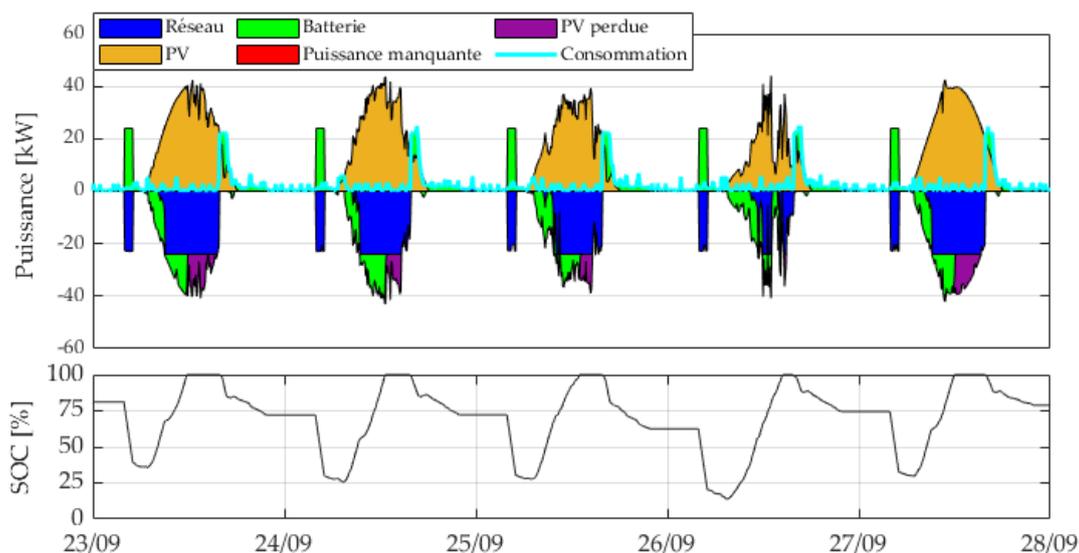


Figure 2-22 : Stratégie RBC2

4. RBC3

RBC3 diffère de RBC2 par l'ajout de la prévision de la puissance photovoltaïque sous la forme d'une puissance moyenne représentative des six heures suivantes. Cette stratégie conserve donc l'avantage de prendre en compte les heures pleines et les heures creuses, mais également d'anticiper la variation de la puissance photovoltaïque. Ces informations ont été utilisées pour améliorer la gestion de la batterie et principalement de réduire la perte de puissance photovoltaïque.

Afin d'évaluer le potentiel de cette amélioration, nous comparons les résultats obtenus avec les données de production prédites parfaites (car nous disposons de l'historique de production) dans le cadre de l'algorithme de gestion RBC3r et avec celles prédites par le modèle ARMA avec l'algorithme RBC3 (Figure 2-23 et Figure 2-24).

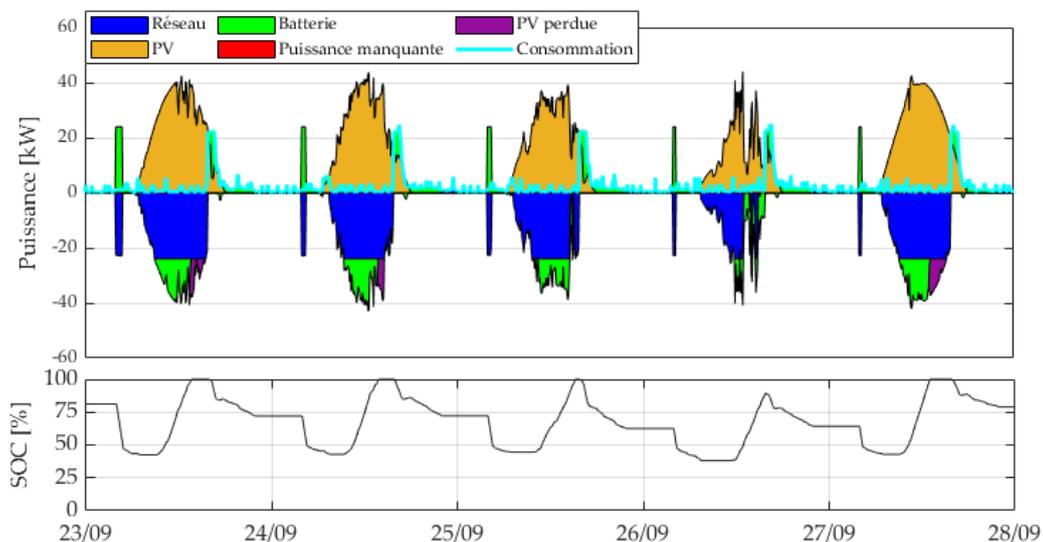


Figure 2-23 : Stratégie RBC3r

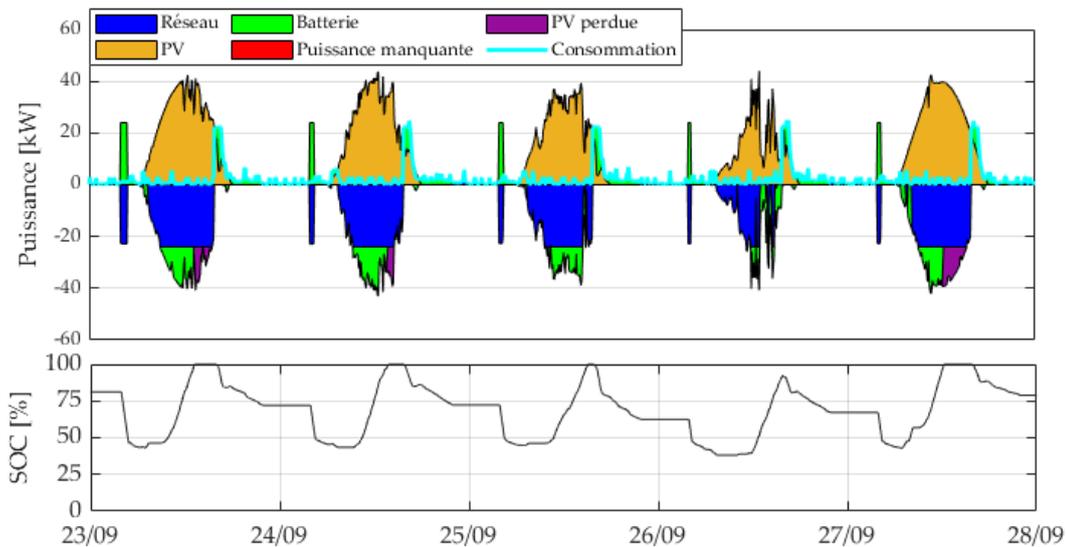


Figure 2-24 : Stratégie RBC3

On observe les points suivants sur les deux figures :

- Le SOC de la batterie a atteint son maximum plus tard dans la journée et pendant une période plus courte. Grâce aux prévisions, il a été possible d'anticiper les jours de ciel clair et de commencer la charge de la batterie un peu plus tard que dans le cas de la stratégie RBC2 ;
- Une disparition de la puissance manquante est observée.

Dans la stratégie RBC3, des erreurs de prévision ont légèrement dégradé les performances globales. En effet, sur la Figure 2-24 nous observons au cinquième jour que la puissance PV produite est utilisée en début de journée pour charger la batterie. Cela s'explique par le fait que la prévision de la production sous-estime la puissance PV produite dans la journée. La puissance du réseau étant limitée, cette erreur au début de la cinquième journée va engendrer une puissance perdue plus importante que sur la Figure 2-23 (prévision parfaite).

5. Principaux résultats

Le Tableau 2-5 présente les résultats des simulations en termes de gain économique, d'utilisation de la batterie et d'énergie manquante sur une année. L'optimisation par programmation linéaire (LP) étant la solution optimale, nous avons choisi de présenter les résultats des différents RBC en comparaison avec les résultats obtenus avec le LP (performance relative).

Tableau 2-5 : Résultats des stratégies sur une année

Stratégies	RBC1	RBC2	RBC3	RBC3r	LP
Gain total [€]	5170,3	5472,2	5896,9	6145,2	6592,7
Performance relative [%]	78,4	83,0	89,4	93,2	100
Nombre de cycles de la batterie [-]	192,7	218,6	213,3	208,2	164,1
Energie PV perdue [%]	21,3	18,7	15,3	13,4	11,4
Energie manquante [kWh]	19,42	18,5	18,6	18,2	0

Ces résultats mettent en évidence les avantages de l'amélioration des stratégies de gestion des flux d'énergie au sein du micro-réseau. Avec la stratégie la plus basique, RBC1, le gain atteint 78,4 % de l'optimisation LP. En prenant en compte les heures pleines et les heures creuses et avec une stratégie de gestion de la batterie légèrement meilleure, il passe à 83 %. L'ajout de la prévision de la puissance photovoltaïque avec le modèle ARMA a constitué une nette amélioration, permettant d'atteindre un gain de 89,4 %. Les résultats obtenus avec le modèle ARMA sont satisfaisants mais peuvent encore être légèrement améliorés. Au regard du Tableau 2-5, on note une amélioration de la performance relative de 3,8 % avec une prévision parfaite par rapport à l'utilisation d'un modèle ARMA.

Le nombre de cycles de batterie varie également en fonction de la stratégie ; allant de 219 à 164, soit une diminution d'environ un tiers.

Nous remarquons que la partie de la production PV qui est perdue (en raison d'un stockage d'énergie complet et d'une limitation du réseau principal) diminue, ce qui améliore les performances globales du micro-réseau. La quantité de PV perdue est calculée par rapport à la production PV totale qui est de 91126 kWh sur l'année.

Pour étudier l'effet de chaque stratégie sur la répartition de la production d'énergie dans le micro-réseau, on a reporté les différents flux issus de la production PV sur la Figure 2-25.

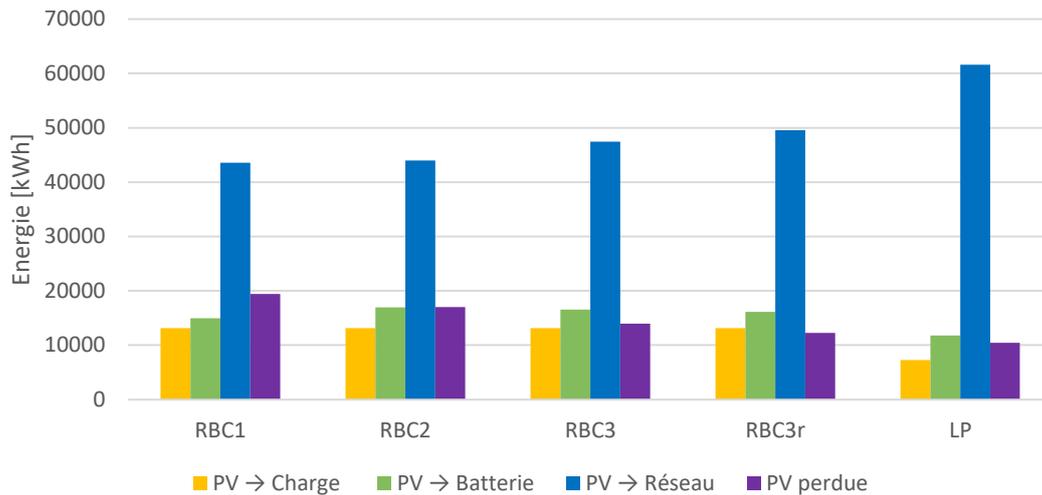


Figure 2-25 : Bilan énergétique du côté de la production PV sur l'année

Comme toutes les stratégies de RBC donnent la priorité à l'utilisation de l'énergie photovoltaïque pour alimenter la charge, nous retrouvons la même valeur d'énergie (Jaune).

En maximisant l'autoconsommation, la stratégie RBC1 offre la valeur moins élevée de la fraction d'énergie PV vendue sur le réseau (Bleu). Cette fraction est maximale dans l'optimisation LP, qui préfère vendre en priorité l'énergie PV produite. Elle utilise la batterie la plupart du temps pour stocker le surplus du PV que le réseau ne peut pas absorber.

En ce qui concerne l'énergie PV perdue, l'amélioration des stratégies RBC a montré une importante diminution d'une stratégie à l'autre.

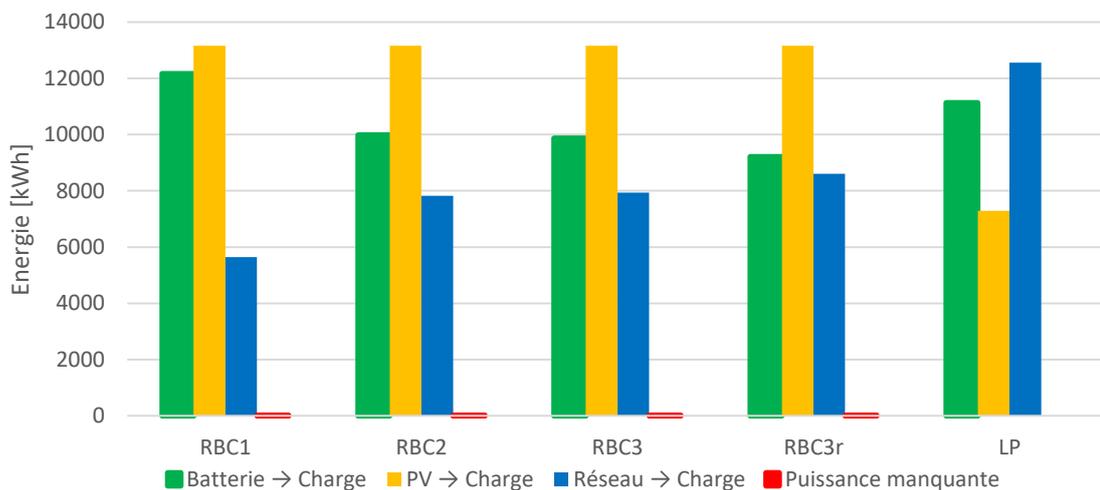


Figure 2-26 : Bilan énergétique du côté de la consommation sur l'année

Sur la Figure 2-26, nous pouvons observer la distribution des énergies utilisées pour alimenter la charge.

La charge est alimentée en grande partie par le PV pour les stratégies RBC1, RBC2, RBC3 et RBC3r ; cela s'explique par le fait qu'une grande partie de la consommation se produit pendant la journée, quand il y a une production PV.

La solution optimale (LP) est celle qui utilise le plus d'énergie du réseau pour alimenter la charge. Cette stratégie utilise le réseau principal au bon moment pour optimiser le coût de fonctionnement et n'utilise donc pas systématiquement le PV en priorité pour alimenter la charge. Quelques fois, elle préfère vendre la production PV sans alimenter la charge et au même instant utiliser la batterie pour alimenter cette charge en vue d'utiliser la capacité de la batterie pour réduire la quantité de PV qui pourrait être perdue. Cela explique pourquoi l'énergie PV vers la charge est moins élevée avec la stratégie LP que l'énergie en provenance de la batterie vers la charge.

On constate également que l'amélioration des stratégies s'accompagne d'une utilisation plus importante de l'énergie du réseau pour alimenter la charge. Cela s'explique par l'utilisation exclusive du réseau pendant les heures creuses, mais aussi par la stratégie d'utilisation de la batterie. Afin de pouvoir éviter la puissance PV perdue, la batterie n'est pas souvent rechargée rapidement, ce qui peut l'empêcher d'être pleine en fin de journée, surtout en hiver, et donc de ne pas être en capacité d'alimenter une partie de la charge pendant la nuit. Le réseau doit encore donc être employé pour compléter la puissance manquante. Nous constatons cependant que le réseau n'arrive pas toujours à combler cette puissance manquante à cause de sa limitation ; cela se traduit par apparition de la puissance manquante au niveau de RBC1, RBC2, RBC3 et RBC3r.

Nous verrons ultérieurement que l'utilisation d'autres tarifs d'électricité peut changer les résultats ainsi que la limitation plus ou moins importantes des échanges avec le réseau.

VII. Conclusion

Des stratégies de gestion de l'énergie ont été développées et confrontées à une optimisation de cette gestion par une programmation linéaire avec "prévision parfaite".

Il apparaît que la performance de la stratégie augmente avec sa complexité. L'intégration d'une prévision de la production PV par un modèle ARMA permet d'augmenter le gain de manière non négligeable ; l'utilisation d'une prévision "parfaite" n'apporte pas une grande amélioration par rapport à celle d'une prévision basée sur un processus ARMA, par nature accompagnée d'une incertitude. Ce constat pourrait laisser penser que les incertitudes de prévision interviennent peu. Cependant, ce faible impact peut s'expliquer par le fait que nous avons réalisé une moyenne sur 6h, « compensant » ainsi l'effet de ces incertitudes.

La part de la production photovoltaïque perdue (en raison d'un stockage plein et/ou d'une limitation réseau) diminue au fur et à mesure que les stratégies se complexifient mais persiste

L'optimisation a été mise en œuvre en tenant compte des tarifs d'achat et de vente réels de l'électricité afin d'observer l'influence de ces coûts sur les performances des méthodes de gestion de l'énergie.

Les principaux résultats obtenus sur une année entière de simulation révèlent l'impact des effets saisonniers qui ont limité les performances des différentes RBC, ainsi que la variation significative du nombre de cycles de la batterie. Il convient de noter que l'énergie manquante, qui apparaît dans toutes les RBC, représente plus de 130 arrêts du micro-réseau. Cependant, les résultats de LP nous montrent qu'il est possible de gérer le micro-réseau sans aucun arrêt (ou délestage de la charge) et avec moins de cycles batterie. Cela entraînerait un vieillissement plus lent des batteries.

Il semble donc possible d'améliorer les performances en introduisant de nouvelles règles. Les effets saisonniers pourront ainsi être pris en compte ; cette nouvelle stratégie sera introduite dans le chapitre suivant.

On constate également, selon la stratégie, un nombre plus au moins élevé de cycles batterie induisant une usure plus au moins importante de la batterie ; ce qui se répercute sur le coût. Afin de réduire le vieillissement induit par le nombre de cycles, nous aborderons une dernière stratégie de gestion.

Chapitre 3 : Amélioration des stratégies

I. Introduction

Dans le chapitre précédant, les trois stratégies RBC développées présentent chacune un certain nombre de points faibles parmi lesquels nous notons l'apparition de la puissance manquante en hiver. Cette puissance manquante est due à la limitation de l'énergie soutirable du réseau et à l'absence de prise en compte de la variation de la production PV d'une saison à l'autre. Dans la réalité, si cette puissance manquante n'est pas comblée par une autre source, elle entraînera des arrêts du micro-réseau ou, dans le meilleur des cas, des délestages de charges. Cela peut endommager certains équipements et occasionner des désagréments aux occupants des logements. Une solution possible consisterait à dépasser la limite de puissance soutirable sur le réseau, mais avec un prix du kWh supérieur à celui considéré. La stratégie LP prouve qu'une meilleure gestion du micro-réseau pourrait pallier ce problème.

Dans ce chapitre, une quatrième stratégie de gestion de l'énergie basée sur des règles sera développée afin d'éviter la puissance manquante. Cette stratégie prendra en compte, en plus du coût de l'électricité et de la prévision de la production, un nouvel indicateur qui est la variation de la production PV d'une saison à l'autre.

II. La stratégie RBC4

Comme énoncé dans le chapitre précédent, la stratégie RBC3 emploie les mêmes règles pour l'hiver et l'été ; cela ne permet pas une utilisation adéquate du micro-réseau pendant l'été quand la production PV est élevée et pendant l'hiver quand elle est plus faible. En effet, pendant l'hiver, le micro-réseau peut facilement manquer de puissance en raison de la limitation du réseau. Il est alors nécessaire de disposer de deux stratégies différentes ; une stratégie adaptée à l'été et une autre adaptée à la période hivernale.

Afin de satisfaire cette condition, une stratégie supplémentaire a été développée, la stratégie RBC4. Cette stratégie prend en compte deux saisons « étendues », appelées hiver et été. L'hiver comprend les mois de novembre à mars et l'été les mois d'avril à octobre. Pendant l'hiver, la batterie est utilisée pour fournir de l'énergie à la charge, à la condition que la prédiction estime qu'il sera possible de la recharger complètement dans les heures qui suivent.

Dans le cas contraire, elle est juste utilisée pendant les pics de consommation pour combler la puissance que le PV et le réseau n'arrivent pas à satisfaire. Pendant les pics de consommation, le système donne donc la priorité au PV, ensuite au réseau pour alimenter la charge et enfin à la batterie.

1. RBC4 hiver

La stratégie RBC4 pendant l'hiver (Figure 3-1) diffère de la stratégie RBC3 que lorsque le PV seul n'arrive pas à satisfaire toute la charge ($\Delta < 0$). Dans ce cas, la stratégie RBC4 a le mode de fonctionnement suivant :

$-\Delta \geq Pr_s^{max}$: la puissance PV n'arrive pas à alimenter toute la charge et le reste de la consommation à satisfaire pourrait être supérieure à la puissance maximale pouvant être délivrée par le réseau. Dans ce cas de figure, la batterie est utilisée pour combler la puissance que le réseau n'arrive pas à satisfaire ;

$-\Delta < Pr_s^{max}$ et $Pp_{m,6h} \leq 1/4 P_{ond}^{max}$: la puissance restante à combler pour la charge est inférieure à Pr_s^{max} . La puissance nécessaire pour recharger la batterie afin qu'elle atteigne un SOC de 100 % au bout de 6h dans la configuration la plus défavorable (avec un SOC de départ de 0 %) correspond à un quart de la puissance PV nominale ($\frac{1}{4} P_{ond}^{max}$). L'inégalité $Pp_{m,6h} \leq 1/4 P_{ond}^{max}$ indique que la batterie pourrait manquer de puissance pour se recharger dans les heures qui suivent à cause de la baisse de la production PV. Dans ces conditions, seul le réseau est utilisé pour alimenter la charge, quel que soit le prix de l'électricité. La puissance restante de la batterie sera conservée pour d'éventuels pics de consommation ;

$-\Delta < Pr_s^{max}$ et $Pp_{m,6h} > 1/4 P_{ond}^{max}$: ici le PV n'est pas suffisant pour satisfaire la charge et la prévision est supérieure au quart de la puissance nominale du PV. Nous estimons que la batterie pourra se recharger dans les six prochaines heures avec l'énergie PV. L'utilisation de la batterie est donc favorisée pour alimenter en priorité la consommation restante, lorsque le prix de l'énergie du réseau est élevé.

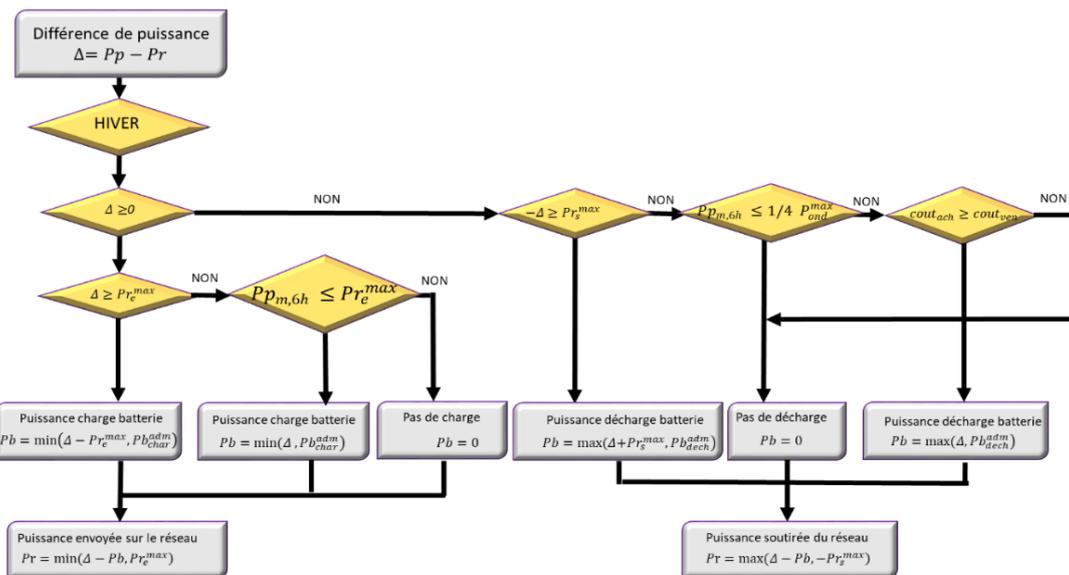


Figure 3-1 : Stratégie RBC4 hiver

2. RBC4 été

Pendant l'été, l'alimentation de la charge est priorisée comme suit : la production PV puis la batterie et enfin le réseau. Pendant cette période, la production PV est élevée et la batterie est souvent pleine, ce qui permet de l'utiliser plus fréquemment. Comme la batterie est fréquemment utilisée, une réserve est maintenue dans celle-ci. Cette réserve, représentant 10 % de la capacité utile de la batterie, est une sécurité pour ne pas manquer d'énergie. Les instructions de cette stratégie sont les suivantes (Figure 3-2) :

$t \in [4:00 - 5:00]$: étant donné que la production est importante pendant l'été, nous décidons en début de journée, même lorsque le SOC de la batterie est inférieur à 50 %, d'effectuer une décharge matinale ;

$\Delta > 0$ et $((t < 15:00)$ ou $(\Delta \geq Pr_e^{max}))$: la charge est uniquement alimentée par le PV. Avant 15h00 nous retardons la recharge de la batterie, afin qu'elle soit en capacité de stocker le surplus de production PV qui ne pourra pas être vendu sur le réseau en raison de sa limitation. Le surplus de la production est donc vendu sur le réseau avant de charger la batterie ;

$\Delta > 0$, $t \geq 15:00$ et $Pp_{m,6h} > Pr_e^{max}$: la charge est uniquement alimentée par le PV. La prévision nous informe que la puissance qui sera produite par le micro-réseau dans les six heures suivantes sera importante et pourrait même être supérieure au maximum qui peut être vendu sur le réseau. Dans ces conditions, il est judicieux de retarder la recharge de la batterie, afin qu'elle soit en capacité de stocker le surplus de production PV qui ne pourra pas être vendu sur le réseau en raison de sa limitation. Le surplus de la production est donc vendu sur le réseau avant de charger la batterie ;

$\Delta > 0$, $t \geq 15:00$ et $Pp_{m,6h} \leq Pr_e^{max}$: La charge est uniquement alimentée par le PV. Grâce à la prévision, nous sommes informés que la production future de PV ne sera pas supérieure à la limitation du réseau. L'heure à laquelle nous sommes (début d'après-midi) laisse supposer que la production future de PV n'augmentera pas avant le coucher du soleil. Pour cette raison nous décidons de charger la batterie en premier. Lorsque la batterie est complètement chargée, le surplus est vendu sur le réseau ;

$\Delta < 0$ et $-\Delta < Pr_s^{max}$: l'énergie PV n'a pas la capacité d'alimenter entièrement la charge. La puissance restante est fournie en priorité par la batterie si $Cout_{ach} \geq Cout_{ven}$, puis par le réseau. Si $Cout_{ach} < Cout_{ven}$, la charge est uniquement alimentée par le réseau ;

$\Delta < 0$, $-\Delta \geq Pr_s^{max}$ et $Ppv_{m,6h} > 1/4 P_{ond}^{max}$: le PV n'est pas suffisant pour satisfaire la charge et le reste de la consommation à satisfaire est supérieure à la puissance maximale que le réseau peut fournir. $Ppv_{m,6h} > 1/4 P_{ond}^{max}$ prédit que la production PV sera suffisante dans les six heures suivantes pour recharger complètement la batterie. Cela permet, dans ces conditions, d'utiliser la batterie pour alimenter la charge manquante en priorité lorsque le prix de l'électricité du réseau est élevé ;

$\Delta < 0$, $-\Delta \geq Pr_s^{max}$ et $Ppv_{m,6h} \leq 1/4 P_{ond}^{max}$: la puissance PV ne peut satisfaire toute la charge et elle ne sera pas assez importante dans les six heures qui viennent. La batterie pouvant manquer de puissance pour se recharger, elle est seulement employée pour combler la puissance que le réseau ne pourra pas satisfaire même si les tarifs de l'électricité du réseau sont élevés.

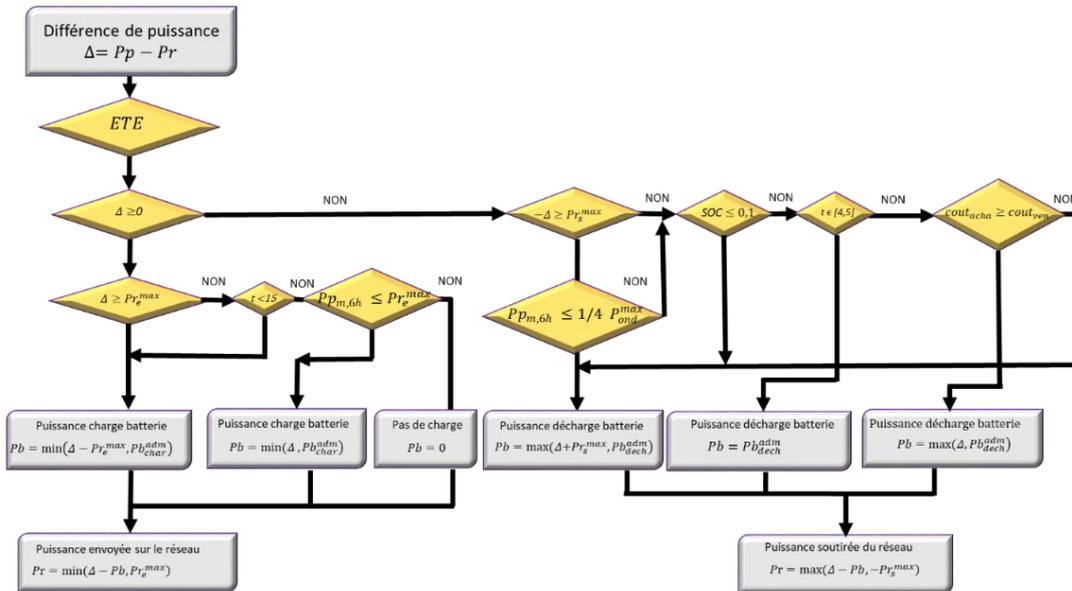


Figure 3-2 : Stratégie RBC4 été

3. Les résultats de la stratégie RBC4

La stratégie RBC4 a été simulée sur les mêmes profils de consommation, de production et de coût que les stratégies précédentes et avec les mêmes conditions du micro-réseau. Afin de pouvoir afficher et analyser avec clarté les résultats obtenus, le fonctionnement de RBC4 sera présenté pendant la saison hivernal et pendant la saison estivale, sur une période de cinq jours chacun. Pour l'hiver, nous avons choisi la période allant du 24 février au 1^{er} mars, car cette période présente une variation de la production PV. En été, nous présenterons les résultats de la simulation sur la même période que celle utilisée pour les stratégies précédentes (du 23 septembre au 28 septembre).

a. RBC4 hiver

La Figure 3-3 présente les résultats en hiver lorsque la production photovoltaïque est la plus faible. Nous remarquons les points suivants :

- La production est utilisée pour alimenter la charge et pour vendre l'énergie sur le réseau.

- La batterie est maintenue à un niveau élevé de SOC dans le but d'éviter toute énergie manquante.

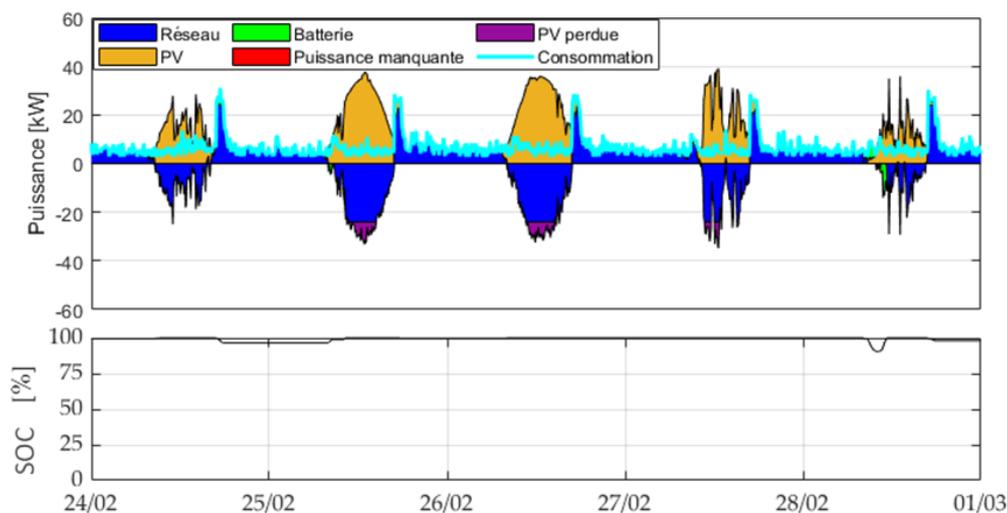


Figure 3-3 : Stratégie RBC4 Hiver

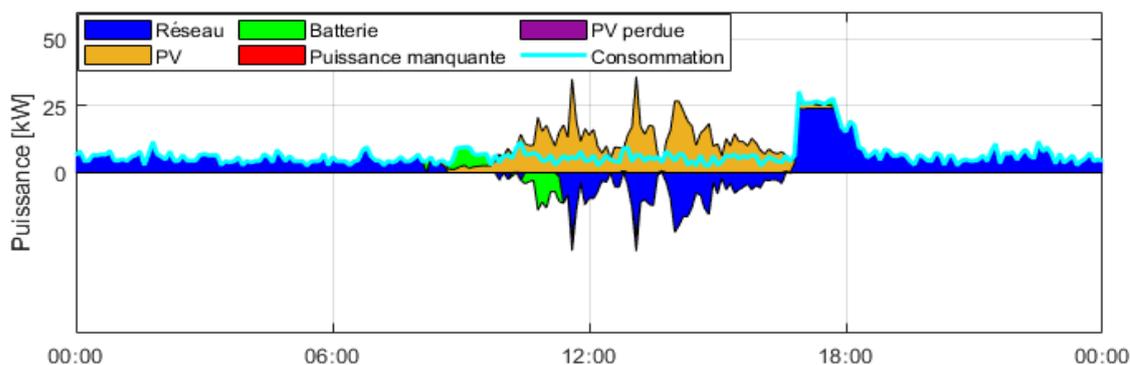


Figure 3-4 : RBC4 journée du 28 février

Sur la Figure 3-4 présentant la journée du 28 février, nous constatons qu'en début de journée la batterie est utilisée pour alimenter la charge. Cette action obéit à une des règles de RBC4 hiver qui précise que, si la prévision des six prochaines heures de la production est supérieure à 1/4 de la puissance nominale du PV, la batterie peut être utilisée pour alimenter la charge.

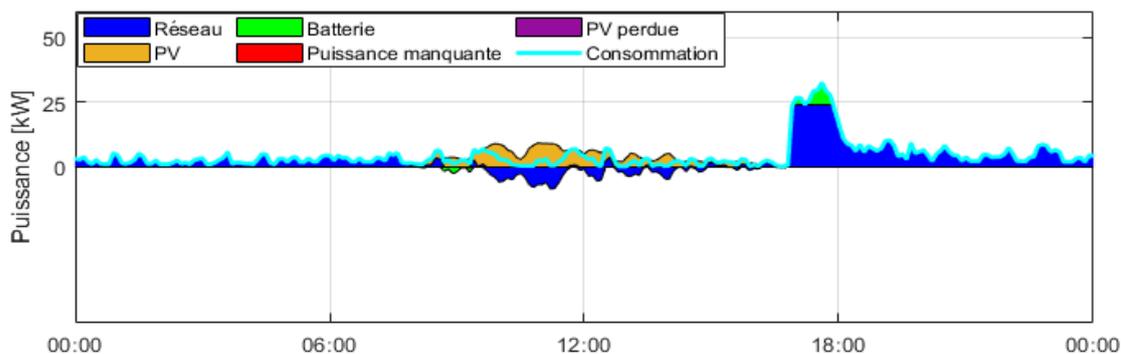


Figure 3-5 : RBC4 journée du 2 décembre

La Figure 3-5 présente la journée du 2 décembre. Pendant cette journée, une coupure d’approvisionnement en électricité était observée avec toutes les RBC précédentes. La stratégie RBC4 permet de pallier cette coupure en utilisant la batterie qui est réservée dans cette stratégie pour éviter la puissance manquante.

b. RBC4 été

La Figure 3-6 montre des résultats semblables à LP pour cette période. Nous pouvons observer les points suivants :

- La batterie se décharge le matin jusqu’à 10 % de son SOC pour vendre le PV sur le réseau afin de pouvoir emmagasiner le surplus de production pendant la journée ;
- En matinée, la batterie ne se charge qu’avec la puissance PV qui ne peut pas être vendue sur le réseau ;
- L’après-midi, si la batterie n’est pas pleine, la production PV est utilisée pour la recharger avant la fin de la journée.

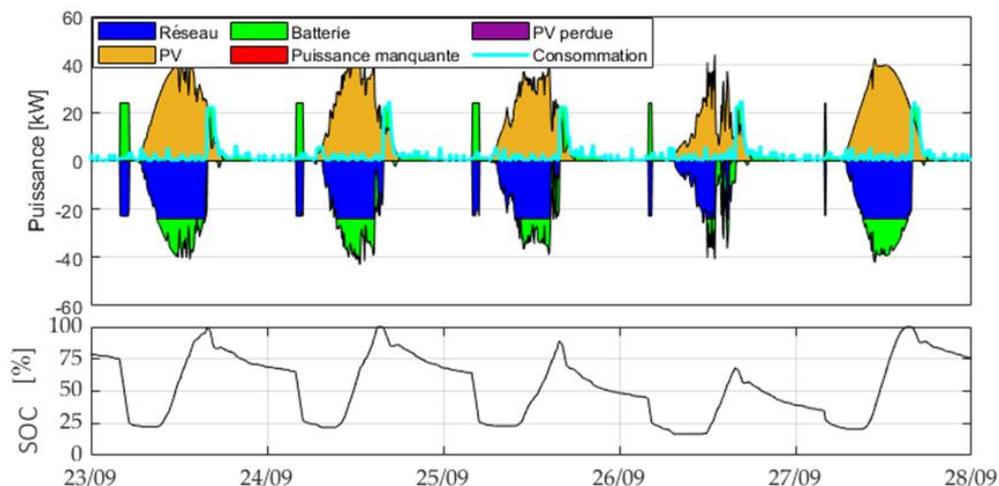


Figure 3-6 : Stratégie RBC4 ETE

c. Principaux résultats

Le Tableau 3-1 présente les résultats des différentes RBC. RBC4 arrive à atteindre une performance relative de 96,3 % sur l'ensemble de l'année tout en résolvant le problème de l'énergie manquante. En plus d'avoir des résultats proches de la référence LP, le nombre de cycles de la batterie est réduit par rapport à RBC1, RBC2, RBC3, RBC3r et LP.

Selon la stratégie de gestion de l'énergie utilisée, le nombre de cycles de batterie varie considérablement. Cette variation est de 60,79 cycles par an (+ 38,5 %) entre la stratégie qui utilise le plus la batterie (RBC2) et celle qui l'utilise le moins (RBC4). Il est évident que plus le nombre de cycles est élevé, plus la durée de vie de la batterie est réduite et cette réduction a un coût. La batterie représentant une partie importante du micro-réseau, il est nécessaire

d'optimiser sa durée de vie. Dans la section suivante, une étude sera réalisée dans l'objectif de prendre en compte la dégradation de la batterie dans nos stratégies de gestion de l'énergie.

Tableau 3-1 : Principaux résultats des stratégies

Stratégies	RBC1	RBC2	RBC3	RBC3r	RBC4	LP
Gain total [€]	5170,3	5472,2	5896,9	6145,2	6346,1	6592,7
Performance relative [%]	78,4	83,0	89,4	93,2	96,3	100
Nombre de cycles de la batterie [-]	192,7	218,6	213,3	208,2	157,8	164,1
Energie manquante [kWh]	19,42	18,5	18,6	18,2	0	0

III. Etude sur le vieillissement du système de stockage du micro-réseau

1. Introduction

La capacité d'une batterie à stocker de l'énergie et à fournir de la puissance diminue avec le temps. La dégradation de la batterie est une conséquence bien connue de son utilisation. Dans une batterie, la dégradation est inévitable et peut se produire plus ou moins rapidement. Le comportement d'une batterie et l'influence de différents paramètres endogènes (comme le régime de charge/décharge, la tension de charge/décharge, etc.) et exogènes (comme la température) sur son fonctionnement sont complexes à étudier et donc à modéliser. Dans la littérature, il arrive de trouver des informations différentes sur la durée de vie d'une batterie ou sur l'effet du vieillissement d'une batterie sur son fonctionnement, même pour une technologie identique. Cela s'explique souvent par le fait que les différents auteurs ne définissent pas les termes de manière similaire et que les conditions de fonctionnement ne sont pas identiques.

En ce qui concerne la durée de vie d'une batterie, nous relevons que les batteries plomb atteignent leur fin de vie lorsque la matière active a été consommée sur l'électrode positive ; quant aux batteries à base de nickel, elles perdent leurs performances à cause de la corrosion. Les batteries Li-ion s'affaiblissent avec le temps lorsque le transfert d'ions ralentit en raison de l'accumulation de couches SEI (Solid Electrolyte Interphase) sur les électrodes. L'utilisation fréquente et intensive de la batterie entraîne une détérioration plus rapide de ses performances, ce qui nécessite le remplacement du système de batteries au bout de quelques années, avec des coûts très élevés.

Le Tableau 3-2 résume l'ensemble des performances des batteries [117]. Cela montre clairement la diversité en termes de performances et de coûts pour une même technologie. Ces données ont été compilées à partir de plus de 150 sources de données et complétées par des entretiens avec des experts et une analyse de l'IRENA sur les derniers développements en matière de batteries. Pour la durée de vie calendaire, la durée de vie du cycle, la profondeur de décharge et le coût d'investissement, les données rapportées sont disposées comme tel : le pire cas, la référence et le meilleur cas. La dégradation d'une batterie ne peut être abordée de manière globale sans tenir compte de sa durée de vie. La durée de vie d'une batterie est souvent mesurée à l'aide de deux paramètres interdépendants : le vieillissement calendaire et le vieillissement cyclique.

Tableau 3-2 : Vue d'ensemble des performances des batteries [117]

Type	Technologie	Durée de vie calendaire (années)	Durée de vie du cycle (cycle complet équivalent)	Profondeur de décharge (%)	Coût d'investissement en 2016 (€/kWh)	Rendement de charge/décharge (%)
Plomb	Ouvert	3-9-15	250-1500-2500	60-50-50	394-121-88	82
	VR	3-9-15	250-1500-2500	60-50-50	394-219-88	80
Li-Ion	LFP	5-12-20	1000-2500-10000	84-90-100	700-482-167	92
	LTO	10-15-20	5000-10000-20000	84-95-100	1051-875-394	96
	NCA	5-12-20	500-1000-2000	84-90-100	700-293-167	95
	NMC/LMO	5-12-20	500-2000-4000	84-90-100	700-350-167	95
Redox Flow	VRFB	5-12-20	12000-13000-14000	100	875-289-263	70
	ZBFB	5-10-20	300-1000-14000	100	1401-750-438	70
Haute température	NaNiCl ₂	8-15-22	1000-3000-7500	100	407-333-263	84
	NaS	10-17-25	1000-5000-10000	100	638-307-219	80

a. Le vieillissement calendaire

Le vieillissement calendaire est le vieillissement dans le temps d'une batterie au repos [11-12]. Cette dégradation varie beaucoup selon les conditions de stockage qui peuvent accélérer ou ralentir le vieillissement de la batterie.

b. Le vieillissement cyclique

Cette usure est due à la dégradation du stockage lorsqu'il est utilisé. Ce vieillissement est lié aux modes d'utilisation de la batterie. Dans cette thèse l'accent est mis sur le vieillissement cyclique de la batterie, car les batteries sont considérées comme étant toujours utilisées et continuellement en mode charge et décharge.

2. Principaux paramètres influençant le vieillissement d'une batterie

Il existe généralement plusieurs facteurs de stress externes qui influencent la dégradation des batteries parmi lesquels on peut citer : la température, la profondeur de décharge, le régime de charge/décharge et la tension de charge/décharge [120].

- Le régime de charge/décharge : il représente l'intensité du courant par rapport à la capacité du stockage. Une longue durée de décharge ou de charge requiert à la batterie la distribution d'un courant faible, par conséquent un régime de charge/décharge faible. À l'inverse, une courte durée de décharge ou de charge nécessite un régime de charge/décharge élevé. Pour certaines technologies, lorsque la batterie est déchargée très rapidement, les contraintes mécaniques sont élevées et cela entraîne la déformation des électrodes [121].
- La profondeur de décharge (DOD) des cycles de la batterie : elle est identifiée comme la capacité retirée durant la phase de décharge d'une batterie pleine. Lorsque la batterie est complètement chargée, son DOD est égal à 0 % et, lorsqu'elle est complètement déchargée, son DOD est de 100 %.
- La tension de charge/décharge : c'est la tension d'une batterie observée lors d'une charge ou d'une décharge.
- La température moyenne de la batterie : c'est la température de fonctionnement de la batterie.

L'état de santé (SOH) est un paramètre qui reflète l'état général de la batterie et sa capacité à fournir les performances spécifiées par rapport à une batterie neuve. Il est défini comme le rapport entre la capacité de la batterie lorsqu'elle est complètement chargée (Q_{max}) et sa capacité nominale (Q_n) à un régime donné.

$$SOH\% = 100 \left(\frac{Q_{max}}{Q_n} \right) \quad (3-1)$$

C'est un indicateur important pour suivre la dégradation des performances de la batterie afin d'estimer sa durée de vie restante.

La capacité nominale est la quantité d'énergie électrique que la batterie est capable de restituer après une charge complète, pour un régime de température, de courant de décharge

et de tension d'arrêt défini. Elle s'exprime en ampères-heures (Ah) ou en kilowattheure (kWh) et diminue avec le vieillissement de la batterie.

3. Modèles de vieillissement des batteries

Bien que les batteries plomb soient une technologie ancienne, elles bénéficient d'un grand retour d'expérience ; elles sont toujours utilisées pour le stockage d'énergie et différents travaux de recherche contribuent à l'amélioration de cette technologie. Par exemple, Meyers et al. [122] montrent que l'ajout de nanotubes de carbone sur la plaque positive augmente la longévité des batteries plomb. Un autre avantage des batteries plomb demeure leurs coûts moindres par rapport aux autres technologies [123]. Notre cas d'étude utilisant ce type de batteries, nous allons donc concentrer l'étude bibliographique sur les modèles de vieillissement pouvant être utilisés pour ces batteries.

a. Les modèles de vieillissement physico-chimiques

Les modèles de vieillissement électrochimiques sont basés sur des processus physico-chimiques qui décrivent les phénomènes qui affectent les composants (anode, cathode, électrolyte) des batteries et ils nécessitent la connaissance d'un grand nombre de paramètres de la batterie. L'implémentation d'un tel modèle est complexe à aborder. Il faut d'abord identifier les phénomènes que l'on devra modéliser et ceux qui peuvent être négligés. Il est ensuite nécessaire d'identifier les paramètres des équations et de vérifier les hypothèses. De tels modèles sont détaillés par Sauer et Wenzl [124].

b. Les modèles basés sur des circuits équivalents

D'autres méthodes estiment le vieillissement en utilisant des circuits électriques équivalents et utilisent différentes techniques pour estimer les paramètres de ces modèles [125]. Parmi ces modèles, le modèle de batterie SimSES, détaillé par Naumann et al. [126], est basé sur les caractéristiques complètes des données des cellules. Il permet d'estimer la dégradation des batteries. Cet outil a été utilisé dans la modélisation du vieillissement d'une batterie pour le dimensionnement d'un micro-réseau dans [127] et [128]. Cette modélisation permet d'améliorer considérablement la rentabilité du système en optimisant la durée de vie des batteries.

Nous ne nous intéresserons pas aux deux premiers types de modèles énumérés car les données demandées sont difficiles à mesurer ou à obtenir.

c. Les modèles semi-empiriques

L'objectif de ce paragraphe est de décrire très brièvement les différents modèles semi-empiriques disponibles dans la littérature. Quelques articles présentent un état de l'art plus détaillé et nous suggérons au lecteur de se reporter aux références [129,130].

Nous ne ferons que les passer en revue et ne décrivons de manière plus détaillée que les modèles que nous utiliserons dans nos travaux.

i. Le modèle linéaire

Le modèle linéaire considère que le nombre de cycles réalisable de la batterie jusqu'à sa défaillance complète dépend de la profondeur de décharge atteinte à chaque cyclage. En effet, le nombre de cycles est lié à la profondeur maximale de décharge tel que le montre, à titre d'exemple, la Figure 3-7.

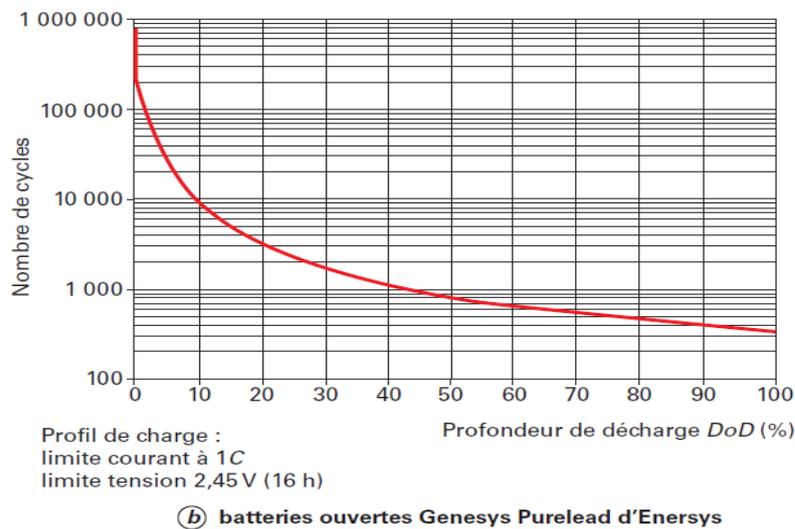


Figure 3-7 : Durée de vie en cyclage en fonction de la profondeur de décharge [131]

À chaque fin de cyclage, le nombre de cycles réalisables est recalculé et l'énergie que la batterie peut encore délivrer avant sa fin de vie est estimée à nouveau [132]. Ce modèle linéaire a été utilisé pour déterminer le coût de dégradation de la batterie dans des travaux utilisant une méthode d'optimisation dynamique pour gérer des flux de puissance au sein d'un micro-réseau [133,134].

ii. Le Modèle PLET

Le modèle PLET (Peukert Lifetime Energy Throughput) utilise une relation basée sur la loi de Peukert qui lie le nombre de cycles de la batterie et la profondeur de décharge des cycles :

$$E = nDOD^{kp} \quad (3-2)$$

- kp : constante de durée de vie de Peukert qui varie entre 1,1 et 1,3 ;
- n : nombre total de cycles de charge/décharge disponibles associés au DOD.

La quantité d'énergie (E) que la batterie peut délivrer (déterminée expérimentalement ou obtenue à partir des données constructeurs pour chaque DOD) est calculée à la fin de chaque période d'utilisation en prenant en compte l'amplitude des différents cycles réalisés durant cette période [135]. Ce modèle a été utilisé pour l'estimation de l'énergie totale échangeable sur la durée de vie de la batterie [136] et cela a montré que cette estimation s'accompagnait d'une erreur d'environ 8 %.

Dans [137], l'amélioration de la durée de vie des batteries au sein d'un micro-réseau a été réalisée à partir du modèle PLET et résolue par un contrôle optimal stochastique ; Il a été montré qu'en utilisant le schéma de contrôle proposé, la durée de vie des batteries était prolongée efficacement.

iii. Le Modèle NREL

Le modèle de vieillissement du NREL (National Renewable Energy Laboratory) [138] a été utilisé par Chalise et al. [139]. Il considère non seulement la profondeur de décharge mais également le régime de décharge, ce qui le différencie des modèles précédents. Il utilise des données des constructeurs qui peuvent être complétées par quelques données expérimentales.

Avec ce modèle, il apparaît que le vieillissement de la batterie est plus important pour des valeurs de DOD basses ou élevées et moins important pour des valeurs de DOD intermédiaires ; Ce phénomène correspond principalement au mécanisme du vieillissement calendaire de la batterie [140].

iv. Le Modèle d'Arrhenius

Ce modèle est construit à partir d'une équation de type Arrhenius qui décrit la dépendance en température des vitesses de réaction chimique. Pour calculer le vieillissement de la batterie, ce modèle considère, en plus du régime de décharge déjà pris en compte dans le modèle précédent, l'influence de la température de la batterie [141]. Les résultats de ce modèle sur le vieillissement d'une batterie montrent une erreur quadratique moyenne inférieure à 8 % [142].

v. Le Modèle CAPN

Le modèle CAPN (C-rate Arrhenius Plet Nrel) est un modèle semi-empirique qui permet de combiner le modèle PLET, NREL et Arrhenius. Il prend donc en compte l'impact du DOD, du régime de décharge et de la température. Le vieillissement de la batterie est calculé en combinant les trois modèles affectés de différents coefficients qui quantifient l'impact de chaque paramètre sur le vieillissement de la batterie [130].

vi. Synthèse

Le Tableau 3-3 présente succinctement les différents modèles et montre bien la prise en compte successive des différents paramètres : DOD, régime de charge et température.

Tableau 3-3: Résumé des paramètres des différents modèles semi-empiriques

Modèles	Paramètres considérés	Référence
Modèle linéaire	DOD	[132–134]
Modèle PLET	DOD	[137]
Modèle NREL	Régime de décharge	[139]
Modèle d'Arrhenius	Régime de décharge, température	[130]
Modèle CAPN	DOD, régime de décharge, température	[143]

Les modèles Linéaire, PLET, NREL, d'Arrhenius et CAPN ont été comparés par Wang et al. [130]. Ces modèles ont été utilisés dans l'optimisation par essais particuliers d'un micro-réseau PV + batterie. Le but de cette optimisation était de minimiser le coût d'exploitation du micro-réseau en prenant en compte le coût d'achat de l'électricité et celui de remplacement des batteries en fonction du vieillissement. Les auteurs observent que l'utilisation de la batterie est plus ou moins importante selon le modèle utilisé avec, par ordre d'utilisation décroissant de la batterie : NREL, PLET, linéaire, CAPN et Arrhenius. Cette influence du choix du modèle a des conséquences encore plus importantes au niveau du coût de remplacement : celui calculé par le modèle NREL est environ dix fois supérieur à celui obtenu par le modèle linéaire et le modèle PLET est environ deux fois plus élevé qu'avec le modèle CAPN. L'étude permet de conclure que le choix d'un mauvais modèle de vieillissement dans la gestion de l'énergie peut engendrer des coûts de fonctionnement très élevés.

d. Autres modèles de vieillissement dans la littérature

Ces autres modèles combinent à la fois des modèles semi-empiriques et physico-chimiques.

Bindner et al. [144] ont testé trois modèles de vieillissement de batteries plomb en se référant spécifiquement à leur utilisation dans des systèmes hybrides d'énergies renouvelables avec des systèmes éoliens et/ou PV, avec des régimes de charge et de décharge très variables :

- Le modèle Ah : il considère qu'il y a une quantité fixe d'énergie qui peut être cyclée dans une batterie indépendamment de la manière dont elle est utilisée ;
- Le modèle FhG/Risø : il combine un modèle de performance et un modèle de vieillissement de la batterie. Il est basé sur le modèle électrochimique de Shepherd qui utilise des coefficients qui changent en fonction du vieillissement de la batterie sous l'effet du DOD et du régime de fonctionnement ;
- Le modèle UMass : également appelé modèle cinétique de batterie, il associe un modèle de capacité, un modèle de tension et un modèle de durée de vie.

Ces trois modèles ont une complexité croissante et donnent des résultats en termes de durée de vie proche des mesures expérimentales. Le premier modèle a des performances satisfaisantes et a l'avantage d'être facilement implémenté. Haessig et al. [145] l'ont utilisé en introduisant une formulation du vieillissement des cycles basée sur le comptage de l'énergie échangée. Ce modèle a ensuite été intégré dans l'optimisation d'un micro-réseau.

Jamal et al. [146], ont développé un modèle pour optimiser le fonctionnement des batteries dans leur système énergétique. La dégradation de la batterie est introduite dans la fonction objectif du système en considérant le coût de la dégradation de la batterie à la fin de chaque journée. Ce coût est obtenu en faisant le produit entre l'énergie restante en fin de journée et le coefficient de coût qu'ils ont déterminé. En prenant en compte ces paramètres dans la fonction objectif, le coût de fonctionnement quotidien du système a été amélioré.

Bordin et al. [132] ont conçu une approche linéaire pour optimiser la durée de vie des batteries plomb dans un système d'alimentation intégrant de l'énergie solaire. Cette approche a pour but de minimiser l'amplitude des cycles de la batterie et consiste à attribuer un coût de dégradation à la plus grande amplitude de cycle obtenue pendant la journée. Avec cette approche, l'amplitude des cycles réalisés par la batterie tend à devenir moins élevée, ce qui permet d'augmenter la durée de vie des batteries. Peterson et al. [147] et Watanabe et al. [148] ont également développé une approche pour accroître la durée de vie des batteries, elle est basée sur l'estimation d'un facteur de dégradation déterminé expérimentalement ; ce facteur de dégradation est ensuite multiplié par la quantité d'énergie échangée afin d'estimer la perte de capacité de la batterie pendant cet échange.

IV. Modèles de dégradation utilisés dans nos travaux

Etant donné que nous ne disposons pas d'un grand nombre de paramètres pour nos batteries, les modèles de dégradation ne doivent pas nécessiter des paramètres d'entrées complexes et doivent être faciles à mettre en œuvre pour pouvoir être intégrés dans une RBC. Afin de répondre à ces deux contraintes, deux modèles ont été utilisés et adaptés à nos simulations : le modèle « Ah Throughput » et le modèle « Depending on the depth of the cycle ». Avant de présenter ces modèles, il est nécessaire de détailler la façon dont les cycles sont comptés car, dans des applications comme les nôtres, les batteries ne subissent que très rarement des cycles complets de charge/décharge.

1. Le comptage des cycles

Notre objectif est de compter les cycles réalisés par une batterie et d'évaluer leurs amplitudes afin d'estimer le vieillissement de la batterie. Il existe plusieurs méthodes de comptage de cycles parmi lesquelles :

- **“Simple Range Counting”** [149] : cette méthode compte les cycles en les découpant au niveau de chaque extrémum, c'est-à-dire à chaque changement de signe. Lorsqu'un

grand cycle de décharge est réalisé avec plusieurs interruptions, la méthode de Simple Range Counting divise la grande plage de cycle interrompu en plusieurs petits cycles, comme le montre la Figure 3-8 (à gauche). Il compte ce que l'on nomme parfois des « petit cycles ». Cela ne lui permet pas de percevoir certains grands cycles au sein desquels se trouvent des petits cycles. Cette manière de compter peut contribuer à diminuer l'estimation de la dégradation, car les petits cycles causent des dégradations qui peuvent être plus faibles que celles causées par le grand cycle sur lequel ils sont superposés ;

- **L'algorithme Rainflow** [150] : Cet algorithme est utilisé de manière intensive dans l'analyse des contraintes de fatigue des matériaux pour compter les cycles et quantifier leurs amplitude. Il a également été largement appliqué à l'évaluation de la durée de vie des batteries [151–154]. En outre, il permet d'améliorer l'identification des cycles et de différencier les grands et les petits cycles. Le comptage Rainflow travaille également en se basant sur les extrémums mais avec une vision plus globale qu'un simple découpage. Il traite les petits cycles contenus dans un grand cycle comme des simples interruptions du grand cycle, et prend donc en compte la dégradation causée par le grand cycle. La Figure 3-8 (à droite) donne un exemple de résultats d'identification de cycles de Rainflow d'un profil SOC de batterie ;

Le comptage d'énergie par la méthode Simple Range Counting fait augmenter le vieillissement de façon progressive, alors qu'avec le comptage par la méthode de Rainflow, chaque cycle est compté de façon discontinue. Cette dernière méthode permet de détecter séparément les cycles majeurs, plus profonds, et les micro-cycles qui y sont insérés. Il en résulte que la dégradation estimée par le modèle Rainflow sera légèrement supérieur à celui estimé par le Simple Range Counting.

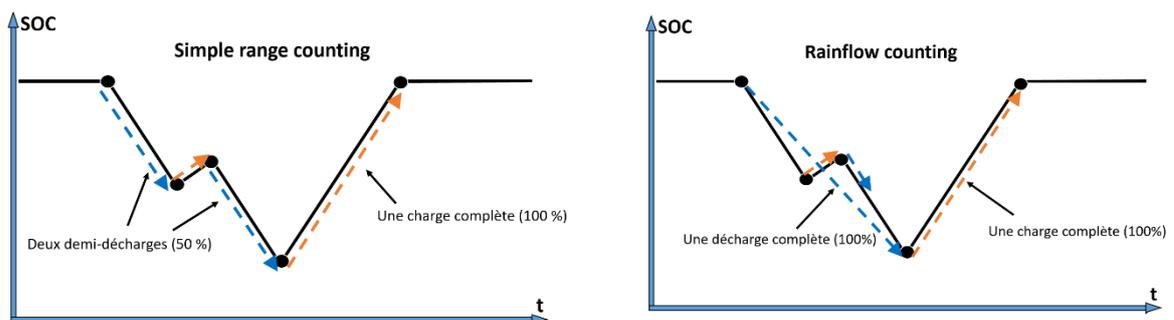


Figure 3-8: Comparaison des méthodes Simple range counting et Rainflow counting

Pour intégrer le vieillissement de la batterie dans une stratégie de gestion de l'énergie, il est nécessaire de disposer d'un comptage continu des cycles. Cela n'est pas possible avec un algorithme Rainflow. Ainsi, nous avons développé un algorithme de comptage de cycles dynamique, basé sur l'algorithme Rainflow, que nous allons maintenant décrire.

La valeur de l'amplitude du cycle i à chaque pas de temps est calculée grâce à $Pb_i(t)$, la puissance sollicitée à la batterie depuis le début du cycle i à un instant t .

$Pb_i(t)$ est déterminée en utilisant la puissance $Pb(t)$ chargée ou déchargée de la batterie à un instant t et la puissance $Pb_i(t - 1)$ sollicitée à la batterie depuis le début du cycle i à l'instant $(t - 1)$.

Ces puissances peuvent être positives ou négatives selon que la batterie est en charge ou en décharge.

Grâce à ces valeurs, la prochaine amplitude du cycle en cours (Ac_i) sera calculée en suivant la procédure présentée sur la Figure 3-9. La procédure commence par un test de changement de régime charge/décharge en vérifiant le signe de $Pb(t) \times Pb_i(t - 1)$, ainsi :

- Si $Pb(t) \times Pb_i(t - 1) > 0$: le cycle de charge ou décharge continue. L'amplitude du cycle à t est donc calculée en utilisant la somme de $Pb_i(t - 1)$ et $Pb(t)$.
- Si $Pb(t) \times Pb_i(t - 1) < 0$: cela exprime un changement de régime. L'amplitude du cycle à t est calculée en utilisant $Pb(t)$.
- Si $Pb(t) \times Pb_i(t - 1) = 0$: si $Pb(t) = 0$ aucune puissance n'est sollicitée à la batterie. L'amplitude du cycle à t est donc égale à celle à $t - 1$. Si $Pb_i(t - 1) = 0$, un nouveau cycle vient de commencer. L'amplitude du cycle à t est donc obtenue en utilisant $Pb(t)$.

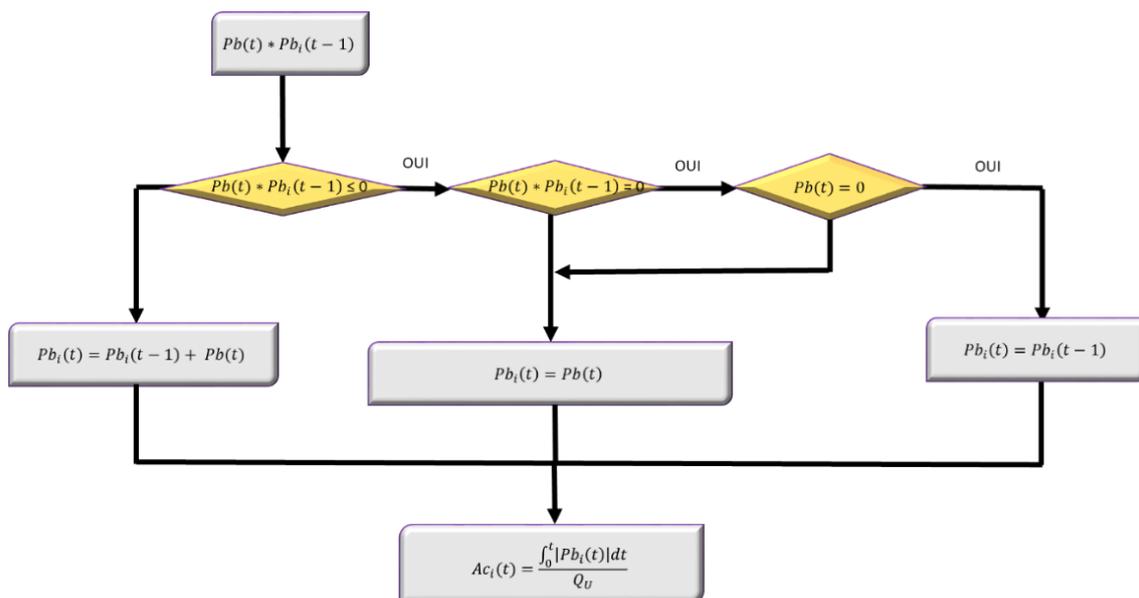


Figure 3-9: Règle de calcul de l'amplitude des cycles

Les amplitudes des cycles Ac_i à chaque pas de temps permettront de quantifier la dégradation de la batterie avec les deux modèles de dégradations utilisés. Un cycle complet de la batterie correspond à $Ac_i = 1$ et un demi-cycle à $Ac_i = 0,5$.

2. Modèle « Ah Throughput »

Ce modèle est utilisé en particulier dans le logiciel HOMER créé au National Renewable Energy Laboratory (NREL) pour la simulation des réseaux isolés avec des sources

renouvelables d'énergie, des générateurs diesel et du stockage d'énergie. Dans ce modèle, le nombre de cycles complets de charge/décharge que la batterie peut effectuer pendant sa durée de vie (N_{vie}) est constant. Ainsi, en considérant chaque cycle i d'amplitude Ac_i , le nombre de cycles de cette amplitude réalisables sur la durée de vie de la batterie ($N_{vie,i}$) est :

$$N_{vie,i} = \frac{N_{vie}}{Ac_i} \quad (3-3)$$

La dégradation subie par la batterie pour, par exemple, deux demi-cycles, est jugée être la même que celle qui résulterait d'un cycle complet, ce qui est une hypothèse très approximative. En effet, en se basant sur les données de la courbe de décharge de la batterie OPzV (utilisée sur notre plateforme), fournies par le fabricant et représentées sur la Figure 3-10 (courbe pointillée), on constate que la batterie peut atteindre 1200 cycles complets pour une profondeur de décharge de 100 %, contre 3000 cycles pour une profondeur de décharge de 50 %.

Les données de la courbe de décharge de la batterie OPzV (Figure 3-11) ont été utilisées pour vérifier ce modèle. Nous avons calculé quelques grandeurs statistiques relatives (nMBE (Biais Moyen normalisé), nMAE (Erreur Absolue Moyenne normalisée) et nRMSE (Erreur Quadratique Moyenne normalisée)) afin de quantifier l'incertitude entre le modèle et les données constructeurs et avons obtenu :

- nMBE = - 21,29 % ;
- nMAE = 21,29 % ;
- nRMSE = 31,64 %.

Ces valeurs sont relativement élevées et nous constatons que le modèle sous-estime les données expérimentales du nombre de cycles.

Le nombre de cycles complets (N_{rea}) que la batterie a réalisé pendant son fonctionnement est égal à la somme des amplitudes (Ac_i) de chaque cycle réalisé :

$$N_{rea} = \sum_{i=1}^N Ac_i \quad (3-4)$$

La dégradation de la batterie (D), c'est-à-dire le rapport du nombre de cycles complets déjà réalisés sur le nombre de cycles réalisables est :

$$D = \frac{N_{rea}}{N_{vie}} \quad (3-5)$$

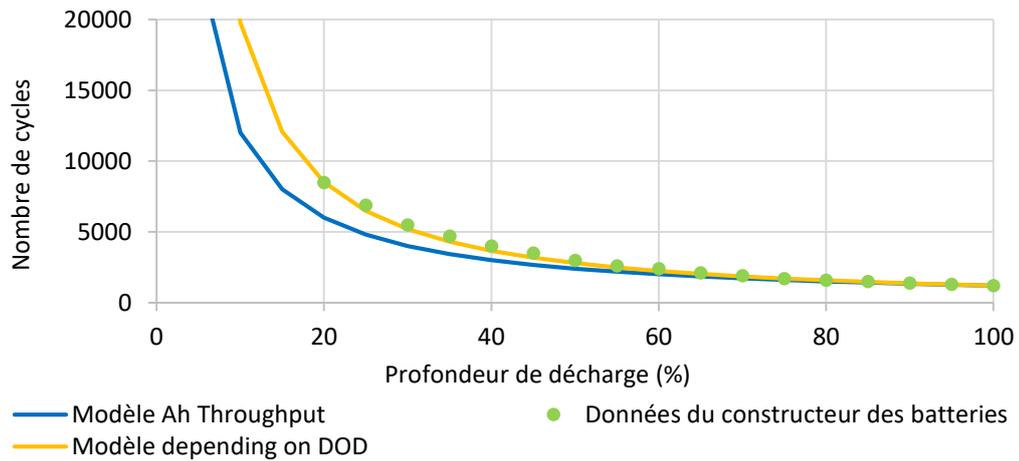


Figure 3-10 : Nombre de cycles de la batterie en fonction de la profondeur de décharge et du modèle utilisé

Le modèle « Ah Throughput » est linéaire et nécessite peu d'informations pour sa mise en œuvre, ce qui facilite son utilisation. Mais ce modèle peut surestimer le vieillissement de la batterie surtout pour des petits cycles qui dégradent moins la batterie que les cycles plus grands.

À partir de la Figure 3-11, on détermine la dégradation causée par chaque cycle i d'amplitude Ac_i avec l'équation (3-5). On obtient alors l'évolution de la dégradation en fonction de l'amplitude des cycles. Il apparaît que le modèle « Ah Throughput » (courbe en trait plein bleu) surestime la dégradation pour des petits cycles ; cela confirme notre hypothèse formulée plus haut. Puisqu'un cycle complet induit une dégradation plus importante que deux demi-cycles (voir données du fabricant sur la Figure 3-11) et que le modèle « Ah Throughput » surestime la dégradation pour les petits cycles, un second modèle a été développé afin de refléter au mieux les effets de chaque type de cycle i sur la dégradation de la batterie.

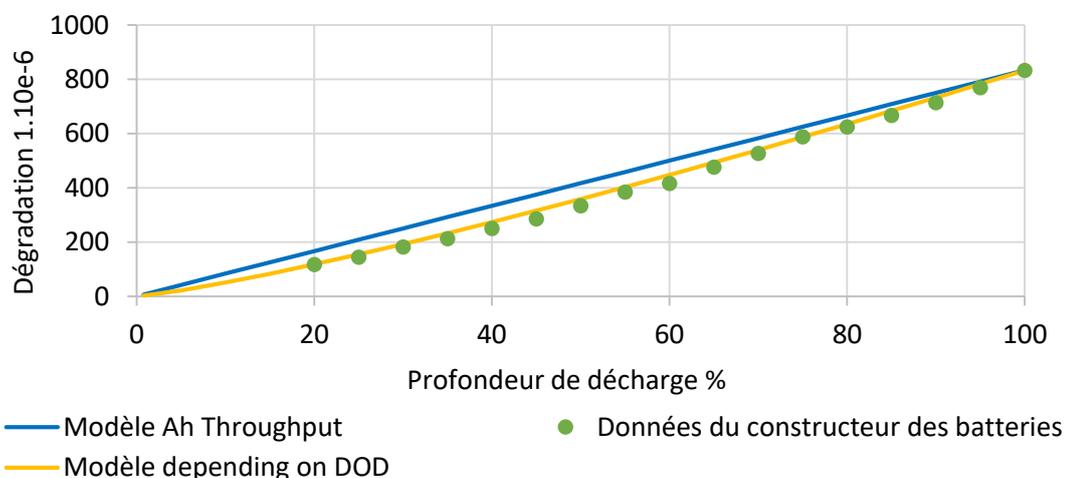


Figure 3-11 : Evolution de la dégradation de la batterie en fonction de la profondeur de décharge et du modèle utilisé

3. Modèle de dégradation « Depending on the depth of the cycle »

Ce modèle est une amélioration du premier modèle « Ah Throughput ». Il considère l'influence de l'amplitude de chaque cycle i sur la dégradation de la batterie. En effet, lorsque l'on observe les données constructeur (Figure 3-10), on constate que plusieurs petits cycles augmentent le nombre de cycles complets réalisables par la batterie sur sa durée de vie (N_{vie}) par rapport aux grands cycles. Ainsi la dégradation d'une batterie après deux demi cycles est plus petite que celle obtenue après un cycle complet (alors que pour le modèle précédent, la dégradation après deux cycles à 50 % était la même que celle après un cycle à 100 %). Le nombre de cycles complets que la batterie effectue (N_{rea}) est donc différent de la simple somme de chaque amplitude de chaque cycle (Ac_i).

Pour le modèle « Depending on DOD » il est nécessaire de calculer l'amplitude équivalente ($Ac_{eq,i}$) pour chaque cycle i d'amplitude Ac_i . $Ac_{eq,i}$ traduit le vrai poids du cycle et est fonction de Ac_i . Pour cela, il faut disposer d'une fonction permettant de calculer le nombre de cycles $N_{vie,i}$ pour chaque amplitude Ac_i . Cela dépend de la technologie de la batterie car elle influe sur le type de fonction mathématique à utiliser : linéaire, exponentielle, polynomiale ou puissance [155]. Pour notre technologie (Acide Plomb), la fonction adéquate est la fonction puissance ; nous avons donc interpolé nos données à l'aide d'une courbe de tendance. Cette fonction est représentée par la courbe jaune de la Figure 3-10 et a pour équation :

$$N_{vie,i} = 325000 * (Ac_i * 100)^{-1,2162} \quad (3-6)$$

Les données de la courbe de décharge de la batterie OPzV (Figure 3-10) ont été utilisées pour valider ce modèle. Nous avons déterminé les mêmes grandeurs statistiques relatives que pour le modèle précédent :

- nMBE = - 4,66 % ;
- nMAE = 4,69 % ;
- nRMSE = 6,61 %.

Si nous comparons ces valeurs avec celles calculées pour le premier modèle, nous constatons une nette amélioration, en particulier pour la nRMSE (qui est influencée fortement par les grands écarts). On peut considérer que ce modèle reflète correctement le comportement de la batterie.

À partir de $N_{vie,i}$, on calcule $Ac_{eq,i}$ pour chaque cycle i par :

$$Ac_{eq,i} = \frac{N_{vie}}{N_{vie,i}} \quad (3-7)$$

Ainsi, avec $Ac_{eq,i}$, on calcule le nombre de cycles que la batterie a réalisé (N_{rea}) pendant son fonctionnement en faisant la somme de l'amplitude équivalente ($Ac_{eq,i}$) de chaque cycle i :

$$N_{rea} = \sum_{i=1}^N Ac_{eq,i} \quad (3-8)$$

Avec ce modèle, la dégradation de la batterie en fonction de la profondeur des cycles peut être tracée (Figure 3-11, courbe jaune). On voit aisément que ce modèle est beaucoup plus en accord avec les données du constructeur (Figure 3-11, courbe en pointillée vert). Cependant son caractère non-linéaire rendra plus difficile son intégration dans nos simulations et dans notre optimisation.

Les deux modèles que nous venons de présenter peuvent être assez aisément adaptés puis utilisés pour d'autres technologies de batteries tout en conservant leur avantage important : le nombre de paramètres d'entrée réduit et facile à obtenir.

4. Utilisation des modèles à la fin des simulations

L'utilisation des modèles de vieillissement à la fin de la simulation permet d'estimer la dégradation subie par la batterie durant toute la période de la simulation. Cette dégradation permettra de calculer le capital de la batterie utilisée et ainsi de fournir une estimation du coût réel de fonctionnement du micro-réseau. Les cycles sont comptés à la fin de chaque simulation par l'algorithme de comptage de cycles Rainflow, qui se base sur la variation du SOC de la batterie tout au long de la simulation. Avec ces données, il identifie l'amplitude de tous les cycles contenus dans la série grâce à sa méthode de décomposition des cycles détaillée, comme vu en IV.1. Ensuite, la dégradation de la batterie D est calculée grâce à l'équation (3-5).

a. Estimation du coût de la dégradation

Le coût de dégradation d'une batterie est évalué en supposant que la batterie doit être remplacée lorsqu'elle atteint sa fin de vie ($D = 1$). Le coût total d'investissement des batteries ($Cout_{Tib}$) doit être ajusté en fonction du prix du stockage. Dans notre étude, nous utilisons la fourchette de coût proposée par l'IRENA dans le Tableau 3-2 pour la technologie plomb-acide ; il est compris entre 100 et 400 €/kWh.

Le coût de la dégradation ($Cout_{Db}$) est ensuite calculé à la fin de la simulation :

$$Cout_{Db} = D * Cout_{Tib} \quad (3-9)$$

b. Résultats

Pour tester les deux modèles en fin de la simulation, toutes les stratégies développées ont été utilisées. Le Coût_{Db} de chaque stratégie a été soustrait du gain total afin d'estimer le coût réel des différentes stratégies avec chaque modèle.

Le Tableau 3-4 présente, en pourcentage, la dégradation de la batterie (D) des différentes stratégies avec les deux modèles et le gain total obtenu en prenant en compte le coût de la dégradation à la fin de la simulation. Dans ce tableau, le coût de la dégradation est calculé en utilisant un coût de 200 €/kWh, coût moyen du kWh pour la technologie plomb-acide (Tableau 3-2).

Tableau 3-4 : Pourcentage de dégradation de la batterie et gain total des différentes stratégies avec les deux modèles de dégradation

Stratégies	RBC1	RBC2	RBC3	RBC3r	RBC4	LP
Dégradation (« Ah Throughput ») [%]	16,0	18,2	17,8	17,3	13,0	14,0
Dégradation (« Depending on DOD ») [%]	14,5	16,4	15,9	15,4	12,0	12,0
Gain total (« Ah Throughput ») [€]	2924,0	2924,9	3411,4	3719,4	4520,5	4626,9
Gain total (« Depending on DOD ») [€]	3144,4	3181,7	3671	3991,5	4670,3	4910,4

Comme soutenu plus haut, le modèle « Ah Throughput » induit une dégradation plus importante en raison de la méthode de calcul qui surestime la dégradation des petits cycles. Il demeure cependant intéressant de le conserver et de l'utiliser car il garantit de ne pas sous-estimer le coût de la dégradation, ce qui aurait des conséquences encore plus problématiques.

Sans la prise en compte du coût de dégradation de la batterie en fin de simulation, le gain de la stratégie LP est de 3,7 % supérieur à celui de RBC4. Cependant, lorsque nous intégrons ce coût en fin de simulation en utilisant un coût de batterie de 200 €/kWh avec le modèle « Ah Throughput », le gain de LP devient de 2 % plus élevé que celui du RBC4. Avec le modèle « Depending on DOD », la différence de gain augmente à 5 % en faveur de la stratégie LP.

L'augmentation de l'écart entre les gains des deux stratégies avec le modèle « Depending on DOD » s'explique par le fait que la stratégie RBC4 réalise des cycles de plus grandes amplitudes que LP. Le modèle « Depending on DOD » augmentant le vieillissement pour les

cycles de grandes amplitudes par rapport aux petites, ce vieillissement est répercuté sur le coût de la dégradation et donc sur le gain total. Comme la dégradation est calculée en pourcentage, la différence entre les différents gains croîtra considérablement avec le coût de la batterie. Plus le coût de la batterie est élevé, plus le choix du modèle aura un impact sur le gain total.

La Figure 3-12 présente le gain total pour les deux meilleures stratégies, RBC4 et LP, en fonction de différents coûts d'investissement et des deux modèles « Ah Throughput » et « Depending on DOD ». Cette étude est réalisée en faisant varier le coût d'investissement des batteries entre 100 et 400 €/kWh pour les deux stratégies. Pour mettre en évidence le coût à partir duquel la batterie améliore la rentabilité du système, nous avons inclus également le gain total d'une stratégie de gestion de l'énergie sans stockage. Cette stratégie de gestion de l'énergie sans stockage dont les résultats sont présentés dans le Tableau 3-5 ne doit pas être considérée comme une stratégie appropriée, car cela exposera le micro-réseau à de nombreuses coupures d'électricité.

Tableau 3-5 : Résultats Stratégie sans stockage

Gain total [€]	Nombre de coupures [-]
5130	695

En fonction du modèle de dégradation de la batterie et de la stratégie, le coût d'investissement de la batterie, à partir duquel une amélioration de la rentabilité du système peut être observée, varie entre 140 et 175 €/kWh, ce qui est réaliste selon l'estimation de l'IRENA (proche de la valeur moyenne). Pour les valeurs supérieures à cette fourchette, le gain total obtenu devient inférieur à celui d'un micro réseau sans système de stockage. Malgré ce fait, la batterie reste importante, car elle constitue un moyen efficace pour gérer l'énergie manquante et permet d'augmenter la part de l'énergie photovoltaïque dans le micro-réseau.

Ces résultats confirment l'importance de prendre en compte le coût de dégradation de la batterie dans la stratégie utilisée.

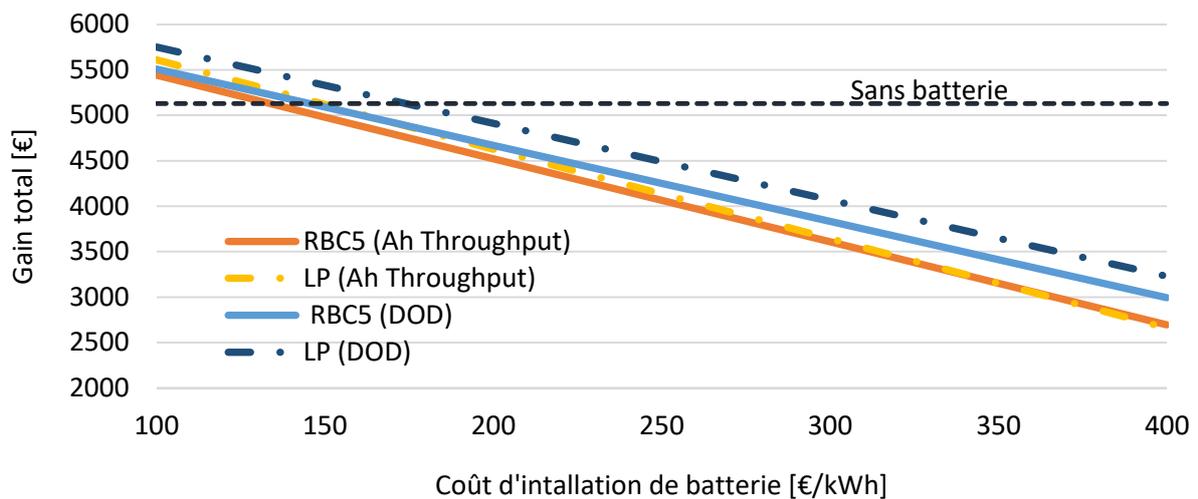


Figure 3-12 : Le gain total pour différents coûts d'investissement avec LP et RBC4

Pour les stratégies précédentes, nous avons calculé le coût de dégradation de la batterie en fin de simulation. À présent, pour aller plus loin, nous comparerons le bénéfice de cette prise en compte de la dégradation en la considérant comme un paramètre de décision au cours de la simulation.

5. Utilisation des modèles pendant les simulations

a. Stratégie RBC5

Comme nous venons de le voir, la dégradation de la batterie a un impact non négligeable sur les coûts de fonctionnement du micro-réseau. La dégradation de la batterie est elle-même fonction du nombre et des amplitudes des cycles. Cela implique que l'utilisation de la batterie d'une façon optimale peut permettre de réduire le coût de fonctionnement d'un micro-réseau.

La stratégie RBC5 a été créée afin de prendre en compte le coût d'utilisation de la batterie au sein de l'algorithme de décision. Cette stratégie prend donc en compte quatre paramètres :

- Le coût de l'électricité ;
- La prévision de la production ;
- La variation saisonnière de la production ;
- Le coût d'utilisation de la batterie.

Cette prise en compte du coût d'utilisation est réalisée grâce aux modèles « Ah Throughput » et « Depending on the DOD ». Ces deux modèles permettent de calculer la dégradation de la batterie lorsqu'elle est utilisée et d'attribuer un coût à cette dégradation.

Il s'agit donc pour nous d'expliquer comment l'implémentation des différents modèles se fera au sein de la simulation et dans la prise de décision.

b. Implémentation des modèles dans la simulation

L'implémentation à chaque pas de temps pendant la simulation des modèles permet d'utiliser l'information sur le coût d'utilisation de la batterie dans le processus de décision du micro-réseau. Cette donnée, exprimée en €/kWh, représente le coût d'un cycle de charge/décharge réalisé par la batterie. Ce coût est calculé différemment pour le modèle « Ah Throughput » et « Depending on DoD » :

- Pour le modèle « Ah Throughput », le nombre de cycles complet que la batterie peut délivrer sur sa durée de vie étant fixe, le coût du kWh de batterie cyclé ($Cout_{ub}$) sera aussi fixe. Ce coût est calculé grâce au coût d'investissement d'un kWh de batterie avec la formule suivante :

$$Cout_{ub} = \frac{Cout_{Ib}}{N_{vie}} \quad (3-10)$$

- Pour le modèle « Depending on DoD », nous utilisons l'algorithme de comptage dynamique des cycles. Cet algorithme, détaillé au début de ce chapitre nous permet de calculer l'amplitude $Ac_i(t)$ d'un cycle i à chaque pas de temps. Ainsi, grâce à $Ac_i(t)$, nous calculons $N_{vie,i}$ qui est le nombre de cycles total que la batterie peut réaliser sous cette amplitude. Ensuite, grâce à $N_{vie,i}$ et $Ac_i(t)$, $N_{vie}(t)$ est calculé avec la formule suivante :

$$N_{vie}(t) = N_{vie,i}(t) * Ac_i(t) \quad (3-11)$$

Enfin, avec $N_{vie}(t)$, le coût du kWh de batterie cyclé $Cout_{ub}$ est calculé :

$$Cout_{ub} = \frac{Cout_{Ib}}{N_{vie}(t)} \quad (3-12)$$

Ce coût varie dans le temps avec l'amplitude du cycle.

Pour la stratégie LP, le coût d'utilisation de la batterie est pris en compte en le rajoutant à la fonction objectif :

$$Cout_{tot} = \sum_{t=1}^N [Pr_c(t) \times Cout_{ach}(t) + Pb(t) \times Cout_{ub}(t) - (Pp_r(t) + Pb_r(t)) \times Cout_{ven}(t)] dt \quad (3-13)$$

Pour la stratégie RBC5, une condition est ajoutée dans le processus de décision. $Cout_{ub}(t)$ est comparé au coût d'achat de l'électricité $Cout_{ach}(t)$ quand la batterie est sollicitée :

$Cout_{ub}(t) \leq Cout_{ach}(t)$: la batterie peut alimenter la charge.

$Cout_{ub}(t) > Cout_{ach}(t)$: Il coûte plus cher d'utiliser la batterie que d'utiliser l'énergie du réseau principal. Dans ce cas le réseau est utilisé pour alimenter la charge.

Dans la situation où le réseau ne peut pas fournir la totalité de la charge, la batterie est utilisée sans tenir compte du coût de dégradation afin d'éviter la puissance manquante.

Le modèle « Depending on DoD » étant un modèle non-linéaire, il ne sera utilisé qu'avec la stratégie RBC5 car impossible à implémenter dans le LP.

c. Résultats

i. Courbe d'utilisation de la batterie

La Figure 3-13 représente, dans sa partie supérieure, la variation du SOC d'une batterie en fonction du temps sur une période d'un an. Dans sa partie inférieure, la Figure 3-13 illustre le nombre de cycles que la batterie a effectué, soumise à la stratégie RBC4 (sans prise en compte de la dégradation) pendant une année, en fonction du SOC moyen et des amplitudes des différents cycles de la batterie. Le SOC moyen désigne le SOC de la batterie pendant le cycle. À titre d'exemple, pour une valeur moyenne de SOC entre 40 % et 50 %, nous distinguons trois intervalles d'amplitudes de cycles différents qui sont : [0 % ; 10 %], [60 % ; 70 %] et]70 % ; 80 %]. À ces trois intervalles d'amplitudes de cycles peuvent être associés, respectivement un nombre de cycles de 9, 14 et 14.

Nous pouvons retenir les points suivants à partir de la Figure 3-13 :

- Pendant l'hiver, la batterie n'est presque pas utilisée ; cela est dû à la stratégie d'utilisation de la batterie. Avec cette stratégie, la batterie est utilisée seulement comme réserve pour éviter la puissance manquante, la consommation est donc alimentée en grande partie par le réseau ;
- Pendant l'été, la batterie est beaucoup utilisée et son SOC varie entre 100 % et 10 %, nous pouvons constater cela sur la courbe de SOC et l'histogramme de Rainflow ;
- Avec cette stratégie, la batterie réalise des grands cycles. L'amplitude des cycles peut aller jusqu'à 90 %.

Un total d'environ 625,5 cycles (cycles non complets) de différentes amplitudes ont été enregistrés, dont environ 33 % ont une amplitude comprise entre 50 % et 90 %.

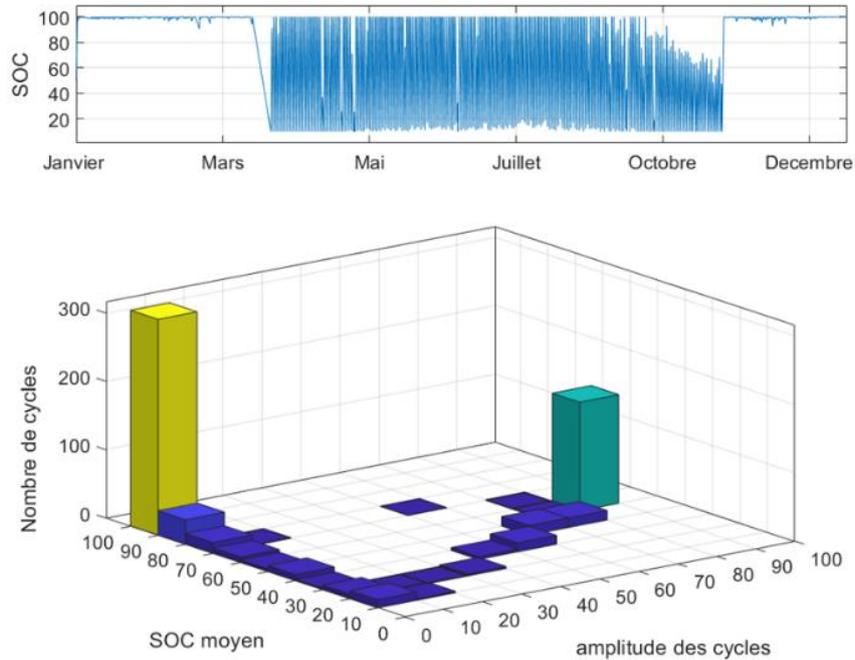


Figure 3-13 : Représentation Rainflow de la variation du SOC de RBC4

La Figure 3-14 a la même fonction que la Figure 3-13 mais la batterie est ici soumise à la stratégie RBC5 avec le modèle de dégradation « Depending on DOD ». Ce modèle est utilisé avec un coût d'investissement de batterie de 200 €/kWh. Nous pouvons constater les points suivants sur la Figure 3-14 :

- La majorité des cycles sont réalisés quand la batterie a un SOC moyen compris entre 100 % et 40 % ;
- Avec cette stratégie, la batterie réalise des petits et moyens cycles. L'amplitude de la plupart des cycles est comprise entre 0 % et 60 %.

Un total d'environ 621,5 cycles (cycles non complets) de différentes amplitudes a été enregistré. Environ 96 % des cycles ont une amplitude comprise entre 0 % et 60 % et sont réalisés quand le SOC moyen de la batterie est compris entre 100 % et 40 %. Nous concluons alors que la stratégie RBC5 permet de réduire l'amplitude des cycles et de limiter la profondeur de décharge.

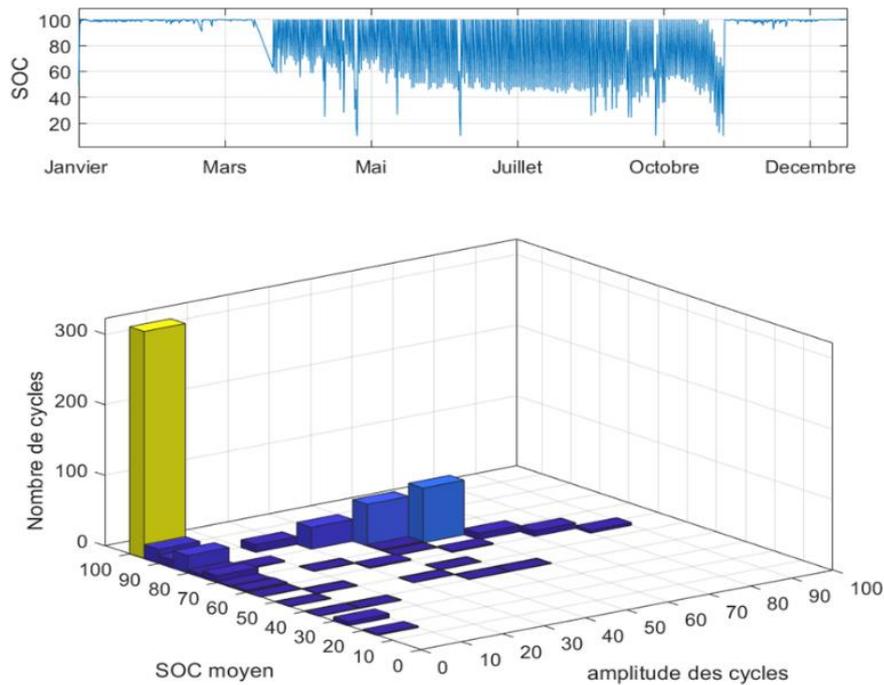


Figure 3-14 : Représentation Rainflow de la variation du SOC de RBC5

ii. Le gain total

Le gain total ainsi que le nombre de cycles obtenus des stratégies RBC5 et LP en fonction des coûts de la batterie et des modèles de dégradation sont présentés sur la Figure 3-15. Cette étude est réalisée en faisant varier le coût d'investissement des batteries de 100 à 400 €/kWh.

Avec le modèle « Ah Throughput », nous pouvons observer que, pour des coûts d'investissement allant de 100 à 190 €/kWh, le gain total enregistré pour les stratégies RBC5 et LP décroît rapidement. Celui-ci varie entre 5650 et 5128 € pour la stratégie RBC5. Concernant la stratégie LP, nous constatons un gain légèrement supérieur, qui se situe dans l'intervalle de 5739 à 5130 €. Il est à noter que pour un coût d'investissement inférieur ou égale à 180 €/kWh, le gain avec LP est légèrement supérieur au gain obtenu avec la RBC5. Pour des coûts d'investissement supérieurs à 180 €/kWh, le gain obtenu avec les deux stratégies, RBC5 et LP, sont quasiment identiques.

L'application de la stratégie RBC5, basée sur le modèle « Depending on DOD », livre dans les mêmes intervalles des résultats dont l'allure reste très similaire à celle des résultats obtenus avec le modèle « Ah Throughput ». Le gain (5837 à 5325 €) obtenu avec ce modèle reste supérieur à celui obtenu avec le modèle « Ah Throughput », car ce dernier surestime la dégradation des batteries.

Il est logique qu'avec des coûts d'investissement du système de stockage relativement faibles, le gain obtenu soit plus élevé. Plus ces coûts augmenteront, plus les gains seront moindres. Le point d'inflexion observé à la valeur de 190 €/kWh (coût d'investissement) est

dû à la corrélation entre la stratégie utilisée (impactant le degré d'utilisation de la batterie) et les coûts d'investissement.

iii. L'utilisation du système de stockage

Sur la Figure 3-15 l'utilisation du système de stockage est caractérisée par le nombre de cycles que la batterie effectue et est fonction des coûts d'investissement et du modèle auquel le micro-réseau est soumis. De manière générale, nous pouvons affirmer à l'aide la Figure 3-15 que le nombre de cycles des batteries croît inversement par rapport aux coûts d'investissement des batteries. Les stratégies appliquées, prenant en compte la dégradation de la batterie, réduisent l'utilisation ce celle-ci plus les coûts sont élevés.

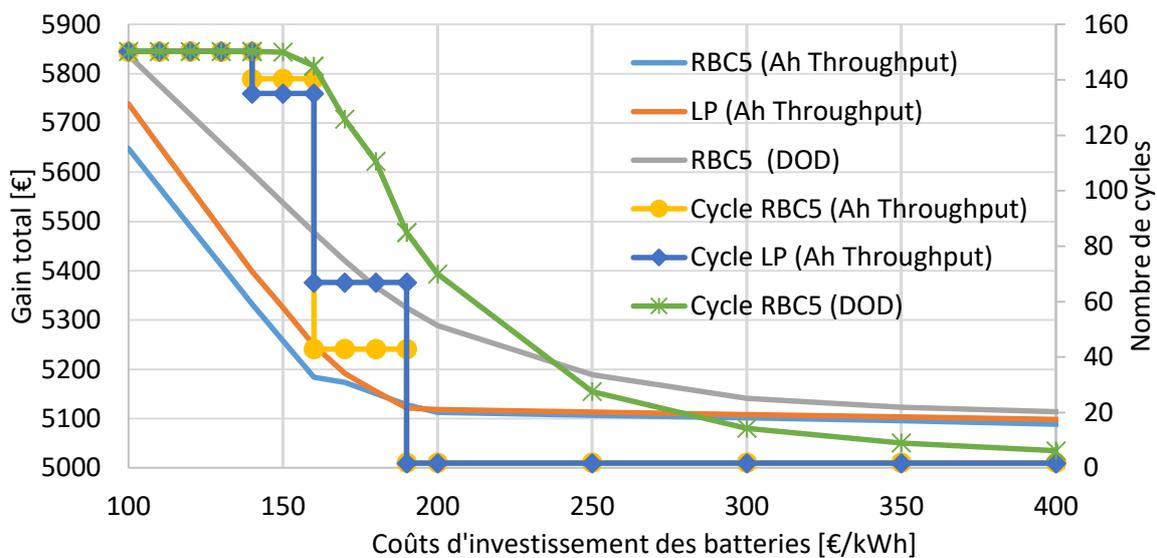


Figure 3-15: Le gain total et nombre de cycles pour différents coûts d'investissement avec LP et RBC5

Les stratégies RBC5 et LP, soumises au modèle « Ah Throughput », livrent des résultats semblables. En effet, les courbes décrivent à quelques différences près la même évolution. Ces deux courbes sont marquées par quatre plateaux, apparaissant à des niveaux de cycles différents. Pour les coûts d'investissement inférieurs à environ 140 €/kWh, un premier plateau est observé. Ce plateau traduit les valeurs où l'utilisation de l'énergie stockée dans la batterie pour alimenter la charge est plus intéressante que l'utilisation du réseau suivant les tarifs heures creuses et pleines. Il est aussi plus rentable pour le micro-réseau de vendre l'énergie de la batterie sur le réseau.

Le deuxième plateau qui commence à partir de 140 €/kWh traduit la limite à partir de laquelle il n'est plus avantageux d'utiliser l'énergie stockée pour alimenter la charge pendant les heures creuses. L'utilisation de la batterie pendant les heures pleines et pour la vente d'énergie sur le réseau reste toujours avantageuse à ce plateau.

Le troisième plateau, situé dans l'intervalle 160-190 €/kWh, intervient lorsqu'il n'est plus rentable pour le micro-réseau de vendre de l'électricité sur le réseau. Seul le tarif en heure pleine est encore jugé moins avantageux que l'utilisation de la batterie.

Le quatrième plateau peut être observé à partir de 190 €/kWh ; il traduit le fait qu'il n'est plus avantageux pour le micro-réseau d'utiliser l'énergie stockée ni pour la consommation pendant les heures creuse et pleines, ni pour vendre plus d'électricité sur le réseau parce que les coûts de la batterie sont trop élevés. Dans ce cas, le micro réseau utilise les batteries pour combler la puissance que le PV et le réseau n'arrivent pas à satisfaire. Le Tableau 3-6 résume les différentes interprétations que nous avons faites des différents plateaux rencontrés.

Tableau 3-6 : Résumé des différentes interprétations sur l'utilisation des batteries

Plateau	Alimentation de la charge		Vente sur le réseau
	Heures creuses	Heures pleines	
1	oui	oui	oui
2	x	oui	oui
3	x	oui	x
4	x	x	x

Avec le modèle « Depending on DOD », le nombre de cycles est traduit par une courbe non linéaire et décroissante. Avec ce modèle et la stratégie RBC5, il y a autant de cycles obtenus qu'avec le modèle « Ah Throughput » pour des coûts inférieurs à 150 €/kWh. Pour les coûts supérieurs à 150 €/kWh, un nombre de cycles plus important est obtenu pour le modèle « Depending on DOD ». Cela s'explique par le fait que ce modèle est plus réaliste et prend en compte l'amplitude des cycles. Un cycle de faible amplitude engendre une moindre dégradation et donc un moindre coût d'utilisation.

iv. La répartition de l'énergie

Pour étudier l'effet de chaque stratégie sur les différentes répartitions des flux d'énergie dans le micro-réseau, des bilans énergétiques sur la production photovoltaïque et la charge sont présentés sur les Figure 3-16 et Figure 3-17. Les deux figures présentent toutes les stratégies RBC et la LP mais nous ne nous concentrerons principalement sur les résultats des deux stratégies RBC4 et RBC5. La stratégie RBC5 est simulée avec le modèle de dégradation « Depending on DOD » et un coût d'investissement de 200 €/kWh.

Sur la Figure 3-16, concernant la stratégie RBC4, la part de la batterie utilisée pour alimenter la charge durant toute l'année diminue par rapport à RBC1, RBC3, RBC3r et LP et celle du réseau augmente. En effet, cette stratégie utilise moins la batterie en hiver afin d'éviter la puissance manquante.

Avec RBC5, l'utilisation de la batterie diminue encore plus et celle du réseau croît encore car cette stratégie introduit le coût d'utilisation de la batterie. Elle n'utilise donc pas la batterie quand son coût d'utilisation est élevé. Aussi, nous notons l'absence de puissance manquante.

Comme nous pouvons le constater sur la Figure 3-17 avec la stratégie RBC4, la puissance PV perdue est réduite. Cette réduction est due à la maximisation de l'utilisation de la batterie en été pour limiter la puissance PV perdue. La part de PV vendue sur le réseau augmente, car en hiver cette stratégie réduit l'utilisation de la batterie.

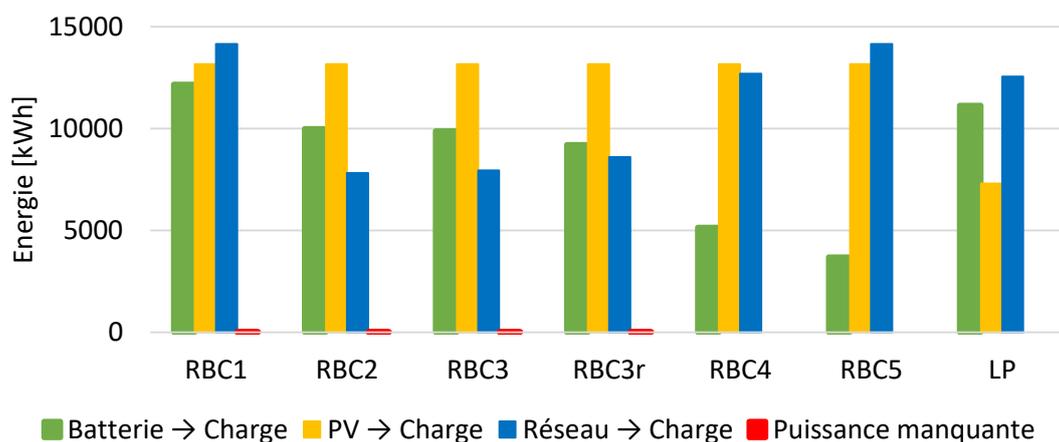


Figure 3-16 : L'énergie utilisée pour alimenter la charge

Avec RBC5, en utilisant le modèle « Depending on DOD », la part de PV perdue augmente tandis que celle envoyée sur la batterie diminue. Cette stratégie trouve souvent qu'il est plus rentable de perdre de la puissance PV plutôt que d'utiliser la batterie à cause de la dégradation que cette utilisation engendrerait.

Les résultats de cette étude sont influencés par le prix de vente de l'énergie photovoltaïque. L'étude considère un prix de vente constant du PV à 137,7 €/MWh TTC. Si ce prix était plus élevé ou fluctuait de manière à en tirer profit, cela aurait un impact significatif. Dans ce cas, le micro-réseau serait davantage incité à utiliser la batterie pour éviter les pertes de puissance du PV.

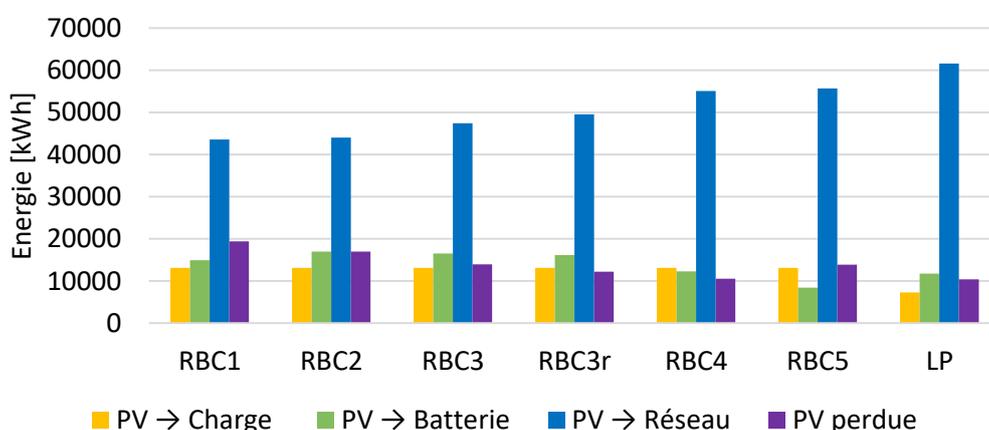


Figure 3-17 : Répartition de la production PV

V. Conclusion

Etant donnés les caractères aléatoires et intermittents de la production PV ainsi que les variations de la charge au cours de l'année, nous avons développé une stratégie saisonnière basée sur des règles adaptées pour chaque saison (RBC4) ; cette stratégie a montré une amélioration intéressante. Il est apparu qu'elle permet d'obtenir un gain de 6346 € soit une performance relative de 96,3 % par rapport à LP. Cependant, nous notons que le nombre de cycles de la batterie varie différemment d'une stratégie à une autre, de 157,81 cycles complets par an pour RBC4 à 219 cycles complets par an pour RBC2. Cette variation induit un vieillissement plus ou moins rapide et donc un remplacement plus ou moins fréquent qui doit être pris en compte dans le bilan des coûts. Dans ce cadre, une étude bibliographique a été conduite et a mis en évidence plusieurs modèles de vieillissement de batteries avec différents degrés de complexité et introduisant divers paramètres souvent difficiles à obtenir. Deux modèles ont été retenus, le modèle « Ah Throughput » et son amélioration « Depending on DOD », en tenant compte de l'amplitude des cycles. Les deux modèles ont été mis en œuvre pour calculer le coût à la fin de la simulation ainsi qu'à chaque étape du processus de décision.

Avec l'inclusion du coût de dégradation de la batterie, les résultats sur les gains des stratégies sont très différents des précédents, ce qui confirme la nécessité d'introduire ce facteur dans la simulation. Il apparaît immédiatement que la prise en compte du vieillissement de la batterie a pour conséquence de rendre son utilisation moins fréquente, en fonction du coût d'investissement de la batterie.

L'utilisation d'une batterie dans notre micro-réseau n'est économiquement rentable que si le coût d'investissement de la batterie ne dépasse pas un certain seuil (environ 175 €/kWh) ; ce qui est aujourd'hui une valeur moyenne pour les batteries plomb sur le marché. Cependant, quel que soit le prix de la batterie, sa présence permet d'éliminer l'énergie manquante, et donc d'éviter les coupures d'électricité ou le délestage de charges et d'augmenter la part d'énergie verte dans le bilan énergétique du système.

Dans ce travail, l'optimisation a été réalisée sur un coût d'achat de l'électricité qui varie selon les heures creuses et pleines ; considérant l'existence de différentes méthodes de tarification de l'électricité achetée sur le réseau, il est intéressant d'observer l'impact de ces tarifications sur les échanges d'énergie dans le micro-réseau et, par conséquent, sur la rentabilité de l'utilisation d'un système photovoltaïque avec stockage dans le micro-réseau.

Chapitre 4 : Impact de la variation des tarifs de l'électricité et d'autres paramètres sur les performances des EMS

I. Impact des politiques de tarification de l'énergie

1. Introduction

La tarification de l'électricité est définie comme la mise en place d'un prix pour la consommation d'électricité. Ce prix est la plupart du temps identique pour tous les consommateurs ayant le même profil de consommation et vivant dans une même zone. La tarification variée consiste à faire évoluer le prix de l'électricité en fonction de la demande ou suivant des horaires bien définis. Ces modèles de tarification ont souvent pour objectif d'encourager les consommateurs à limiter leur consommation d'électricité pendant les périodes de pointe et à la privilégier pendant les périodes creuses [155, 156]. C'est la raison pour laquelle, dans certaines stratégies d'optimisation, des charges contrôlables sont utilisées pour adapter la demande au prix de l'électricité. Li et al [158] ont utilisé des charges contrôlables dans un micro-réseau, dans lequel ils ont mis en place un système de contrôle multi-agent intelligent avec une approche d'optimisation heuristique. Par cette étude, ils ont conclu que les consommateurs diminuent leurs factures en contrôlant leur consommation d'énergie. Yoon et al [159] ont proposé une stratégie de réponse à la demande qui programme les appareils contrôlables en fonction du prix de l'électricité. La stratégie proposée permet de réduire considérablement les factures d'électricité avec une variation modeste du confort thermique.

Ces informations sur la tarification jouent un rôle important dans la planification des échanges énergétiques pour l'optimisation des micro-réseaux électriques et par conséquent sur la rentabilité de l'utilisation d'un système photovoltaïque avec stockage dans ce micro-réseau. Dans cette partie, une évaluation des performances énergétiques et économiques des stratégies de gestion de l'énergie sur le micro-réseau en fonction de différents modèles de tarification de l'électricité sera réalisée. L'influence de la taille du stockage, de la limitation de la puissance électrique et de la variation du profil de consommation seront également étudiées.

2. Quelques tarifications de l'électricité

On retrouve plusieurs méthodes de tarification de l'électricité qui peuvent être classées en différentes catégories. Certaines d'entre elles dépendent du temps et sont souvent appliquées selon quatre modalités :

- La tarification en fonction de l'heure d'utilisation ou Time Of Use (TOU) : Tarification heures creuses / heures pleines, où les prix varient au cours de la journée de manière fixe et régulière ; les prix sont plus élevés pendant les heures pleines et plus faibles pendant les heures creuses [160].

- La tarification dynamique ou en temps réel (RTP) : les prix varient en temps réel (généralement toutes les heures ou demi-heures) en fonction du prix du marché de l'électricité [160, 161]. Dans [162], les auteurs ont analysé les données issues de compteurs intelligents de 344 717 clients qui ont souscrit un contrat de tarification de l'électricité en temps réel. Cette analyse montre que la tarification en temps réel permettrait à 97 % des clients d'économiser en moyenne 13,2 % de leur facture annuelle grâce aux changements dans leurs habitudes de consommation.
- La tarification des heures de pointe critique (CPP) : les prix sont généralement constants sauf pendant les pics de consommation. Pendant les périodes de pointe, le tarif peut varier considérablement, mais les clients sont informés à l'avance [163].
- Le rabais aux heures de pointe critique (RPC) : les prix sont aussi constants sauf pendant certains moments de la journée (de pointe critique) où les clients sont encouragés à réduire leur consommation par un système de rabais du tarif de l'électricité pour les clients à faible consommation [164]. Les clients sont informés à l'avance des moments de pointe critique.
- La tarification saisonnière : c'est une tarification dans laquelle le prix de l'électricité varie d'une saison à l'autre dans l'année : par exemple, la tarification Hiver / Eté ou basse saison / haute saison. Cette tarification est souvent combinée à d'autres formes de tarification comme la tarification TOU [165].

Il existe également d'autres tarifications comme la tarification progressive (SPT) de l'électricité, qui est une méthode de tarification dans laquelle le prix du kWh augmente avec la consommation [166].

Les méthodes de tarification incitent les consommateurs à moduler leur demande d'électricité. Pour certains clients, cela permet de faire des économies aux dépens de la flexibilité de leur consommation et par conséquent du confort pour les particuliers et des horaires de travail pour les industriels. Dans ce contexte, plusieurs études ont été menées sur le développement d'algorithmes pour la gestion de l'énergie domestique afin d'optimiser la consommation en programmant les charges. Youn et Jin [166] ont étudié l'utilisation de la tarification progressive dans les ménages pour en mesurer les effets. Les résultats montrent que la tarification progressive limite effectivement les hausses de demande d'électricité des ménages lors de variations de température ambiante. En effet, certains consommateurs vont supporter des températures plus froides ou plus chaudes, plutôt que d'augmenter leur consommation.

D'autres clients, comme les paillotes, sont perdants avec certaines tarifications comme la tarification saisonnière. Ces clients n'ont pas la possibilité de moduler leurs consommations pendant les périodes de pointe car ils sont en pleine activité et n'ont pas la possibilité de bénéficier des tarifs en basse saison parce qu'ils sont fermés pendant cette période. Pour ces clients, il pourrait être avantageux d'investir dans un système PV + stockage. Avec ce type de système les consommateurs peuvent avoir une meilleure adaptation aux systèmes de

tarification en utilisant, par exemple, leur production pendant les périodes de prix élevés, sans pour autant limiter leur activité. Ne pouvant être piloté manuellement, un EMS qui tient compte des variations du coût de l'électricité est nécessaire [167].

3. Etudes réalisées avec une seule méthode de tarification

Plusieurs auteurs ont utilisé des systèmes de gestion de l'énergie pour réduire le coût de la facture d'électricité. Zheng et al. [168] optimisent l'utilisation du stockage d'électricité pour réduire la demande de pointe sur le réseau avec un modèle de tarification proposé par le fournisseur d'électricité Con Edison, à New York. Cette tarification est basée sur deux parties : la demande de puissance et l'énergie consommée. La première partie consiste à facturer les consommateurs en fonction de la demande de puissance la plus élevée sur une moyenne de 30 minutes. La seconde partie est une tarification en fonction de l'énergie consommée. Les résultats montrent que les bénéfices annuels d'une telle stratégie peuvent aller de 1 % à 39 %. Dans [169], les auteurs proposent une méthode d'optimisation prédictive pour un micro-réseau hybride photovoltaïque – batterie connecté au réseau : elle vise à minimiser le coût de fonctionnement du système lorsqu'il est connecté au réseau avec une tarification TOU. De même, Bahmani-Firouzi et Azizpanah-Abarghoee [170] ont utilisé un algorithme méta-heuristique bat amélioré pour effectuer le dimensionnement optimal de la batterie en utilisant une tarification en temps réel. Zhang et al. [171] ont réalisé une optimisation avec un modèle MILP pour un micro-réseau. Une tarification en temps réel fut à cet effet utilisée. Cette optimisation permet de diminuer d'environ 12 % le coût d'exploitation du système. Dans certaines études intégrant la tarification en temps réel, les chercheurs ont même utilisé la prévision des prix de l'électricité pour obtenir plus de bénéfices. Hossain et al. [172] ont eu recours à une optimisation par essais de particules pour optimiser la gestion de l'énergie en utilisant une prévision du prix de l'électricité en temps réel et en tenant compte du coût de la dégradation de la batterie. Cette étude a démontré que la variation du prix de l'électricité en temps réel peut avoir un effet plus important sur la stratégie de gestion de l'énergie que l'incertitude de la production d'énergie renouvelable et de la consommation. Khalid et al. [173] ont développé une gestion efficace d'un micro-réseau en Australie en utilisant un algorithme pour prédire le prix de l'électricité car, sur le marché australien, le prix de l'électricité varie toutes les demi-heures, mais l'évolution du tarif n'est pas connue à l'avance. Zou et al. [85] ont proposé une stratégie basée sur les règles pour améliorer le fonctionnement d'un micro-réseau PV + batterie avec une tarification de l'électricité en fonction du temps d'utilisation (TOU). Cette stratégie tire parti de la différence de prix entre les heures pleines et les heures creuses, en chargeant la batterie pendant la période de faible prix avec l'électricité du réseau, puis en déchargeant la batterie pour la consommation pendant les heures pleines. Les auteurs ont également comparé cette stratégie à une autre stratégie basée sur des règles visant à maximiser l'autoconsommation. Ils ont conclu que la stratégie appliquée était économiquement plus efficace que la stratégie d'autoconsommation,

uniquement dans des conditions où le coût de la batterie est bas : son utilisation importante induit une dégradation plus importante et un taux de remplacement plus élevé. Dans [88], les auteurs ont également utilisé une stratégie basée sur les règles pour développer un modèle technico-économique de contrôle d'un micro-réseau. Celle-ci prend en compte la tarification de l'électricité en fonction du temps d'utilisation. Lorestani et al. [87] ont aussi utilisé un RBC très basique pour un micro-réseau résidentiel PV + batterie reposant sur une tarification fixe de l'électricité.

4. Etudes réalisées avec plusieurs méthodes de tarification

Dans certaines études, les auteurs ont réalisé leurs simulations en utilisant plusieurs méthodes de tarification de l'électricité afin d'analyser leurs impacts. Li et al. [160] ont réalisé deux optimisations à l'aide d'essaims de particules pour un micro-réseau intégrant des charges contrôlables, l'une avec une tarification en temps réel et l'autre avec une tarification heures creuses / heures pleines. L'optimisation avec le modèle de tarification en temps réel a permis de réduire les coûts de 50 % et celle avec le modèle de tarification heures creuses / heures pleines a eu pour résultat une réduction de 30 %. Les auteurs dans [174] ont étudié la programmation optimale de la gestion de l'énergie d'un micro-réseau composé d'un système PV, d'un stockage par batterie et connecté au réseau. Cette optimisation est faite sous deux méthodes de tarification, un tarif TOU et un tarif échelonné et est résolue par un algorithme génétique. Les auteurs ont conclu que l'optimisation permet d'augmenter les revenus du micro-réseau tout en satisfaisant l'ensemble des exigences du système avec les deux méthodes de tarification. Dans [175], les auteurs ont proposé un EMS pour un micro-réseau résidentiel composé de PV et d'un stockage d'énergie par batterie sous une tarification de l'électricité TOU, en temps réel (RTP) et progressive (SPT). Cette optimisation a été réalisée avec un algorithme génétique. Les résultats indiquent que les tarifs RTP et TOU sont plus avantageux avec le micro-réseau PV + batterie que le SPT dans le cadre de cette optimisation.

Certains chercheurs ont également utilisé des stratégies basées sur les règles avec des modèles de tarification variable de l'électricité. Pan et al. [86] ont développé et comparé différents EMS basés sur des règles pour un micro-réseau PV + Batterie, en considérant différents tarifs d'achat et de vente d'électricité. Les EMS sont développés sur la base de quatre options tarifaires différentes :

- L'option 1 est appelée flat-flat, le prix d'achat et de vente de l'électricité restent constants en permanence ;
- L'option 2 TOU-flat, le prix de vente de l'électricité est fixe et le prix d'achat de l'électricité est basé sur la tarification en fonction de l'heure d'utilisation ;
- L'option 3 flat-TOU, le prix d'achat est fixe, mais le prix de vente de l'électricité est basé sur les tarifs TOU ;

- L'option 4 TOU-TOU, les prix d'achat et de vente sont basés sur la tarification dépendant de l'heure d'utilisation.

Il ressort, que les options flat-flat et TOU-flat ont des revenus de vente d'énergie plus élevés que les deux autres options, et l'option TOU-flat présente les meilleurs résultats. Dans [176], les auteurs ont proposé une programmation optimisée d'un micro-réseau hybride pour satisfaire la gestion de l'énergie locale dans le cadre d'un profil de charge dynamique et de différents modèles tarifaires. Cette optimisation est réalisée avec la méthode RBC et est simulée en utilisant deux modèles de tarification : une tarification fixe et variable de l'électricité du réseau. Il a été observé que le bénéfice a augmenté de 11,69 % dans le cadre du profil de tarif fixe du réseau et de 15,82 % dans le cadre du profil de tarif variable.

Tableau 4-1 : Résumé sur les modèles de tarification de l'électricité

Références	Tarif utilisé	Méthode d'optimisation
[169]	TOU	Commande prédictive
[170]	Tarif dynamique	Modèle méta heuristique
[171]	Tarification en temps réel	MILP
[172]	Tarification en temps réel	Modèle méta heuristique
[85]	TOU	RBC
[87]	TOU	RBC
[86]	Tarif fixe /TOU	RBC
[163]	TOU / Temps réel	Modèle méta heuristique
[174]	TOU / Tarif échelonné	Algorithme génétique
[79]	TOU / Fixe	RBC
[175]	RTP / TOU / SPT	Algorithme génétique
[177]	Fixe / TOU	RBC

Le Tableau 4-1 résume les modèles de tarification de l'électricité utilisés dans les différentes études passées en revue. Dans la plupart des études d'optimisation citées, seuls un ou deux modèles de tarification ont été appliqués et comparés. Par exemple, dans [86], les auteurs ont inclus la tarification fixe et horaire de l'électricité dans leurs études mais pas la tarification en temps réel. À l'inverse, dans [171], seule la tarification en temps réel est utilisée. Dans ces études, l'optimisation est effectuée par des modèles méta heuristiques tels que l'optimisation par essaims de particules [172] et des algorithmes évolutionnaires, comme l'algorithme génétique utilisé dans [175] avec plusieurs méthodes de tarification ; ces modèles ont une complexité de calcul élevée et leur efficacité peut se dégrader lorsque le nombre de systèmes augmente [79]. Cela ne permet pas de comparer l'impact du choix de la tarification, ni sur la répartition de l'énergie dans le système, ni sur le coût d'exploitation du micro-réseau. Avec nos stratégies, nous décidons de tester quatre différents tarifs d'électricité.

5. Les tarifs d'achat de l'électricité utilisés dans nos travaux

Les quatre profils de tarification de l'électricité qui seront utilisés sont :

- Le tarif bleu de base qui est disponible pour des puissances de 3 kVA à 36 kVA avec un prix du kWh constant.
- Le tarif bleu heure creuse/pleine disponible pour des puissances de 6 kVA à 36 kVA avec un prix du kWh qui varie dans la journée selon des heures d'utilisation fixes.
- Le tarif dynamique de Barry.
- Le tarif dynamique « Corsica ».

a. Le tarif fixe et le tarif heures pleines / heures creuses

Le tarif fixe et le tarif heures pleines / heures creuses utilisent les prix actuels de l'électricité proposés par la compagnie d'électricité française EDF [178]. Ils sont présentés dans la Figure 4-2. L'option heures pleines / heures creuses permet de bénéficier d'un prix de l'électricité plus bas pendant 8 heures par jour (durant la nuit). Pendant les heures creuses, le prix de l'électricité est inférieur d'environ 25 % à celui des heures pleines.

b. Le tarif dynamique de Barry

Le tarif dynamique de Barry est calculé selon la méthode du fournisseur d'électricité Barry. Barry Energie est un fournisseur d'électricité Danois qui a fait son entrée sur le marché français en début 2021. Sa spécificité réside dans son offre basée sur la tarification dynamique, dans laquelle le kilowattheure consommé est facturé en fonction du prix du marché de l'électricité. Selon cette méthode, le prix de l'électricité pour le consommateur se décompose en de trois parties principales :

- Fourniture d'électricité : ce coût est divisé en deux parties, le prix spot et le coût d'approvisionnement de l'électricité. Le prix spot est un prix établi sur le marché de l'électricité par les bourses de l'énergie avec une fluctuation des prix toutes les heures. Le coût d'approvisionnement se compose du marché de capacité (3,07 €/MWh) et du coût d'accès au marché (0,5 €/MWh). Le marché de capacité est un marché sur lequel les fournisseurs d'électricité se procurent des garanties pour couvrir leur obligation de fourniture. Il permet aux fournisseurs d'électricité de couvrir la consommation électrique de ses clients à tout moment même pendant les périodes de forte consommation.
- Coût d'acheminement de l'électricité : ce coût, appelé TURPE (Tarif d'Utilisation des Réseaux Publics d'Electricité), comprend les coûts de fonctionnement, d'entretien et de développement du réseau public. La TURPE est composé d'une partie fixe incluse dans l'abonnement et d'une partie qui dépend de la consommation (37,1 €/MWh).

- Taxes et contributions : les taxes se composent de la taxe sur la consommation finale d'électricité (TCFE) et de la TVA. La TCFE comprend la taxe communale (TCCFE) et la taxe départementale (TDCFE) qui s'élèvent respectivement à 6,55 €/MWh et à 3,27 €/MWh. La TVA représente 20 % du coût final du kWh. La contribution au service public de l'électricité (CSPE) est fixée à 22,5 €/MWh et est payée par tous les consommateurs d'électricité.

C'est la somme de tous ces coûts qui donne le prix final de l'électricité facturé au consommateur Figure 4-1. En mars 2022, le fournisseur Barry a décidé de cesser ses activités en raison de la crise actuelle dans le secteur de l'énergie, mais le modèle de tarification proposé reste intéressant pour une étude comme la nôtre.

Les contrats de tarification dynamique sont disponibles depuis 2019 dans sept États membres de l'Union européenne [180] et d'autres pays introduisent des tarifs similaires afin de se conformer aux nouvelles exigences. La tarification basée sur le prix spot de l'électricité existe pour les consommateurs résidentiels sur les marchés de l'électricité des pays nordiques (Finlande, Norvège, Danemark), de l'Estonie et de l'Espagne. Nous sommes poussés à penser qu'avec le développement rapide des compteurs intelligents, l'utilisation des tarifs dynamiques sera renforcée.

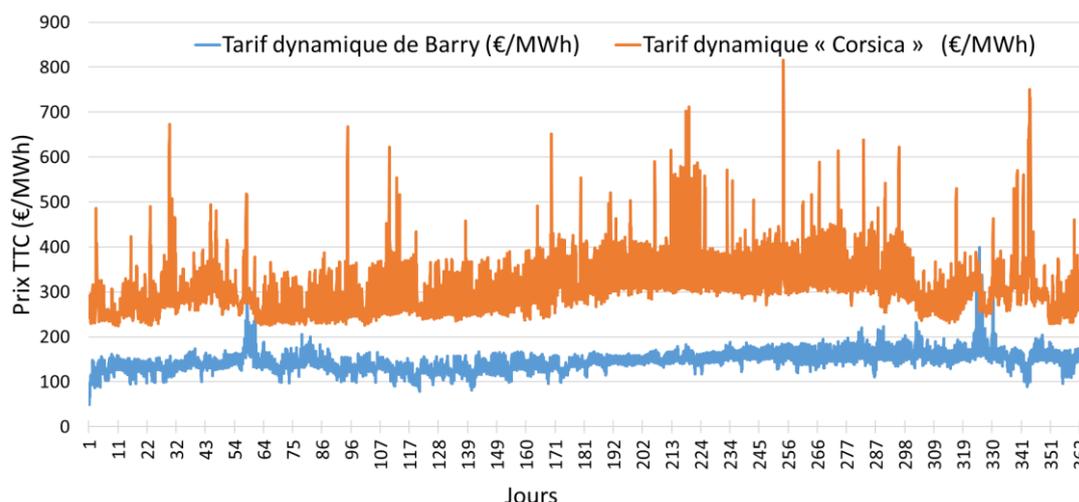


Figure 4-1 : Profils des tarifs d'achat dynamiques de Barry et « Corsica » sur une année

c. Tarif dynamique « Corsica »

La Corse n'est que partiellement connectée au réseau électrique continental italien et a une consommation d'électricité qui varie considérablement au cours de la journée et en fonction des saisons.

L'Union européenne a accordé un statut particulier aux "petits réseaux isolés" pour lesquels les États membres peuvent adopter des mesures spécifiques différentes de celles du continent européen. Ainsi, en France, dans les zones non interconnectées au réseau

continental (ZNI), le coût de production du kWh est entre 2 et 7 fois plus cher que le prix de vente (identique sur tout le territoire français) [180, 181] principalement en raison de l'utilisation de générateurs diesel pour produire une grande part de l'électricité [117].

En France, le prix de l'électricité est régulé à l'échelle nationale, c'est-à-dire que deux consommateurs ayant le même profil de consommation et le même fournisseur, quel que soit la zone géographique, sont soumis aux mêmes tarifs malgré une grande différence entre les coûts de production d'une zone à une autre. Le surcoût de production est compensé par une taxe, la CSPE (Contribution au Service Public de l'Electricité). Il nous semble important d'introduire cette spécificité insulaire de la Corse dans un tarif "fictif" en tenant compte du coût de production réel. Pour ce faire, le coût de production horaire de l'électricité en Corse qui a été utilisé est obtenu à partir de l'open data EDF Corse [183]. À ce coût de production horaire sont ajoutés d'autres coûts (décrits ci-dessous) comme dans la méthodologie de calcul du tarif dynamique de Barry. Ainsi, le tarif « Corsica » se décompose comme suit :

- Fourniture d'électricité : ce coût comprend le coût de production en Corse et le coût du marché de capacité (3,07 €/MWh).
- Coût du transport de l'électricité : il comprend les coûts de fonctionnement, d'entretien et de développement du réseau public. Ce coût, appelé TURPE est considéré en utilisant sa partie variable qui est de 37,1 €/MWh.
- Taxes et contributions : il comprend les différentes taxes sur la consommation finale d'électricité (TCFE) et la TVA.

En additionnant tous ces coûts, nous obtenons le prix final de l'électricité vendue aux usagers (voir Figure 4-1).

6. Tarif de vente de l'électricité utilisé dans nos travaux

En France, le tarif de vente de l'électricité photovoltaïque produit par les particuliers sur le réseau est fixé par le gestionnaire et dépend de la puissance installée, du type d'usage (vente en totalité ou vente du surplus) et de la date de connexion au réseau. Ce tarif de vente est fixe pendant la durée du contrat avec le gestionnaire. Une obligation d'achat de l'énergie photovoltaïque a été mise en place par la loi de Février 2000 [178]. Le fournisseur d'énergie français EDF est obligé de conclure des accords d'achat d'électricité pour les producteurs indépendants. Plusieurs décrets et arrêtés législatifs et tarifaires ont été publiés et le prix du kWh photovoltaïque a beaucoup varié depuis 2002. L'arrêté le plus récent a été signé le 09 mai 2017 et il fixe les conditions d'éligibilité en ce concerne l'obligation d'achat d'électricité (vente directe totale ou autoconsommation avec vente du surplus), pour les installations PV jusqu'à 100 kWc, mises en œuvre sur un bâtiment en France continentale [184]. Les systèmes photovoltaïques installés en Corse, en Guadeloupe, en Guyane, en Martinique, à Mayotte et à la Réunion sont régis par un arrêté tarifaire spécifique, publié le 7 mai 2017 [185]. Le contrat

d'achat est établi pour 20 ans et le prix d'achat du kWh est celui fixé au moment de la mise en service. Un prix de vente constant de 137,7 €/MWh a été retenu pour l'étude (Figure 4-2).

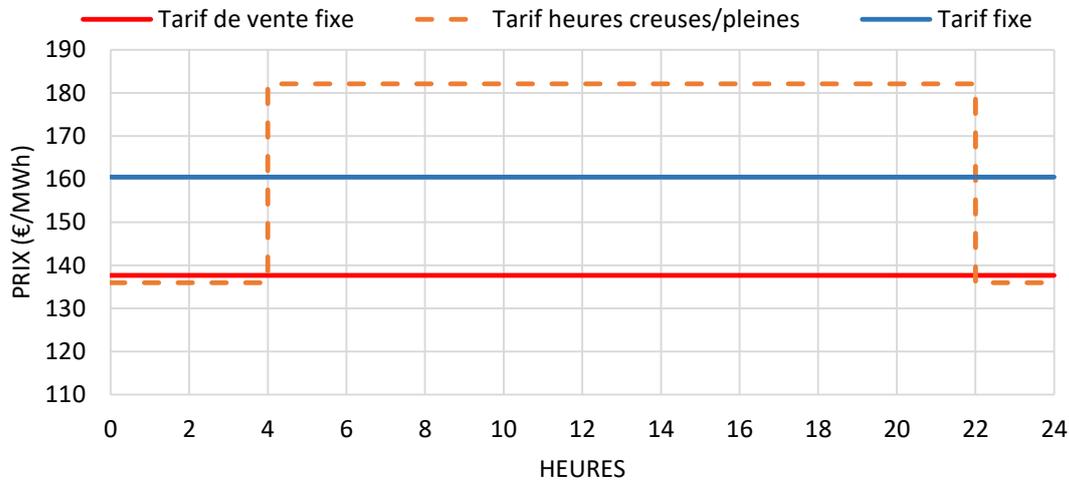


Figure 4-2 : Tarifs d'achat et de vente de l'électricité, fixes et heures pleines / heures creuses

Tableau 4-2 : Comparaison des différents tarifs

Paramètres \ Tarifs	Tarif fixe	Tarif heures pleines / heures creuses	Tarif dynamique de Barry	Tarif dynamique « Corsica »
Minimum TTC (€/MWh)	160,5	136	49,4	224,1
Maximum TTC (€/MWh)	160,5	182,1	399,5	815,3
Moyenne annuelle TTC (€/MWh)	160,5	170,5	147,8	311,6

Le Tableau 4-2 présente une synthèse des différents tarifs. Le tarif Barry offre le coût minimum et moyen le plus bas, par contre son coût maximum est plus élevé que celui du tarif fixe et heures pleines/creuses ; le tarif « Corsica » est toujours plus élevé que les autres tarifs.

7. Résultats des différentes simulations

Toutes les stratégies présentées dans les chapitres précédents ont été simulées avec les quatre modèles de tarification de l'énergie introduits dans ce chapitre. Les différents paramètres techniques des équipements et les contraintes de l'optimisation restent identiques aux chapitres précédents. Dans toutes les stratégies, le coût de dégradation de la batterie est pris en compte dans le calcul du gain en fin de simulation en utilisant la méthode depending on DOD avec un coût de 200 €/kWh de batterie. Par contre, seule la stratégie RBC5 considère la dégradation de la batterie dans son processus de décision.

La Figure 4-3 présente la part d'énergie qui alimente la charge pour chaque stratégie et tarif. Le coût de l'électricité influence principalement la part entre l'électricité fournie par la batterie (produite par le photovoltaïque) et l'électricité achetée sur réseau principal pour les stratégies RBC. Pour LP, le coût de l'électricité influence aussi l'énergie fournie à la charge par le PV. Globalement, les stratégies RBC les plus efficaces tendent à réduire l'utilisation de la batterie. Nous pouvons noter les points suivants :

- L'utilisation de la batterie n'est pas impactée dans la stratégie RBC1 car cette stratégie ne prend pas en compte le coût de l'électricité.
- Avec le tarif dynamique « Corsica », l'utilisation de la batterie devient plus importante pour les stratégies qui prennent en compte le coût de l'électricité. Pour RBC4 et RBC5, cette augmentation de la part de la batterie est moins importante, car ces stratégies utilisent peu la batterie en hiver afin d'éviter la puissance manquante même lorsque le prix de l'électricité du réseau est élevé.
- Avec la stratégie LP et le tarif dynamique de Barry, la part du PV utilisée pour alimenter la charge est réduite. Cette stratégie préfère vendre le PV sur le réseau pendant les heures d'ensoleillement plutôt que d'utiliser ce PV pour l'alimenter la charge. En parallèle, elle utilise la batterie pour répondre à la consommation ; en conséquence, l'utilisation de la batterie sous le tarif dynamique de Barry est plus importante.

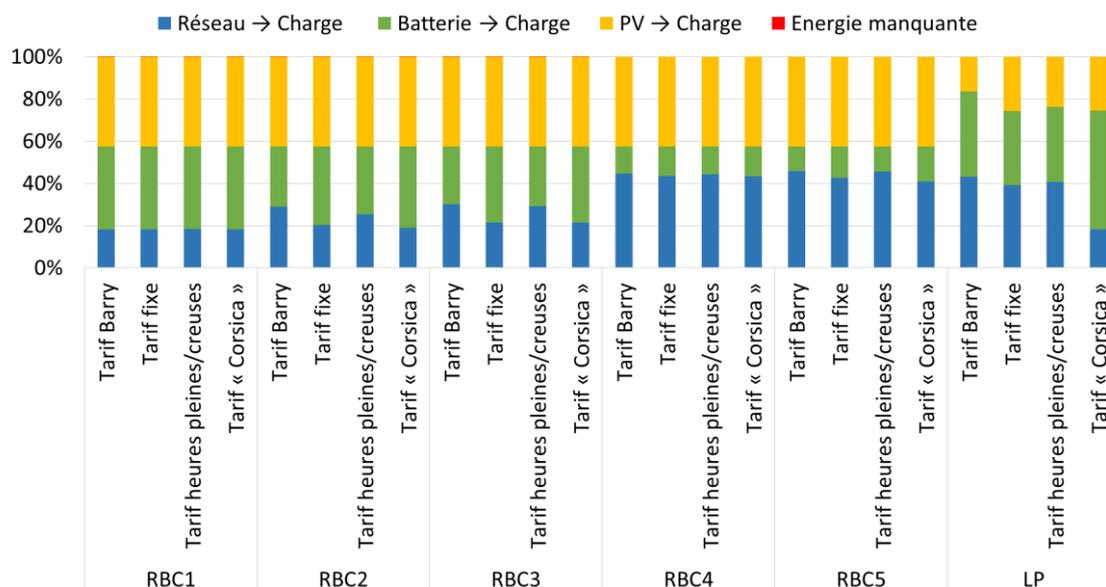


Figure 4-3 : Parts de la consommation fournie par la batterie, le PV et le réseau et énergie manquante

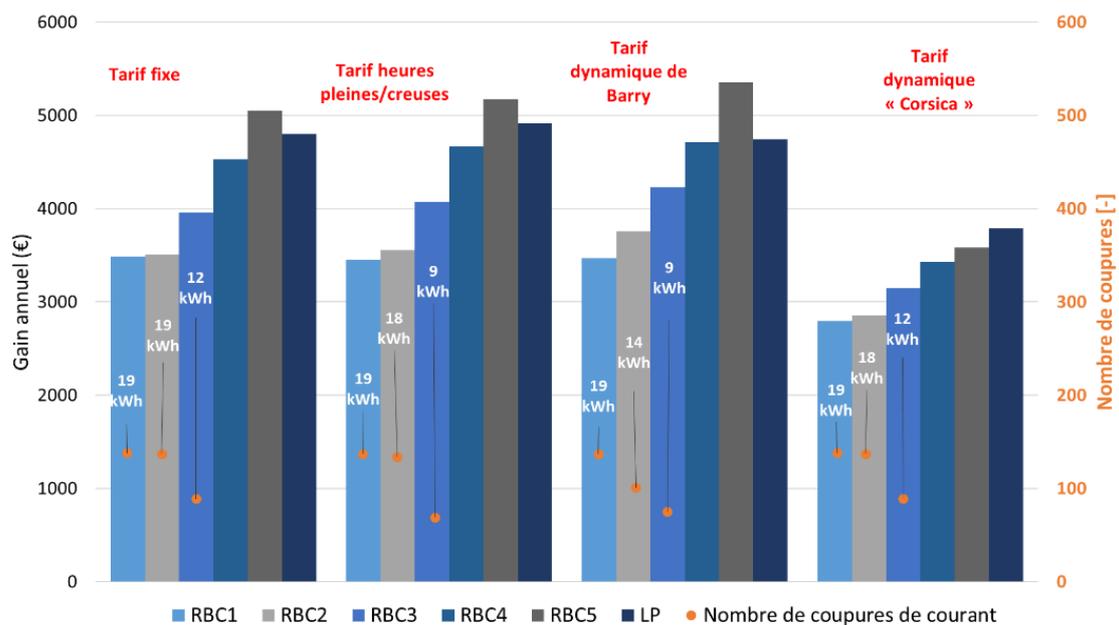


Figure 4-4 : Gain des stratégies, nombre de coupures de courant et énergie manquante en kWh en fonction du modèle tarifaire de l'électricité

La Figure 4-4 illustre sur l'axe de gauche les différents gains obtenus en simulant les stratégies avec les tarifs de l'électricité et sur celui de droite le nombre de coupures de courant par stratégie. Pour chaque stratégie, la quantité d'énergie manquante correspondant aux coupures d'électricité est indiquée en blanc.

Cette figure montre clairement que les stratégies plus complexes améliorent la performance du micro-réseau quel que soit le tarif considéré.

En observant les résultats de la Figure 4-4, les points suivants peuvent être retenus :

- La stratégie RBC5 reste la meilleure des RBC pour tous les tarifs et l'ordre d'efficacité des stratégies en termes de gain reste le même pour les quatre tarifs avec les RBC.
- Le gain obtenu avec la stratégie LP est inférieur à celui de RBC5 pour le tarif fixe, heures pleines/creuses et pour le tarif dynamique de Barry car LP utilise la batterie sans considérer son coût d'utilisation. Pour le tarif dynamique de Barry par exemple, LP utilise la batterie même pendant l'ensoleillement afin de pouvoir vendre une plus grande partie de la production sur le réseau. Cette stratégie est intéressante tant qu'on ne déduit pas le coût de dégradation de la batterie en fin de simulation.
- Pour le tarif « Corsica », la stratégie LP devient un peu plus rentable que la stratégie RBC5. Le tarif de l'électricité étant très élevé, le fait d'utiliser la batterie sans considérer son coût de dégradation a moins d'impact sur le gain final, car l'utilisation de la batterie est toujours plus rentable que le réseau.
- Pour RBC1 (stratégie d'autoconsommation), la variation du gain en fonction des différents tarifs d'électricité (sauf le tarif « Corsica ») est moins importante, car cette

stratégie ne prend pas en compte la variation du coût de l'électricité dans ces décisions.

- En comparant les différents gains par tarif d'électricité, il apparaît que le gain est le plus élevé avec le tarif dynamique de Barry. Ce tarif est suivi du tarif heures pleines / heures creuses, du tarif fixe et du tarif « Corsica ». Cet ordre est justifié par le fait que le tarif Barry a un coût de l'électricité relativement faible et aussi parce que la fluctuation du tarif permet au micro-réseau de profiter des périodes pendant lesquelles les prix de l'électricité sont bas. L'un des avantages du tarif heures pleines / heures creuses est la connaissance des périodes de hausse et de baisse des prix de l'électricité ainsi que le coût de cette électricité. Les prix de l'électricité avec le tarif « Corsica » étant très élevés, l'amélioration du gain par stratégie est moins importante qu'avec les autres tarifs. De plus, le gain annuel est environ 40 % plus faible qu'avec les autres tarifs. La prévision du prix de l'électricité permettrait au micro-réseau d'anticiper les hausses et les baisses du prix de l'électricité, ce qui pourrait améliorer ces résultats.
- Le nombre de coupures de courant correspond au nombre de fois où la charge n'est pas alimentée en raison d'une puissance insuffisante. Ce nombre diminue et même disparaît avec l'amélioration des stratégies, ce qui est essentiel pour le micro-réseau. On note un maximum de 136 kWh d'énergie manquante pour une consommation annuelle égale à 30979 kWh soit une part de consommation non satisfaite égale à un maximum de 0,44 % ce qui est très faible et seulement observé avec les stratégies les moins efficaces. Il est cependant clair que nous ne pouvons pas nous en satisfaire.

Cette étude démontre que, dans certains cas, une simple stratégie (RBC) bien calibrée peut surpasser une approche d'optimisation mathématique où il serait difficile, voire impossible, d'intégrer certaines contraintes non-linéaires telles que la dégradation de la batterie.

À titre d'exemple nous présentons l'évolution des flux de puissance (de ou vers le réseau, du PV et de ou vers la batterie) sur la Figure 4-5, où les données sont représentées sous forme d'un graphique superposé. Dans la partie supérieure du graphique, on peut observer la répartition des différents flux de puissance sur une période de deux jours. Quant à la partie inférieure, elle illustre l'évolution de l'état de charge de la batterie ainsi que du tarif de l'électricité avec le tarif dynamique de Barry au cours de cette même période.

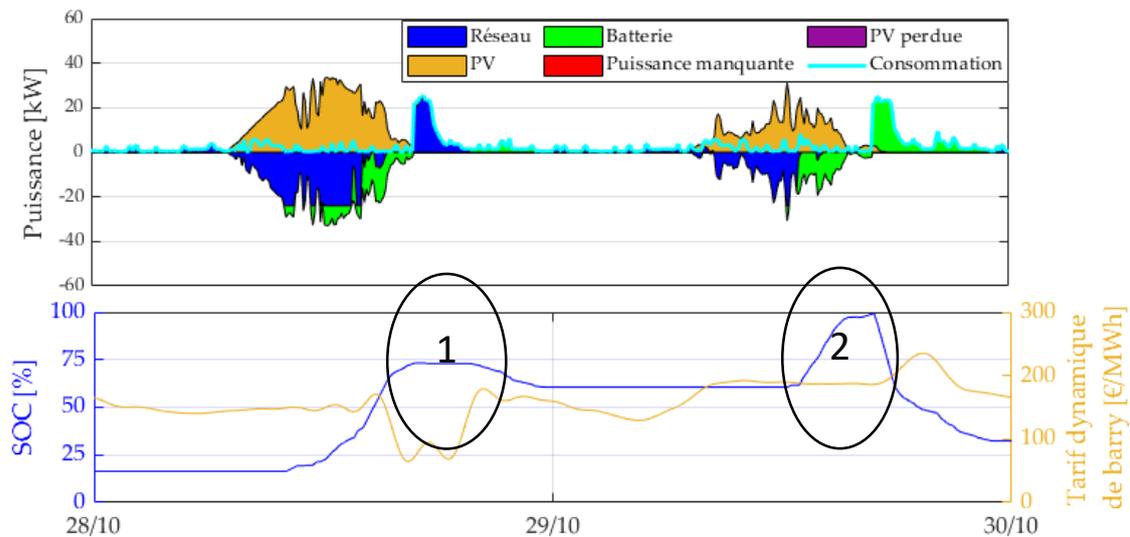


Figure 4-5 : Évolution de la production et de la consommation, du SOC de la batterie et du prix de l'énergie pour la stratégie RBC5 sur deux jours

Dans la Figure 4-5, l'impact du coût de l'électricité est visible en plusieurs points :

- En 1, une baisse du prix de l'électricité est observée. Cette baisse du prix a pour conséquence de ne pas utiliser la batterie qui conserve son SOC, d'où le plateau. Le micro-réseau utilise donc le réseau principal pour alimenter la charge, car il est moins coûteux d'acheter de l'électricité au réseau que d'utiliser l'électricité stockée dans la batterie, compte tenu du coût de dégradation des batteries.
- En 2, on observe une augmentation du coût de l'électricité. Cela a pour conséquence l'utilisation de la batterie pour alimenter la charge ; il est moins coûteux pour le micro-réseau d'utiliser la batterie que le réseau principal.

Le gain annuel étant approximativement le même pour les trois tarifs d'électricité (à l'exception du tarif « Corsica »), il a semblé intéressant de comparer ce gain avec la facture d'électricité sans l'utilisation du micro-réseau. Les résultats sont présentés dans le Tableau 4-3.

Tableau 4-3 : Facture d'électricité sans et avec micro-réseau utilisant RBC5

Mode de tarification	Sans micro-réseau (€)	Avec micro-réseau (€)	Différence (€)
Prix fixe	- 4972	+ 5044	10016
Tarif heures pleines / heures creuses	- 5419	+ 5177	10597
Tarif dynamique de Barry	- 4591	+ 5235	9825
Tarif dynamique « Corsica »	- 9490	+ 3595	13085

Sans micro-réseau, le tarif dynamique de Barry est le plus rentable avec une facture d'électricité annuelle d'environ 4600 €, soit environ la moitié de la facture avec le tarif « Corsica ». L'utilisation du tarif heures pleines / heures creuses est plus coûteuse que l'utilisation du tarif fixe, car la consommation du bâtiment et des VE a lieu principalement pendant la journée, lorsque le tarif heures pleines est plus élevé que le tarif fixe ; la période heures creuses n'est pas adaptée à notre profil de charge.

Il apparaît clairement que l'utilisation d'un micro-réseau avec une stratégie EMS efficace (ici RBC5) est plus avantageuse avec le tarif « Corsica » ; le consommateur d'électricité devrait payer environ 9500 € par an et avec le micro-réseau, il pourrait « gagner » 3600 € (hors investissement).

Avec l'augmentation des tarifs de l'électricité ces dernières années, le tarif « Corsica » pourrait refléter les futurs prix de l'électricité. Avec ce tarif, l'avantage d'utiliser un micro-réseau avec une stratégie efficace apparaît clairement. Le Tableau 4-3 montre que l'utilisation d'un micro-réseau optimisé permet à l'utilisateur de réaliser un gain de 13085 € (en prenant en compte le coût de fonctionnement et de remplacement des batteries) par rapport à un consommateur n'utilisant pas le micro-réseau. Dans notre étude, les coûts d'investissement et de maintenance du micro-réseau ne sont cependant pas pris en compte.

II. Impact de la variation de la puissance réseau échangeable

1. Introduction

La puissance maximale pouvant être envoyée au réseau principal et soutirée de celui-ci dépend du contrat souscrit avec le fournisseur EDF. À l'avenir, les différentes sociétés pourvoyeuses d'électricité pourraient être amenées à imposer certaines restrictions sur cette puissance maximale en raison des limites et contraintes du réseau. N'oublions pas que l'un des avantages de l'utilisation de micro-réseaux est la limitation des quantités d'électricité transportées sur les réseaux, diminuant ainsi les pertes mais également les coûts d'investissement et de maintenance.

Il est alors judicieux d'étudier les performances de notre système avec des contraintes accrues. Certaines études ont déjà abordé ce sujet. Dans [186], les auteurs ont évalué les performances économiques d'un système photovoltaïque avec batterie intégré au bâtiment en imposant des contraintes au réseau. D'après les auteurs, la gestion de la demande implique des politiques favorisant une augmentation de l'autoconsommation. Eu égard à cela, il est nécessaire d'appliquer des limitations à la puissance du réseau et de mettre en place des tarifs d'électricité appropriés favorisant l'utilisation des micro-réseaux. Sharma et Kolhe [187] ont évalué les performances techniques et économiques d'un micro-réseau batterie et PV en Norvège avec un tarif dynamique de l'électricité. Dans cette étude, ils ont érigé des

contraintes sur la puissance maximale pouvant être soutirée et envoyée sur le réseau, dans le but d'augmenter l'utilisation de la production d'énergie locale.

Pour notre étude, la puissance maximale pouvant être envoyée et reçue du réseau sera limitée afin d'étudier son impact sur l'efficacité des stratégies. Précédemment nous avons choisi une limitation des puissances du réseau principal à 24 kW. Nous prendrons pour cette étude une limitation à 18 kW.

2. Simulations et résultats

En dehors de la variation du contrat d'électricité, toutes les stratégies sont simulées dans les mêmes conditions et avec les mêmes contraintes que dans les précédents chapitres.

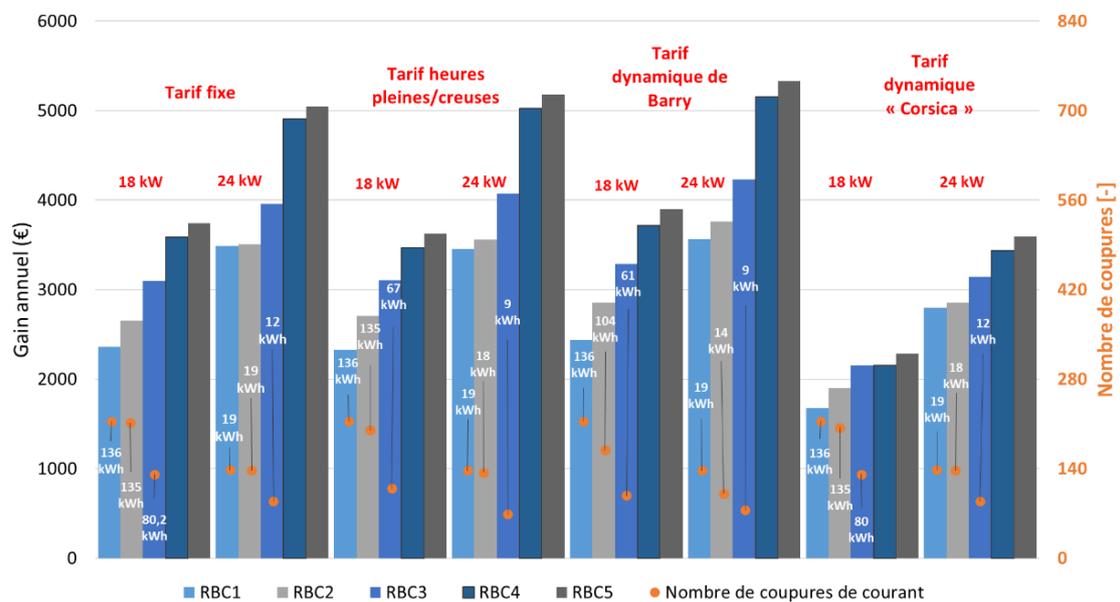


Figure 4-6 : Gain des stratégies, nombre de coupures de courant et énergie manquante (en kWh entre parenthèses) en fonction du modèle tarifaire de l'électricité et de la puissance du réseau.

Sur la Figure 4-6, nous constatons que la stratégie RBC5 reste la meilleure en termes de profit pour les deux puissances du réseau avec tous les tarifs.

La diminution de la puissance maximum pouvant transiter entre le réseau principal et le micro-réseau réduit considérablement le gain pour toutes les stratégies, quel que soit le profil de tarification, car la limitation du réseau à 18 kW augmente la part de la production photovoltaïque perdue. De plus, la diminution du gain des stratégies est aussi due au fait que la limitation du réseau ne permet pas de profiter pleinement des périodes où les coûts de l'électricité sont favorables.

Cette réduction de la puissance du réseau entraîne une augmentation des coupures d'électricité pour RBC1, RBC2 et RBC3. Les stratégies RBC4 et RBC5 n'ont toujours pas de coupures, ce qui confirme leur performance technique.

La puissance du réseau a été également augmentée à 30 kW, mais les résultats ne seront pas présentés car aucun changement significatif n'a été observé au niveau des RBC, ce cas étant simplement plus favorable que celui d'origine.

III. Impact de la variation de la capacité du stockage

1. Introduction

Nous avons fait varier la capacité de stockage afin de voir son impact sur les performances des stratégies. En utilisant un pas de 10 %, la capacité totale des batteries a été réduite de 100 % à 40 %, passant ainsi de 70 kWh à 28 kWh.

Cette variation a un impact direct sur les puissances maximales de charge et de décharge et permet également de réduire le coût d'installation et donc de dégradation.

2. Simulations et résultats

Les résultats de l'étude présentés sur la Figure 4-7 mettent en évidence quatre points importants :

- RBC5 est la meilleure stratégie, quelle que soit la taille du stockage.
- Pour les stratégies RBC1, RBC2 et RBC3, le gain augmente avec la diminution de la taille du stockage. Cette augmentation du gain peut s'expliquer par la diminution du coût de stockage, car ces stratégies utilisent la batterie indépendamment de son coût d'utilisation.
- Pour RBC4, le gain diminue légèrement alors que le coût de dégradation de la batterie n'est toujours pas pris en compte dans les paramètres d'optimisation. Cela s'explique simplement par le fait que cette stratégie utilise moins la batterie pendant l'hiver, la conservant comme solution de secours pour éviter les pannes d'électricité.
- Enfin, le gain de RBC5 diminue de manière plus significative si l'on réduit la taille de la batterie. C'est la seule stratégie qui permet de tirer pleinement parti de la capacité de la batterie grâce à l'inclusion du coût de dégradation de la batterie dans les paramètres d'optimisation. De ce fait, elle permet d'utiliser la batterie de façon optimale quelle que soit sa taille afin de fournir un gain le plus élevé possible.

Cette étude nous montre l'importance d'une bonne stratégie de gestion pour valoriser l'usage d'une batterie, surtout quand la capacité de celle-ci est élevée par rapport au micro-réseau.

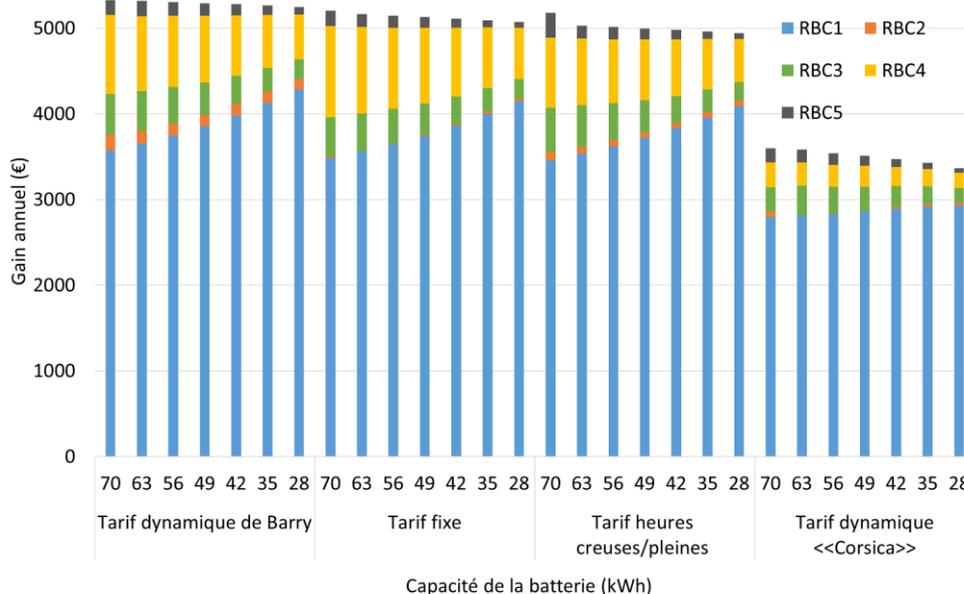


Figure 4-7 : Gain des stratégies en fonction des différents tarifs de l'électricité et de la taille de la batterie

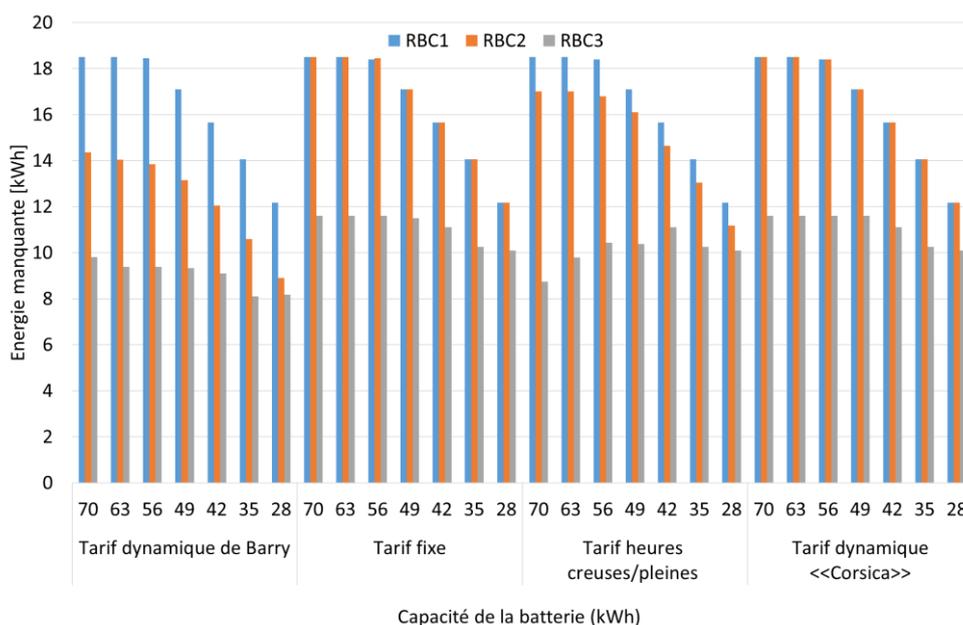


Figure 4-8 : Energie manquante pour les stratégies RBC1, RBC2 et RBC3

La Figure 4-8 représente la variation de l'énergie manquante pour les 3 premières stratégies. Les stratégies RBC4 et RBC5 ne présentent aucune coupure de courant pour toutes les tailles de batteries utilisées dans cette étude. Il est très intéressant de noter que pour les 3 stratégies, et plus particulièrement la stratégie RBC1, la quantité d'énergie manquante diminue avec la réduction de la taille du stockage. Lorsque la taille de la batterie diminue, la puissance de décharge diminue aussi, la batterie se décharge alors plus lentement ce qui permet de lisser la consommation et donc de réduire l'énergie manquante.

Avec la stratégie RBC2, le micro-réseau a presque le même comportement qu'avec RBC1 sauf pour le tarif dynamique de Barry et heures creuses/pleines. En effet, pour le tarif fixe, il n'y a pas de variations du coût de l'électricité donc la stratégie RBC2 se comporte comme une stratégie d'autoconsommation ; ce comportement est identique avec le tarif dynamique « Corsica », car le coût de l'électricité est tellement élevé que le micro-réseau utilise toujours en priorité le PV et la batterie.

Afin d'éclaircir l'impact de la diminution de la capacité de stockage, nous avons représenté la répartition des flux de puissance pour la stratégie RBC1 avec la plus grande capacité de batterie (70 kWh) et avec une petite batterie (35 kWh) sur la Figure 4-9 et la Figure 4-10. Avec la grande batterie (Figure 4-9), celle-ci fournit une grande puissance pendant un court instant. Cela entraîne une décharge rapide de la batterie et donc une incapacité de fournir la charge lorsqu'il y aura d'autres pics de consommation et que la limite du réseau sera atteinte. Par contre, avec une petite capacité de stockage, la batterie fournit une puissance moins grande, ce qui lui permet d'alimenter la consommation un peu plus longtemps et d'éviter une puissance manquante importante.

À travers cette étude, nous pouvons conclure que le stockage est surdimensionné pour le micro-réseau. Ce surdimensionnement du stockage d'énergie est pénalisant pour les stratégies les moins optimisées, car elles n'utilisent pas le stockage de façon optimale, créant ainsi des pertes en termes de gains et des coupures de courant plus nombreuses. Cela met en évidence l'intérêt de gérer de manière optimale les flux d'énergie d'un micro-réseau, car cette gestion permet de corriger certaines erreurs de dimensionnement et d'exploiter pleinement la capacité de la batterie afin d'améliorer les gains. Un exemple concret de cette approche est RBC5.

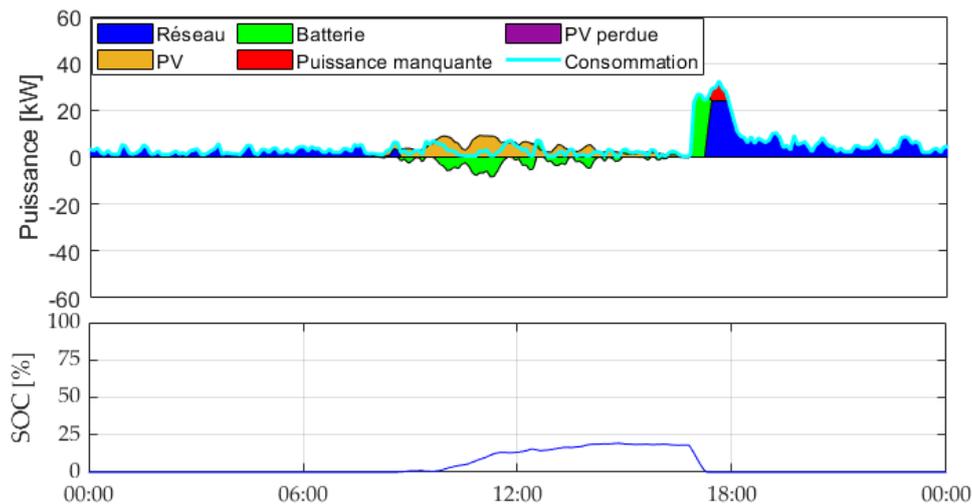


Figure 4-9 : Stratégie RBC1 avec une batterie de 70 kWh

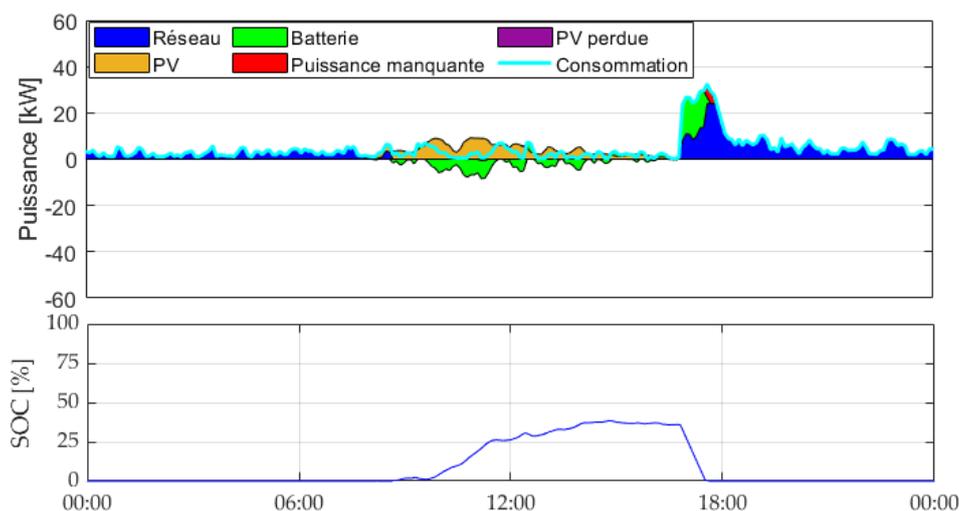


Figure 4-10 : Stratégie RBC1 avec une batterie de 35 kWh

IV. Variation du profil de consommation

1. Introduction

Afin d'étudier l'impact de la variation du profil de consommation sur nos stratégies, nous avons changé le profil de recharge des véhicules électriques qui a un impact direct sur le profil de consommation. À cet effet, différentes charges électriques disponibles au laboratoire ont été utilisées. Il s'agit des véhicules suivants : le véhicule électrique Zoé utilisé précédemment, un Kangoo électrique, un Kangoo électrique/H2, une Dacia Spring, un vélo électrique Peugeot et un Scooter électrique BMW C Evolution. En combinant ces charges avec la consommation des logements utilisée auparavant, trois profils de consommation ont été obtenus et appliqués aux différentes stratégies RBC.

La recharge des moyens de transport est réalisée par les bornes de recharge des ombrières photovoltaïques du micro-réseau (Figure 2-7). Seul le véhicule électrique Zoé permet d'effectuer une charge rapide (mode 3), les autres ne tolèrent qu'une charge lente (mode 2). Sur la base de ces équipements, des profils de consommation ont été modélisés. Cette modélisation sera étayée dans la partie suivante.

Afin de modéliser différents profils de consommation, différents niveaux de recharge des moyens de transport ont été réalisés. Ensuite les données ont été récupérées et traitées.

Le Tableau 4-4 présente les différentes caractéristiques de ces charges électriques.

Tableau 4-4 : récapitulatif des différentes charges électriques

	Zoé	Kangoo	Kangoo H ₂
			
Mode de charge	Mode 2 (lente)	Mode 3 (rapide)	Mode 2 (lente)
Capacité de la batterie	23 kWh	23 kWh	33 kWh

	Vélo	Scoter	Spring
			
Mode de charge	Cas particulier	Mode 2 (lente)	Mode 2 (lente)
Capacité de la batterie	0,5 kWh	8 kWh	26,8 kWh

2. Méthode de modélisation des profils de consommation

Pour la modélisation des profils de charge des véhicules électriques, plusieurs hypothèses de recharge ont été faites. Ces hypothèses représentent des profils d'usages possibles des véhicules. Elles se résument dans les cas de recharges suivants :

- Le cas n°1 représente une recharge complète débutant à un $SOC_{initial} = 0 \%$ et finissant à un $SOC_{final} = 100 \%$;
- Le cas n°2 représente le cas d'une recharge partant d'un $SOC_{initial} = 0 \%$ et finissant à un $SOC_{final} = 50 \%$;
- Le cas n°3 représente le cas d'une recharge avec un $SOC_{initial} = 55 \%$ et finissant à un $SOC_{final} = 100 \%$;
- Le cas n°4 représente une recharge avec un $SOC_{initial} = 25 \%$ et finissant avec un $SOC_{final} = 85 \%$.

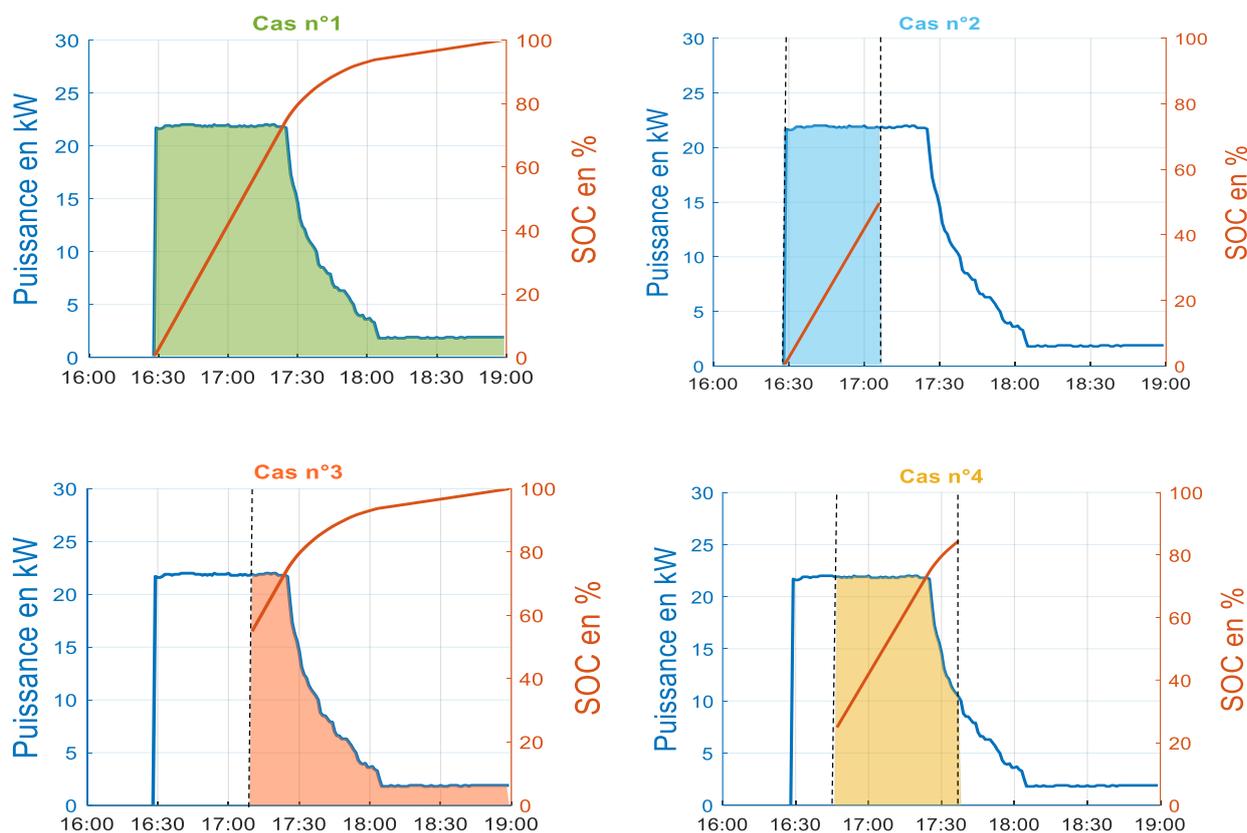


Figure 4-11 : Graphiques représentant les différents cas de recharge rapide possibles de la Zoé

La Figure 4-11 résume les différentes hypothèses faites sur les cas de recharge qui peuvent être enregistrés sur la Zoé. La partie colorée sur les figures représente les intervalles de recharge du véhicule. Dans le cas 1 (Recharge de 0 à 100 %), la courbe bleu représente la variation de la puissance de charge du véhicule électrique, tandis que la courbe en orange représente la variation du SOC pendant la recharge. Le véhicule commence sa charge avec une puissance d'environ 22 kW. Cette puissance est maintenue jusqu'à ce que le SOC atteigne environ 70 %. Ensuite, la puissance diminue rapidement pour atteindre 2 kW lorsque le SOC est à 95 % environ, et reste à ce niveau jusqu'à ce que le véhicule soit complètement chargé (SOC = 100 %).

Une combinaison des différents cas de recharge des véhicules a ensuite été réalisée, afin d'obtenir des modèles de consommation des véhicules pour une semaine type. La combinaison des différents cas de recharge est faite de la manière suivante :

- Premier et troisième jour : une recharge rapide de la Zoé et une recharge du Kangoo, de la Spring, du Scooter et du vélo ;
- Deuxième jour : une recharge rapide de la Zoé et une recharge du Kangoo et du vélo ;
- Quatrième jour : une recharge du Scooter, du Kangoo, de la Spring et du vélo ;
- Cinquième jour : une recharge rapide de la Zoé et une recharge du Scooter et du vélo.

Le week-end, nous considérons qu'il n'y aura pas de recharge de véhicules électriques. Le profil semaine est fait de sorte à permettre la recharge de tous les véhicules sur cette période

tout en générant quelques pics de consommation réguliers pouvant atteindre 20 kW sur le micro-réseau. En rajoutant cette consommation à celle des logements, cela permettra de tester l'efficacité des stratégies à faire face aux pics de consommation.

Dans la suite du processus de définition des profils de consommation, différentes périodes de recharge ont été fixées, pour réaliser trois profils de consommation :

- Profil 1 : chargements uniquement pendant la période d'ensoleillement ;
- Profil 2 : chargements pendant la période d'ensoleillement et pendant la nuit ;
- Profil 3 : chargement uniquement pendant la nuit.

Ainsi, nous obtenons 3 profils hebdomadaires de recharge des véhicules électriques. Ces profils sont représentés sur la Figure 4-12.

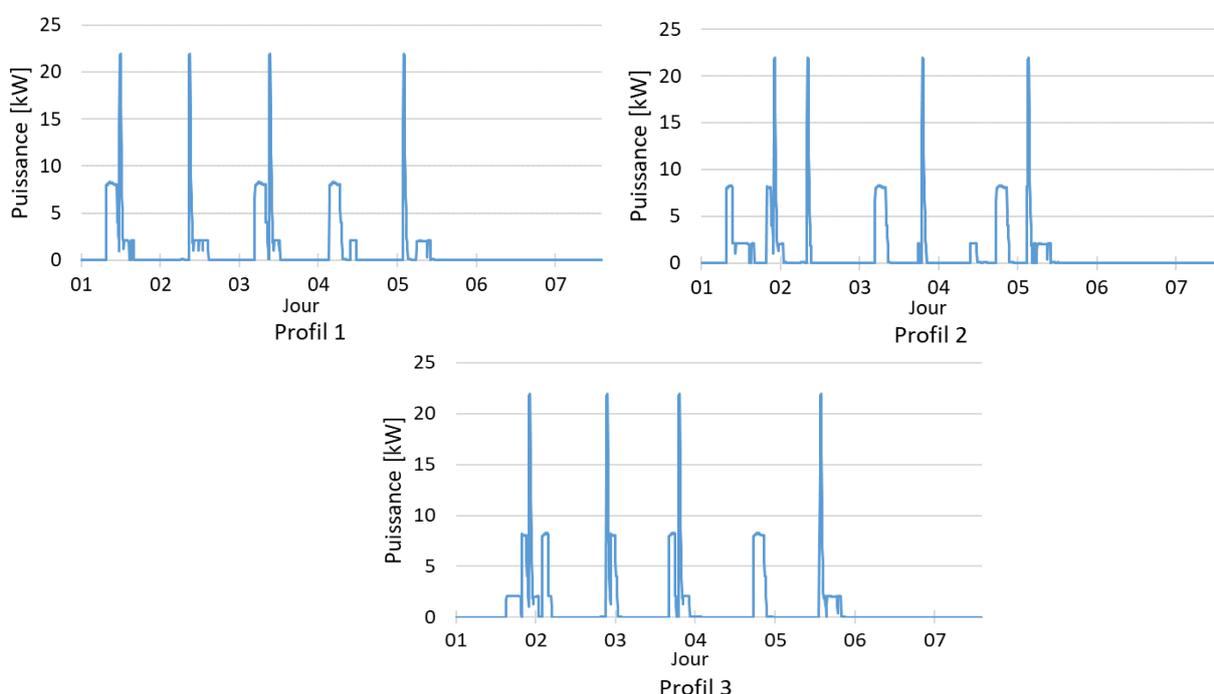


Figure 4-12 : Les 3 profils hebdomadaires de recharge des véhicules électriques

Les profils semaines sont ensuite répliqués pour disposer de 3 profils annuels. En combinant ces profils avec la consommation des logements présentée dans les chapitres précédents nous obtenons les 3 profils présentés sur les Figure 4-13, 4-14, 4-15.

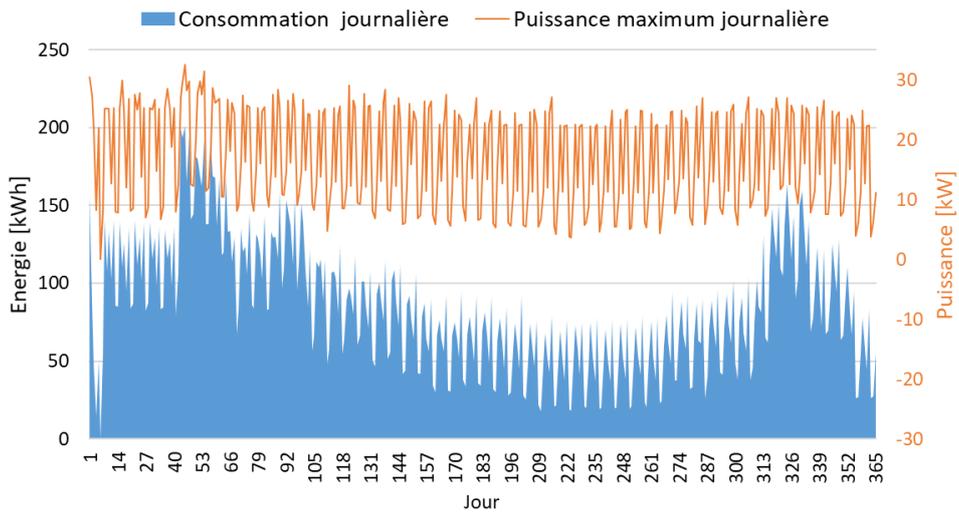


Figure 4-13 : Profil de consommation n°1

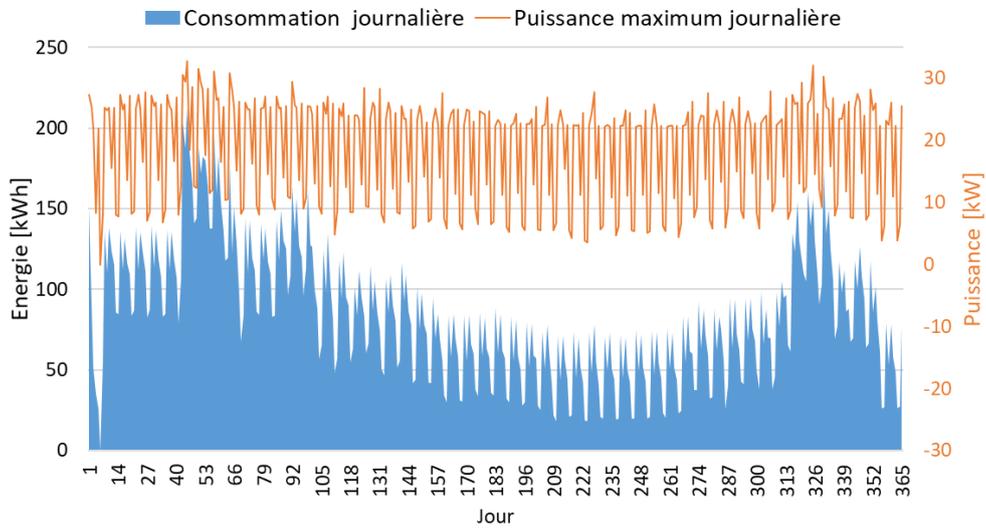


Figure 4-14 : Profil de consommation n°2

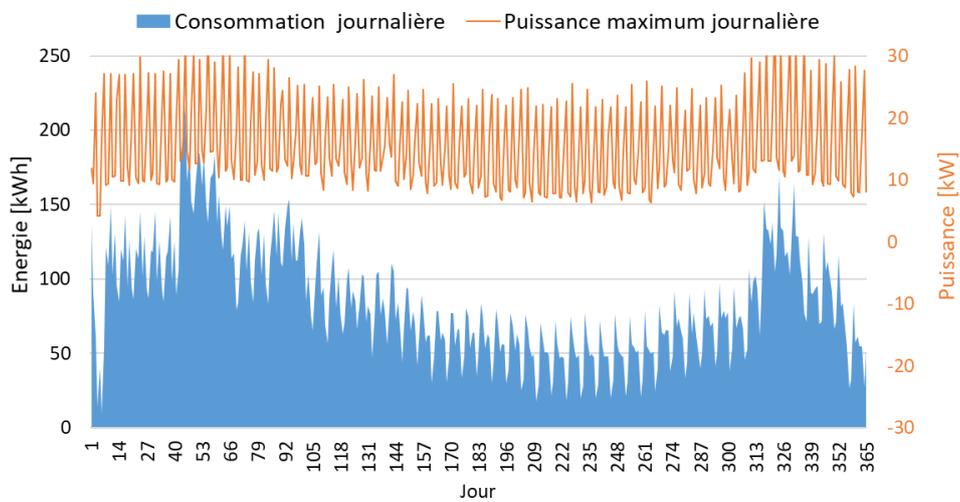


Figure 4-15 : Profil de consommation n°3

3. Résultats

Afin de pouvoir déterminer l'impact des profils de consommation, les cinq stratégies RBC et les quatre méthodes de tarification de l'électricité leur ont été appliquées ; tout en prenant en compte une limitation de la puissance du réseau à 24 kW, et la capacité des batteries à 70 kWh. Les contraintes d'optimisation observées dans les chapitres précédents demeurent aussi respectées.

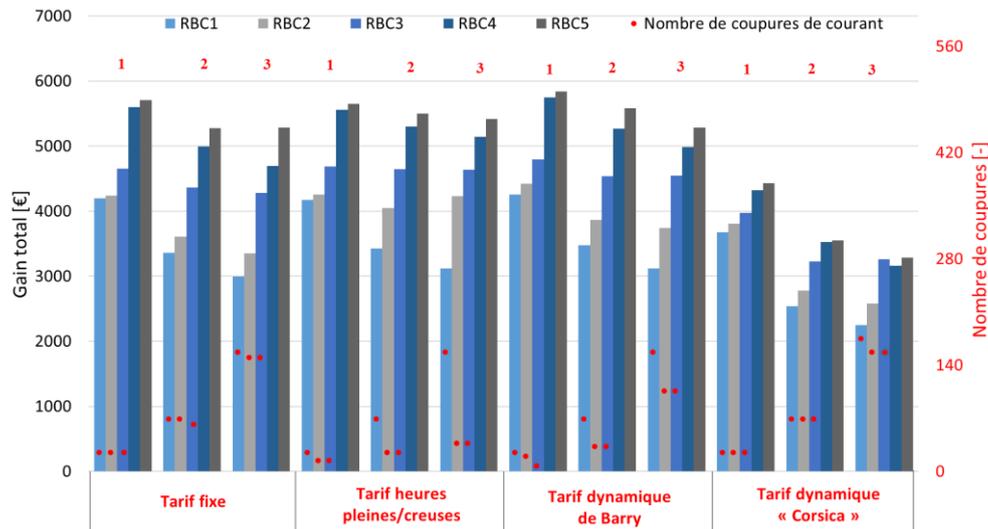


Figure 4-16 : Gain des stratégies et nombre de coupures de courant selon le tarif de l'électricité pour les profils de consommation n°1, 2 et 3

La Figure 4-16 illustre la variation du gain par stratégie et par tarif pour le profil de consommation N°3. Sur cette figure, nous pouvons observer les points suivants :

- Une baisse de l'ensemble des gains par stratégie est observée du profil 1 à 3. Cette baisse est expliquée par l'augmentation de la consommation pendant la nuit quand il n'y a pas de production photovoltaïque ; le micro-réseau est donc obligé dans ce cas d'utiliser l'énergie des batteries ou du réseau pour la recharge des véhicules électriques.
- Pour le tarif « Corsica », le prix d'achat de l'électricité est tellement élevé qu'il est presque toujours plus avantageux d'utiliser l'énergie de la batterie. Avec ce tarif, les stratégies tendent vers la stratégie d'autoconsommation RBC1, cela explique pourquoi les différences entre les stratégies sont plus réduites qu'avec les autres tarifications.
- La différence entre RBC1 et RBC2 s'est accrue du profil 1 à 3. Cette différence s'explique par le fait que l'impact du coût de l'électricité devient plus important parce que des grandes consommations peuvent se produire la nuit, en l'absence de toute production PV ; l'achat de l'énergie sur le réseau devient considérable. Avec la tarification heures creuses/pleines l'écart est encore plus important car, avec cette

tarification, le coût de l'électricité est bas pendant la nuit quand les véhicules électriques se rechargent.

- Aussi, nous pouvons constater que l'écart entre la stratégie RBC2 et RBC3 devient plus important. Pour rappel, RBC3 considère la prévision de la puissance PV. L'une des fonctions principales de la prévision dans nos RBC est de réduire la puissance PV perdue. L'écart entre RBC2 et RBC3 peut être expliqué par le fait que l'utilisation de la prévision de la production est plus importante avec les profils de consommation 2 et 3 que 1. Effectivement, dans le profil de consommation 1, la recharge des véhicules électriques a lieu dans la journée ce qui permet d'absorber une grande partie de la production et donc de réduire la puissance PV perdue dû à la limitation du réseau. Cette recharge se produit la journée et la nuit pour le profil 2 et uniquement la nuit pour le profil 3, donc une partie du PV ne sera pas absorbé par la recharge des véhicules.
- L'écart entre RBC3 et RBC4 est réduit avec le profil de consommation n°3. RBC4, réduisant l'utilisation de la batterie pendant l'hiver pour éviter la puissance manquante, est obligée de satisfaire une grande partie de la consommation avec le réseau, mais le coût de l'électricité est souvent élevé et cela entraîne une baisse de gain. Avec le tarif « Corsica », le gain de la stratégie RBC4 est inférieur à celui de RBC3, car la stratégie RBC3 a davantage de demandes d'énergie non satisfaites et le coût de l'électricité est très élevé. Avec les profils n°1 et n°2 cela n'est pas observé, car une grande partie de la consommation se produit pendant la journée et est donc absorbée par le PV.
- Pour toutes les méthodes de tarifications, des coupures peuvent être notées pour les RBC 1, 2 et 3. Ces coupures augmentent du profil de consommation 1 à 3 en raison de la recharge d'une partie des véhicules électriques pendant la nuit pour le profil 2 et de tous les véhicules pour le profil 3. Ces coupures se limitent toujours aux stratégies RBC 1, 2 et 3.

À travers cette étude, il est possible de conclure que les performances des différentes stratégies dépendent fortement du profil de consommation. À cet effet, nous distinguons deux extrêmes : lorsque le profil de consommation décrit une consommation principalement diurne, la prise en compte de la variation saisonnière de la production à partir de RBC4 permet d'obtenir la plus grande augmentation de gain. Cependant, lorsque la demande d'énergie est principalement nocturne, les plus grands impacts positifs sur le gain sont observés par la prise en compte du coût de l'électricité (RBC2) et de la prévision du PV (RBC3), en fonction du profil de tarification de l'électricité. Pour une consommation mixte, c'est-à-dire diurne et nocturne, les paramètres prédominants vont dépendre du fait qu'elle soit plus élevée durant la nuit ou pendant la journée.

V. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons effectué des simulations en faisant varier différents paramètres du micro-réseau : tarifs d'électricité, limitations des puissances échangées avec le réseau principal, capacité de stockage et le profil de consommation.

Lorsque nous réduisons le contrat d'électricité de 24 kW à 18 kW, nous observons une augmentation du nombre de coupures de courant pour RBC1, RBC2 et RBC3, tandis que RBC4 et RBC5 ne provoquent toujours aucune coupure.

En faisant varier la capacité de la batterie, nous constatons que l'impact de sa diminution dépend de la stratégie utilisée. Pour RBC1, RBC2 et RBC3, le gain augmente lorsque la capacité de la batterie diminue, tandis que pour RBC4 et RBC5, le gain diminue avec la diminution de la capacité de la batterie. Quelle que soit la taille de la batterie, RBC5 l'utilise de manière plus adaptée au micro-réseau, contrairement aux trois premières stratégies. Ainsi, l'utilisation d'une batterie de grande taille peut être désavantageuse si le micro-réseau n'est pas bien optimisé car le coût de la batterie ne sera plus compensé.

En utilisant trois profils de consommation différents pour nos simulations, nous observons des variations dans les gains obtenus par les différentes stratégies. L'importance de certains outils d'optimisation, telle que la prévision de la production PV, varie en fonction du profil de consommation et du tarif de l'électricité. Nous constatons ainsi que, pour un profil de consommation principalement diurne, la prise en compte de la variation saisonnière de la production permet d'obtenir la plus grande augmentation de gain. En revanche, lorsque la demande d'énergie est principalement nocturne, la prise en compte du coût de l'électricité ou celle de la prévision du PV permet cela.

Conclusion Générale

Ces travaux de recherches s'inscrivent dans la thématique des micro-réseaux. Tout d'abord, un état de l'art sur la situation énergétique et les micro-réseaux a permis de contextualiser la problématique liée à l'utilisation croissante des énergies renouvelables en réponse à la crise énergétique mondiale. Cette crise, due à plusieurs causes comme le caractère limité des sources d'énergie fossiles, la reprise économique accélérée de l'après-pandémie et la guerre en Ukraine, affecte la vie de la population mondiale de manière générale. Afin de permettre une meilleure insertion des EnR, le développement de systèmes de gestion de l'énergie pour les micro-réseaux s'avère inéluctable. L'objectif de cette thèse était donc de proposer des stratégies de gestion de l'énergie afin d'optimiser le coût du fonctionnement d'un micro-réseau PV + batterie soumis à une limitation de la puissance du réseau.

Une identification des différentes stratégies de gestion de l'énergie nous a permis de choisir la méthode d'optimisation utilisée pour notre étude de cas. Le choix s'est porté sur des stratégies de contrôle basées sur les règles car ces stratégies ont été largement utilisées pour gérer la répartition des flux en raison de leurs caractéristiques simples, robustes et de leur faible complexité de calcul. Mais peu de ces stratégies ont servi à résoudre des problèmes d'optimisation complexes. La modélisation du système et des flux d'énergie a permis de disposer d'une représentation simplifiée de notre micro-réseau afin de pouvoir travailler sur la répartition des flux d'énergie pour notre optimisation. Sur la base de cette modélisation, trois premières stratégies, de complexité croissante, ont été développées.

La stratégie de contrôle la plus performante des trois premières prend en compte le coût de l'électricité et la prévision de la production. À côté de ces stratégies de gestion, une optimisation par programmation linéaire (LP) a été mise au point et utilisée comme stratégie de référence optimale. Comparées à LP, les stratégies RBC1, RBC2, RBC3 et RBC3r ont atteint des performances relatives respectivement de 78,4 %, 83 %, 89,4 % et 93,2 %. Des écarts non négligeables au niveau du cyclage des batteries ont été notés selon les stratégies. LP est la stratégie (non réalisables pratiquement) qui fait le moins appel au stockage alors que RBC2 y a eu le plus recours. Aussi, avec ces stratégies, nous constatons des manques d'énergie qui correspondent à plus de 130 arrêts du micro-réseau pendant son fonctionnement.

Dans l'optique d'améliorer les stratégies développées, l'effet saisonnier de la production a été considéré dans le cadre du développement de la stratégie RBC4 en considérant 2 sous-stratégies interne en fonction de la saison. Grâce à ce nouvel élément, une performance relative de 96,3 % est atteinte, tandis que le nombre de cycles de la batterie est quasiment

égal à celui du LP. Aucune énergie manquante n'est observée, les flux énergétiques sont gérés de manière à éviter des coupures d'électricité malgré les limitations du réseau. Étant donné que le nombre de cycles de la batterie est très variable d'une stratégie à l'autre induisant une usure plus ou moins rapide du stockage, il y a un intérêt à introduire cette variation au niveau de la performance économique du système. Dans ce cadre, plusieurs modèles de vieillissement de différents degrés de complexité ont été abordés grâce à une étude bibliographique. Le modèle « Ah Throughput » et son amélioration « Depending on DOD », prenant en compte l'amplitude des cycles, ont été retenus pour la prise en compte du vieillissement des batteries dans le cadre de la stratégie RBC5. La prise en compte du vieillissement de la batterie a pour conséquence de rendre son utilisation moins fréquente. L'utilisation de la batterie n'améliore le gain économique du micro-réseau que si les coûts d'installation n'excèdent pas environ 175 €/kWh. Ce seuil correspond aux prix actuels des batteries sur le marché. Au-delà de ce seuil, le stockage conserve cependant un intérêt ; en effet, chercher à augmenter les gains en n'utilisant pas de batteries entraînerait 695 coupures annuelles du micro-réseau.

Afin de tester la robustesse de nos stratégies de gestion, nous avons effectué des simulations en modifiant certaines variables. Ces variables, au nombre de quatre, étaient le tarif d'électricité, la limitation des puissances échangées avec le réseau principal, la capacité de stockage et le profil de consommation. Lorsque la puissance souscrite est réduite de 24 kW à 18 kW, RBC4 et RBC5 permettent d'assurer un fonctionnement du micro-réseau sans coupures, tandis que les autres stratégies enregistrent une augmentation des coupures d'électricité. La variation de la capacité de la batterie a un impact sur les gains pour toutes les stratégies. RBC1, RBC2 et RBC3 connaissent une augmentation des gains, tandis que les stratégies RBC4 et RBC5 enregistrent une diminution des gains. Selon le profil de consommation (profil diurne, profil nocturne et mixte), l'apport de la prévision de la production PV, du coût de l'électricité et de la variation saisonnière de la production est plus ou moins important. Par exemple, prendre en compte la variation saisonnière de la production est plus rentable pour un profil de consommation diurne, tandis que prendre en compte le coût de l'électricité ou la prévision de la production PV est particulièrement avantageux pour les profils de consommation nocturnes.

Cette thèse a souligné l'importance de considérer les caractéristiques des énergies intermittentes, telles que l'énergie photovoltaïque, et de les intégrer dans les stratégies de gestion de l'énergie. Elle a démontré l'impact significatif de la prise en compte de la variation du coût de l'électricité, de la prévision de la production photovoltaïque et du vieillissement des batteries sur les performances globales du micro-réseau, fournissant des informations précieuses pour la prise de décisions en matière d'investissement et d'exploitation.

Le développement de ces stratégies de gestion de l'énergie intermittente dans un micro-réseau photovoltaïque avec stockage constitue ainsi une contribution à l'amélioration de

l'efficacité énergétique et à la viabilité des systèmes d'énergie renouvelable. Les résultats obtenus ouvrent la voie à de nouvelles perspectives pour l'optimisation du fonctionnement des micro-réseaux, favorisant ainsi une transition énergétique plus durable et efficace.

Par ailleurs, les travaux en cours actuellement visent à appliquer ces stratégies sur la plateforme PAGLIA ORBA, permettant ainsi d'optimiser son fonctionnement. Cela offre des perspectives concrètes pour la mise en pratique des stratégies développées sur la plateforme expérimentale R&D PAGLIA ORBA.

La réalisation d'une étude économique globale prenant en compte le coût total d'investissement, le coût d'exploitation et de maintenance sera également nécessaire afin d'estimer le rendement réel d'un tel micro-réseau.

Annexes

Annexe 1 : Caractéristiques techniques des modules

Caractéristiques Électriques		
	E20-327	E19-320
Puissance nominale ¹² (Pnom)	327 W	320 W
Tolérance (module)	+5/-0%	+5/-0%
Rendement moyen (module) ¹³	20,4%	19,8%
Tension à puissance maximale (Vmpp)	54,7 V	54,7 V
Courant à puissance maximale (Impp)	5,98 A	5,86 A
Tension en circuit ouvert (Voc)	64,9 V	64,8 V
Courant de court-circuit (Isc)	6,46 A	6,24 A
Tension maximale du système	1000 V IEC & 600 V UL	
Calibre des fusibles série	20 A	
Coef. Temp. Puissance (Pmpp)	-0,38% / °C	
Coef. Temp. Tension (Voc)	-176,6 mV / °C	
Coef. Temp. Courant (Isc)	3,5 mA / °C	

Annexe 2 : Caractéristiques techniques des batteries

Caractéristiques Générales

PowerSafe OPzV Type	Tension Nominale (V)	Nombre de bornes par élément	Capacité Nominale (Ah)		Dimensions & Poids			Poids kg	Courant de Court-circuit (A)	Resistance Interne (mΩ)
			En 10h à 1.80V/élt à 20°C	En 120h à 1.85V/élt à 25°C	Longueur mm	Largeur mm	Hauteur Hors-tout mm			
4 OPzV 200	2	2	215	296	103	206	403	19.5	2195	0.95
5 OPzV 250	2	2	265	371	124	206	403	23.5	2737	0.76
6 OPzV 300	2	2	320	445	145	206	403	28.0	3175	0.66
5 OPzV 350	2	2	385	538	124	206	520	31.0	3410	0.61
6 OPzV 420	2	2	465	644	145	206	520	36.5	4043	0.51
7 OPzV 490	2	2	540	752	166	206	520	42.0	4607	0.45
6 OPzV 600	2	2	705	968	145	206	695	50.0	3796	0.55
8 OPzV 800	2	4	940	1284	210	191	695	68.0	5200	0.40
10 OPzV 1000	2	4	1170	1608	210	233	695	82.0	6460	0.32
12 OPzV 1200	2	4	1410	1932	210	275	695	97.0	7675	0.27
12 OPzV 1500	2	4	1600	2196	210	275	845	120.0	7510	0.28
16 OPzV 2000	2	6	2110	2940	212	397	820	165.0	10048	0.21
20 OPzV 2500	2	8	2640	3672	212	487	820	200.0	12606	0.17
24 OPzV 3000	2	8	3170	4404	212	576	820	240.0	14964	0.14

Remarques: Les valeurs électriques indiquées dans le tableau correspondent aux performances obtenues pour des éléments pleinement chargés à 25°C. La hauteur indiquée s'entend hors tout avec connexion et cache connexion.

Annexe 3 : Caractéristiques techniques des onduleurs PV réseau

Caractéristiques techniques

Entrée (DC)

Puissance DC max. (pour $\cos \varphi=1$)	17410 W
Tension DC max.	1000 V
Plage de tensions photovoltaïques, MPPT	400 V – 800 V
Tension nominale DC	600 V
Tension DC min. / tension de démarrage	150 V / 188 V
Courant max. par MPPT / par entrée	A : 33 A, B : 11 A / 33 A
Nombre de MPP trackers / Nombre max. d'entrées (parallèle)	2 / A : 5, B : 1

Sortie (AC)

Puissance active AC max. (pour 230 V, 50 Hz)	17000 W
Puissance apparente AC max.	17000 VA
Tension nominale AC ; Plage	3 / N / PE, 230 V / 400 V ; 160 V – 280 V
Fréquence du réseau AC ; plage	50, 60 Hz ; -6 Hz, +5 Hz
Courant de sortie max.	24,6 A
Facteur de puissance réglable ($\cos \varphi$)	0,8 inductif... 0,8 capacitif
Phases d'injection / Phases de raccordement / Power Balancing	3 / 3 /—

Rendement

Rendement max. / Euro-eta	98,1 % / 97,7 %
---------------------------	-----------------

Annexe 4 : Caractéristiques techniques des onduleurs-chargeurs

Données techniques

Type	Sinus Pur
Puissance	7000 W
Puissance max.	8000 W, 30 min / 21000 W 3 sec
Tension	48 VDC - 230 VAC 50Hz
Tension max./min.	34 - 68 VDC, sécurité surtension et sous-tension
Courant max.	Courant de charge 120 A
Stand-by	Oui
Référence globale	9287340
Référence fabricant	XTH 8000-48
Dimensions	230 x 300 x 500 mm
Poids	46 kg

Références Bibliographiques

- [1] G. Kavlak, J. McNerney, J.E. Trancik, Evaluating the causes of cost reduction in photovoltaic modules, *Energy Policy*. 123 (2018) 700–710. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.08.015>.
- [2] Greenhouse Gas Emissions from Energy Data Explorer – Data Tools, IEA. <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/greenhouse-gas-emissions-from-energy-data-explorer> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [3] Report-GER22.pdf, <https://www.connaissancedesenergies.org/sites/default/files/pdf-actualites/Report-GER22.pdf> (consulté le 2 Novembre, 2022).
- [4] BP Statistical Review of World Energy 2022 : les chiffres clés de l'énergie dans le monde *Connaissances des énergies*, (2022). <https://www.connaissancedesenergies.org/bp-statistical-review-world-energy-2022-les-chiffres-cles-de-lenergie-dans-le-monde-220629> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [5] EU's record solar summer helps avoid €29bn in gas imports, Ember. (2022). <https://ember-climate.org/insights/research/record-solar-summer-in-europe-saves-billions-in-gas-imports/> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [6] Renewable Electricity – Analysis, IEA. <https://www.iea.org/reports/renewable-electricity> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [7] Bilan électrique de la France en infographies : que retenir de 2021 ? *Connaissances des énergies*, (2022). <https://www.connaissancedesenergies.org/bilan-electrique-de-la-france-en-infographies-que-retenir-de-2021-220225> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [8] Loi énergie-climat, Ministère Écologie Énergie Territoires. <https://www.ecologie.gouv.fr/loi-energie-climat> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [9] news-37481-etude-france-territoire-solaire.pdf, <https://www.actu-environnement.com/media/pdf/news-37481-etude-france-territoire-solaire.pdf> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [10] Prix du kWh, augmentation... Le prix de l'électricité en questions, EDF ENR. <https://www.edfenr.com/actualites/prix-electricite/> (consulté le 15 Novembre, 2022).
- [11] Délibération de la CRE du 9 mai 2017 portant communication relative à la publication des coûts marginaux prévisionnels de production d'électricité dans les zones non interconnectées aux horizons 2022 et 2032, <https://www.cre.fr/Documents/Deliberations/Communication/production-d-electricite-zni> (consulté le 8 Novembre, 2021).
- [12] Production d'électricité par filière et coûts de production au pas horaire, <https://opendata-corse.edf.fr/explore/dataset/production-delectricite-par-filiere/> (consulté le 9 Septembre, 2022).
- [13] Transition énergétique dans les ZNI, <https://www.cre.fr/Transition-energetique-et-innovation-technologique/soutien-a-la-production/transition-energetique-dans-les-zni> (consulté le 9 Septembre, 2022).
- [14] G. Notton, Importance of islands in renewable energy production and storage: The situation of the French islands, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 47 (2015) 260–269. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.03.053>.

- [15] D.T. Ton, M.A. Smith, The U.S. Department of Energy's Microgrid Initiative, *The Electricity Journal*. 25 (2012) 84–94. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2012.09.013>.
- [16] I. Patrao, E. Figueres, G. Garcerá, R. González-Medina, Microgrid architectures for low voltage distributed generation, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 43 (2015) 415–424. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.11.054>.
- [17] A. Awasthi, V. Karthikeyan, V. Das, S. Rajasekar, A.K. Singh, Energy storage systems in solar-wind hybrid renewable systems, dans : F.M.R. Islam, K.A. Mamun, M.T.O. Amanullah (Eds.), *Smart Energy Grid Design for Island Countries: Challenges and Opportunities*, Springer International Publishing, Cham, 2017: pp. 189–222. https://doi.org/10.1007/978-3-319-50197-0_7.
- [18] N.T. Mbungu, R.C. Bansal, R. Naidoo, V. Miranda, M. Bipath, An optimal energy management system for a commercial building with renewable energy generation under real-time electricity prices, *Sustainable Cities and Society*. 41 (2018) 392–404. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.05.049>.
- [19] T. Khatib, I.A. Ibrahim, A. Mohamed, A review on sizing methodologies of photovoltaic array and storage battery in a standalone photovoltaic system, *Energy Conversion and Management*. 120 (2016) 430–448. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.05.011>.
- [20] A.Z. AL Shaqsi, K. Sopian, A. Al-Hinai, Review of energy storage services, applications, limitations, and benefits, *Energy Reports*. 6 (2020) 288–306. <https://doi.org/10.1016/j.egy.2020.07.028>.
- [21] E. Sortomme, M.A. El-Sharkawi, Optimal power flow for a system of microgrids with controllable loads and battery storage, dans : 2009 IEEE/PES Power Systems Conference and Exposition, 2009: pp. 1–5. <https://doi.org/10.1109/PSCE.2009.4840050>.
- [22] Y. Che, J. Yang, Y. Zhou, Y. Zhao, W. He, J. Wu, Demand response from the control of aggregated inverter air conditioners, *IEEE Access*. 7 (2019) 88163–88173. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2925659>.
- [23] M.A.Z. Alvarez, K. Agbossou, A. Cardenas, S. Kelouwani, L. Boulon, Demand response strategy applied to residential electric water heaters using dynamic programming and K-Means Clustering, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 11 (2020) 524–533. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2019.2897288>.
- [24] F. Sehar, M. Pipattanasomporn, S. Rahman, An energy management model to study energy and peak power savings from PV and storage in demand responsive buildings, *Applied Energy*. 173 (2016) 406–417. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.04.039>.
- [25] L. Mariam, M. Basu, M.F. Conlon, Microgrid: Architecture, policy and future trends, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 64 (2016) 477–489. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.06.037>.
- [26] Z. Zeng, W. Shao, Reconnection of micro-grid from islanded mode to grid-connected mode used sliding Goertzel transform based filter, *IET Renewable Power Generation*. 11 (2017) 1041–1048. <https://doi.org/10.1049/iet-rpg.2016.0932>.
- [27] J. Kaushal, P. Basak, A decision making methodology to assess power quality monitoring index of an AC microgrid using Fuzzy inference systems, *Electric Power Components and Systems*. 47 (2019) 1349–1361. <https://doi.org/10.1080/15325008.2019.1689448>.

- [28] J. Rocabert, G. Azevedo, A. Luna, J. Guerrero, J. Candela, P. Rodriguez, Intelligent connection agent for three-phase grid-connected microgrids, *Power Electronics, IEEE Transactions On*. 26 (2011) 2993–3005. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2011.2116126>.
- [29] H.E.Z. Farag, E.F. El-Saadany, Optimum shunt capacitor placement in multimicrogrid systems with consideration of islanded mode of operation, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 6 (2015) 1435–1446. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2015.2442832>.
- [30] H. Farzin, M. Fotuhi-Firuzabad, M. Moeini-Aghtaie, Stochastic energy management of microgrids during unscheduled islanding period, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 13 (2017) 1079–1087. <https://doi.org/10.1109/TII.2016.2646721>.
- [31] L. Hou, B. Liu, H. Shi, H. Yi, F. Zhuo, New techniques for measuring islanded microgrid impedance characteristics based on current injection, dans : 2014 International Power Electronics Conference (IPEC-Hiroshima 2014 - ECCE ASIA), 2014: pp. 577–581. <https://doi.org/10.1109/IPEC.2014.6869643>.
- [32] Y.-S. Kim, C.-S. Hwang, E.-S. Kim, C. Cho, State of charge-based active power sharing method in a standalone microgrid with high penetration level of renewable energy sources, *Energies*. 9 (2016) 480. <https://doi.org/10.3390/en9070480>.
- [33] J.J. Justo, F. Mwasilu, J. Lee, J.-W. Jung, AC-microgrids versus DC-microgrids with distributed energy resources: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 24 (2013) 387–405. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.067>.
- [34] H.A. Gabbar, Chapter 2 - Smart energy grid infrastructures and interconnected micro energy grids, dans : H.A. Gabbar (Ed.), *Smart Energy Grid Engineering*, Academic Press, 2017: pp. 23–45. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-805343-0.00002-4>.
- [35] E. Planas, J. Andreu, J.I. Gárate, I. Martínez de Alegría, E. Ibarra, AC and DC technology in microgrids: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 43 (2015) 726–749.
- [36] X. Wu, Z. Wang, T. Ding, Z. Li, Hybrid AC/DC microgrid planning with optimal placement of DC feeders, *Energies*. 12 (2019) 1751. <https://doi.org/10.3390/en12091751>.
- [37] C. Ardan, V. Vahidinasab, A. Safdarian, M. Shafie-khah, J.P.S. Catalão, Pave the way for sustainable smart homes: A reliable hybrid AC/DC electricity infrastructure, *Electric Power Systems Research*. 210 (2022) 108128. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2022.108128>.
- [38] R.A. Kaushik, N.M. Pindoriya, A hybrid AC-DC microgrid: Opportunities & key issues in implementation, dans : 2014 International Conference on Green Computing Communication and Electrical Engineering (ICGCCEE), 2014: pp. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICGCCEE.2014.6922391>.
- [39] P. Singh, P. Paliwal, A. Arya, A review on challenges and techniques for secondary control of microgrid, *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.* 561 (2019) 012075. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/561/1/012075>.
- [40] H. Dunham, D. Cutler, S. Mishra, X. Li, Cost-optimal evaluation of centralized and distributed microgrid topologies considering voltage constraints, *Energy for Sustainable Development*. 56 (2020) 88–97. <https://doi.org/10.1016/j.esd.2020.03.002>.
- [41] W. Pinthurat, B. Hredzak, Fully decentralized control strategy for heterogeneous energy storage systems distributed in islanded DC datacentre microgrid, *Energy*. 231 (2021) 120914. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.120914>.

- [42] R. Atia, N. Yamada, Distributed renewable generation and storage system sizing based on smart dispatch of microgrids, *Energies*. 9 (2016) 176. <https://doi.org/10.3390/en9030176>.
- [43] X. Feng, A. Shekhar, F. Yang, R. E. Hebner, P. Bauer, Comparison of hierarchical control and distributed control for microgrid, *Electric Power Components and Systems*. 45 (2017) 1043–1056. <https://doi.org/10.1080/15325008.2017.1318982>.
- [44] T. Dragičević, X. Lu, J.C. Vasquez, J.M. Guerrero, DC microgrids—Part I: A review of control strategies and stabilization techniques, *IEEE Transactions on Power Electronics*. 31 (2016) 4876–4891. <https://doi.org/10.1109/TPEL.2015.2478859>.
- [45] L. Meng, A. Luna, E.R. Díaz, B. Sun, T. Dragicevic, M. Savaghebi, J.C. Vasquez, J.M. Guerrero, M. Graells, F. Andrade, Flexible system integration and advanced hierarchical control architectures in the microgrid research laboratory of aalborg University, *IEEE Transactions on Industry Applications*. 52 (2016) 1736–1749. <https://doi.org/10.1109/TIA.2015.2504472>.
- [46] L. Mariam, M. Basu, M.F. Conlon, A review of existing microgrid architectures, *Journal of Engineering*. 2013 (2013) e937614. <https://doi.org/10.1155/2013/937614>.
- [47] Q. Li, F. Chen, M. Chen, J.M. Guerrero, D. Abbott, Agent-based decentralized control method for islanded microgrids, *IEEE Trans. Smart Grid*. (2015) 1–1. <https://doi.org/10.1109/TSG.2015.2422732>.
- [48] S. Aman, Y. Simmhan, V.K. Prasanna, Improving energy use forecast for campus micro-grids using indirect indicators, dans : 2011 IEEE 11th International Conference on Data Mining Workshops, 2011: pp. 389–397. <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2011.95>.
- [49] J.O. Dada, Towards understanding the benefits and challenges of Smart/Micro-Grid for electricity supply system in Nigeria, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 38 (2014) 1003–1014. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.07.077>.
- [50] F. Bandejas, E. Pinheiro, M. Gomes, P. Coelho, J. Fernandes, Review of the cooperation and operation of microgrid clusters, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 133 (2020) 110311. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110311>.
- [51] R. Lasseter, A. Akhil, C. Marnay, J. Stephens, J. Dagle, R. Guttromsom, A.S. Meliopoulos, R. Yinger, J. Eto, Integration of distributed energy resources. The CERTS Microgrid Concept, Lawrence Berkeley National Lab. (LBNL), Berkeley, CA (United States), 2002. <https://doi.org/10.2172/799644>.
- [52] Advanced architectures and control concepts for more microgrids - MORE MICROGRIDS | MORE MICROGRIDS Project | Fact Sheet | FP6, CORDIS | European Commission. <https://cordis.europa.eu/project/id/19864> (consulté le 8 Juin, 2023).
- [53] R. and M. ltd, Global smart grid technology market (2022-2027) by component, application, geography, competitive analysis, and the impact of Covid-19 with ansoff analysis, <https://www.researchandmarkets.com/reports/5601601/global-smart-grid-technology-market-2022-2027> (consulté 21 Novembre, 2022).
- [54] J.-L. Duchaud, G. Notton, A. Fouilloy, C. Voyant, Wind, solar and battery micro-grid optimal sizing in Tilos Island, *Energy Procedia*. 159 (2019) 22–27. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.12.012>.

- [55] Y. Yaqin, W. Zhongxi, H. Chunming, A Novel implementation of IEC 61970 CIS based on Ice middleware, dans : 2005 IEEE/PES Transmission & Distribution Conference & Exposition: Asia and Pacific, 2005: pp. 1–4. <https://doi.org/10.1109/TDC.2005.1546839>.
- [56] M.F. Zia, E. Elbouchikhi, M. Benbouzid, Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects, *Applied Energy*. 222 (2018) 1033–1055. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.103>.
- [57] J.-L. Duchaud, G. Notton, A. Fouilloy, C. Voyant, Wind, solar and battery micro-grid optimal sizing in Tilos Island, *Energy Procedia*. 159 (2019) 22–27. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.12.012>.
- [58] E.L.V. Eriksson, E. MacA. Gray, Optimization and integration of hybrid renewable energy hydrogen fuel cell energy systems – A critical review, *Applied Energy*. 202 (2017) 348–364. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.03.132>.
- [59] F.D. Kanellos, Optimal power management with GHG emissions limitation in all-electric ship power systems comprising energy storage systems, *IEEE Transactions on Power Systems*. 29 (2014) 330–339. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2013.2280064>.
- [60] S. Sukumar, H. Mokhlis, S. Mekhilef, K. Naidu, M. Karimi, Mix-mode energy management strategy and battery sizing for economic operation of grid-tied microgrid, *Energy*. 118 (2017) 1322–1333. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.11.018>.
- [61] J. Pascual, J. Barricarte, P. Sanchis, L. Marroyo, Energy management strategy for a renewable-based residential microgrid with generation and demand forecasting, *Applied Energy*. 158 (2015) 12–25. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.08.040>.
- [62] M. Tavakoli, F. Shokridehaki, M. Funsho Akorede, M. Marzband, I. Vechiu, E. Pouresmaeil, CVaR-based energy management scheme for optimal resilience and operational cost in commercial building microgrids, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 100 (2018) 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2018.02.022>.
- [63] K. Jalilpoor, S. Nikkiah, M.S. Sepasian, M.G. Aliabadi, Application of precautionary and corrective energy management strategies in improving networked microgrids resilience: A two-stage linear programming, *Electric Power Systems Research*. 204 (2022) 107704. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2021.107704>.
- [64] M.H. Amrollahi, S.M.T. Bathaee, Techno-economic optimization of hybrid photovoltaic/wind generation together with energy storage system in a stand-alone micro-grid subjected to demand response, *Applied Energy*. 202 (2017) 66–77. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.05.116>.
- [65] F.D. Moya, J.L. Torres-Moreno, J.D. Álvarez, Optimal model for energy management strategy in smart building with energy storage systems and electric vehicles, *Energies*. 13 (2020) 3605. <https://doi.org/10.3390/en13143605>.
- [66] V.V.S.N. Murty, A. Kumar, Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources and battery energy storage systems, *Protection and Control of Modern Power Systems*. 7 (2022) 11. <https://doi.org/10.1186/s41601-022-00229-y>.
- [67] A. Hussain, V.-H. Bui, H.-M. Kim, A resilient and privacy-preserving energy management strategy for networked microgrids, *IEEE Transactions on Smart Grid*. 9 (2018) 2127–2139. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2607422>.

- [68] A. SoltaniNejad Farsangi, S. Hadayeghparast, M. Mehdinejad, H. Shayanfar, A novel stochastic energy management of a microgrid with various types of distributed energy resources in presence of demand response programs, *Energy*. 160 (2018) 257–274. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.06.136>.
- [69] T.G. Paul, S.J. Hossain, S. Ghosh, P. Mandal, S. Kamalasadnan, A quadratic programming based optimal power and battery dispatch for grid-connected microgrid, *IEEE Transactions on Industry Applications*. 54 (2018) 1793–1805. <https://doi.org/10.1109/TIA.2017.2782671>.
- [70] R.S. Wibowo, K.R. Firmansyah, N.K. Aryani, A. Soeprijanto, Dynamic economic dispatch of hybrid microgrid with energy storage using quadratic programming, dans : 2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON), 2016: pp. 667–670. <https://doi.org/10.1109/TENCON.2016.7848086>.
- [71] J.-L. Duchaud, G. Notton, C. Darras, C. Voyant, Power ramp-rate control algorithm with optimal State of Charge reference via Dynamic Programming, *Energy*. 149 (2018) 709–717.
- [72] K. Park, W. Lee, D. Won, Optimal energy management of DC microgrid system using dynamic programming, *IFAC-PapersOnLine*. 52 (2019) 194–199. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.08.178>.
- [73] H. Bahlawan, M. Morini, M. Pinelli, P.R. Spina, Dynamic programming based methodology for the optimization of the sizing and operation of hybrid energy plants, *Applied Thermal Engineering*. 160 (2019) 113967. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2019.113967>.
- [74] N. Kazemzadeh, S.M. Ryan, M. Hamzeei, Robust optimization vs. stochastic programming incorporating risk measures for unit commitment with uncertain variable renewable generation, *Energy Syst*. 10 (2019) 517–541. <https://doi.org/10.1007/s12667-017-0265-5>.
- [75] M.-C. Hu, S.-Y. Lu, Y.-H. Chen, Stochastic programming and market equilibrium analysis of microgrids energy management systems, *Energy*. 113 (2016) 662–670. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.07.061>.
- [76] Z. Shi, H. Liang, S. Huang, V. Dinavahi, Distributionally robust chance-constrained energy management for islanded microgrids, *IEEE Transactions on Smart Grid*. 10 (2019) 2234–2244. <https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2792322>.
- [77] N. Bazmohammadi, A. Tahsiri, A. Anvari-Moghaddam, J.M. Guerrero, A hierarchical energy management strategy for interconnected microgrids considering uncertainty, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 109 (2019) 597–608. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.02.033>.
- [78] G. Zhang, Y. Cao, Y. Cao, D. Li, L. Wang, Optimal energy management for microgrids with combined heat and power (CHP) generation, energy storages, and renewable energy sources, *Energies*. 10 (2017) 1288. <https://doi.org/10.3390/en10091288>.
- [79] E.F. Camacho, C.B. Alba, *Model predictive control*, Springer Science & Business Media, 2013.
- [80] I. Prodan, E. Zio, A model predictive control framework for reliable microgrid energy management, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 61 (2014) 399–409. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.03.017>.
- [81] M. Petrollese, L. Valverde, D. Cocco, G. Cau, J. Guerra, Real-time integration of optimal generation scheduling with MPC for the energy management of a renewable hydrogen-based microgrid, *Applied Energy*. 166 (2016) 96–106. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.01.014>.

- [82] G. Bruni, S. Cordiner, V. Mulone, V. Sinisi, F. Spagnolo, Energy management in a domestic microgrid by means of model predictive controllers, *Energy*. 108 (2016) 119–131. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.08.004>.
- [83] E. Duverger, Réseau électrique intelligent pour les nouveaux usages, (n.d.) 236.
- [84] M. Moghimi, D. Leskarac, C. Bennett, J. Lu, S. Stegen, Rule-based energy management system in an experimental microgrid with the presence of time of use tariffs, *MATEC Web of Conferences*. 70 (2016) 10011. <https://doi.org/10.1051/matecconf/20167010011>.
- [85] B. Zou, J. Peng, S. Li, Y. Li, J. Yan, H. Yang, Comparative study of the dynamic programming-based and rule-based operation strategies for grid-connected PV-battery systems of office buildings, *Applied Energy*. 305 (2022) 117875. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117875>.
- [86] X. Pan, R. Khezri, A. Mahmoudi, A. Yazdani, G.M. Shafiullah, energy management systems for grid-connected houses with solar PV and battery by considering flat and Time-of-Use electricity rates, *Energies*. 14 (2021) 5028. <https://doi.org/10.3390/en14165028>.
- [87] A. Lorestani, G.B. Gharehpetian, M.H. Nazari, Optimal sizing and techno-economic analysis of energy- and cost-efficient standalone multi-carrier microgrid, *Energy*. 178 (2019) 751–764. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.04.152>.
- [88] S. Bandyopadhyay, G.R.C. Mouli, Z. Qin, L.R. Elizondo, P. Bauer, Techno-economical model based optimal sizing of PV-battery systems for microgrids, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 11 (2020) 1657–1668. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2019.2936129>.
- [89] S.H.C. Cherukuri, B. Saravanan, G. Arunkumar, A rule-based approach for improvement of autonomous operation of hybrid microgrids, *Electr Eng*. 102 (2020) 989–1004. <https://doi.org/10.1007/s00202-020-00928-5>.
- [90] M. Shakeri, M. Shayestegan, H. Abunima, S.M.S. Reza, M. Akhtaruzzaman, A.R.M. Alamoud, K. Sopian, N. Amin, An intelligent system architecture in home energy management systems (HEMS) for efficient demand response in smart grid, *Energy and Buildings*. 138 (2017) 154–164. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.12.026>.
- [91] C. Wang, Y. Liu, X. Li, L. Guo, L. Qiao, H. Lu, Energy management system for stand-alone diesel-wind-biomass microgrid with energy storage system, *Energy*. 97 (2016) 90–104. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.12.099>.
- [92] M. Elsied, A. Oukaour, T. Youssef, H. Gualous, O. Mohammed, An advanced real time energy management system for microgrids, *Energy*. 114 (2016) 742–752. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.08.048>.
- [93] S. Chalise, J. Sternhagen, T.M. Hansen, R. Tonkoski, Energy management of remote microgrids considering battery lifetime, *The Electricity Journal*. 29 (2016) 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2016.07.003>.
- [94] A. Askarzadeh, A memory-based genetic algorithm for optimization of power generation in a microgrid, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 9 (2018) 1081–1089. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2017.2765483>.
- [95] H. Li, A.T. Eseye, J. Zhang, D. Zheng, Optimal energy management for industrial microgrids with high-penetration renewables, *Protection and Control of Modern Power Systems*. 2 (2017) 12. <https://doi.org/10.1186/s41601-017-0040-6>.

- [96] M. Abedini, M.H. Moradi, S.M. Hosseinian, Optimal management of microgrids including renewable energy sources using GPSO-GM algorithm, *Renewable Energy*. 90 (2016) 430–439. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.01.014>.
- [97] D. Arcos-Aviles, J. Pascual, F. Guinjoan, L. Marroyo, P. Sanchis, M.P. Marietta, Low complexity energy management strategy for grid profile smoothing of a residential grid-connected microgrid using generation and demand forecasting, *Applied Energy*. 205 (2017) 69–84. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.07.123>.
- [98] T. Wang, X. He, T. Deng, Neural networks for power management optimal strategy in hybrid microgrid, *Neural Comput & Applic*. 31 (2019) 2635–2647. <https://doi.org/10.1007/s00521-017-3219-x>.
- [99] M.E. Gamez Urias, E.N. Sanchez, L.J. Ricalde, Electrical microgrid optimization via a new recurrent neural network, *IEEE Systems Journal*. 9 (2015) 945–953. <https://doi.org/10.1109/JSYST.2014.2305494>.
- [100] RETRACTED ARTICLE: Multi-objective energy management in microgrids with hybrid energy sources and battery energy storage systems | SpringerLink, <https://link.springer.com/article/10.1186/s41601-019-0147-z> (consulté le 2 Août, 2022).
- [101] Optimal energy management for industrial microgrids with high-penetration renewables | SpringerLink, <https://link.springer.com/article/10.1186/s41601-017-0040-6> (consulté le 3 Août, 2022).
- [102] Y. Zhu, Y. Chen, G. Tian, H. Wu, Q. Chen, A four-step method to design an energy management strategy for hybrid vehicles, dans : *Proceedings of the 2004 American Control Conference, 2004*: pp. 156–161 vol.1. <https://doi.org/10.23919/ACC.2004.1383596>.
- [103] M. Restrepo, C.A. Cañizares, J.W. Simpson-Porco, P. Su, J. Taruc, Optimization- and rule-based energy management systems at the canadian renewable energy laboratory microgrid facility, *Applied Energy*. 290 (2021) 116760. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116760>.
- [104] D.M. Lopez-Santiago, E. Caicedo Bravo, G. Jiménez-Estévez, F. Valencia, P. Mendoza-Araya, L.G. Marín, A novel rule-based computational strategy for a fast and reliable energy management in isolated microgrids, *International Journal of Energy Research*. 46 (2022) 4362–4379. <https://doi.org/10.1002/er.7433>.
- [105] Najac, J, Wind and photovoltaic production forecasting in EDF, In'Tech Seminar, INRIA,. (2012).
- [106] M. Diagne, M. David, P. Lauret, J. Boland, N. Schmutz, Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 27 (2013) 65–76. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.06.042>.
- [107] G. Notton, C. Voyant, Chapter 3 - Forecasting of intermittent solar energy resource, dans : I. Yahyaoui (Ed.), *Advances in Renewable Energies and Power Technologies*, Elsevier, 2018: pp. 77–114. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-812959-3.00003-4>.
- [108] D. Heinemann, E. Lorenz, M. Girodo, Solar irradiance forecasting for the management of solar energy systems', *International Solar Energy Conference*. 2006 (2006).
- [109] P. Lauret, C. Voyant, T. Soubdhan, M. David, P. Poggi, A benchmarking of machine learning techniques for solar radiation forecasting in an insular context, *Solar Energy*. 112 (2015) 446–457. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2014.12.014>.

- [110] C. Voyant, G. Notton, S. Kalogirou, M.-L. Nivet, C. Paoli, F. Motte, A. Fouilloy, Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review, *Renewable Energy*. 105 (2017) 569–582.
- [111] O.E. Alani, H. Ghennioui, A. Ghennioui, Y.-M. Saint-Drenan, P. Blanc, N. Hanrieder, F.-E. Dahr, A visual support of standard procedures for solar radiation quality control, *International Journal of Renewable Energy Development*. 10 (2021) 401–414. <https://doi.org/10.14710/ijred.2021.34806>.
- [112] R.W. Mueller, K.F. Dagestad, P. Ineichen, M. Schroedter-Homscheidt, S. Cros, D. Dumortier, R. Kuhlemann, J.A. Olseth, G. Piernavieja, C. Reise, L. Wald, D. Heinemann, Rethinking satellite-based solar irradiance modelling: The SOLIS clear-sky module, *Remote Sensing of Environment*. 91 (2004) 160–174. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.02.009>.
- [113] P. Ineichen, A broadband simplified version of the Solis clear sky model, *Solar Energy*. 82 (2008) 758–762. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2008.02.009>.
- [114] T.S. Wiens, B.C. Dale, M.S. Boyce, G.P. Kershaw, Three way k-fold cross-validation of resource selection functions, *Ecological Modelling*. 212 (2008) 244–255. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2007.10.005>.
- [115] D.L. Evans, Simplified method for predicting photovoltaic array output, *Solar Energy*. 27 (1981) 555–560. [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(81\)90051-7](https://doi.org/10.1016/0038-092X(81)90051-7).
- [116] Batterie OPzV 2V la plus vendue Tranquillité d’esprit pour l’alimentation en veille, (2023). <https://microtexindia.com/fr/produits-piles/opzv-battery/> (consulté le 22 Mars, 2023).
- [117] Electricity storage and renewables: Costs and markets to 2030, /Publications/2017/Oct/Electricity-Storage-and-Renewables-Costs-and-Markets. <https://www.irena.org/publications/2017/Oct/Electricity-storage-and-renewables-costs-and-markets> (consulté le 24 Mars, 2022).
- [118] O. Erdinc, B. Vural, M. Uzunoglu, A dynamic lithium-ion battery model considering the effects of temperature and capacity fading, 2009. <https://doi.org/10.1109/ICCEP.2009.5212025>.
- [119] G. Sarre, P. Blanchard, M. Broussely, Aging of lithium-ion batteries, *Journal of Power Sources*. 127 (2004) 65–71. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2003.09.008>.
- [120] A. Townsend, R. Gouws, A comparative review of lead-acid, lithium-ion and ultra-capacitor technologies and their degradation mechanisms, *Energies*. 15 (2022) 4930. <https://doi.org/10.3390/en15134930>.
- [121] R. Li, W. Li, A. Singh, D. Ren, Z. Hou, M. Ouyang, Effect of external pressure and internal stress on battery performance and lifespan, *Energy Storage Materials*. 52 (2022) 395–429. <https://doi.org/10.1016/j.ensm.2022.07.034>.
- [122] J.P. Meyers, R.C. de Guzman, S.W. Swogger, C. McCarrell, J. McPherson, J. Guan, M.J. Jungman, A.M. (O’Mahony) Celoria, N. Sugumaran, P. Everill, Discrete carbon nanotubes promote resistance to corrosion in lead-acid batteries by altering the grid-active material interface, *Journal of Energy Storage*. 32 (2020) 101983. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101983>.
- [123] G.J. May, A. Davidson, B. Monahov, Lead batteries for utility energy storage: A review, *Journal of Energy Storage*. 15 (2018) 145–157. <https://doi.org/10.1016/j.est.2017.11.008>.

- [124] D.U. Sauer, H. Wenzl, Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example, *Journal of Power Sources*. 176 (2008) 534–546. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2007.08.057>.
- [125] M. Einhorn, F.V. Conte, C. Kral, J. Fleig, R. Permann, Parameterization of an electrical battery model for dynamic system simulation in electric vehicles, 2010. <https://doi.org/10.1109/VPPC.2010.5729127>.
- [126] M. Naumann, C.N. Truong, M. Schimpe, D. Kucevic, A. Jossen, H.C. Hesse, SimSES: Software for techno-economic simulation of stationary energy storage systems, dans : *International ETG Congress 2017*, 2017: pp. 1–6.
- [127] V. Kumtepli, Y. Zhao, M. Naumann, A. Tripathi, Y. Wang, A. Jossen, H. Hesse, Design and analysis of an aging-aware energy management system for islanded grids using mixed-integer quadratic programming, *International Journal of Energy Research*. 43 (2019) 4127–4147. <https://doi.org/10.1002/er.4512>.
- [128] Economic evaluation of operation strategies for battery systems in football stadiums: A Norwegian case study, *Journal of Energy Storage*. 34 (2021) 102190. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.102190>.
- [129] S. Pelletier, O. Jabali, G. Laporte, M. Veneroni, Battery degradation and behaviour for electric vehicles: Review and numerical analyses of several models, *Transportation Research Part B: Methodological*. 103 (2017) 158–187. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.01.020>.
- [130] S. Wang, D. Guo, X. Han, L. Lu, K. Sun, W. Li, D.U. Sauer, M. Ouyang, Impact of battery degradation models on energy management of a grid-connected DC microgrid, *Energy*. 207 (2020) 118228. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118228>.
- [131] B. Multon, J. Aubry, P. Haessig, H. Ben Ahmed, Systèmes de stockage d'énergie électrique, *Ressources énergétiques et stockage*. (2013). <https://doi.org/10.51257/a-v1-be8100>.
- [132] C. Bordin, H.O. Anuta, A. Crossland, I.L. Gutierrez, C.J. Dent, D. Vigo, A linear programming approach for battery degradation analysis and optimization in offgrid power systems with solar energy integration, *Renewable Energy*. 101 (2017) 417–430. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.08.066>.
- [133] Y. Guo, S. Sheng, N. Anglani, B. Lehman, Optimal power management for grid-connected microgrid considering modelling of different electricity cost and battery degradation cost, dans : *2019 20th Workshop on Control and Modeling for Power Electronics (COMPEL)*, 2019: pp. 1–7. <https://doi.org/10.1109/COMPEL.2019.8769640>.
- [134] B. Babaiahgari, M.H. Ullah, J.-D. Park, Coordinated control and dynamic optimization in DC microgrid systems, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 113 (2019) 832–841. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.05.076>.
- [135] D. Tran, A.M. Khambadkone, Energy management for lifetime extension of energy storage system in micro-Grid applications, *IEEE Transactions on Smart Grid*. 4 (2013) 1289–1296. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2272835>.
- [136] D. Rakhmatov, S. Vrudhula, D.A. Wallach, Battery lifetime prediction for energy-aware computing, (n.d.).

- [137] Y. Qin, H. Hua, J. Cao, Stochastic optimal control scheme for battery lifetime extension in islanded microgrid via a novel modeling approach, *IEEE Transactions on Smart Grid*. 10 (2019) 4467–4475. <https://doi.org/10.1109/TSG.2018.2861221>.
- [138] S. Drouilhet, B.L. Johnson, Battery life prediction method for hybrid power applications; National Renewable Energy Lab. (NREL), Golden, CO (United States), 1997. <https://doi.org/10.2514/6.1997-948>.
- [139] S. Chalise, J. Sternhagen, T.M. Hansen, R. Tonkoski, Energy management of remote microgrids considering battery lifetime, *The Electricity Journal*. 29 (2016) 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2016.07.003>.
- [140] S. Grolleau, A. Delaille, H. Gualous, Predicting lithium-ion battery degradation for efficient design and management, *World Electric Vehicle Journal*. 6 (2013) 549–554. <https://doi.org/10.3390/wevj6030549>.
- [141] Y. Li, K. Liu, A.M. Foley, A. Zülke, M. Bercebar, E. Nanini-Maury, J. Van Mierlo, H.E. Hoster, Data-driven health estimation and lifetime prediction of lithium-ion batteries: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 113 (2019) 109254. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.109254>.
- [142] C. Liu, Y. Wang, Z. Chen, Degradation model and cycle life prediction for lithium-ion battery used in hybrid energy storage system, *Energy*. 166 (2019) 796–806. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.10.131>.
- [143] S. Pelletier, O. Jabali, G. Laporte, M. Veneroni, Battery degradation and behaviour for electric vehicles: Review and numerical analyses of several models, *Transportation Research Part B: Methodological*. 103 (2017) 158–187. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.01.020>.
- [144] H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, J. Manwell, U. Abdulwahid, I. Baring-Gould, Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries, (2005).
- [145] P. Haessig, H. BEN AHMED, B. Multon, Energy storage control with aging limitation, dans : *PowerTech 2015, IEEE, Eindhoven, Netherlands, 2015*. <https://doi.org/10.1109/PTC.2015.7232683>.
- [146] J. Faraji, A. Abazari, M. Babaei, S.M. Muyeen, M. Benbouzid, Day-ahead optimization of prosumer considering battery depreciation and weather prediction for renewable energy sources, *Applied Sciences*. 10 (2020) 2774. <https://doi.org/10.3390/app10082774>.
- [147] S.B. Peterson, J. Apt, J.F. Whitacre, Lithium-ion battery cell degradation resulting from realistic vehicle and vehicle-to-grid utilization, *Journal of Power Sources*. 195 (2010) 2385–2392. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2009.10.010>.
- [148] S. Watanabe, M. Kinoshita, T. Hosokawa, K. Morigaki, K. Nakura, Capacity fade of $\text{LiAl}_y\text{Ni}_{1-x-y}\text{Co}_x\text{O}_2$ cathode for lithium-ion batteries during accelerated calendar and cycle life tests (surface analysis of $\text{LiAl}_y\text{Ni}_{1-x-y}\text{Co}_x\text{O}_2$ cathode after cycle tests in restricted depth of discharge ranges), *Journal of Power Sources*. 258 (2014) 210–217. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.02.018>.
- [149] S. Najem Clarke, D.W. Goodpasture, R.M. Bennett, J.H. Deatherage, E.G. Burdette, Effect of cycle-counting methods on effective stress range and number of stress cycles for fatigue-prone details, *Transportation Research Record*. 1740 (2000) 49–60. <https://doi.org/10.3141/1740-07>.

- [150] S.D. Downing, D.F. Socie, Simple rainflow counting algorithms, *International Journal of Fatigue*. 4 (1982) 31–40. [https://doi.org/10.1016/0142-1123\(82\)90018-4](https://doi.org/10.1016/0142-1123(82)90018-4).
- [151] T. Dragičević, H. Pandžić, D. Škrlec, I. Kuzle, J.M. Guerrero, D.S. Kirschen, Capacity optimization of renewable energy sources and battery storage in an autonomous telecommunication facility, *IEEE Transactions on Sustainable Energy*. 5 (2014) 1367–1378. <https://doi.org/10.1109/TSTE.2014.2316480>.
- [152] M. Musallam, C.M. Johnson, An efficient implementation of the rainflow counting algorithm for life consumption estimation, *IEEE Transactions on Reliability*. 61 (2012) 978–986. <https://doi.org/10.1109/TR.2012.2221040>.
- [153] Y. Shi, B. Xu, Y. Tan, D. Kirschen, B. Zhang, Optimal battery control under cycle aging mechanisms in pay for performance settings, *IEEE Transactions on Automatic Control*. 64 (2019) 2324–2339. <https://doi.org/10.1109/TAC.2018.2867507>.
- [154] V. Muenzel, J. de Hoog, M. Brazil, A. Vishwanath, S. Kalyanaraman, A multi-factor battery cycle life prediction methodology for optimal battery management, 2015. <https://doi.org/10.1145/2768510.2768532>.
- [155] B. Xu, A. Oudalov, A. Ulbig, G. Andersson, D.S. Kirschen, Modeling of lithium-ion battery degradation for cell life assessment, *IEEE Transactions on Smart Grid*. 9 (2018) 1131–1140. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2578950>.
- [156] J. Vishnupriyan, P.S. Manoharan, Demand side management approach to rural electrification of different climate zones in Indian state of Tamil Nadu, *Energy*. 138 (2017) 799–815. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2017.07.140>.
- [157] J. Vishnupriyan, P.S. Manoharan, Prospects of hybrid photovoltaic–diesel standalone system for six different climate locations in Indian state of Tamil Nadu, *Journal of Cleaner Production*. 185 (2018) 309–321. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.03.061>.
- [158] Y. Li, B.L. Ng, M. Trayer, L. Liu, Automated residential demand response: algorithmic implications of pricing models, *IEEE Transactions on Smart Grid*. 3 (2012) 1712–1721. <https://doi.org/10.1109/TSG.2012.2218262>.
- [159] J.H. Yoon, R. Baldick, A. Novoselac, Dynamic demand response controller based on real-time retail price for residential buildings, *IEEE Transactions on Smart Grid*. 5 (2014) 121–129. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2264970>.
- [160] X. Li, J. Wen, A. Malkawi, An operation optimization and decision framework for a building cluster with distributed energy systems, *Applied Energy*. 178 (2016) 98–109. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.06.030>.
- [161] E. Dütschke, A.-G. Paetz, Dynamic electricity pricing—Which programs do consumers prefer?, *Energy Policy*. 59 (2013) 226–234. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2013.03.025>.
- [162] J. Zethmayr, D. Kolata, The costs and benefits of real-time pricing: An empirical investigation into consumer bills using hourly energy data and prices, *The Electricity Journal*. 31 (2018) 50–57. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2018.02.006>.
- [163] X. Fang, Q. Hu, F. Li, B. Wang, Y. Li, Coupon-based demand response considering wind power uncertainty: a strategic bidding model for load serving entities, *IEEE Transactions on Power Systems*. 31 (2016) 1025–1037. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2015.2431271>.

- [164] K. Herter, S. Wayland, Residential response to critical-peak pricing of electricity: California evidence, *Energy*. 35 (2010) 1561–1567. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.07.022>.
- [165] C. Wang, K. Zhou, S. Yang, A review of residential tiered electricity pricing in China, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 79 (2017) 533–543. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.097>.
- [166] H. Youn, H.J. Jin, The effects of progressive pricing on household electricity use, *Journal of Policy Modeling*. 38 (2016) 1078–1088. <https://doi.org/10.1016/j.jpolmod.2016.06.001>.
- [167] A. Shewale, A. Mokhade, N. Funde, N.D. Bokde, An overview of demand response in smart grid and optimization techniques for efficient residential appliance scheduling problem, *Energies*. 13 (2020) 4266. <https://doi.org/10.3390/en13164266>.
- [168] M. Zheng, C.J. Meinrenken, K.S. Lackner, Smart households: Dispatch strategies and economic analysis of distributed energy storage for residential peak shaving, *Applied Energy*. 147 (2015) 246–257. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.02.039>.
- [169] S. Zhao, X. Zhao, C. Farnell, H.A. Mantooth, J. Umuhoza, Y. Zhang, A daily optimization method for a PV-Battery microgrid considering the battery lifetime and Time-of-Use pricing, dans : 2019 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2019: pp. 3243–3250. <https://doi.org/10.1109/APEC.2019.8722088>.
- [170] B. Bahmani-Firouzi, R. Azizipanah-Abarghooee, Optimal sizing of battery energy storage for micro-grid operation management using a new improved bat algorithm, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 56 (2014) 42–54. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2013.10.019>.
- [171] D. Zhang, N. Shah, L.G. Papageorgiou, Efficient energy consumption and operation management in a smart building with microgrid, *Energy Conversion and Management*. 74 (2013) 209–222. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.04.038>.
- [172] M.A. Hossain, H.R. Pota, S. Squartini, F. Zaman, J.M. Guerrero, Energy scheduling of community microgrid with battery cost using particle swarm optimisation, *Applied Energy*. 254 (2019) 113723. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113723>.
- [173] M. Khalid, R.P. Aguilera, A.V. Savkin, V.G. Agelidis, On maximizing profit of wind-battery supported power station based on wind power and energy price forecasting, *Applied Energy*. 211 (2018) 764–773. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.11.061>.
- [174] S. Zhang, Y. Tang, Optimal schedule of grid-connected residential PV generation systems with battery storages under time-of-use and step tariffs, *Journal of Energy Storage*. 23 (2019) 175–182. <https://doi.org/10.1016/j.est.2019.01.030>.
- [175] L. Zhou, Y. Zhang, X. Lin, C. Li, Z. Cai, P. Yang, Optimal sizing of PV and BESS for a smart household considering different price mechanisms, *IEEE Access*. 6 (2018) 41050–41059. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2845900>.
- [176] A. Bhattacharjee, H. Samanta, A. Ghosh, T.K. Mallick, S. Sengupta, H. Saha, Optimized integration of hybrid renewable sources with Long-Life battery energy storage in microgrids for peak power shaving and demand side management under different tariff scenario, *Energy Technology*. 9 (2021) 2100199. <https://doi.org/10.1002/ente.202100199>.

- [177] M.A. Hossain, R.K. Chakraborty, M.J. Ryan, H.R. Pota, Energy management of community energy storage in grid-connected microgrid under uncertain real-time prices, *Sustainable Cities and Society*. 66 (2021) 102658. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2020.102658>.
- [178] Tarif EDF 2021 : le prix de l'électricité et son évolution, Kelwatt.fr. (2020). <https://www.kelwatt.fr/fournisseurs/edf/prix/tarifs-2021> (consulté le 26 Avril, 2022).
- [179] Bienvenue chez Barry, <https://barry.energy/fr> (consulté le 26 Avril, 2022).
- [180] Home - Publications Office of the EU, <https://op.europa.eu/en/home> (consulté le 11 Mai, 2023).
- [181] Rapport sur la contribution au service public de l'électricité (CSPE) : mécanisme, historique et prospective, <https://www.cre.fr/Documents/Publications/Rapports-thematiques/Rapport-sur-la-CSPE-mecanisme-historique-et-prospective> (consulté le 11 Mai, 2023).
- [182] G. Notton, J.L. Duchaud, M.L. Nivet, C. Voyant, K. Chalvatzis, A. Fouilloy, The electrical energy situation of French islands and focus on the Corsican situation, *Renewable Energy*. 135 (2019) 1157–1165. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.12.090>.
- [183] Home — Open Data EDF Corse, <https://opendata-corse.edf.fr/pages/home0/> (consulté le 11 Mai, 2023).
- [184] Arrêté du 9 mai 2017 fixant les conditions d'achat de l'électricité produite par les installations implantées sur bâtiment utilisant l'énergie solaire photovoltaïque, d'une puissance crête installée inférieure ou égale à 100 kilowatts telles que visées au 3° de l'article D. 314-15 du code de l'énergie et situées en métropole continentale - Légifrance, <https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000034631446> (consulté le 16 Mai, 2023).
- [185] Arrêté du 4 mai 2017 fixant les conditions d'achat de l'électricité produite par les installations implantées sur bâtiment utilisant l'énergie solaire photovoltaïque, d'une puissance crête installée inférieure ou égale à 100 kilowatts telles que visées au 3° de l'article D. 314-15 du code de l'énergie et situées en Corse, en Guadeloupe, en Guyane, en Martinique, à Mayotte et à La Réunion - Légifrance, <https://www.legifrance.gouv.fr/loda/id/JORFTEXT000034600911> (consulté le 16 Mai, 2023).
- [186] P. Sharma, M. Kolhe, A. Sharma, Economic performance assessment of building integrated photovoltaic system with battery energy storage under grid constraints, *Renewable Energy*. 145 (2020) 1901–1909. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.07.099>.
- [187] A. Sharma, M.L. Kolhe, Impacts of electricity pricing on techno-economic performance of photovoltaic-battery centered microgrid, *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*. 0 (2021) 1–16. <https://doi.org/10.1080/15567036.2021.1905112>.

Résumé en français

Les micro-réseaux sont considérés comme l'avenir de la production d'énergie et de la distribution dans les réseaux électriques. Beaucoup d'entre eux comportent une production photovoltaïque et un stockage, le plus souvent sous forme de batteries, pour alimenter différentes charges. Cette thèse a pour objectif principal de proposer des stratégies de gestion de l'énergie visant à optimiser les coûts de fonctionnement d'un micro-réseau photovoltaïque avec batterie, tout en respectant des contraintes spécifiques. Ce micro-réseau alimente des logements ainsi que des véhicules électriques.

Pour ce faire, cinq stratégies de gestion de l'énergie basées sur des règles, avec une complexité croissante, ont été développées. Ces stratégies ont été comparées à une stratégie d'optimisation par programmation linéaire en termes de performances énergétiques et économiques. Les résultats obtenus indiquent que la stratégie la plus optimale atteint un niveau de performance proche de la stratégie par programmation linéaire, considérée comme « optimale ». Cependant, certaines limitations ont été observées pour les premières stratégies avec notamment la présence de coupures d'électricité dont nous ne pouvons pas nous satisfaire. Pour améliorer ces stratégies, l'effet saisonnier, particulièrement au niveau de la production solaire, a été pris en compte éliminant ainsi les coupures d'électricité. Selon la stratégie choisie, nous avons également observé que les batteries sont plus au moins sollicitées, il convenait donc de considérer ce vieillissement plus au moins important des batteries au niveau des performances. Des modèles de vieillissement adaptés ont ainsi été mis en œuvre. Les résultats ont montré que la rentabilité des batteries dépend du coût d'installation et qu'elles restent économiquement intéressantes pour des coûts inférieurs à environ 175 €/kWh. La stratégie de contrôle basée sur les règles la plus performante intègre la variation du coût de l'électricité, la prévision de la production photovoltaïque, la variation saisonnière de la production PV et la dégradation de la batterie dans son processus de décision. Cette stratégie améliore le gain financier d'environ 68 % par rapport à la stratégie basée sur les règles la plus simple, proche d'une stratégie d'autoconsommation

Une analyse de l'influence dans les simulations de différents paramètres tels que le tarif d'achat de l'électricité, la capacité de la batterie, les puissances échangées avec le réseau principal et le profil de consommation a été réalisée. Il a été constaté que le modèle de tarification de l'électricité a un effet important sur la répartition des flux d'énergie ainsi que le gain financier. L'influence de la taille de la batterie, de la limitation de la puissance échangeable avec le réseau principal et du profil de consommation dépend fortement de la stratégie utilisée mais aussi du modèle de tarification de l'électricité.

Ce travail met en évidence l'importance d'intégrer les caractéristiques de l'énergie photovoltaïque dans les stratégies de gestion de l'énergie en utilisant différents outils tels que la prévision de la production photovoltaïque. Ces informations sont précieuses pour les décisions d'investissement et d'exploitation.

Mots clés : Micro-réseau ; Gestion de l'énergie ; Contrôle basé sur des règles ; Prévision de la production photovoltaïque ; Vieillissement des batteries ; Tarif de l'électricité ; Profil de consommation.

Résumé en Anglais

Microgrids are considered as the future of energy production and distribution in electrical grid. Many of them incorporate photovoltaic generation and storage, mostly in the form of batteries, to power various loads. The main objective of this thesis is to propose energy management strategies designed to optimize the operating costs of a photovoltaic microgrid with battery while respecting specific constraints. This microgrid powers residential buildings and electric vehicles.

To achieve this, five energy management strategies based on rules, with increasing complexity, were developed. These strategies were compared to an optimization using linear programming in terms of energy and economic performance. The results indicate that the most optimal strategy achieved a performance level close to the linear programming, which is considered "optimal." However, some limitations were observed for the initial strategies, including power cuts, which are not acceptable. To improve these strategies, the seasonal effect, particularly in photovoltaic production, was taken into account, eliminating power cuts. Depending on the chosen strategy, the batteries are more or less stressed, so it was necessary to consider the varying battery aging and its impact on performance. Suitable battery aging models were thus implemented. The results showed that the profitability of batteries depends on their installation cost and they remain economically viable for costs below approximately 175 €/kWh. The most effective rule-based control strategy considers variations in electricity costs, photovoltaic production forecasting, seasonal variation in PV production, and battery degradation in its decision-making process. This strategy improves financial gain by approximately 68 % compared to the simplest rule-based strategy, which is similar to a self-consumption strategy.

An analysis of the influence of different parameters, such as electricity purchase tariffs, battery capacity, power exchanged with the main grid and consumption profiles was conducted through simulations. It was found that the electricity pricing model has a significant effect on energy distribution and financial gain. The influence of battery size, limitation of power exchange with the main grid, and consumption profile strongly depends on the strategy used, as well as the electricity pricing model.

This work highlights the importance of integrating the characteristics of photovoltaic energy into energy management strategies through the use of various tools such as photovoltaic production forecasting. This information is valuable for investment and operational decision-making.

Keywords: Microgrid ; Energy management; Rule-based control; Photovoltaic production forecasting, Battery aging; Electricity tariff; Consumption profile