



**HAL**  
open science

# Modélisation stochastique et optimisation d'un micro réseau autonome

Paulisimone Rasoavonjy

► **To cite this version:**

Paulisimone Rasoavonjy. Modélisation stochastique et optimisation d'un micro réseau autonome. Modélisation et simulation. Université de la Réunion, 2023. Français. NNT : 2023LARE0009 . tel-04719411

**HAL Id: tel-04719411**

**<https://theses.hal.science/tel-04719411v1>**

Submitted on 3 Oct 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.

**UNIVERSITÉ DE LA RÉUNION**

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES, TECHNOLOGIES ET SANTÉ

LABORATOIRE DE PHYSIQUE INGÉNIERIE MATHÉMATIQUE POUR L'ÉNERGIE, L'ENVIRONNEMENT ET LE BÂTIMENT-PIMENT

**THÈSE**

Pour l'obtention du titre de  
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LA RÉUNION  
*Spécialité* : PHYSIQUE DU BÂTIMENT

« MODÉLISATION STOCHASTIQUE ET OPTIMISATION D'UN MICRO-RÉSEAU  
AUTONOME »

Présentée et soutenue publiquement par :

**RASOAVONJY Paulisimone**

Le 15 juin 2023

**Monica SIROUX**, Professeur, INSA de Strasbourg

Rapporteur

**Olivier BODART**, Professeur, Université Jean-Monnet-Saint-Etienne

Rapporteur

**Sylvain DOTTI**, Docteur, Université de La Réunion

Examineur

**Oanh CHAU**, MCF H.D.R., Université de La Réunion

Directeur de thèse

**Tovondahiniriko FANJIRINDRATOVO**, MCF, Université de Toliara

Invité

**Olga RAMIARINJANAHARY**, Professeur, Université de Toliara

Invitée





---

# Avant propos

---

Les travaux de recherche réalisés dans cette thèse ont été valorisés par des publications à comité de lecture :

- P. Rasoavonjy, T. Fanjirindratovo, O. Chau, O. Ramiarinjanahary, et S. Dotti, « Stochastic modeling of the optimal management of an autonomous microgrid », IJSGCE, p. 109-117, 2022, doi : 10.12720/sgce.11.3.109-117.
- P. Rasoavonjy, T. Fanjirindratovo, O. Chau, O. Ramiarinjanahary, et S. Dotti, « Stochastic simulations of the optimal control of a stand alone microgrid at the scale of two houses », in IEEE, 2022 3rd International Conference on Smart Grid and Renewable Energy (SGRE), Doha, Qatar, 2022, p. 1-6. doi : 10.1109/SGRE53517.2022.9774192.
- Un ou deux articles en préparation pour publication dans une revue à comité de lecture

Cette thèse a donné lieu à deux communications orales de la doctorante lors de la 4th International Conference on Smart Grid and Green Energy, 2022, Vietnam et la 3rd International Conference on Smart Grid and Renewable Energy, Mars 2022, Doha Qatar. Ainsi qu'à des communications par poster au sein du laboratoire de recherche PIMENT de l'université de La Réunion. Deux communications orale et poster sont prévues après avoir été acceptées dans la 3rd International Conference on Applied Science and Engineering 2023 et dans la 3rd International Conference on Innovation in Renewable Energy and Power 2023.

La thèse a également donné lieu à des vulgarisations scientifiques réalisées par la doctorante telles que la participation à la fête de la science (animation en classe) et à la nuit européenne de chercheurs (animation : speed searching national), organisée par l'équipe de la médiation scientifique de l'université de La Réunion.

Un total de 284 ECTS a été comptabilisé par l'Université de La Réunion grâce aux travaux réalisés et aux formations suivies par la doctorante.

---

# Remerciements

---

Cette thèse est le résultat d'une coopération entre l'université de La Réunion et l'université de Tuléar. Collaboration entre le laboratoire PIMENT de l'université de La Réunion et le Laboratoire de Physique et de l'Environnement(LPE) de l'université de Tuléar.

Cette thèse a bénéficié le soutien financier sous forme d'une allocation régionale de recherche de la Région Réunion et de l'Union Européenne (Fonds Européens de Développement Régional ou FEDER)

Je tiens à remercier particulièrement :

Mon directeur de thèse, Maître de conférences H.D.R Oanh CHAU de l'Université de La Réunion, mon Co-directeur, Maître de conférences Tovondahiniriko FANJIRINDRATOVO de l'Université de Toliara et mon encadrante, Professeur Olga RAMIARINJANAHARY de l'Université de Toliara, de m'avoir donné l'opportunité de réaliser cette thèse, de m'avoir dirigé, accompagné, soutenu et encouragé. Cette thèse est le fruit de plusieurs années de collaboration avec l'équipe d'encadrement. Ils étaient toujours présents avec bienveillance pendant toutes ces années. Sans l'équipe, rien de tout cela n'aurait pu prendre forme. Je tiens à adresser mes vifs remerciements à l'équipe d'encadrement de la thèse.

L'équipe du projet « Micro-réseau Mafate » particulièrement le chef du projet Didier CALOGINE, sans qui rien de tout cela n'aurait pu prendre forme. Je tiens à lui adresser ma profonde gratitude et mes vifs remerciements. Je tiens également à adresser mes sincères remerciements aux ingénieurs de recherche du projet pour leur aide et partage d'informations avec l'équipe du projet.

Le directeur du laboratoire PIMENT, Maître de conférences H.D.R Mathieu DAVID de l'Université de La Réunion, pour m'avoir accueilli au sein du laboratoire PIMENT et permis de réaliser ma thèse dans des bonnes conditions de travail.

Les membres de mon comité de suivi de thèse, Professeur Philippe LAURET de l'Université de La Réunion et Professeur Christian RAKOTONIRINA de l'Université d'Antananarivo pour leurs remarques constructives et leurs précieux conseils. Je tiens à leur adresser mes sincères remerciements.

Professeur Monica SIROUX de l'Institut National des Sciences Appliquées de l'Université de Strasbourg et Professeur Olivier BODART de l'Institut Camille Jordan et Département des Mathématiques de l'Université Jean Monnet Saint Etienne, pour avoir accepté sans hésitation d'évaluer ce travail de thèse en qualité de rapporteurs. Je témoigne toute ma gratitude au Docteur Sylvain DOTTI du Laboratoire PIMENT de l'Université de La Réunion d'avoir accepté de figurer parmi les membres du jury en qualité d'examineur pour la soutenance de thèse. Je tiens à leur adresser mes remerciements les plus sincères pour le temps précieux qu'ils ont accordé à examiner mon manuscrit de thèse.

Mes amis pour les moments que nous avons partagés, ces moments partagés avec vous ont beaucoup apporté dans ma vie de doctorante. Mes remerciements particuliers à ceux qui ont participé à ce travail de thèse à travers des discussions, des partages, des compétences techniques et à ceux qui m'ont soutenu, conseillé, réconforté. Je tiens à vous adresser mes sincères remerciements.

Ma famille pour leur amour et leur soutien pendant la réalisation de cette thèse. Vous étiez toujours là et vous m'avez apporté beaucoup d'amour et de soutien. Votre encouragement m'a donné la force et la motivation d'avancer. Je n'aurai pu rêver un meilleur confort quand je passe des moments difficiles. Je vous adresse ma profonde gratitude et mes remerciements les plus sincères.

A tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail de thèse.





---

# Table des matières

---

Avant propos.....	4
Remerciements .....	5
CHAPITRE 0.....	18
Introduction.....	18
1. Contexte et problématique.....	19
2. Généralités sur les micro-réseaux.....	26
2.1. Définition .....	26
2.2. Interaction avec le réseau principal.....	28
2.3. Avantages au déploiement du micro-réseau.....	29
2.4. Défis techniques et économiques.....	30
3. Site d'expérimentation .....	30
4. Objectifs de la thèse.....	37
4.1. Objectif principal.....	38
4.2. Objectifs spécifiques.....	38
4.2.1. Problème d'optimisation .....	38
4.2.2. Modélisation des paramètres d'entrée du système.....	39
4.2.3. Propagation des incertitudes dans le modèle, analyse des résultats et prise de décisions.....	39
5. Etat de l'art et apport de la thèse .....	40
6. Structure du manuscrit .....	43
CHAPITRE 1.....	45
Modélisation des services .....	45
1. Services fournisseurs d'énergie .....	46
1.1. Modélisation de la source photovoltaïque.....	47
1.2. Modélisation de la source éolienne.....	49
1.3. L'énergie de la biomasse .....	51
1.4. Modélisation de DG .....	51
2. Modélisation de stockage .....	51
3. Services à l'habitant.....	53

3.1.	Description des quelques besoins et usages dans l'habitation .....	54
3.1.1.	Chauffage et climatisation.....	54
3.1.2.	Ventilation .....	55
3.1.3.	Production d'eau chaude .....	55
3.1.4.	Equipements industriels chauffants et frigorifiques .....	55
3.1.5.	Eclairage.....	56
3.1.6.	Cuisson.....	56
3.1.7.	Equipements électroménagers.....	56
3.1.8.	Micro-informatique domestique .....	56
3.2.	Services temporaires .....	56
CHAPITRE 2 .....		59
Modèle déterministe et formulation mathématique .....		59
1.	Outils mathématiques nécessaires .....	61
1.1.	Programmation mathématique .....	61
1.1.1.	Programmation linéaire.....	61
1.1.2.	Programmation en nombres entiers .....	62
1.1.3.	Programmation en binaire .....	62
1.1.4.	Programmation linéaire en nombre entiers mixtes .....	63
1.2.	Transformation de la condition logique .....	63
1.3.	Linéarisation d'une multiplication d'une variable binaire et d'une variable continue.....	64
2.	Approche déterministe .....	65
2.1.	Modèle déterministe .....	65
2.2.	Limites du modèle déterministe .....	66
2.2.1.	Fluctuations aléatoires du rayonnement solaire.....	66
2.2.2.	Erreurs et incertitudes de mesures .....	67
2.2.2.1.	Erreurs de mesures.....	67
2.2.2.2.	Incertitudes de mesures.....	67
2.2.3.	Pannes techniques imprévisibles .....	68
2.2.4.	Demandes ponctuelles imprévues en énergie à la hausse comme à la baisse .....	69
2.2.5.	Les aléas de changement dans le planning des usagers.....	70
3.	Modèle du ciel clair du rayonnement solaire .....	71
3.1.	Calcul du rayonnement direct sur le plan horizontal .....	71

3.2.	Calcul du rayonnement diffus sur le plan horizontal.....	72
3.3.	Calcul du rayonnement global sur le plan horizontal.....	73
4.	Description de la fonction objective à maximiser ou à minimiser, en précisant les inconnues et les paramètres vérifiant un système d'équations et d'inéquations des contraintes.....	74
4.1.	Modélisation du critère du confort.....	76
4.2.	Modélisation des services.....	77
4.3.	Les contraintes qui régissent le système de stockage.....	80
CHAPITRE 3.....		82
Expérimentations déterministes.....		82
1.	Modélisation et optimisation des services à l'habitant.....	84
1.1.	Services de la maison1.....	84
1.1.1.	Le réfrigérateur ou service1 de la maison1.....	84
1.1.2.	Congélateur ou service2 de la maison1.....	85
1.1.3.	Lampe1 ou service3 et lampe2 ou service4 de la maison1.....	85
1.1.4.	Lampe3 ou service5 de la maison1.....	86
1.1.5.	Lampe 4 ou service 6 de la maison1.....	87
1.1.6.	Lampe 5 ou service 7 de la maison1.....	87
1.1.7.	Ordinateur ou service 8 de la maison1.....	88
1.1.8.	Radio ou service 9 de la maison1.....	89
1.1.9.	Télévision(TV1) ou service 10 de la maison 1.....	89
1.1.10.	Télévision2(TV2) ou service 11 de la maison1.....	90
1.1.11.	Télévision3 ou service 12 de la maison1.....	90
1.1.12.	Chaine Hifi ou service 13 de la maison1.....	91
1.1.13.	Lampe 6 ou service 14 de la maison 1.....	92
1.1.14.	Machine à laver ou service 15 de la maison 1.....	92
1.2.	Services de la maison2.....	93
1.2.1.	Réfrigérateur ou service1 de la maison2.....	93
1.2.2.	Congélateur ou service2 de la maison 2.....	93
1.2.3.	Lampe1 ou service3 de la maison2.....	94
1.2.4.	Lampe2 ou service4 de la maison2.....	94
1.2.5.	Radio3 ou service 5 de la maison2.....	95
1.2.6.	Lampe 4 ou service 6 de la maison2.....	95

1.2.7.	Télévision 5 ou service7 de la maison 2 .....	96
1.2.8.	Lampe 6 ou service 8 de la maison 2 .....	97
1.2.9.	Lampe 7 ou service 9 de la maison 2 .....	97
1.2.10.	Lampe 8 ou service 10 de la maison 2 .....	98
1.2.11.	Lampe 9 ou service 11 de la maison 2 .....	98
1.2.12.	Lampe 10 ou service 12 de la maison2 .....	99
1.2.13.	Machine à laver ou service 13 de la maison 2 .....	99
1.3.	Services de la maison3 .....	100
1.3.1.	Réfrigérateur ou service1 de la maison3 .....	100
1.3.2.	Congélateur ou service 2 de la maison3 .....	101
1.3.3.	Télévision1 ou service3 de la maison3 .....	101
1.3.4.	Lampe2 ou service4 de la maison3 .....	102
1.3.5.	Lampe3 ou service5 de la maison3 .....	102
1.3.6.	Lampe4 ou service6 de la maison3 .....	103
1.3.7.	Lampe5 ou service7 de la maison3 .....	103
1.3.8.	Lampe6 ou service8 de la maison3 .....	104
1.3.9.	Machine à laver ou service9 de la maison3 .....	105
1.3.10.	Lampe8 ou service10 de la maison3 .....	105
1.3.11.	DVD9 ou service11 de la maison3 .....	106
1.3.12.	Ordinateur10 ou service12 de la maison3 .....	106
2.	Optimisation du système micro-réseau .....	107
2.1.	Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison .....	107
2.2.	Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons .....	112
2.3.	Evaluation du confort des usagers pour chaque service .....	112
2.4.	Equilibre optimale du système micro-réseau .....	113
3.	Evaluation de l'expérimentation déterministe .....	114
	CHAPITRE 4 .....	116
	Modèle stochastique et formulation mathématique .....	116
1.	Rappel en probabilités et statistiques .....	119
1.1.	Notion de Variable aléatoire .....	119
1.1.1.	Définition .....	119
1.1.2.	Exemple .....	119

1.1.3.	Variable discrète et variable continue.....	119
1.1.3.1.	Variable discrète.....	120
1.1.3.2.	Variable continue.....	120
1.1.4.	Fonction de répartition.....	120
1.1.5.	Fonction de densité.....	120
1.1.6.	Espérance et moments.....	121
1.2.	Lois continues nécessaires.....	121
1.2.1.	Loi normale.....	121
1.2.2.	Loi lognormale.....	122
2.	Approche stochastique.....	123
2.1.	Modèle stochastique.....	125
2.2.	Propagation des incertitudes.....	126
2.3.	Méthodes non paramétriques d'estimation de fonction de densité de probabilité.....	128
2.3.1.	Méthode par histogramme.....	128
2.3.2.	Méthode par noyau.....	129
2.3.2.1.	Choix du noyau.....	130
2.3.2.2.	Choix du paramètre de lissage.....	130
2.4.	Fonction de répartition empirique.....	130
3.	Modélisation du rayonnement solaire.....	131
3.1.	Modélisation du rayonnement solaire par les méthodes d'estimation non paramétrique de densité de probabilité.....	132
4.	Prise en compte des incertitudes des paramètres de services de consommation.....	140
5.	Description de la fonction objective à maximiser ou à minimiser, en précisant les variables et les paramètres vérifiant un système d'équations et d'inéquations des contraintes.....	149
5.1.	Modélisation du critère du confort.....	151
5.2.	Modélisation des services.....	152
5.3.	Les contraintes qui régissent le système de stockage.....	155
6.	Evaluation des résultats aléatoires.....	158
	CHAPITRE 5.....	161
	Modélisation et simulation stochastique de la gestion optimale d'un micro-réseau autonome à l'échelle d'une maison et de deux maisons.....	161
	Article1.....	163
	Stochastic modeling of the optimal management of an autonomous microgrid.....	163

1. Introduction .....	164
2. Problem statement .....	165
3. Mathematical models .....	165
3.1. Deterministic Approach .....	165
3.2. Stochastic approach .....	167
4. Numerical simulations of stochastic experiment.....	170
5. Conclusion.....	174
Article2 .....	176
Stochastic simulations of the optimal control of a stand alone microgrid at the scale of two houses .....	176
1. Introduction .....	177
2. Problem statement .....	178
3. Mathematical models .....	178
4. Numerical simulations .....	180
5. Conclusion.....	183
CHAPITRE 6.....	185
Expérimentations stochastiques .....	185
1. Prise en compte de la variation du rayonnement solaire sur la modélisation et simulation du système micro-réseau .....	187
1.1. Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison .....	187
1.2. Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons .....	189
1.3. Evaluation du confort de usagers pour chaque maison .....	190
1.4. Equilibre optimale du système micro-réseau .....	191
2. Application avec les données de mesure réelles du rayonnement solaire de chaque mois du site d'expérimentation pour la prise des décisions. ....	192
2.1. Analyse de la distribution de probabilité des résultats de sortie pour le mois de Janvier .....	193
2.1.1. Consommation optimale, l'énergie consommable optimisée et l'état de charge de la batterie. 193	
2.1.2. Tendance sur l'utilisation des appareils électrique pour chaque mois .....	223
2.2. Analyse de la distribution de probabilité des résultats de sortie pour le mois de Juillet.....	223
2.2.1. Consommation optimale, l'énergie consommable optimisée et l'état de charge de la batterie. 223	
2.2.2. Tendance sur l'utilisation des appareils électrique pour chaque mois .....	252

3. Prise en compte de la production intermittente et de la variation de la consommation sur la modélisation et simulation du micro-réseau .....	252
3.1. Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison .....	253
3.2. Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons .....	255
3.3. Evaluation du confort de usagers pour chaque maison .....	256
3.4. Equilibre optimale du système micro-réseau .....	257
4. Evaluation de l'expérimentation stochastique .....	258
CHAPITRE 7 .....	261
Conclusion générale et perspectives.....	261
1. Conclusion générale.....	261
2. Perspectives .....	267
Bibliographie .....	269
Liste des tableaux.....	280
Liste des figures.....	282
Acronymes.....	291





# CHAPITRE 0

---

## Introduction

---

### Sommaire

---

1. Contexte et problématique.....	19
2. Généralités sur les micro-réseaux.....	26
2.1. Définition .....	26
2.2. Interaction avec le réseau principal.....	28
2.3. Avantages au déploiement du micro-réseau.....	29
2.4. Défis techniques et économiques.....	30
3. Site d'expérimentation .....	30
4. Objectifs de la thèse.....	37
4.1. Objectif principal.....	38
4.2. Objectifs spécifiques.....	38
4.2.1. Problème d'optimisation .....	38
4.2.2. Modélisation des paramètres d'entrée du système.....	39
4.2.3. Propagation des incertitudes dans le modèle, analyse des résultats et prise de décisions.....	39
5. Etat de l'art et apport de la thèse .....	40
6. Structure du manuscrit .....	43

---

# 1. Contexte et problématique

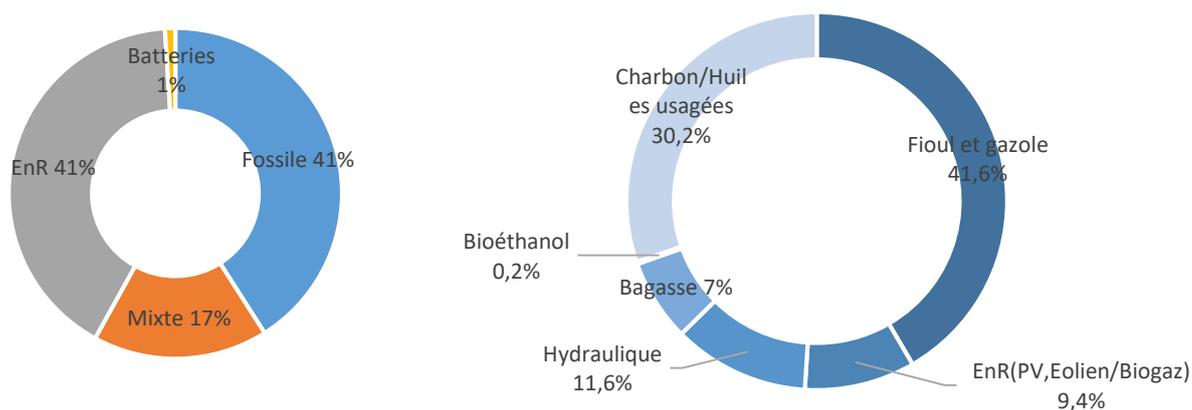
Dans un contexte général, la relation entre l'énergie et le développement durable fait l'objet d'une plus grande attention, étant donné que l'énergie est désormais reconnue comme un facteur essentiel dans la lutte contre la pauvreté. La haute dépendance énergétique des petites îles aux combustibles fossiles importés les rend en effet très vulnérables aux fluctuations des prix internationaux, leur approvisionnement pouvant être suspendu ou restreint en cas de crise. La gestion optimisée de l'énergie électrique et l'utilisation efficace des énergies renouvelables permet de réduire la dépendance énergétique, voire atteindre l'indépendance énergétique, tout en fournissant à la population une énergie propre, disponible et abordable[1].

Face à l'augmentation spectaculaire de la consommation d'énergie électrique dans les îles de l'Océan Indien, de nombreux villages sont soit totalement privés d'électricité, soit dépendent de générateurs diesel pour la production d'électricité. Ainsi la production d'électricité ne cesse de croître pour répondre aux besoins croissants en énergie électrique et pour soutenir les efforts de développements des pays[2]. La production d'électricité basée sur les énergies renouvelables (EnR), déjà présente à travers l'hydroélectricité et plus faiblement à travers l'utilisation du biogaz, a connu un essor particulier au cours des vingt dernières années dans les domaines de l'éolien et du photovoltaïque (PV). Les progrès technologiques, mais aussi l'évolution des réglementations et des politiques de subvention, ont permis à une multitude de producteurs de se lancer dans le raccordement au réseau, dont l'objectif principal est de commercialiser l'électricité issue de parcs éoliens ou photovoltaïques d'une capacité allant de quelques kW à dix MW selon les sites. Pour poursuivre le développement des générateurs d'EnR et favoriser ainsi l'amorce d'une transition énergétique, une gestion "intelligente" des sources de production et de la consommation doit être envisagée[3].

L'île de La Réunion, située à quelques 700km de Madagascar, est une des îles de l'Océan Indien, avec une superficie de 2504 km<sup>2</sup> [4], [5]. L'approvisionnement énergétique de La Réunion se caractérise par l'importation d'énergies primaires et secondaires, la production d'énergies primaires et la variation de stock. En 2021, les données de l'Observatoire Energie Réunion montrent un pourcentage équitable entre les unités de production des énergies fossiles et les unités de production des énergies renouvelables influencées à la hausse par l'augmentation des systèmes photovoltaïques[5]. Les données de l'Observatoire Energie Réunion indiquent que la production énergétique est principalement basée sur des énergies fossiles qui sont en général importées ainsi que de productions mixtes telles que les charbons, les bagasses. En effet, d'une part, l'exploitation des énergies renouvelables disponibles localement est un défi pour diminuer la dépendance énergétique afin d'assurer la sécurité énergétique et d'autre part, La Réunion présente des zones difficiles d'accès non interconnectées au réseau principal d'électricité nécessitant une meilleure stratégie à adopter pour s'approvisionner en électricité. Concrètement, l'utilisation des sources d'énergie renouvelables exploitables in situ reste la meilleure solution trouvée pour une production décentralisée dans les zones non interconnectées au réseau principal d'électricité.

En 2021, le taux de dépendance énergétique de l'île de La Réunion est de 88,2%. Depuis 2000, le taux de dépendance énergétique de l'île augmente progressivement variant entre 84% et 88%. En fin 2021, la puissance installée sur le réseau électrique principal est de 931,8MW avec une puissance photovoltaïque de 223,6MW dont 21,9MW en autoconsommation[5].

En 2021, 17MW d'installations photovoltaïques ont été raccordés au réseau électrique présentant une augmentation de 8,4% du parc photovoltaïque en une année[5].



Figures 0.1 : Répartition des unités de production d'énergie électrique en puissance(a) et répartition de production électrique totale par type d'énergie(b), en 2021 de l'île de La Réunion, source : Bilan Energétique de La Réunion 2021, Observatoire Energie Réunion, 2022 [5]

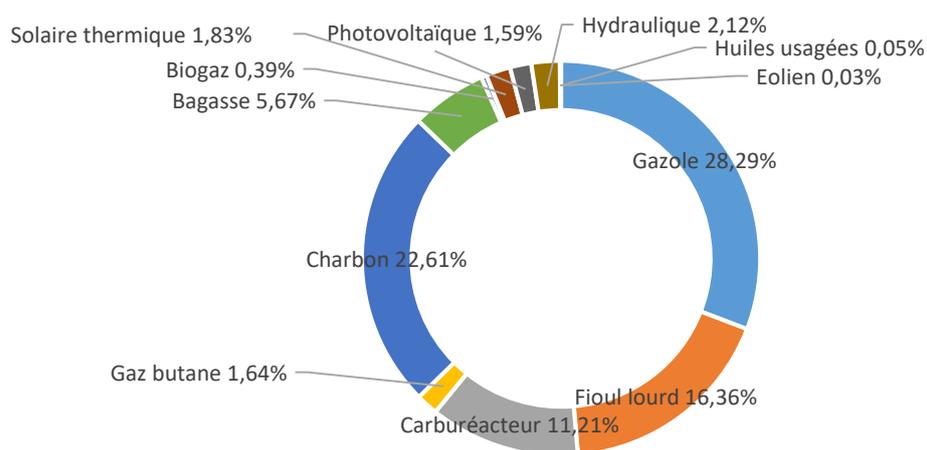


Figure 0.2 : Répartition des consommations d'énergie primaire en 2021 de l'île de La Réunion, Source : Bilan Energétique de La Réunion 2021, Observatoire Energie Réunion, 2022 [5]

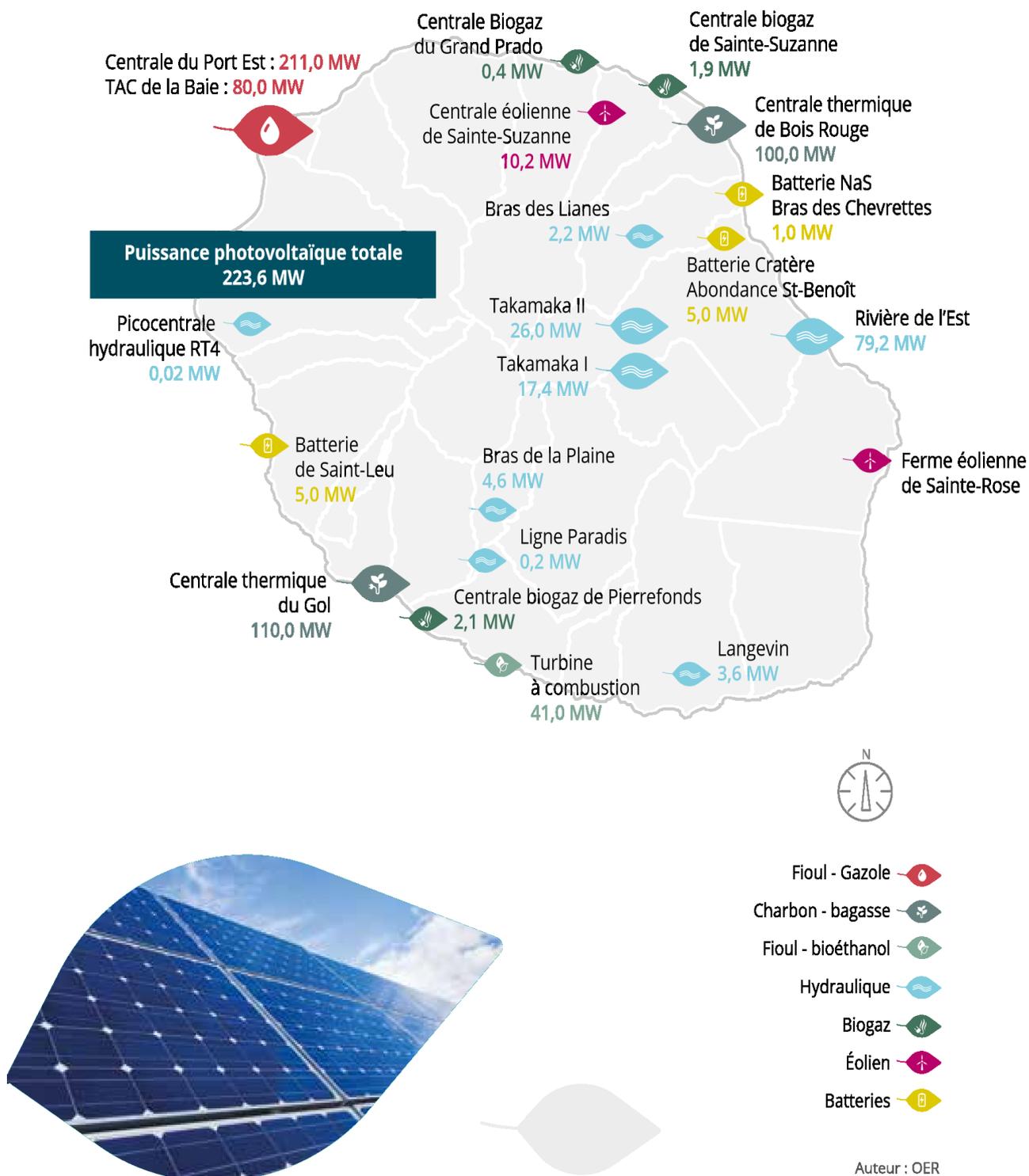


Figure 0.3 : Puissance installée sur le réseau électrique principal au 31 décembre 2021 de l'île de la Réunion, Source : Bilan Énergétique de La Réunion 2021, Observatoire Énergie Réunion, 2022 [5].

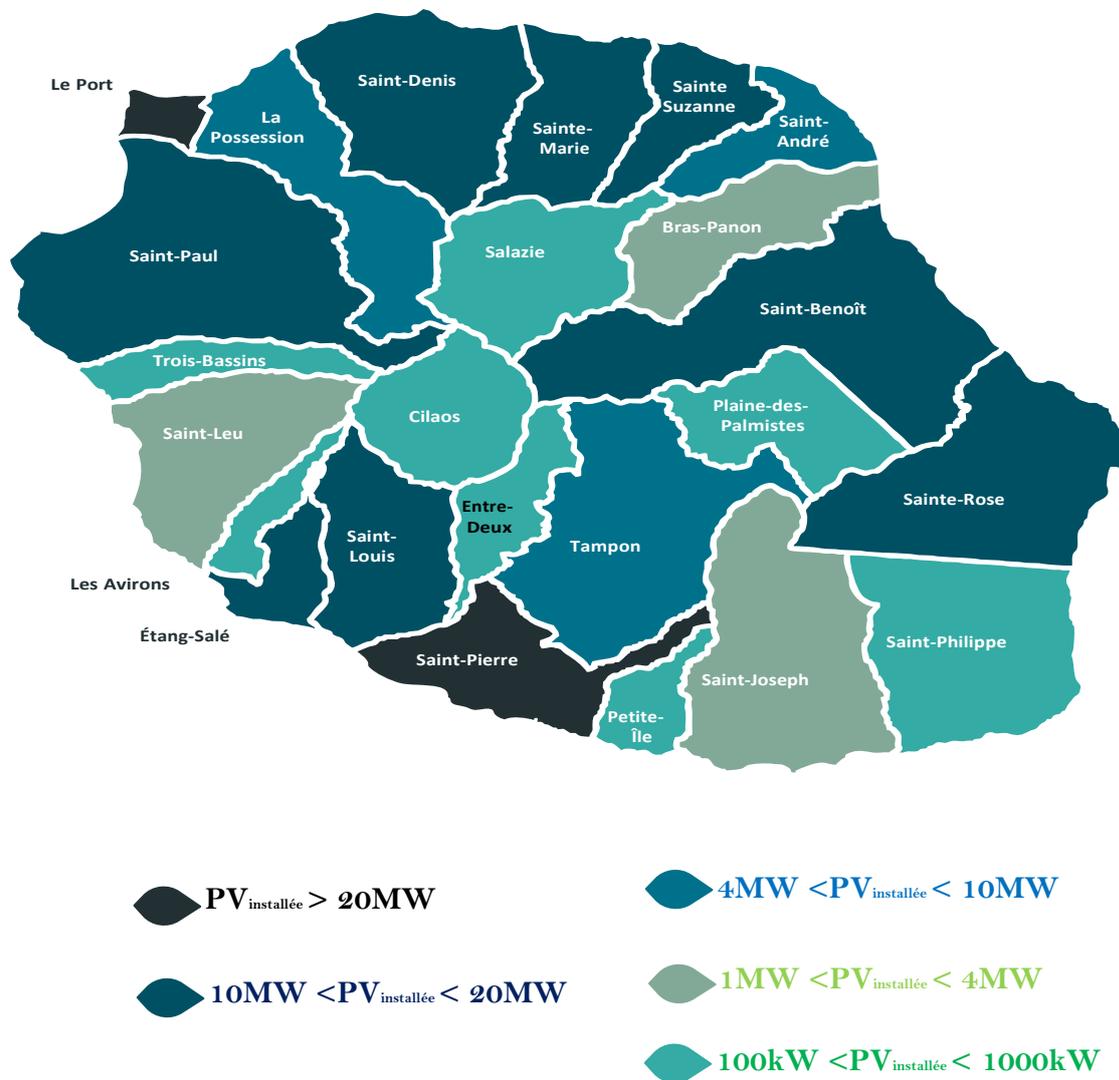


Figure 0.4 : Puissance contractuelle de panneaux photovoltaïques fin 2021 sur l'île de La Réunion, Source : Bilan Energétique de La Réunion 2021, Observatoire Energie Réunion, 2022 [5].

Catégorisé parmi les zones non interconnectées(ZNI) de la France, l'île de La Réunion est caractérisée par ces trois cirques remarquables définissant sa géographie, l'un des trois cirques de l'île, le cirque de Mafate, confronté à un environnement physique enclavé et montagnard, ne bénéficie pas du réseau électrique principal de l'île c'est-à-dire l'EDF (Electricité de France). Sa situation géographique est exceptionnelle, le rendant difficilement accessible, seules plusieurs heures de marche à pied permettent de se rendre à la route la plus proche.

Cependant les Mafatais connaissent le rare privilège de résider dans le cœur d'un parc national, classé patrimoine mondial de l'Unesco depuis 2010[6].

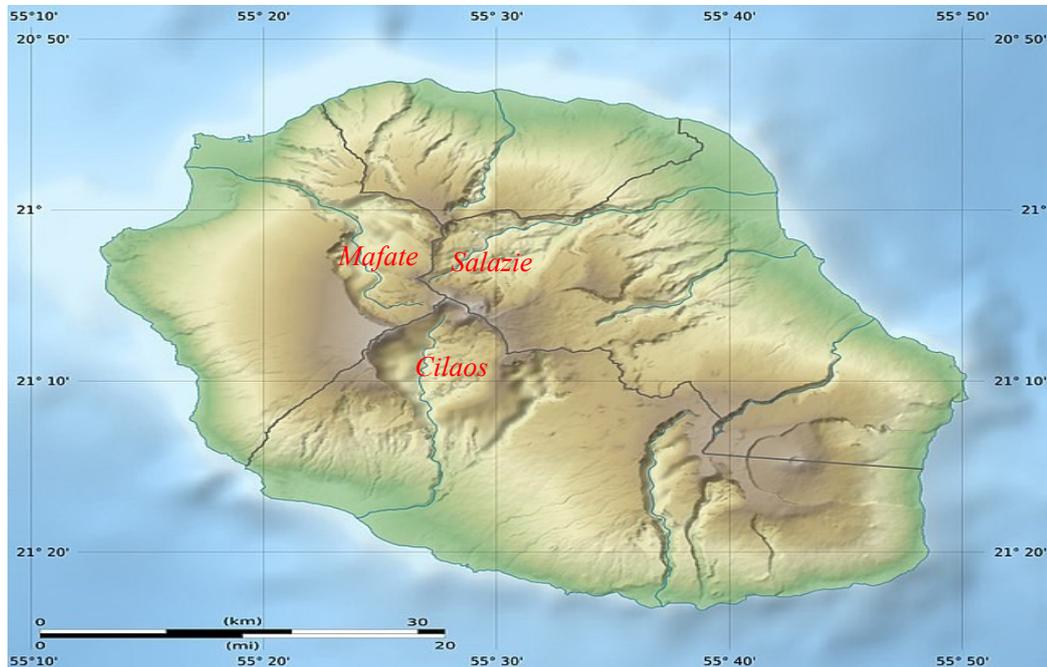


Figure 0.5 : Carte de l'île de La Réunion présentant les trois cirques de l'île dont le cirque de Mafate, Source :Wikipédia [7]

Dans les villages isolés non interconnectés au réseau principal d'électricité, les habitants doivent faire face à des coûts d'électricité élevés, supérieurs au coût de l'électricité provenant du réseau principal si l'on ne prend en compte que les coûts de transport et de livraison du carburant[8]. Pour surmonter tous ces problèmes, la production décentralisée pour la consommation locale d'énergie électrique est une alternative de plus en plus convoitée dans les sites non interconnectés au réseau principal d'électricité. Actuellement, des systèmes de production de grande échelle ont été développés pour produire de l'énergie à partir de ressources renouvelables. Les technologies modernes ont permis d'exploiter les énergies renouvelables afin de satisfaire la hausse persistante de la demande en énergie et contribuer à la réduction des gaz à effet de serre[9]. Cette stratégie est basée sur la décentralisation de la production en exploitant les sources d'énergie renouvelables locales dans le but de répondre localement aux besoins de consommation électrique. Les initiatives sont l'intégration des EnR (Energie Renouvelables) et l'application de la MDE (Maîtrise de la Demande en Energie)[10]. Cependant, dû au caractère intermittent des Energies Renouvelables, l'utilisation efficace de ces dernières nécessite une gestion optimale de la consommation électrique. Ces sources de production doivent être couplées à des systèmes de stockage afin de rendre flexible la gestion du système électrique et de participer à l'équilibre global entre la production et la consommation. En effet, le recours à la

génération distribuée d'électricité permet de répondre de façon adaptée aux besoins locaux et de soutenir le réseau électrique principal[2].

Une gestion intelligente des sources de production et de consommation est ciblée. Ce concept est généralement connu sous le nom de « Smart Grid »[3]. Le principe de Smart Grid est de raccorder à un réseau de distribution électrique principal une multitude de micro-réseaux de petites tailles indépendants pouvant assurer l'équilibre global entre la production et la consommation [3]. Le terme « microgrid» est ainsi apparu, qui peut également signifier « micro-réseau »[3]. Plus précisément, les micro-réseaux fonctionnent indépendamment du réseau principal, c'est-à-dire qu'il peut à la fois fonctionner en étant connecté au réseau de distribution principal d'électricité ou en mode îloté[11]. En général, un micro-réseau est un ensemble d'un ou plusieurs générateurs, de système de stockage d'énergie, des charges et des éléments de contrôle[11].

Le terme "réseau" est habituellement utilisé pour désigner un système électrique capable de gérer l'une ou l'ensemble des quatre opérations suivantes : production d'énergie, transport d'énergie, distribution d'énergie et contrôle de l'énergie. Un réseau intelligent (smart grid, SG), également appelé réseau électrique intelligent, est une amélioration du réseau électrique datant du 20e siècle. En effet, les réseaux électriques traditionnels sont généralement utilisés pour transporter l'énergie de quelques générateurs centraux vers un grand nombre de personnes. Le SG, quant à lui, utilise des flux bidirectionnels d'électricité et d'informations pour créer un réseau automatisé et distribué avancé[12], [13].

L'idée derrière le « réseau intelligent » (Smart Grid) est de déporter une partie de ces mécanismes de contrôle vers les agents consommateurs, en intégrant leurs modestes infrastructures dans le processus de stabilisation du réseau, et également en modifiant les comportements des consommateurs[12]. Le micro réseau électrique est un élément clé de la modernisation des réseaux électriques. Il fait office de réseau décentralisé, plus proche des lieux de consommateurs d'énergies et donc moins énergivore concernant les pertes lors du transport[14]. Le développement de microgrids dans les zones rurales permet d'électrifier de façon plus durable les villages situés loin des réseaux de distribution avec des énergies de source renouvelable[8]. Les microgrids permettent également d'alimenter en électricité les zones temporairement coupées du réseau pour cause d'intempéries [8].

Face aux exigences environnementales, l'utilisation des sources d'énergies fossiles, telles que le pétrole ou le charbon, qui ont une répercussion directe sur l'évolution du taux de  $CO_2$ , reste un problème à résoudre[14]. Le micro-réseau contribue à l'atténuation des gaz à effet de serre car il exploite les sources d'énergie renouvelables, il fait donc partie des solutions efficaces pour réduire le taux de  $CO_2$ [14]. Notons que, parfois le micro-réseau utilise en parallèle des sources d'énergie conventionnelles et renouvelables comme production. Cependant, ce sont les énergies renouvelables qui occupent la majeure partie de la source de production du système en général, ce qui est promettant pour la réduction de l'utilisation de carbones fossiles comme carburant[14].

Au cœur de l'île de la Réunion se trouve un exemple concret d'une zone isolée pour expérimenter un micro-réseau. Mafate est un site isolé non connecté au réseau principal d'électricité particulièrement propices aux énergies décentralisées. Le cirque de Mafate, en tant que

territoire isolé, ne peut être raccordé au réseau électrique de la région. Pour pouvoir s'alimenter en électricité, le recours à un générateur diesel était jusqu'à présent incontournable pour les habitants. Il fallait donc contourner le problème et utiliser ce que nous offre la nature en matière d'énergie renouvelable, notamment l'énergie solaire. Sur le cirque, environ 330 bâtiments sont équipés déjà des panneaux photovoltaïques dont beaucoup sont âgés, datant des années 1990. Pour atteindre l'autonomie énergétique, le syndicat intercommunal de l'électricité de la Réunion ou le SIDELEC a implanté des micro-réseaux à Mafate. En effet, la solution la plus efficace a été l'installation des micro-réseaux permettant d'alimenter tous les usagers raccordés entre eux et alimentés par une centrale électrique commune. Effectivement, l'installation d'un micro-réseau 100% solaire opérationnel, est le projet le plus innovant des opérations d'électrification du site difficilement raccordable au réseau électrique principal de l'île de La Réunion depuis 2017.

C'est dans cette optique que l'intermittence de la production solaire doit être prise en compte pour la bonne gestion de la consommation électrique du système micro-réseau. Il est crucial de bien comprendre les problématiques liées à la nature intermittente des énergies renouvelables. Il est nécessaire de cibler l'optimisation et la planification de la production et de la demande. En effet, les questions c'est de savoir quelle quantité produire et avec quelles unités de production ? et surtout comment va-t-on gérer le trop plein d'électricité en heure creuse et le déficit en heure pleine ? Il est nécessaire de développer un modèle qui minimise les pertes en énergie en cherchant l'équilibre optimale du système. Il est nécessaire d'optimiser le système de stockage en gardant le confort des usagers à un bon niveau. Il s'agit de minimiser les pertes en énergie et maximiser l'énergie entrant au système de stockage, tout en satisfaisant la demande des consommateurs et les contraintes dues à la régulation et à la physique du système, tout cela, en tenant compte de l'intermittence de la production et de la variation de la demande. Cette approche doit en effet être robuste aux aléas, si la prédiction solaire est pessimiste, si la demande en énergie augmente soudainement ou si un problème technique survient, le système doit pouvoir faire face[8]. Une des stratégies trouvées est de viser l'autoconsommation pendant trois jours voire même plus si les prévisions solaires sont pessimistes, une partie de l'énergie est alors réservée au niveau de la batterie pour les jours suivants.

C'est dans cette optique que nous voulons nous expérimenter sur l'un des micro-réseaux du cirque de Mafate de l'île de La Réunion. Cette thèse est ciblée pour analyser et résoudre les problèmes de la gestion de l'énergie dans trois habitations d'une zone montagneuse isolée. Les trois maisons concernées sont sur le site de Roche Plate du Cirque de Mafate, de l'île de La Réunion. Le laboratoire PIMENT[15] a développé un modèle à variables mixtes (MILP) dont la première approche fut de linéariser un modèle non linéaire définissant le mode d'utilisation des appareils électriques pour un îlot de maisons. Ce modèle permet de minimiser la consommation électrique d'un îlot de maisons en faisant varier les créneaux d'utilisations des différents appareils électriques. Dans cette thèse, basée sur ce modèle MILP, l'objectif est de trouver l'équilibre optimale d'un micro-réseau afin de minimiser les pertes en énergie, optimiser le système de stockage sans dégrader le confort des usagers. Le modèle développé est un modèle déterministe. Pour tenir compte des incertitudes liées à la production intermittente et des modifications de dernières minutes d'utilisations des appareils électriques par les usagers, un modèle stochastique doit être proposé, ce qui fait l'objet cette thèse.

## 2. Généralités sur les micro-réseaux

### 2.1. Définition

Comme définit précédemment, un micro-réseau est un système électrique composé d'un ou plusieurs générateurs, de système de stockage d'énergie, des charges, de moyens de réglage, de système d'informations et de système de contrôle. Les générateurs sont généralement composés de sources d'énergie renouvelables et de sources d'énergie conventionnelles[11] [16]. Avec ces technologies, un micro-réseau électrique peut fonctionner en étant connecté au réseau principal d'électricité ou bien en îlotage, en mode isolé c'est-à-dire qu'il peut fonctionner indépendamment du réseau principal d'électricité. En effet, un micro-réseau peut bien se déconnecter du réseau principal d'électricité pour s'iloter[17].

Généralement, les micro-réseaux avaient été développés afin de répondre aux besoins en énergie des régions difficiles d'accès, non interconnecté au réseau principal d'électricité, ou bien sur les sites stratégiques comme les hôpitaux, bases militaires, etc... Actuellement, Ils sont aussi installés pour seconder le réseau principal d'électricité, en jouant un rôle d'appui du réseau électrique principal. Vu que les micro-réseaux intègrent des sources d'énergie renouvelables, ils contribuent à l'atténuation des gaz à effet de serre et apportent une énergie plus écologique leur donnant un plus aux enjeux climatiques du 21<sup>ème</sup> siècle[11], [16].

Les panneaux solaires et les éoliennes sont les énergies renouvelables les plus utilisées, cela n'empêche l'intégration des autres sources renouvelables existant dans la région, telles que la géothermie, exploitant la chaleur du sous-sol. La biomasse, quant à elle, permet de produire de l'électricité et de la chaleur par cogénération grâce à la combustion des déchets ménagers, agricoles et autres[11].

L'intégration de stockage d'énergie ou des batteries dans le micro-réseau est cruciale parce que non seulement il absorbe le surplus d'énergie du réseau, afin de conserver un bon équilibre entre production et consommation, mais encore il permet de stocker de l'énergie pour soutenir la production dans le cas où la demande en énergie augmente ou que la production diminue due aux conditions environnementales[11] [18].

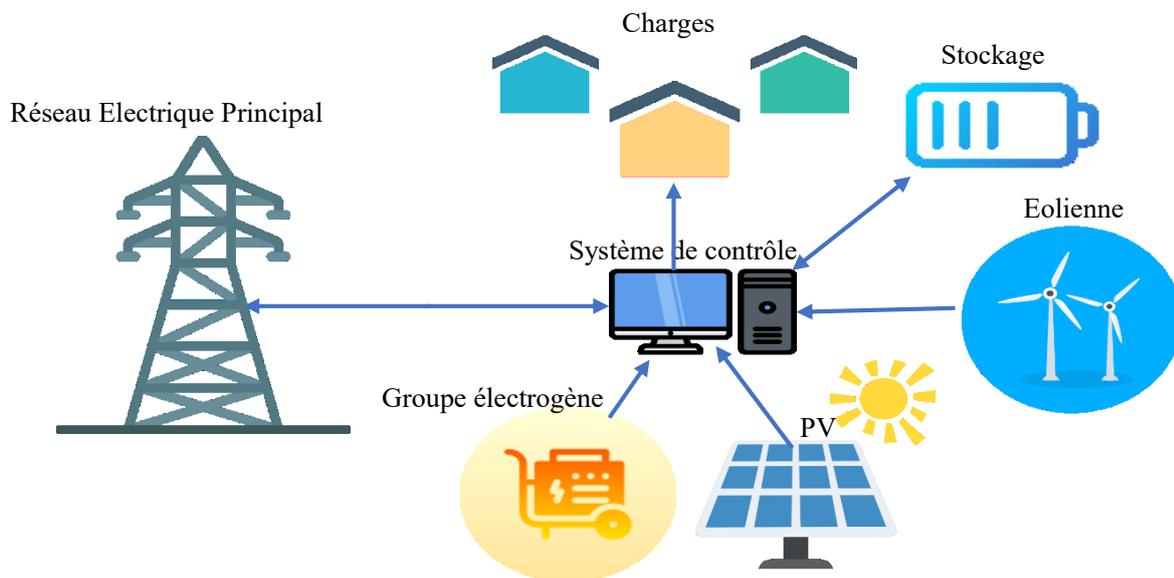


Figure 0.6. Structure d'un micro-réseau électrique connecté au réseau principal d'électricité <sup>1</sup>

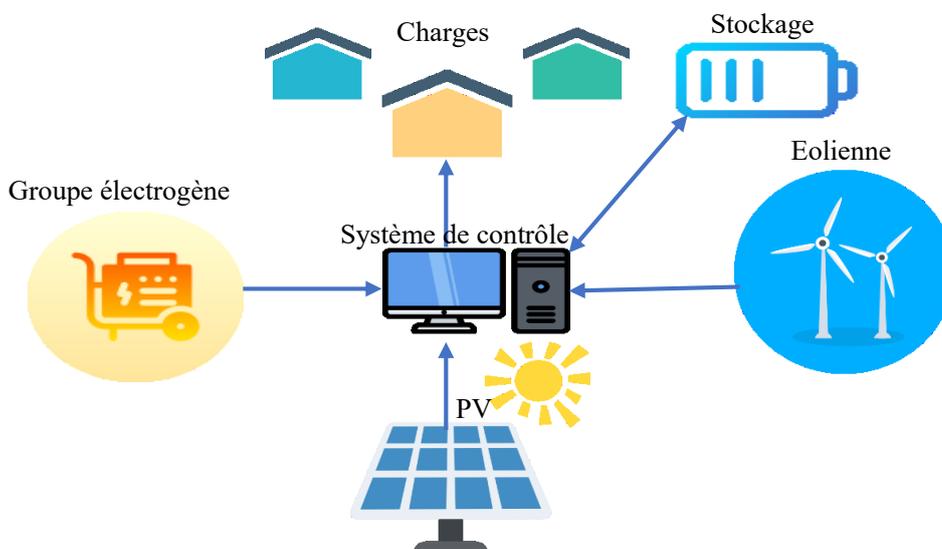


Figure 0.7. Structure d'un micro-réseau électrique en îlotage <sup>2</sup>

<sup>1</sup> « Image : Flaticon.com ». Cette figure a été conçue en utilisant les ressources de Flaticon.com

<sup>2</sup> « Image : Flaticon.com ». Cette figure a été conçue en utilisant les ressources de Flaticon.com

## 2.2. Interaction avec le réseau principal

Quand on parle de microgrid, une des questions importantes qui viendrait est : quelles sont les différences entre le réseau principal (main grid) et le micro-réseau (microgrid) ?

Le réseau principal, qu'on appelle aussi : « bulk grid », « main grid », « macrogrid » est le système de puissance à grande échelle, dominant depuis des siècles. Ce système produit de l'énergie et distribue ceci aux utilisateurs finaux par les réseaux de transport[11]. En bref, c'est un assemblage complexe des équipements et des circuits pour générer, transporter, transformer, et distribuer l'énergie électrique. Le micro-réseau implique une installation rapide due à l'effet que son système de puissance est à petite échelle. Il permet une meilleure intégration des énergies renouvelables et le flux de puissance est bidirectionnel[11].

Avant l'intégration des premiers micro-réseaux, le réseau reliant la production d'électricité aux consommateurs suit un chemin très linéaire et unidirectionnel comme montré par la figure 0.8. Les postes électriques servent à mesurer l'activité électrique et de réguler la tension du réseau. L'électricité est alors distribuée aux consommateurs.

Compte tenu du type de charge à alimenter (industrie, résidence) et de la zone géographique à couvrir (quartier, ville), les micro-réseaux ont des puissances de production variées. En général, les micro-réseaux se connectent au réseau principal par l'intermédiaire des postes électriques avant la distribution de l'électricité pour échanger de l'énergie comme montré sur la figure 0.9.

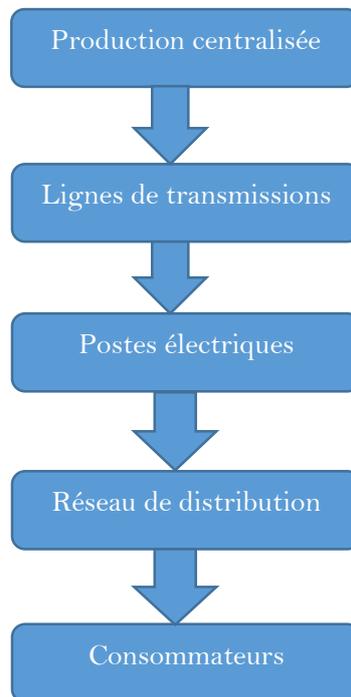


Figure 0.8. Schématisation du réseau principal,  
Source : A.M. Imokrane, 2015 [14]

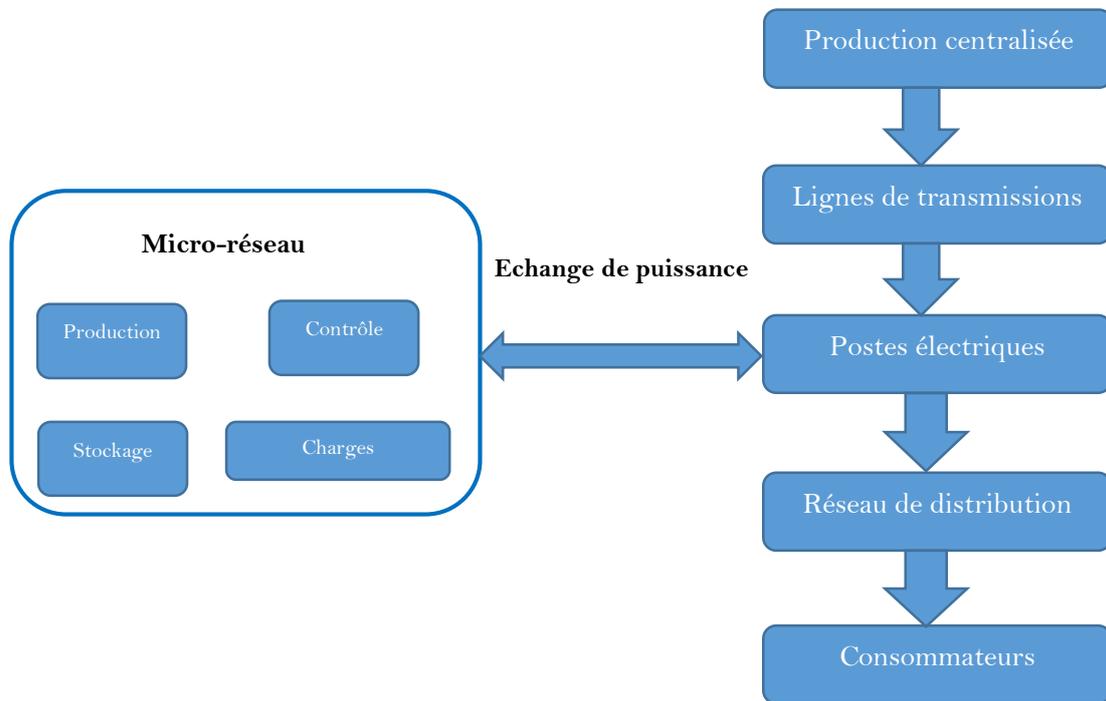


Figure 0.9. Schématisation d'interconnexion du réseau principal avec un micro réseau

Source : A.M. Imokrane, 2015 [14]

## 2.3. Avantages au déploiement du micro-réseau

L'intégration des micro-réseaux dans le système électrique présente plusieurs avantages. L'installation des micro-réseaux permet de remédier les difficultés en approvisionnement d'énergie électrique pour les villages isolés, éloignés ou même difficilement accessibles. Dans le micro-réseau, une gestion optimisée des moyens de production décentralisée peut se faire. Les centrales pourront ajuster leurs productions selon la demande des consommateurs et selon le cas d'étude, ils pourront également contrôler la consommation selon la production disponible. Les micro-réseaux peuvent soutenir efficacement le réseau de distribution publique lors des pics de consommations, notamment par un pilotage de la demande[14].

Sur le réseau principal, l'acheminement de l'électricité se fait par le biais d'un réseau maillé de ligne haute et moyenne tensions. Ce transport sur de longues distances mènent à des pertes de lignes importantes. En intégrant les micro-réseaux, on aura une production locale et régionale qui est mis en avant et donc un transport sur de plus faible distance, ce qui engendre moins de perte. De plus, les lignes étant moins surchargées, le nombre de panne est réduit. En effet, on a un meilleur rendement du transport de l'électricité[14].

## 2.4. Défis techniques et économiques

Malgré leurs nombreux avantages et potentiels, les micro-réseaux rencontrent des défis techniques et économiques[19]. Les défis économiques représentent un obstacle à leurs déploiements. La capacité des unités de stockage ne répond pas encore à la demande de stockage nécessaire pour surpasser le réseau de distribution principal. De plus, le prix des batteries reste élevé pour un déploiement massif. Les micro-réseaux apportent une relation étroite entre auto-production et autoconsommation, ceci implique un modèle économique qui subira des changements en comparaison avec celui en place. La tarification de l'électricité notamment sera plus précise et reflètera avec une plus grande précision la consommation des clients[14]. D'un point de vue technique, les micro-réseaux utilisent des systèmes de contrôle de la tension et de la fréquence afin d'assurer la stabilité du système. Cependant, ces techniques ne sont pas toujours adaptées à tous les types d'énergies renouvelables, tout particulièrement celles délivrant un courant continu. De plus, la production d'électricité de chaque source n'est pas équitablement prise en compte selon la demande et leur capacité respective[14].

## 3.Site d'expérimentation

Cette thèse étudie le cas du cirque de Mafate de l'île de La Réunion, il s'agit d'un micro-réseau installé au village de Roche Plate dont trois maisons voisines sont concernées.

Pour commencer, nous allons décrire les caractéristiques de Mafate, dont sa géographie, son histoire, ses habitants et ses activités. Mafate est un cirque de l'île de La Réunion, à savoir que l'île de La Réunion est un département outre-mer français, situé dans l'Océan Indien.

Appelé en français « Cirque de Mafate », c'est un large cratère, chaudron, comme une dépression, qui s'est formé suite à une évacuation de chambre magmatique. Formé par la combinaison d'effondrements tectoniques et d'une forte érosion torrentielle, Mafate est l'un des trois grands cirques naturels du massif du Piton des Neiges, sur l'île de La Réunion [20], des coordonnées géographiques 21° 03'14'' Sud et 55° 25'14'' Est.

Les cirques du massif du piton de neiges (Cilaos, Salazie, Mafate) sont des structures d'érosion de moins de 20 milles ans, développées à partir d'effondrement structuraux figurés en tiretés (caldera)[21].

Isolée dans l'Océan Indien, à quelques 700 km de Madagascar, l'île de La Réunion culmine plus de 3000m. D'origine volcanique, elle présente deux cônes alignés NW-SE qui culminent respectivement au piton des Neiges (3069m, sommet de l'île) et au piton de la Fournaise (2631m) [21]. Le nom Mafate vient du mot malagasy « Mahafaty » qui signifie « mortel, mortifère, qui tue », faisant directement allusion à la dangerosité des lieux [20].

Etant donné que c'est un relief particulièrement escarpé et chaotique, constituant le bassin versant de la rivière des Galets, le Cirque de Mafate est entièrement entouré par des montagnes avec des hautes falaises.

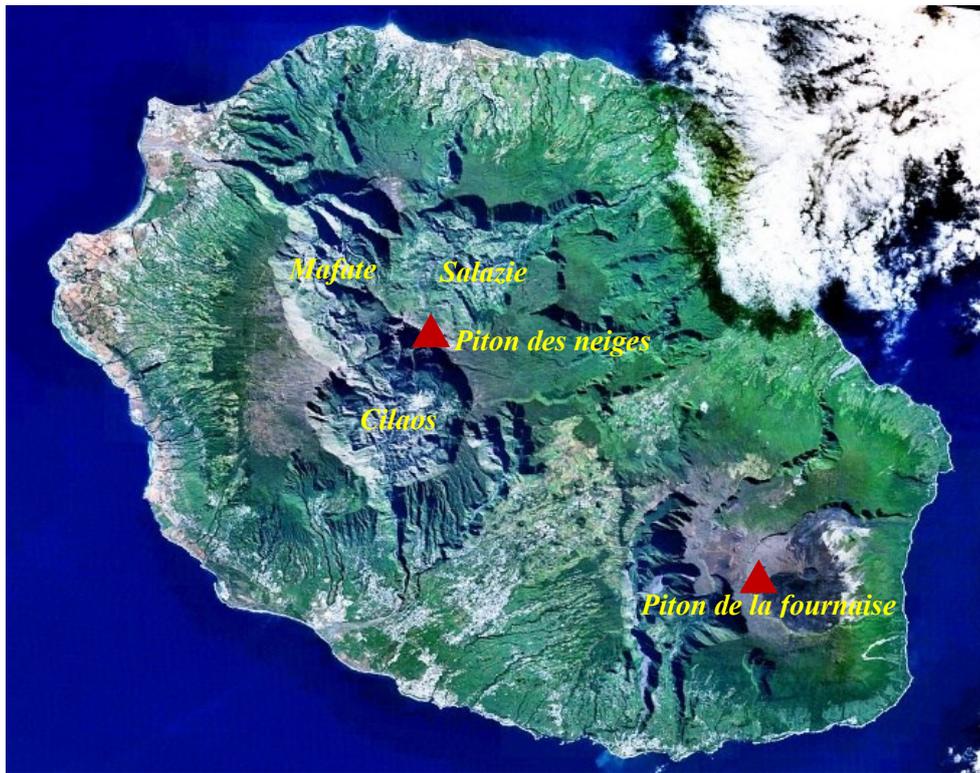


Figure 0.10 : Image satellitaire de l'île de La Réunion

Source : Wikipédia[22]

Bien que les points d'entrée dans le Cirque de Mafate sont limités (l'accès n'est donc possible que par les sentiers, à pied, ou par les airs, en hélicoptère), il est situé dans la zone centrale du Parc de La Réunion. C'est un haut-lieu du tourisme et de randonnée à La Réunion.

Au 19ème siècle, les premiers habitants du Cirque sont des esclaves « marron », qui ont pris la fuite à leurs maîtres, ensuite les pauvres cultivateurs blancs y ont établi leurs camps. Actuellement, l'habitat est réparti en plusieurs villages tels que : Îlet à Malheur, Îlet à Bourse, Cayenne, Grand Place, La Nouvelle, Les Lataniers, Les Orangers, Roche Plate et Marla. La nouvelle et les îlets ont des épiceries de stockage, bars et restaurants. Il y a des écoles primaires avec quelques élèves, pas d'école secondaire, plusieurs dispensaires avec des circulations de quelques infirmiers, des heures de visite d'un docteur mais pas de soin de santé permanent.

Vu qu'il n'y a pas de route, tout accès, quelque soit pour l'alimentation électrique ainsi que pour les urgences, est à pied ou en hélicoptère[15]. En cas de cyclone ou de fortes pluies, les sentiers peuvent être interdits pendant plusieurs semaines par mesure de sécurité, en attendant qu'ils soient réparés. De son côté, l'hélicoptère ne peut pas opérer la nuit ni lorsque les conditions météorologiques sont défavorables, que ce soit par vent fort, brouillard ou couverture nuageuse[6]. Les habitants du cirque ne bénéficient pas du réseau principal pour alimenter les villages en électricité. Les habitants produisent leur propre électricité en utilisant des panneaux solaires, des batteries de stockage et des générateurs diesel pour les soutenir. Alors que

ces derniers nécessitent des carburants qui doivent être apportés par un hélicoptère avec des prix très élevés. En raison de l'alimentation électrique disponible réduite, les habitants utilisent systématiquement des ampoules basse consommation. En effet, une gestion plus fine de la production et de la consommation d'énergie est alors envisagée. C'est dans cette optique que s'inscrit ce travail de thèse. Dans les zones non interconnectées, lorsque l'extension du réseau de distribution électrique rencontre des fortes contraintes économiques et techniques, l'exploitation des énergies renouvelables pour une production et une consommation locale de l'énergie présente une alternative. La production d'énergie destinée à un micro-réseau pour une mutualisation raisonnée de la consommation au sein d'un réseau intelligent est en plein développement.

Depuis 2017, Le syndicat intercommunal de l'électricité de la Réunion (SIDELEC) a commencé à mettre en place des micro-réseaux électriques dans les villages du cirque de Mafate. En effet, les études pour la mise en place des micro-réseaux électriques sont à ses prémices à l'île de La Réunion. En 2019, le SIDELEC en partenariat avec le laboratoire PIMENT dans le cadre du projet financé par le PO FEDER « Micro Réseau Mafate » a réalisé une plateforme expérimentale de 3 maisons individuelles sur le site du Roche Plate à Mafate[15]. Des outils de modélisation permettent de mettre en place des méthodes d'optimisation pour la mise en œuvre d'un micro-réseau autonome. Trois maisons voisines sont concernées par cette étude. Deux de ces maisons abritent chacune, une famille avec un ou deux enfants et la troisième est un cottage composé de trois chambres pour accueillir les touristes [15]. Le laboratoire PIMENT travaille sur la modélisation et l'optimisation de systèmes hybrides de production couplé à unité de stockage. Au sein du laboratoire un outil de gestion de la consommation électrique d'un ensemble des logements a été développé[15]. Basé sur une plateforme de communication développée sous Android, l'outil d'aide à la décision enregistre les différentes demandes énergétiques des familles au sein d'un micro-réseau puis optimise un modèle mathématique pour la recherche du minimum de consommation électrique. Ce modèle est contraint par des critères physiques, financiers et les souhaits des usagers.

Pour la mise en place du micro-réseau autonome, il est important de minimiser les pertes en énergie. Il faut savoir la production disponible et développer un modèle qui minimise l'écart entre la production et la consommation, donc les pertes en énergie afin de gérer le trop plein d'électricité en heure creuse et le déficit en heure pleine. Il s'agit de trouver l'équilibre optimale du système en optimisant le système de stockage sans trop dégrader la satisfaction ou le confort des usagers. Il consiste à développer un outil de gestion d'énergie qui est un grand programme linéaire mixte. Ce modèle est contraint par des critères physiques et les souhaits des usagers. Le modèle développé est déterministe, mais afin de considérer l'intermittence de la production solaire et de la variation de la demande, des modèles stochastiques doivent être développés. Le but est de tenir compte des incertitudes des paramètres physiques du système et des paramètres d'usages. En effet l'intermittence de la ressource est prise en compte. Cette approche doit en effet être robuste aux aléas, si la demande en énergie augmente soudainement ou si un problème technique survient, le système doit pouvoir faire face[8].

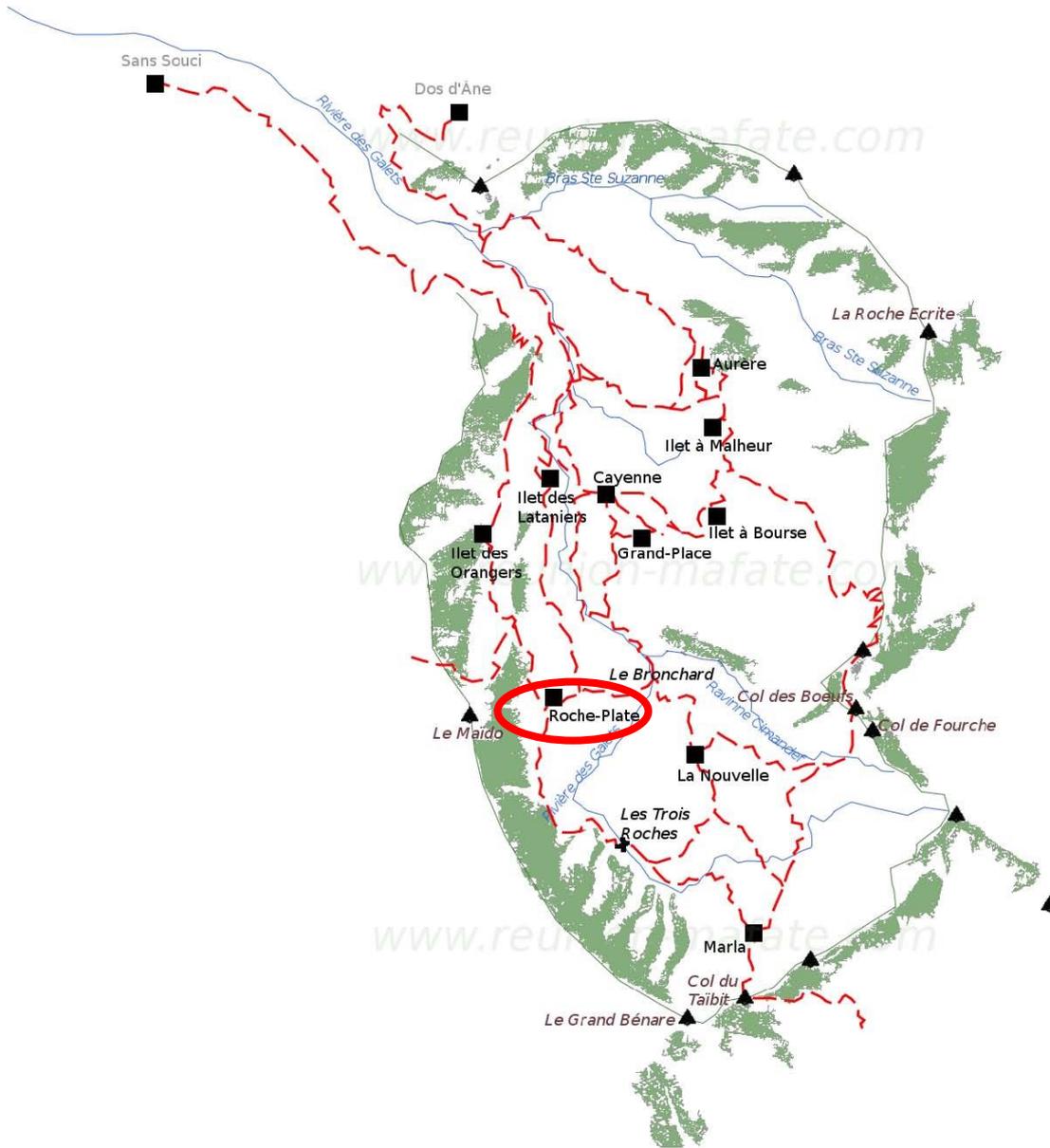


Figure 0.11 : Carte du cirque de Mafate-île de La Réunion  
 Source : Carte du cirque de Mafate - Ile de La Réunion [23]

Les figures 0.12 et 0.13 suivantes nous montrent une installation pour trois habitations concernées par l'étude et une 1<sup>ère</sup> station météorologique installée sur le site d'expérimentation.



*Figure 0.12. Installation électrique des trois habitations isolées de Roche Plate dans le cirque de Mafate*



*Figure 0.13. 1<sup>ère</sup> station météorologique installée à Roche Plate dans le cirque de Mafate*

Le dispositif de production est constitué de panneaux photovoltaïques de  $7kWc$  et le système de stockage est constitué de batteries électrochimiques Plomb-acide. Les batteries au Plomb peuvent atteindre un rendement de charge de 82% et une plage de fonctionnement de 40%-90% de la capacité[24]. Les charges se répartissent dans les trois maisons voisines que

nous expérimentons. La configuration du micro-réseau étudié se compose donc d'un champ PV, un système de stockage batteries et les charges des trois maisons. La figure 0.14 présente les échanges de flux d'énergie du micro-réseau étudié. Le Champ PV convertit la radiation solaire en énergie électrique sous forme de courant continu(DC), permettant de charger le système de stockage, et l'onduleur DC-AC (Courant Alternatif) permet de décharger le système de stockage et de convertir le courant continu en courant alternatif. Les flux d'énergie transitent sur le nœud de contrôle reliant le convertisseur DC-DC au système de stockage et à l'onduleur DC-AC aux trois maisons.

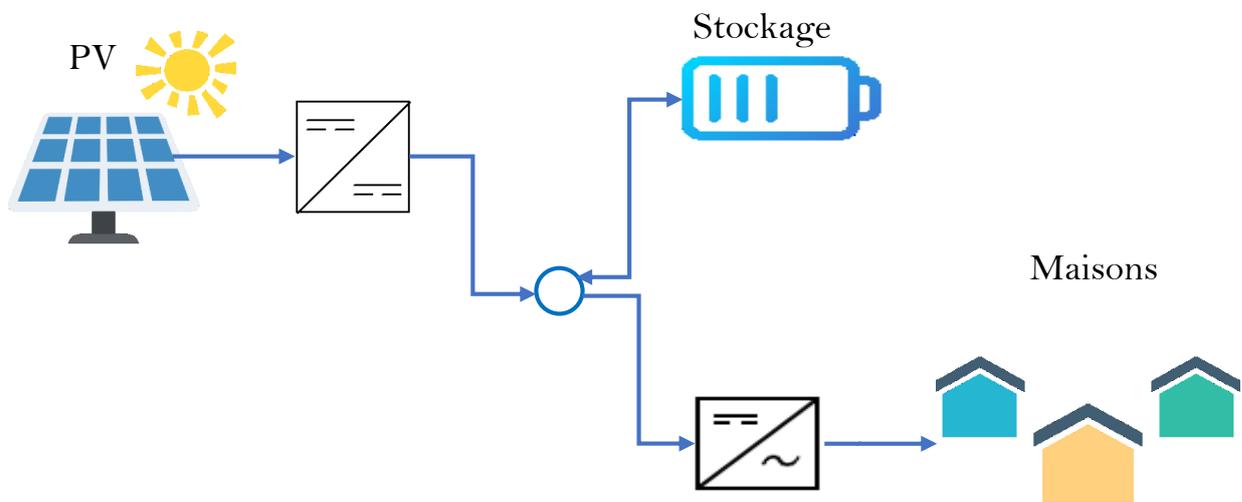


Figure 0.14. Configuration du micro-réseau étudié<sup>3</sup>

Le tableau 0.1 ci-dessous montre un inventaire des appareils électriques réalisé sur place pour planifier les consommations journalières de chaque maison [15]. Quelques appareils électriques seront « différable » i.e. la demande en énergie qui peut être déplacée tout au long de la journée jusqu'à ce qu'on trouve une tranche horaire beaucoup plus convenable pour leur exécution.

Au regard de la localisation et du mode de vie des habitants, les besoins individuels en électricité sont relativement faibles. En effet, les maisons sont équipées d'installations essentielles et nécessaires. Cependant, pour assurer le confort des touristes, la maison n°1 (le cottage) consomme beaucoup plus que les deux autres. Dans ce cas, la mixité des logements proposée semble être favorable car les différents niveaux de consommation peuvent devenir complémentaires. En compensant l'utilisation de l'énergie pendant une période de 24 heures, l'autonomie du micro-réseau devient réalisable. Certains appareils électriques pourront alors être reportés

<sup>3</sup> « Image : Flaticon.com ». Cette figure a été conçue en utilisant les ressources de Flaticon.com

avec un décalage temporel, c'est-à-dire que la demande d'énergie pourra être déplacée tout au long de la journée jusqu'à ce qu'on trouve un créneau horaire plus propice à leur utilisation[15].

**Tableau 0.1. Consommations journalières de chaque maison [15]**

	Équipement	Puissance(W)	Quantité	Usage (h/jour)	« Différable »
Maison1	Eclairage/Lampe	15	5	1 à 6	Non
	Ordinateur portable	80	1	4	Non
	Radio portable	25	1	2	Non
	Télévision	150	3	1 à 5	Non
	Congélateur	200	2	-	Non
	Réfrigérateur	200	2	-	Non
	Hi-Fi	500	1	0.5	Oui
	Eclairage/Lampe	15	1	1	Oui
	Machine à laver	500	1	2	Oui
Maison2	Eclairage/Lampe	15	1	2 à 3	Non
	Eclairage/Lampe	5	5	1	Non
	Radio portable	25	2	2	Non
	Télévision	90	1	3	Non
	Congélateur	200	2	-	Non
	Réfrigérateur	200	2	-	Non
	Eclairage/Lampe	5	2	0.1 à 3	Oui
	Eclairage/Lampe	15	2	1	Oui
	Machine à laver	500	1	0.5	Oui
Maison3	Télévision	90	1	3	Non
	Eclairage/Lampe	15	5	1 à 3	Non
	Congélateur	200	2	-	Non
	Réfrigérateur	200	2	-	Non
	Machine à laver	500	1	0.1	Oui
	Eclairage/Lampe	15	1	0.2	Oui
	DVD Player	80	1	0.2	Oui
	Ordinateur portable	80	1	0.2	Oui

## 4.Objectifs de la thèse

Dans un endroit isolé non connecté au réseau principal d'électricité, l'utilisation efficace des énergies renouvelables nécessite une gestion optimale de la consommation électrique. L'objectif de la thèse est de trouver l'équilibre optimale du système micro-réseau afin de minimiser les pertes en énergie. Il consiste à minimiser l'écart entre la production et la consommation en optimisant le système de stockage sans trop dégrader les confort des utilisateurs.

Pour ce faire, la méthode d'optimisation développée est la programmation linéaire en nombres entiers mixtes ou le MILP (Mixed Integer Linear Programming). Comme mentionné précédemment, le laboratoire PIMENT a développé un modèle à variables mixtes(MILP) dont la première approche fut de linéariser un modèle non linéaire définissant le mode d'utilisation des appareils électriques pour un îlot de maisons[15]. Deux approches sont développées dans cette thèse, l'approche déterministe et l'approche stochastique.

Si le modèle déterministe consiste à modéliser le système sans tenir compte des incertitudes de la source intermittente ainsi que les variations des créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques, la thèse cible la prise en compte de ces incertitudes, en effet, toutes les incertitudes qui pourraient impacter les grandeurs physiques du modèle. Ainsi l'objectif principal de la thèse est de modéliser, optimiser et simuler le fonctionnement stochastique du micro-réseau autonome en mutualisant des moyens de production et de stockage d'énergie.

Si la décision déterministe est approximative, exacte, et fixe. La thèse propose des décisions qui se penchent sur l'analyse des probabilités d'occurrence d'un évènement. Il s'agit de trouver l'équilibre optimale du système tout en tenant compte de l'intermittence de la production satisfaisant aux variations de la demande des charges. Les résultats aléatoires à la sortie permettent de prendre des décisions possibles correspondant aux probabilités obtenues.

Dans un premier temps, nous portons nos études sur la partie déterministe du micro réseau. Puisque l'objectif est de trouver l'équilibre optimale du système, la partie déterministe consiste à modéliser, optimiser et simuler le fonctionnement déterministe du système micro-réseau étudié et d'avoir une décision déterministe lors de la prise des décisions.

Dans un second temps, nous allons étudier les incertitudes du modèle, des incertitudes causées par plusieurs facteurs, les paramètres incertains du modèle dépendant non seulement de la production intermittente due à l'utilisation des sources d'énergie renouvelables intermittentes mais encore de la variation de la consommation des services. Ainsi, nous modélisons la source intermittente qui est donc la source d'énergie solaire, en étudiant la variation du rayonnement solaire, nous modélisons les services consommateurs en étudiant la consommation des usagers. Ainsi, l'approche stochastique consiste à modéliser, optimiser et simuler le fonctionnement stochastique d'un micro-réseau autonome en mutualisant les moyens de production et de stockages.

En troisième lieu, l'étude et l'analyse des résultats de l'approche stochastique nous permettra de prendre des décisions et de donner des conseils aux utilisateurs sur leur consommation et leur utilisation des appareils électriques. Ces résultats permettent d'évaluer la performance du système en fonction des contraintes aléatoires, la description de la complexité du système

sous l'influence de l'incertitude des différentes sources de production et la quantification de l'évolution dans le temps de l'incertitude sur les paramètres du système.

## 4.1. Objectif principal

Il s'agit de la gestion optimale de l'énergie électrique dans une zone montagneuse isolée, non connectée au réseau principal de l'électricité afin de satisfaire au mieux la demande en énergie des habitants. C'est une action de la maîtrise de la demande (MDE) en énergie ou de la gestion de l'énergie électrique en intégrant un réseau intelligent ou un micro-réseau dans le système électrique étudié. L'objectif principal de la thèse est de modéliser, optimiser et simuler le fonctionnement stochastique de micro-réseaux autonomes en mutualisant des moyens de production et de stockage d'énergie. Il consiste à trouver l'équilibre optimale du système afin de minimiser les pertes en énergie, optimiser le système de stockage tout en gardant les confort des usagers à un bon niveau en considérant deux approches mathématiques. L'approche déterministe et l'approche stochastique. L'approche déterministe nous permet d'avoir une décision déterministe. L'approche stochastique est proposée afin de considérer tous les états possibles du système, les probabilités d'occurrences des résultats permettant de prendre des décisions et donner des conseils aux utilisateurs. En résumé, il s'agit de minimiser l'insatisfaction des usagers, l'écart entre la production et la consommation, c'est-à-dire optimiser la consommation ainsi que la puissance entrant et sortant de la batterie et de trouver l'équilibre optimale du système. En effet, ce modèle est contraint par des critères physiques et les souhaits des usagers.

## 4.2. Objectifs spécifiques

### 4.2.1. Problème d'optimisation

Pour le problème d'optimisation, nous développons un outil d'optimisation qui est la programmation linéaire en nombres entiers mixtes (PLNE) ou Mixed Integer Linear Programming (MILP) en anglais. Dans la thèse, le problème d'optimisation cherche à minimiser l'écart entre la production et l'insatisfaction des services, donc minimiser les pertes en énergie sans dégrader les confort des usagers. La fonction objective à minimiser est donc l'écart entre la production (incluant le stockage) et la consommation ainsi que l'insatisfaction des services. En effet, il s'agit de trouver l'équilibre optimale du système micro-réseau en optimisant le système de stockage sans dégrader le confort de usagers. De ce modèle, nous appliquons les deux approches à étudier dans la thèse. L'approche déterministe et l'approche stochastique. En effet, il s'agit de modéliser, optimiser et simuler le fonctionnement déterministe et stochastique d'un micro-réseau autonome en mutualisant les moyens de production et de stockage. Cette réussite nécessite l'utilisation combinée des différents moyens de production électrique et du stockage, ainsi que la prise en compte de l'interaction entre les différents systèmes qui composent l'unité de production.

## 4.2.2. Modélisation des paramètres d'entrée du système

Dans un premier temps, nous étudions le cas déterministe. Pour le cas déterministe, aucun paramètre d'entrée lié au comportement des usagers nécessite d'être modélisé, les paramètres sont choisis suivant les informations disponibles vis-à-vis des comportements de usagers et du fonctionnement du système. Cependant, le paramètre lié à la source solaire est modélisé par un modèle théorique du ciel clair. Ainsi l'irradiation solaire est modélisée par le modèle théorique qui est le modèle de ciel clair, le modèle Bird et Hulstrom.

Dans un second temps, nous allons introduire des incertitudes causées par plusieurs facteurs dans le problème d'optimisation, ces incertitudes dépendent non seulement des caractères intermittents de la source de production mais aussi des comportements de usagers d'où la variation des créneaux horaires d'utilisations des appareils électriques. En effet, nous modélisons un système micro réseau en portant notre attention sur le modèle stochastique. Pour la production photovoltaïque, l'étude stochastique consiste à utiliser les données réelles du rayonnement solaire du site d'expérimentation et en estimer une distribution de probabilité par les méthodes d'estimation non paramétriques de fonction de densité de probabilité. En ce qui concerne les paramètres d'entrée liés aux services à l'habitant donc à la consommation des usagers, la partie stochastique consiste à associer une distribution de probabilité aux paramètres d'entrée des services qui ont des caractères incertains. Il s'agit de modéliser les paramètres des services ayant des caractères aléatoires, c'est-à-dire associer une loi de probabilité aux paramètres susceptibles d'avoir un caractère aléatoire comme la durée de service et l'heure de fin souhaitée d'usage. Pour ce faire, nous utilisons les données réelles de la consommation des usagers des trois maisons afin d'en estimer une loi de probabilité que suit la consommation des usagers qui a une percussion directe sur les paramètres des services à l'habitant.

## 4.2.3. Propagation des incertitudes dans le modèle, analyse des résultats et prise de décisions

L'objectif de la méthode de propagation des incertitudes est de faire de transfert des données grâce au MILP, puis d'évaluer les lois de probabilités de sortie. Cette partie concerne surtout la partie stochastique. Il s'agit d'associer une distribution de probabilité aux paramètres d'entrée du modèle MILP afin que les variables de sortie seront une distribution. En effet, les distributions obtenues lors de la modélisation des services serviront comme données d'entrée du modèle MILP afin d'avoir à la sortie des résultats optimaux correspondant aux entrées. Ces résultats à la sortie tels que les consommations optimales, les valeurs optimisées de puissances entrant et sortant de la batterie, l'état de charge de la batterie, seront étudiés et analysés afin de pouvoir prendre des décisions sur la gestion des consommations des usagers et de leur donner des conseils sur les heures d'usage des appareils électriques. Quels appareils faut-il faire fonctionner à quelle heure ? Plus précisément quelle est la probabilité pour que tels appareils puissent fonctionner à telle heure.

Par la suite, la performance du système face à des contraintes aléatoires sera évaluée. En effet, la description de la complexité du système sous l'influence de l'incertitude des différentes sources de production sera proposée et l'évolution dans le temps de l'incertitude sur les paramètres du système sera quantifiée.

## 5. Etat de l'art et apport de la thèse

### ➤ Etat de l'art

Cette problématique de la gestion de l'énergie a fait l'objet des études antérieures pour la maîtrise de la demande en énergie :

La thèse de Duy Long Ha[25] sur un système avancé de gestion d'énergie dans le bâtiment pour coordonner production et consommation en 2007, propose un système de gestion de l'énergie électrique dans le bâtiment qui permet d'ajuster la consommation aux ressources énergétiques disponibles tout en maximisant le confort des utilisateurs. Ainsi, en fonction des ressources disponibles, certains services peuvent être automatiquement retardés, adaptés ou interrompus. L'utilisateur émet des requêtes de services et le système de contrôle-commande détermine, en fonction du contexte énergétique courant, la meilleure façon de réaliser ces services. En effet, dans sa thèse, Ha a réalisé une analyse des différentes activités énergétiques dans le bâtiment. Une analyse des charges permettant d'avoir une vision globale des différents services existants dans le bâtiment avec leur flexibilité d'utilisation ainsi que l'ordre de grandeur de leur consommation, une étude sur les sources d'énergie locales au bâtiment qui permette à l'utilisateur de produire sa propre énergie. Dans sa thèse, Ha a développé une formulation du problème de gestion de l'énergie dans le bâtiment dans un cadre général sous forme de la programmation linéaire mixte en optimisant trois critères écologique, économique et confort de l'utilisateur. En effet, Ha a proposé des algorithmes qui reposent sur des techniques d'optimisation parmi lesquelles la programmation linéaire mixte.

La thèse de Minh Hoang Le[26] sur la prise en compte des incertitudes de prédiction dans la gestion des flux d'énergie dans l'habitat en 2011 étudie la gestion des flux énergétiques dans les bâtiments. Il s'intéresse à l'optimisation du système énergétique non seulement au cœur des équipements et de leur technologie mais encore au niveau du système et des flux énergétiques. La thèse de Minh Hoang Le décrit la modélisation du problème de gestion des flux énergétiques qui s'appuie sur la notion de service énergétique dans lequel il caractérise les services par les services fournisseurs d'énergie et les services à l'habitant. Le problème d'optimisation proposé consiste à trouver le meilleur compromis entre le coût énergétique et le confort de l'utilisateur. Ce compromis est défini à partir de préférences exprimées par l'utilisateur. La thèse a aussi ciblé la prise en compte des incertitudes dans la gestion énergétique des bâtiments dans laquelle ils ont développé l'intégration de la production photovoltaïque ainsi que la prise en compte des incertitudes paramétriques concernant le caractère imprécis des coefficients du modèle et les incertitudes d'occurrence qui sont liées aux actions non contrôlables de l'utilisateur. La thèse de M.H.Le est en effet la continuité de la thèse de D.L. Ha, la thèse décrit le problème de gestion de l'énergie dans les bâtiments à partir des notions de services fournisseurs

d'énergie et des services à l'habitant ainsi que la formulation mathématique sous forme de programmation linéaire mixte qui ont été réalisés dans la thèse de D.L.Ha.

L'article de Didier Calogine, Oanh Chau, Philippe Lauret,[15] « A fractional derivative approach to modelling a smart grid-off cluster of houses in an isolated area » en 2019 présente un modèle opérationnel d'une alimentation électrique afin de répondre à la demande des charges d'un groupe de maisons dans une région montagneuse éloignée. En effet, la mise en place d'un groupe de maisons dans un micro réseau électrique nécessite une gestion optimale de la demande d'alimentation électrique pour répondre aux besoins des utilisateurs. La gestion de l'énergie est réalisée grâce à un grand système de programmation linéaire mixte en nombres entiers. L'idée principale de l'article est la gestion de la batterie par un modèle fractionnaire qui tient compte des contraintes sur toute la journée de 24h. Pour estimer le rayonnement en ciel clair, le modèle de Bird est développé dans l'article et des informations données par les usagers ont été déployées pour fixer les valeurs des paramètres des services à l'entrée du modèle. En effet, pour modéliser le rayonnement solaire en ciel dégagé, le modèle de ciel clair, le modèle Bird a été proposé dans l'article. Le modèle Bird et Hulstrom[27] dans « Simplified clear sky model for direct and diffuse insolation on horizontal surfaces » en 1981 et « Direct insolation models » en 1980[28] propose un modèle théorique qui permet d'estimer le rayonnement solaire global reçu au sol en ciel dégagé. Ce modèle tient compte des effets de diffusion et d'absorption que subit le rayonnement solaire lors de sa traversée de l'atmosphère. Basé sur la détermination des coefficients de transmission des différents constituants atmosphériques. Ces coefficients nécessitent la disponibilité des paramètres météorologiques classiques (l'humidité relative, la température ambiante, la pression atmosphérique, ...) et des paramètres géographiques du site (latitude, longitude et altitude). Dans cet article, les services de production et de consommation ont été modélisés dans un cadre déterministe. Pour tenir compte des incertitudes de la production solaire Khalil, M. et al, 1986[29], Atwa et al, 2009[30], Shaobo.Lin et al en 2011 [31], Abdulaziz. A. Alkuhayli, et al en 2012 [32], Arefifar et al,2013 [33]et A. R. Abul'Wafa et al, 2014 [34] proposent que la variation du rayonnement solaire peut être modélisée par une distribution de probabilité. Effectivement, pour tenir compte l'intermittence de la production solaire et rendre le modèle de PV beaucoup plus réaliste, l'outil de prédiction doit être proposé, en utilisant par exemple les lois de distribution de probabilité.

## ➤ Apports de la thèse

Par rapport à ce qui est déjà réalisé, cette thèse apporte une étude stochastique du micro-réseau autonome en site isolé par l'exploitation des données réelles mesurées sur le site d'expérimentation, en utilisant des méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilité. Ces méthodes sont utilisées pour modéliser l'évolution du rayonnement solaire sur le site d'étude afin d'intégrer par la suite l'intermittence de la ressource dans le modèle d'optimisation. La prise en compte de la source intermittente dans le modèle d'optimisation permettra non seulement d'évaluer la performance du système face aux contraintes aléatoires engendrées par la

variation de la ressource de production mais aussi permettra d'avoir les entrées possibles du modèle d'optimisation. Ces entrées possibles résultent des sorties correspondantes créant ensuite un échantillon nous permettant de construire une distribution de probabilité et une fonction de répartition empirique. La connaissance de la fonction de répartition empirique nous permet de prendre de décisions qui peuvent être journalière, mensuelle, saisonnière (selon notre besoin) sur comment le système doit fonctionner et sur quels appareils peut-on utiliser à chaque intervalle horaire. C'est en effet, un apport important de la thèse.

Si les thèses de D.L.Ha [25] et de M.H.Le [26] ont ciblé l'optimisation de coût de la consommation et l'insatisfaction de usagers dans les bâtiments tertiaires, la présente thèse se focalise sur la recherche de l'équilibre optimale d'un micro-réseau composé des trois habitations, en site isolé non connecté au réseau principal d'électricité, en optimisant la batterie tout en gardant le confort des usagers à un bon niveau (idem minimiser les pertes en énergie et l'insatisfaction des services). De plus, les contraintes aléatoires dues aux incertitudes de production et des services consommateurs sont considérées dans cette thèse. En effet, L'apport de la thèse correspond bien à l'objectif principal de la thèse qui consiste à modéliser, optimiser et simuler le fonctionnement stochastique d'un micro-réseau autonome en mutualisant les moyens de production et de stockage.

Cette thèse apporte la recherche de l'équilibre optimale et la considération des incertitudes des grandeurs physiques du micro-réseau étudié en exploitant l'étude de Calogine et al sur la gestion d'un micro-réseau dans un zone isolée montagneuse du cirque de Mafate de l'île de la Réunion[15]. Elle intègre un modèle stochastique pour l'étude d'un micro réseau électrique isolé en activité dans un site isolé à l'île de La Réunion et en gestion autonome. L'application de la méthode de propagation des incertitudes ainsi que les deux méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilités proposées pour les différentes variables aléatoires qui gouvernent l'évolution des paramètres services de production et de consommation marquent un trait original dans la gestion d'un micro-réseau autonome en site isolé à l'île de La Réunion.

Dans cette thèse nous avons comme service fournisseur, la production solaire ou la source photovoltaïque et comme services à l'habitant les appareils électriques des trois maisons tels que le réfrigérateur, la télévision, la lampe, la machine à laver, etc... Pour tenir compte les variations des cnénéaux horaires d'utilisation de ces appareils électriques, une modélisation stochastique des paramètres des services de production et de consommation est déployée. L'objectif de ma thèse est de ne pas se limiter à une décision approximative. Il s'agit d'intégrer des caractères aléatoires aux services fournisseurs et aux services à l'habitant en utilisant des lois de probabilités. En effet, elle apporte un modèle stochastique de gestion d'un micro réseau électrique en activité dans un site isolé à l'île de La Réunion et en gestion autonome. L'application de la méthode de propagation des incertitudes requiert une distribution en entrée des paramètres incertains conduisant à utiliser les méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilité lors de la modélisation de la source intermittente ainsi que la modélisation de paramètres d'entrée des services ayant des caractères incertains afin d'en estimer une densité de probabilité qui servira comme distribution en entrée du modèle. En effet, la modélisation de

la variation de la consommation, cette consommation qui est liée aux paramétrées d'entrées incertaines des services figure parmi les apports de la thèse du fait qu'on utilise les méthodes d'estimation non paramétriques d'estimation de densité de probabilité, les données réelles de la consommation des trois maisons étudiées et en estimer une densité de probabilité.

La prise de décisions tenant compte de la variation de production et des comportements des usagers marque un apport important de la thèse sur la considération de l'intermittence de la ressource et les modifications des créneaux horaires d'utilisations d'appareils électriques de usagers qui ne sont pas encore réalisées lors de la gestion optimale d'un micro-réseau autonome en site isolé à La Réunion.

## 6. Structure du manuscrit

Le manuscrit est organisé en deux parties, la première partie qui est l'approche déterministe contient trois chapitres tels que les chapitres 1, 2 et 3. La deuxième partie qui est l'approche stochastique constitue 3 chapitres tels que les chapitres 4, 5 et 6 de la thèse.

Le chapitre 1 est la modélisation des services. Dans ce chapitre, nous décrivons les différents services ou appareils électriques qui composent le système électrique, en effet, qui composent l'unité de production, les habitations et le stockage, Ces services sont caractérisés par les services fournisseurs d'énergie et les services à l'habitant. C'est dans la modélisation des services que nous caractérisons les paramètres des services liés à la production et à la consommation servant comme données d'entrées du problème d'optimisation.

Le chapitre 2 est le modèle déterministe et formulation mathématique. Ce chapitre détaille tout d'abord les outils mathématiques nécessaires pour le développement de l'outil d'optimisation MILP. Ensuite il décrit l'approche déterministe ainsi que ses limites en proposant l'approche stochastique. Enfin, C'est dans ce chapitre que nous décrivons la fonction objective à minimiser avec les paramètres et les variables inconnues qui gouvernent le modèle d'optimisation.

Le chapitre 3 intitulé expérimentation déterministe nous figure les résultats optimaux de la partie déterministe obtenus par la résolution du problème d'optimisation. Les résultats de ces chapitres nous permettront effectivement d'avoir des décisions déterministes et d'en donner des conseils aux usagers en ciel dégagé par l'estimation par ciel clair et avec une consommation déterminée et fixée à l'avance. Puisque nous voulons nous appuyer sur le modèle stochastique, nous n'avons pas détaillé la prise des décisions de la partie déterministe. Les détails des décisions seront gardés dans le prochain chapitre qui expérimente la partie stochastique.

Le chapitre 4 de la thèse qui détaillera la méthodologie de la partie stochastique est intitulé modèle stochastique et formulation mathématique. En commençant par des petits rappels en probabilités et statistiques, ce chapitre constitue le cœur de la thèse en décrivant l'approche stochastique de la thèse, la modélisation de la variation du rayonnement solaire, la modélisation de la variation de consommation de usagers des trois habitations concernées par l'étude, l'utilisation des deux méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilité, l'utilisation des données de mesure réelles de la station météorologiques du site d'expérimentation, des

données de consommations des usagers des trois maisons concernées, la méthode de propagation des incertitudes dans le modèle d'optimisation. La méthodologie utilisée dans cette approche stochastique génère les outils nécessaires permettant d'expérimenter le fonctionnement stochastique du micro-réseau autonome.

Le chapitre5 de la thèse intitulé modélisation et simulation stochastique de la gestion optimale d'un micro-réseau autonome à l'échelle d'une maison et de deux maisons cible la valorisation des travaux réalisés par des articles scientifiques, passant par des modélisations multi-échelles, en commençant par une maison et puis à l'échelle de deux maisons.

Suite au chapitre4 et chapitre5 de la thèse, le chapitre 6 de la thèse dénommée l'expérimentation stochastique constitue la majeure partie de la thèse qui se focalise surtout sur l'évaluation de la performance du système face à des contraintes aléatoires et sur la prise des décisions afin de donner des conseils aux utilisateurs. C'est dans ce chapitre que nous proposons aux utilisateurs d'utiliser tels appareils électriques à tel intervalle horaire en considérant les probabilités d'occurrence d'un événement grâce aux résultats aléatoires engendrant un échantillon permettant de construire une fonction de densité de probabilité et une fonction de répartition empirique.

Finalement, les deux autres chapitres de la thèse, les chapitres 0 et 1 sont l'introduction et la conclusion générale avec les perspectives de travail.

# CHAPITRE 1

---

## Modélisation des services

---

### Sommaire

---

1. Services fournisseurs d'énergie .....	46
1.1. Modélisation de la source photovoltaïque.....	47
1.2. Modélisation de la source éolienne .....	49
1.3. L'énergie de la biomasse .....	51
1.4. Modélisation de DG.....	51
2. Modélisation de stockage .....	51
3. Services à l'habitant .....	53
3.1. Description des quelques besoins et usages dans l'habitation .....	54
3.1.1. Chauffage et climatisation .....	54
3.1.2. Ventilation.....	55
3.1.3. Production d'eau chaude .....	55
3.1.4. Equipements industriels chauffants et frigorifiques .....	55
3.1.5. Eclairage .....	56
3.1.6. Cuisson .....	56
3.1.7. Equipements électroménagers .....	56
3.1.8. Micro-informatique domestique.....	56
3.2. Services temporaires .....	56

---

La gestion de l'énergie dans les habitations intègre un ensemble d'activités énergétiques appelées "services"[26]. On caractérise deux types de services : les services qui génèrent de l'énergie, qui sont des services fournisseurs, et les services qui consomment de l'énergie et subviennent à la demande des foyers, qui sont des services à l'habitant. Les panneaux photovoltaïques font partie des services fournisseurs d'énergie. Les services comme le réfrigérateur, le congélateur, la machine à laver, la télévision, l'éclairage, etc. sont des services à l'habitant [26].

Le système de stockage joue un rôle important dans la gestion de l'énergie quand la production est intermittente[35]. Ainsi, le système de stockage est considéré comme un système de production quand il alimente les charges. Pour pouvoir alimenter les charges, le système de stockage utilise l'énergie qu'il a stocké grâce à la production disponible. En effet dans des sites isolés, non connectés au réseau de distribution principal d'électricité, le seul moyen de production est la source de production disponible du lieu secondée par le système de stockage.

Dans notre cas d'étude, jusqu'à ce jour, la seule source disponible exploitée sur le site d'expérimentation est la production photovoltaïque secondée par le système de stockage batteries. Puisque le Cirque de Mafate est un cirque non connecté au réseau principal d'électricité, les habitants s'alimentent en électricité grâce à la production locale qui est une source de production intermittente. En effet, l'utilisation efficace des énergies renouvelables nécessite une gestion optimale de la consommation électrique. Sachant que l'objectif est de minimiser les pertes en électricité. Il s'agit de stocker un maximum d'énergie nécessaire dans la batterie, d'optimiser la consommation en déplaçant les charges au meilleur moment tout en gardant le confort des usagers à un bon niveau. La stratégie est de viser l'autoconsommation pendant trois jours si les prévisions solaires sont pessimistes, une partie de l'énergie est alors réservée au niveau de la batterie pour les deux prochains jours.

## 1.Services fournisseurs d'énergie

Deux paramètres variables dans le temps permettent de caractériser ce type de service[26] :

- $P(t)$  : la puissance disponible à l'instant  $t$ .
- $C(t)$  : le prix de l'électricité produit par cette source à l'instant  $t$ .

Ces paramètres sont des données du problème d'optimisation.

Pour les services fournisseurs, les sources d'énergie peuvent être caractérisées par les sources d'énergie intermittentes et les sources d'énergie permanentes. En général, les sources d'énergie intermittentes sont caractérisées par les sources d'énergie renouvelables telles que l'énergie solaire et l'énergie éolienne. Les sources d'énergie permanentes quant à elles proviennent de la source principale d'électricité comme l'EDF (Electricité de France) en France ou bien des groupes électrogènes. Les sources d'énergie intermittentes sont incertaines, elles peuvent être liées aux conditions météorologiques comme la source solaire. La prédiction de la capacité de production peut se faire à partir des données statistiques et des méthodes de prévisions. Par

contre, pour les sources d'énergie permanentes, l'énergie produite par les services fournisseurs d'énergie peut être connue à l'avance avec certitude.

Puisque la puissance de sortie des panneaux photovoltaïques dépend du rayonnement solaire, qui a un caractère intermittent, il est important d'étudier la variation du rayonnement solaire. Le rayonnement solaire sera donc modélisé théoriquement en utilisant le modèle de ciel clair dans le cadre déterministe et les modèles qui prennent en compte les incertitudes sur l'évolution du rayonnement solaire d'où son caractère intermittent dans le cadre stochastique. Le but étant de trouver la puissance disponible à l'instant  $t$ , cette puissance dépendant du caractère intermittent du rayonnement solaire sera donc calculée en fonction des rayonnements solaires estimés grâce aux modèles utilisés.

Nous allons considérer les modèles des quelques services fournisseurs en commençant par la modélisation de la source photovoltaïque. Même si la source de production utilisée dans le micro-réseau étudié est la source photovoltaïque, la modélisation de ces autres services nous donnera une vision globale sur leur fonctionnement et leurs caractéristiques et pourrait nous motiver d'avoir la perspective de les intégrer dans le système micro-réseau étudié dans le futur, pour additionner le champ PV et augmenter la garantie de la sécurité énergétique.

## 1.1. Modélisation de la source photovoltaïque

À la base de l'énergie solaire se trouve les cellules photovoltaïques. Généralement, elles sont conçues à base de silicium à cause de sa disponibilité et de son faible coût de production. Les cellules photovoltaïques peuvent être regroupées en série pour former un module solaire dont la tension de fonctionnement est supérieure à celle d'une cellule, ce qui permet de mieux l'adapter aux besoins [14]. Les cellules photovoltaïques se servent des radiations émises par le soleil et absorbées par les semi-conducteurs, ces derniers pouvant transformer le rayonnement électromagnétique en courant électrique[36], [37]. Un générateur photovoltaïque produit de l'électricité en fonction de l'intensité de la lumière solaire, de la température de cellule, de la durée de l'ensoleillement, de l'orientation du panneau par rapport au soleil et de sa dimension[38], [39]. Les modules photovoltaïques sont interconnectés pour former une unité qui produit un courant continu élevé compatible avec les appareils électriques courants. En principe, les modules PV sont montés en série et en parallèle pour obtenir une tension et un courant plus élevés à la sortie du générateur[37]. En fonction de la position, les modules interconnectés sont montés sur des supports métalliques et inclinés selon l'angle souhaité, cet ensemble est souvent appelé champ de modules[40].

Actuellement, les cellules photovoltaïques au silicium cristallin sont les plus utilisées et peuvent être distinguer en deux grandes catégories principales selon leurs durées de vie et leurs sensibilités différentes [41]. Les cellules monocristallines présentent une très grande pureté et une structure cristalline quasi parfaite offrant un meilleur rendement. En raison des hautes températures nécessaires à leur fabrication, elles sont très coûteuses. Les cellules polycristallines sont fabriquées quant à elles par un procédé de moulage dans lequel du silicium fondu est versé dans un moule et laissé durcir. Le processus de moulage permet de réduire considérablement

les coûts de fabrication, mais au prix d'une augmentation des imperfections de la structure cristalline et donc d'une diminution de leur efficacité[39]. En effet, les monocristallins ont un rendement meilleur que les polycristallins, mais au prix d'un coût plus élevé[14],[42].

Les cellules amorphes et à couches minces ont des rendements inférieurs à celui des technologies cristallines cependant elles présentent des nombreux avantages tels que la facilité de production en masse et la grande adéquation aux applications de grande envergure, leur facilité de dépôt et d'assemblage, la possibilité d'être déposées sur des substrats ou des matériaux de construction peu coûteux[39].

Les atouts du silicium cristallin sont multiples[43], [44]. Ce semi-conducteur est facilement dopé avec du bore et du phosphore, le silicium est le deuxième élément le plus abondant dans la croûte terrestre avec  $O_2$  (46,6%), Si (27,7%), Al (8,1%)[45], [46], il possède un oxyde naturel  $SiO_2$  aux excellentes propriétés électroniques. Les technologies de production sont matures et leur industrialisation ne pose aucune difficulté, les cellules PV offrent un rendement de conversion élevé, la durée de vie et le vieillissement des cellules PV sont contrôlés[42]. Cependant, cette technologie au silicium cristallin a un coût de fabrication élevé, une performance qui diminue fortement à faible éclaircissement et à l'augmentation de la température du module, et ne présente presque pas une flexibilité d'utilisation[42].

La technologie solaire photovoltaïque, qui consiste à convertir directement la lumière naturelle du soleil en électricité à l'aide de cellules solaires[36], [37], [40], [42], est une solution bien adaptée à des besoins limités. Toutefois, le système photovoltaïque, bien que facile à mettre en œuvre, écologique et nécessitant peu d'entretien, n'est plus compétitif lorsque la demande est plus importante. Il faut donc une étude rigoureuse pour faire le meilleur choix, le plus efficace et le moins coûteux possible[40]. La performance d'un système PV dépend fortement des conditions météorologiques, notamment du rayonnement solaire, de la température et de la vitesse du vent[47], [48]. Pour assurer un approvisionnement continu en énergie tout au long de l'année, le dimensionnement d'un système PV doit donc être approprié. Ce qui demande de mener une étude assez conséquente permettant de faire le meilleur choix, le plus rentable et le plus économique. En revanche, les informations fournies par les fabricants d'équipements PV ne permettent qu'un dimensionnement approximatif du système PV[40].

L'intensité de la lumière du soleil ou le rayonnement solaire ou l'irradiation solaire  $G$  et la surface du panneau solaire  $S$  ont un grand impact sur la puissance de sortie de PV. L'intensité de la lumière du soleil varie mensuellement et atteint l'insolation maximale pendant l'été[32] [34]. La puissance de sortie du système photovoltaïque peut être calculée par l'équation suivante[49] [50], [51]:

$$P = \eta \times S \times N \times G \quad (1.1)$$

$S$  : Surface du module photovoltaïque( $m^2$ )

$G$  : Eclaircissement solaire global incident sur plan incliné ( $W.m^{-2}$ )

$N$  : Nombre de modules constituant le champ photovoltaïque.

Le rendement instantané du générateur PV est représenté par la relation suivante [51],[52]:

$$\eta = \eta_r \eta_{pt} (1 - \beta_t (T_c - T_r)) \quad (1.2)$$

$\eta_r$  : Rendement de référence du générateur PV sous les conditions standards. ( $T = 25\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $I = 1000\text{ W/m}^2$  et AM 1.5) ;

$\eta_{pt}$  : Efficacité du régulateur ou efficacité de l'équipement de suivi de la puissance, qui est égale à 1 si un suiveur de point de puissance maximale parfait est utilisé.

$\beta_t$  : est le coefficient de température du rendement, qui varie de 0,004 à 0,006 par  $^\circ\text{C}$  pour les cellules au silicium[49].

$T_c$  : Température de la cellule PV, qui varie en fonction de l'éclairement et de la température ambiante, selon la relation linéaire suivante[49], [51] :

$$T_c = T_a + G[(NOCT - 20)/800] \quad (1.3)$$

$T_a$  : Température ambiante ( $^\circ\text{C}$ ) ;

$NOCT$  : Température nominale de fonctionnement de la cellule solaire (Nominal Operating Cell Temperature). Elle est définie comme étant la température de la cellule, si le module est soumis sous certaines conditions comme l'éclairement solaire ( $800\text{ W/m}^2$ ), la distribution spectrale (AM 1.5), la température ambiante ( $20\text{ }^\circ\text{C}$ ) et la vitesse de vent ( $>1\text{ m/s}$ ).

$T_r$  : Température de référence de cellule photovoltaïque.

Plusieurs facteurs tels que les nuages, la température et l'humidité relative peuvent affecter l'insolation solaire. Pour rendre le modèle de PV beaucoup plus réaliste, il faut tenir compte de l'intermittence de la source solaire, un outil de prédiction doit alors être mis en œuvre. Shaobo Lin et al[31] ont affirmé que la variation de la puissance de sortie de PV noté  $\Delta P_{out}$  suit une distribution normale, qui peut être exprimée par :

$$f(\Delta P_{out}) = \frac{1}{\sqrt{2 \times \pi}} \times e^{\left(-\frac{\Delta P_{out}^2}{2 \times \sigma_{PV}^2}\right)} \quad (1.4)$$

Où  $\sigma_{PV}$  est la variance de la puissance de PV.

La puissance de sortie de PV prédite est donnée par :

$$P_{PV} = P_{out} + \Delta P_{out} \quad (1.5)$$

où  $P_{out}$  est la puissance de sortie de PV obtenue en journée ensoleillée.

Etant donné que nous travaillons sur un site expérimental, nous disposons des données réelles du site étudié. Ainsi pour prédire la puissance de sortie du PV, nous nous basons sur des données de mesures réelles du rayonnement solaire du site d'expérimentation et l'étude sera détaillée dans le chapitre 4 de la thèse.

## 1.2. Modélisation de la source éolienne

L'éolienne est une source d'énergie fiable et rentable, idéale pour des nombreuses applications. Les éoliennes existent dans une grande variation de tailles et de types, des microsystèmes montés sur un mât aux turbines de grande puissance pouvant alimenter un réseau électrique[53]. Les éoliennes peuvent être réparties en différentes catégories, les éoliennes à axe

vertical et celles à axe horizontal[54]. Les éoliennes à axe horizontal sont les plus répandues actuellement. Elles peuvent être à turbine tripale, bipale dont les pales peuvent être fixes ou orientables. Les tribunes tripales sont les plus fabriquées pour des raisons de stabilité, de poids et des fluctuations mécaniques[55].

La puissance de sortie du générateur éolien (WT) dépend de la vitesse du vent, de la densité de l'air, de la surface de balayage du rotor, de l'efficacité rapportée à la conversion d'énergie du vent à l'énergie électrique[56]. Si la vitesse du vent est inférieure à la vitesse de démarrage  $v_{ci}$  (cut-in speed), il n'y a pas assez de puissance pour générer du courant, et l'éolienne (WT) ne peut pas tourner. Si la vitesse du vent est comprise entre la vitesse de démarrage  $v_{ci}$  et la vitesse nominale  $v_r$  (rated speed), la puissance de sortie doit être variable. Si la vitesse du vent est comprise entre la vitesse nominale  $v_r$  et la vitesse d'arrêt  $v_{co}$  (cut-out speed), la puissance de sortie devrait être constante. Une fois que la vitesse du vent dépasse la vitesse d'arrêt  $v_{co}$ , l'éolienne(WT) devrait s'arrêter pour sa sécurité mécanique[32].

La puissance de sortie générée par une éolienne pourrait être calculée en utilisant l'équation suivante[54], [56], [57]:

$$P_{WT}(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } v(t) \leq v_{ci} \\ \frac{1}{2} \rho \cdot A \cdot v^3(t) \cdot \eta_{WT} & \text{si } v_{ci} \leq v(t) \leq v_r \\ P_r & \text{si } v_r < v(t) \leq v_{co} \\ 0 & \text{si } v(t) > v_{co} \end{cases} \quad (1.6)$$

Où :

$\rho$ : Densité de l'air

$A$ : Surface de balayage du rotor

$\eta_{WT}$ : Efficacité de l'éolienne

$P_r$ : Puissance nominale de l'éolienne

$v_{ci}$ : Vitesse de démarrage (Cut-in wind speed)

$v_r$ : Vitesse nominale (Rated wind speed)

$v_{co}$ : Vitesse d'arrêt (Cut-out wind speed)

Comme la source solaire, la production éolienne est aussi intermittente, la vitesse du vent est intermittente dans la nature, et cela aura un impact sur la variation de la puissance de WT. Ainsi, pour simuler l'incertitude de la vitesse du vent, la modélisation de la vitesse du vent doit être effectuée. Des études ont montré que la vitesse du vent peut être modélisée par une distribution de Weibull[58]–[60], [61]. La fonction de densité de probabilité de Weibull est donnée par[59], [62] :

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad (1.7)$$

Où  $v$  est la vitesse du vent,  $c$  est le paramètre d'échelle de même unité que la vitesse du vent,  $k$  est le paramètre de forme sans unité.

Ces paramètres peuvent être exprimés en fonction de la moyenne  $\mu$  et de l'écart type  $\sigma$  de la vitesse du vent donnés par [59], [63]:

$$k = \left(\frac{\sigma}{\mu}\right)^{-1,086} \text{ et } c = \frac{\mu}{\Gamma(1+1/k)} \text{ avec } 1 \leq k \leq 10$$

### 1.3. L'énergie de la biomasse

La valorisation énergétique des déchets issues de la biomasse a fait des nombreuses études dans la littérature[64], [65]. L'énergie de la biomasse est une source d'énergie renouvelable obtenue par la conversion énergétique de l'ensemble des matières organiques d'origine végétale, animale et les produits des déchets organiques. La conversion énergétique de la biomasse participe activement au traitement des déchets organiques contribuant à la réduction des produits des déchets organiques dans l'environnement. La valorisation des déchets contribue à la production d'énergie sous forme de chaleur et/ou d'électricité. En effet, l'exploitation de la biomasse en ajout des énergies renouvelables exploitables sur le site d'expérimentation est un plus dans la gestion d'un système micro-réseau. Nous pouvons ainsi exploiter toutes les sources d'énergie disponibles du lieu[64], [66].

### 1.4. Modélisation de DG

Le générateur diesel est proposé dans le système électrique hybride pour servir de source d'énergie de secours. Par exemple pour un système micro-réseau de notre cas, avec une seule source de production, le PV. Lorsque le panneau photovoltaïque ne produit pas d'énergie et que le parc de batteries est entièrement déchargé, le générateur diesel peut servir de secours et sa puissance nominale doit être au moins égale à la charge de pointe maximale de la courbe de charge quotidienne[67]. La consommation de carburant du générateur diesel (FCDG) peut être calculée en utilisant l'équation suivante[67]–[72] :

$$FC_{DG} = (0.246 \times P_{DG} + 0.08415 \times P_R) \quad (1.8)$$

Où  $P_{DG}$  est la puissance de sortie du générateur diesel et  $P_R$  est la puissance nominale du générateur diesel.

## 2. Modélisation de stockage

Un système de stockage peut être utilisé pour lisser les fluctuations de la puissance de sortie du PV et pour écrêter le pic de consommation en réduisant la demande. Les batteries de stockage peuvent être associées aux sources d'énergie distribuées pour alimenter les charges quand les sources ne satisfont pas à la demande[32]. En effet, Il est nécessaire de valoriser la

technologie d'utilisation des énergies renouvelables intermittentes telles que l'éolienne et le solaire, qui sont actuellement les plus dominantes. Stocker des calories ou de l'électricité permet de stabiliser les réseaux énergétiques, lisser les irrégularités entre la production et la consommation, ainsi que les fluctuations d'énergie dû aux caractères intermittents des sources d'énergie renouvelables, et donc de perfectionner l'alimentation énergétique de sites insulaires ou isolés. En général le système de stockage d'énergie est formé par des batteries. Il consiste à stocker une quantité d'énergie en un lieu donné afin qu'on puisse l'utiliser, en d'autres termes, il s'agit du stockage de la matière qui contient cette énergie, les plus utilisées sont des batteries plomb-acide. Il existe d'autres formes de stockage comme le pompage de l'eau, les volants d'inertie et le stockage hydrogène[53], [73].

Le plomb est un métal très lourd, alors des recherches ont été menées pendant plusieurs années afin de trouver une meilleure batterie qui est légère et améliore la densité de puissance. Ainsi le lithium est devenu un choix logique pour remplacer le plomb, il est le métal le plus léger dans le monde pour en faire une batterie[74]. Le lithium est non seulement léger mais aussi fortement réactif, et c'est pour cette raison que le lithium pur n'a jamais été trouvé dans la nature[74]. Actuellement, les batteries Lithium Ion sont utilisées dans presque toutes les machines telles que l'ordinateur portable, appareil photo, téléphone et dans beaucoup d'autres appareils, alors elles sont très populaires. Actuellement, c'est l'une des batteries les plus énergétiques utilisées. Les batteries lithium-ion sont composées d'une ou plusieurs cellule(s). Chaque cellule est composée de trois composants : une électrode positive, une électrode négative et un électrolyte entre eux[74]. L'électrode positive est faite du composé chimique nommé Lithium Cobalt Oxyde (LiCoO<sub>2</sub>) ou Lithium Fer Phosphate (LiFePO<sub>4</sub>). L'électrode négative est faite du carbone (graphite) et l'électrolyte varie d'un type de batterie à l'autre[74].

La puissance venant de la batterie est exigée toutefois que les sources de production ne satisfont pas la demande des charges. A chaque heure l'état de la batterie est rapporté à l'état de charge précédent, à la production d'énergie et la consommation du système à l'instant  $t - 1$  et  $t$ [56]. La capacité de la batterie à l'instant  $t$  peut être formulée par [69], [72]:

$$C_B(t) = C_B(t - 1) \times (1 - \sigma) + (P_G(t) - \frac{P_L(t)}{\eta_{inv}}) \times \eta_b \quad (1.9)$$

C'est le processus de charge, quand la totalité de puissance de sortie des sources de production dépasse la demande de charge. Quand la demande de charge est supérieure à la puissance disponible générée par les sources, la batterie sera déchargée pour couvrir le manque et la capacité disponible dans la batterie à l'instant  $t$  peut être exprimée par l'équation suivante[69], [72] :

$$C_B(t) = C_B(t - 1) \times (1 - \sigma) - (\frac{P_G(t)}{\eta_{inv}} - P_L(t)) \quad (1.10)$$

Où :

$C_B(t)$  : Capacité de la batterie disponible à l'instant  $t$ .

$C_B(t - 1)$  : Capacité de la batterie disponible à l'instant précédent ( $t - 1$ )

$\sigma$  : Taux de décharge de la batterie

$\eta_{inv}$  : Efficacité de conversion,

$\eta_b$  : efficacité de charge de la batterie

$P_G(t)$  : Puissance générée par toutes les sources

$P_L(t)$  : Puissance de demande des charges

La batterie ne pourrait pas se décharger en dessous de la capacité minimale  $C_{B_{min}}$ , et pendant le processus de charge, la valeur  $C_B(t)$  ne pourrait pas aller au-dessus de  $C_{B_{max}}$ , la valeur maximale de la capacité de la batterie[56], [74].

Mathématiquement, ceci peut être exprimée par :

$$C_{B_{min}} \leq C_B(t) \leq C_{B_{max}} \quad (1.11)$$

Cette contrainte signifie que la batterie ne devrait pas être déchargée ou chargée au-delà de la contrainte pour protéger la batterie contre le dommage et pour prolonger sa durée de vie.

### 3.Services à l'habitant

Les services à l'habitant ou les services consommateurs sont liés à plusieurs fonctions énergétiques et équipements dans le bâtiment. Le système de chauffage, la climatisation, la ventilation, l'éclairage et l'eau chaude sanitaire sont des fonctions générales qui correspondent aux besoins essentiels des usagers. Ils occupent 80% de la consommations totales et consomment une grande quantité d'énergie. La cuisson, le congélateur, le réfrigérateur et les services électroménagers sont des fonctions auxiliaires qui correspondent aux besoins spécifiques des usagers[25], [75].

Ces dernières années, une forte hausse de la consommation d'appareils électriques ménagers a été constatée dans les résidences en France et cette consommation peut être deux fois plus significative que la consommation due au chauffage pour certaines résidences. Ainsi, dans la maîtrise de l'énergie dans le bâtiment, les fonctions spécifiques jouent un rôle plus important.[25], [75].

On peut distinguer plusieurs types de services parmi les services à l'habitant. Les services qui couvrent tout l'horizon temporel de planification d'énergie sont classés dans le type de services permanents. En effet, les services de chauffage et de réfrigération en font partie. Les services dont l'exécution est limitée dans le temps sont classés dans le type de services temporaires. En effet, une demande spécifique d'exécution est associée à ces services. Les services dont l'exécution n'est pas planifiée par le système de gestion d'énergie sont classés dans le type de service non-supervisé[26].

Les défis énergétiques actuels et la hausse persistante de la consommation nécessitent la maîtrise de la demande en énergie. En effet, le pilotage de la consommation électrique devient une alternative de plus en plus plausible. Il s'agit de contrôler la consommation des charges d'où le pilotage des charges. Techniquement, le pilotage intelligent des charges pourrait faciliter les périodes des fortes contraintes sur le réseau. Economiquement, les usagers pourraient réduire ou décaler leur consommation aux heures chargées, améliorant ainsi la flexibilité de la demande[76]. En effet, les agrégations de consommateurs, pilotées par le système de contrôle gagneront en importance sur le marché de l'énergie et ces consommateurs seront une nouvelle

source de souplesse du réseau électrique permettant de résoudre certaines contraintes locales à moindre coût de mise en œuvre[76].

La participation active des charges au système électrique nécessite un pilotage plus précis, ponctuel et local. Assurant par le développement des nouvelles technologies d'informations et des communications, les stratégies intelligentes de pilotage des charges permettent de gérer le trop plein d'électricité en heure creuse et le déficit en heure pleine. La mise en place de ces stratégies requiert la possibilité d'implanter des algorithmes de contrôle optimale capables de s'adapter aux divers aléas et l'acceptation des usagers[76].

En effet, les usagers peuvent participer aux marchés de l'énergie s'ils acceptent d'être pilotés voire même proposer le pilotage des charges. Ils peuvent ainsi répondre à des appels tarifaires en minimisant leur consommation selon les conseils proposés par le système de pilotage visant, à décaler les consommations pour l'équilibre coûts et/ou énergies, à obtenir des bénéfices économiques et à vendre de l'énergie sur le marché de l'énergie. L'implication des usagers dans le pilotage de charges est importante que ce soit au niveau des services des réseaux électriques, qu'au niveau des marchés de l'énergie. En ayant des informations du réseau grâce aux équipements de communication installés dans leur habitation, ils peuvent diminuer, déplacer ou couper leur consommation pour répondre aux appels sécuritaires et économiques du réseau[76].

## 3.1. Description des quelques besoins et usages dans l'habitation

Les services à l'habitant utilisés dans notre système micro-réseau sont décrits au chapitre 3 de la thèse. Cependant, nous définissons globalement quelques services à l'habitant les plus utilisés en France afin d'avoir une vision globale sur leurs caractéristiques et leur fonctionnement s'il s'avère nécessaire de les intégrer parmi les charges du micro-réseau dans le futur. Les services sont caractérisés par des caractéristiques qui leur sont spécifiques. Les services permanents, comme son nom l'indique qui couvre tout l'horizon temporel, sont en général soumis à des facteurs extérieurs tels que les conditions météorologiques, la saison. Les services temporaires, comme son nom l'indique qui sont limités dans le temps, sont le plus souvent les services électroménagers dont le fonctionnement sont généralement prévisibles.

### 3.1.1. Chauffage et climatisation

Actuellement, la satisfaction thermique est un besoin fondamental. Ce dispositif consiste à compenser les pertes thermiques de la pièce afin de maintenir la température au niveau souhaité. Elle doit avoir une puissance suffisante et être capable de s'adapter aux variations des besoins instantanés[75]. Environ 40% de la consommation d'énergie du secteur bâtiment dans le monde et 70% en France émanent des besoins en chauffage et climatisation[77]. Ces services sont très consommateurs et font partie des origines des dépendances aux énergies fossiles en

France. Seulement les services de chauffage et climatisation occupent plus de 30% de la consommation totale tous secteurs confondus en France[77].

### 3.1.2. Ventilation

Les besoins en ventilation sont variés suivant le type de logement, le système de ventilation utilise en général de l'énergie électrique dont l'installation et le dimensionnement du système dépendent des besoins en ventilation[25]. Le rôle de la fonction ventilation est de garantir une qualité et une quantité suffisante d'air hygiénique pour les usagers des bâtiments. En général, si plusieurs systèmes ou technologies existent et répondent à cette fonction, ils se limitent au renouvellement d'un certain volume d'air intérieur toutes les heures, par échange avec de l'air neuf de l'extérieur[25].

### 3.1.3. Production d'eau chaude

Les besoins en eau chaude varient en fonction du nombre d'occupants et les comportements des utilisateurs dans le bâtiment. Il représente en France environ 10 à 15% de la consommation énergétique à l'intérieur des bâtiments du secteur résidentiel et tertiaire[25], [78]. Les chauffe-eau électriques font l'objet d'études depuis des années 80. En effet, l'intégration des nouvelles technologies de communication, de mesure et contrôle devraient permettre d'ajuster les réglages en fonction des signaux tarifaires ou sécuritaires[79].

Les besoins en eau chaude dépendent du niveau du confort souhaité par les usagers, bain ou douche, fréquence, abondance, température, etc...La production d'eau chaude peut être assurée par une génération instantanée de forte puissance, un stockage en ballon à accumulation[75], [80]. L'énergie solaire peut être une source de la production d'eau chaude, la conversion de l'énergie solaire peut s'envisager suivant des principes physiques différents, la conversion photoélectriques, photochimiques et photothermique. La conversion photothermique est la conversion de la lumière en chaleur, donc de l'énergie solaire en chaleur[81].

### 3.1.4. Equipements industriels chauffants et frigorifiques

Les équipements industriels frigorifiques sont des services qui garantissent la conservation des produits alimentaires et de les garder au froid. Le réfrigérateur et le congélateur sont les deux catégories d'appareils pour la production de froid alimentaire. En général le but est de conserver les aliments[25]. Les équipements industriels chauffants, contrairement, ce sont des services nécessitant des hautes températures de chauffe pour fonctionner, ce sont généralement les fours des industries[76].

### 3.1.5. Eclairage

Toutes nos activités nécessitent des conditions de luminosité pour éviter la fatigue oculaire qui fait partie de notre confort visuel. L'éclairage est l'ensemble des moyens qui permettent à l'homme de maintenir les conditions de luminosité de son environnement. La consommation moyenne d'énergie pour l'éclairage des habitations représente au moins 15% de la consommation totale. Elle représente également 10% de la consommation nationale[25].

### 3.1.6. Cuisson

La cuisson est alimentée soit par une source d'énergie combustible (gaz, bois), soit par de l'énergie électrique. Le potentiel d'économie d'énergie reste important. Les usages comme les plaques, fours, micro-ondes, cafetières, bouilloires font partie de la cuisson électrique[25].

### 3.1.7. Equipements électroménagers

Les équipements électroménagers sont caractérisés par les gros électroménagers comme la machine à laver, le sèche-linge et les petits électroménagers comme l'aspirateur, le fer à repasser, le robot de cuisine[75], [80]. Ce sont des appareils favorables au pilotage des charges car ils peuvent être décalés tout au long de la journée jusqu'à ce qu'on trouve une tranche horaire convenable pour leur exécution.

### 3.1.8. Micro-informatique domestique

Le développement des applications micro-informatiques dans le secteur résidentiel et tertiaire génère de nouvelles demandes d'énergie. Leur utilisation constitue un apport de chaleur interne supplémentaire qui entraîne une augmentation de la consommation pour la climatisation des locaux climatisés[25].

## 3.2. Services temporaires

Pour rappel, les services temporaires sont des services dont l'exécution est limitée dans le temps. En observant la consommation des habitants de Mafate, les services permanents tels que le chauffage et la climatisation ne font pas partie des services à l'habitant des usagers jusqu'à ce jour, les seuls services permanents existant sont les réfrigérateurs et les congélateurs qui pourraient être modélisés comme étant des services temporaires.

La maîtrise de la demande en énergie dans des zones isolées non connectées au réseau de distribution principal d'électricité requiert une utilisation efficace des énergies renouvelable

intermittentes. En effet, il est nécessaire de limiter l'exécution des certains appareils électriques et donc de planifier les différents créneaux horaires d'utilisations des appareils électriques en fonction de l'énergie produite disponible. Il est préférable de considérer tous les services comme étant des services temporaires pour la bonne gestion de la consommation électrique. Ainsi, dans notre étude, nous allons considérer tous les services comme des services temporaires. En effet, nous allons jouer sur les créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques des usagers, la durée d'exécution du service et son heure de fin d'usage souhaitée. En effet, le réfrigérateur et le congélateur seront traités comme des services temporaires avec une durée d'exécution tout au long de la journée afin de conserver leur nature permanente.

Pour les services temporaires, l'optimisation consiste à trouver la date de fin d'exécution notée  $f(i)$ . Dans la littérature, beaucoup des recherches ont été entamées dans le cadre d'ordonnement de ces services[26]. En effet, Castro et al, 2006[82], Pinto et al, 1995[83] et Pinto et al,1998[84] ont réalisé des formulations en temps continu des problèmes d'ordonnement qui consistent à trouver une séquence d'exécution des tâches sur une ressource partagée. Koné et al,2010[85] et Mingozzi et al, 1998[86] ont aussi réalisé deux modèles en temps discret et continu pour le problème d'ordonnement sous contraintes de ressource.

Dans le problème de gestion de l'énergie dans l'habitat, plusieurs services peuvent être réalisées en même temps [26]. Soit  $i$  l'indice qui représente un service, et  $k \in \mathbb{N} \cap [0; 24[$ . Un service temporaire est caractérisé par les données suivantes[26] :

- $P(i)$ , la puissance consommée pendant que le service est exécuté.
- $d(i)$ , la durée d'exécution
- $f_{opt}(i)$ , la date de fin souhaitée
- $f_{min}(i), f_{max}(i)$ , respectivement les dates de fin au plus tôt et au plus tard acceptables pour l'habitant.

Et les variables suivantes sont :

- $f(i)$ , la date de fin d'exécution du service
- $d(i, k)$ , la durée du service durant la période  $[k, k + 1[$
- L'énergie consommée  $E(i, k)$  du service durant la période  $[k, k + 1[$

Le système d'optimisation calcule une date d'exécution optimale du service par rapport à la demande exprimée par l'utilisateur et à la production disponible. Les services temporaires sont des tâches à ordonner avec des contraintes de fenêtre de temps et de ressource.

La figure 1.1 nous montre la modélisation d'un service temporaire.

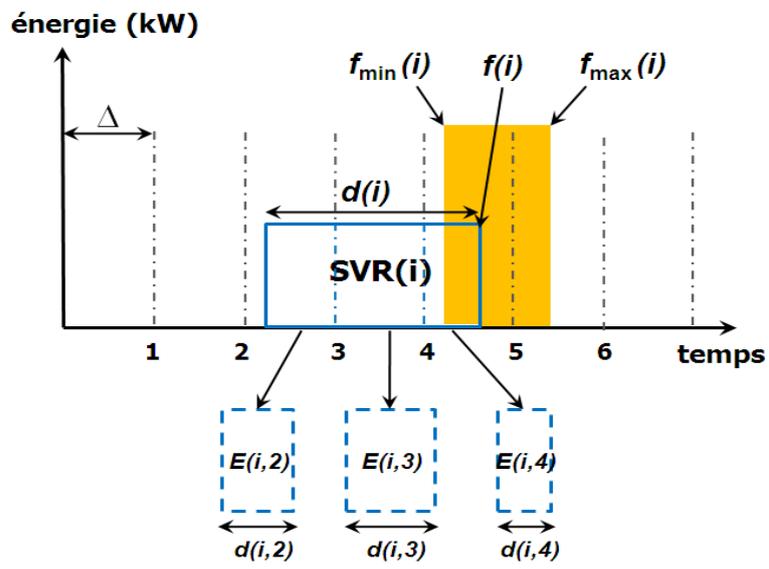


Figure 1.1. Modélisation d'un service temporaire  
 Source : <http://www.theses.fr/2011GRENT067.pdf> [26]

# CHAPITRE 2

---

## Modèle déterministe et formulation mathématique

---

### Sommaire

---

1.	Outils mathématiques nécessaires .....	61
1.1.	Programmation mathématique .....	61
1.1.1.	Programmation linéaire.....	61
1.1.2.	Programmation en nombres entiers .....	62
1.1.3.	Programmation en binaire .....	62
1.1.4.	Programmation linéaire en nombre entiers mixtes .....	63
1.2.	Transformation de la condition logique .....	63
1.3.	Linéarisation d'une multiplication d'une variable binaire et d'une variable continue.....	64
2.	Approche déterministe .....	65
2.1.	Modèle déterministe .....	65
2.2.	Limites du modèle déterministe .....	66
2.2.1.	Fluctuations aléatoires du rayonnement solaire.....	66
2.2.2.	Erreurs et incertitudes de mesures .....	67
2.2.2.1.	Erreurs de mesures.....	67
2.2.2.2.	Incertitudes de mesures.....	67
2.2.3.	Pannes techniques imprévisibles .....	68
2.2.4.	Demandes ponctuelles imprévues en énergie à la hausse comme à la baisse .....	69
2.2.5.	Les aléas de changement dans le planning des usagers.....	70
3.	Modèle du ciel clair du rayonnement solaire .....	71
3.1.	Calcul du rayonnement direct sur le plan horizontal .....	71

3.2.	Calcul du rayonnement diffus sur le plan horizontal.....	72
3.3.	Calcul du rayonnement global sur le plan horizontal .....	73
4.	Description de la fonction objective à maximiser ou à minimiser, en précisant les inconnues et les paramètres vérifiant un système d'équations et d'inéquations des contraintes .....	74
4.1.	Modélisation du critère du confort .....	76
4.2.	Modélisation des services.....	77
4.3.	Les contraintes qui régissent le système de stockage.....	80

---

# 1. Outils mathématiques nécessaires

Le laboratoire de recherche PIMENT a développé un modèle à variables mixtes, la programmation linéaire en nombres entiers mixtes ou Mixed Integer Linear Programming (MILP) dont la première approche fut de linéariser un modèle non linéaire définissant le mode d'utilisation des appareils électriques pour un îlot de maisons[15]. Les outils mathématiques abordés dans cette thèse sont basés sur la méthode d'optimisation utilisée qui est le MILP. L'existence des modèles non linéaire nous conduit à développer la méthode de linéarisation de fonctions logiques, qui est consacrée à la formulation linéaire des contraintes permettant de définir les variables binaires et semi-continues qui sont introduites dans le problème[25], [26].

## 1.1. Programmation mathématique

Un programme mathématique noté PM est un problème d'optimisation sous contraintes. Il peut être écrit par[87]–[93] :

Maximiser  $f(x)$

Sous les contraintes

$$\begin{aligned} g_i(x) &\leq 0 & i = 1, \dots, m \\ x &\in S \end{aligned} \tag{2.1}$$

Avec :  $S$  est une partie de  $\mathbb{R}^n$  et  $x$  est un vecteur qu'on nomme variable, et ces  $n$  composantes sont des inconnues du problème d'optimisation.

On appelle la fonction objective ou objectif, la fonction  $f: S \rightarrow \mathbb{R}$  et les contraintes du problème d'optimisation sont les fonctions  $g_i: S \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $i = 1, \dots, m$  qui forment des inégalités.

Un programme mathématique peut être une maximisation ou une minimisation de la fonction objective[87], [91]–[93]. On appelle inégalités, une contrainte  $g_i(x) \leq 0$  ou  $g_i(x) \geq 0$  et en cas de présence de deux contraintes  $g_i(x) \leq 0$  et  $g_i(x) \geq 0$ , on parle alors d'égalités  $g_i(x) = 0$ [87].

### 1.1.1. Programmation linéaire

Un programme linéaire est un système d'équations ou d'inéquations non strictes appelées contraintes qui sont linéaires (les variables ne sont pas élevées au carré, ne sont pas des exposants, ne sont pas multipliées entre elles,) sous lesquelles on doit optimiser (maximiser ou minimiser) une fonction objective également linéaire[87], [94]. Ainsi un problème de programmation linéaire(PL) est un problème d'optimisation où la fonction objectif et les contraintes sont toutes linéaires[91], [95]–[98].

La programmation linéaire a quelques propriétés suivantes[94], [97],[99]:

- La contribution de la variable de décision à la fonction objectif et aux contraintes est proportionnelle à leur valeur et la contribution de chaque variable est indépendante de

la valeur des autres variables. Cette hypothèse définit la proportionnalité et l'additivité et si cette hypothèse n'est respectée, il s'agit de la programmation non linéaire.

- Les variables prennent des valeurs fractionnaires, d'où la divisibilité, en violant cette hypothèse, il s'agit de la programmation en nombre entiers.
- Chaque paramètre est connu précisément, d'où la certitude. Si cette hypothèse est violée, il s'agit de la programmation stochastique.

Une programmation linéaire peut être définie par une forme standard et une forme canonique. Un problème est sous forme standard si toutes les vraies contraintes autre que les variables de décision sont des égalités. Elle est de forme canonique si elle fait intervenir exclusivement les inégalités[94].

On parle de programmation linéaire discret (ou entier ou mixte) qu'on notera PLNE (Programmation Linéaire en Nombre Entiers) si la fonction objective  $f$  et les fonctions contraintes  $g$  sont toutes linéaires. Parfois appelé programme en nombre entiers (ou mixte), IP (Integer Program) ou MIP (Mixed Integer Program), la programmation linéaire en nombre entier étant le cas largement le plus utilisé et le plus étudié dans la littérature[87].

### 1.1.2. Programmation en nombres entiers

Un problème de programmation en nombres entiers ou Integer Programming(IP) est un problème d'optimisation mathématique dans lequel les variables sont astreintes à ne prendre que des valeurs entières (ou certaines valeurs entières)[89], [95], [100] [101]. La programmation en nombre entiers est l'un des domaines les plus riches et les plus actifs de la programmation mathématique, et le nombre de publications et de recherches qui lui ont été consacrées depuis les premiers travaux de Gomory en 1958 [102], [103] témoigne de la complexité du sujet et de son importance en termes d'applications.

Dans le programme en nombres entiers, le modèle peut être caractérisé selon les variables de décisions[104], [105] :

- Si toutes les variables sont discrètes, le modèle est appelé : « programmation linéaire en nombres entiers purs ».
- Autrement, le modèle est appelé : « Programmation linéaire mixte ».

On parle de problème de programmation linéaire en nombre entiers si la fonction objective et toutes les contraintes sont linéaires. Autrement, on a une « programmation non linéaire » [104].

### 1.1.3. Programmation en binaire

Cette situation peut être formulée en utilisant une variable notée  $x$  prenant deux valeurs 0 ou 1 [101], [106], [107]. Chaque valeur est associée à une des possibilités de choisir un nombre binaire comme étant une sélection ou une réjection d'une option, d'un oui ou d'un non d'une réponse ou d'autres situations[107] :

$$x = \begin{cases} 1 & \text{si l'évènement se produit} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.2)$$

### 1.1.4. Programmation linéaire en nombre entiers mixtes

On a une programmation en nombres entiers mixtes quand certaines variables dans le modèle sont réelles et d'autres sont entières, c'est pour cette raison qu'on parle des variables mixtes [101], [104]. Quand la fonction objective obtenue ainsi que ses contraintes sont toutes linéaires, alors on pourrait parler de « programmation linéaire mixte ».

Dans le langage commun, « programmation en entiers mixtes » et « programmation linéaire mixte » ont souvent la même signification[108]. On pourrait ainsi inclure une programmation non linéaire mixte qui est beaucoup plus difficile à résoudre. En effet, la programmation linéaire mixte est une méthode d'optimisation qui combine les variables continues et les variables discrètes. Elle peut modéliser la planification complexe et le problème de contrôle composés de ces deux variables (discrètes et continues).

La formule de la programmation linéaire en nombre entiers mixtes peut être écrite par [100], [104], [109], [110], [109]:

La fonction objective :

$$\min \quad z = c^T x \quad (2.3)$$

Les contraintes :

$$Ax \begin{cases} \leq \\ = \\ \geq \end{cases} b \quad (2.4)$$

où  $x$  et  $c$  sont des vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ ,  $A$  est une matrice de dimension  $m \times n$ ,  $b \in \mathbb{R}^m$ .

## 1.2. Transformation de la condition logique

Une proposition logique notée  $\chi$  a pour valeur de vérité soit vraie ( $V$ ) soit fausse ( $F$ ). Cette proposition est associée à une variable binaire  $\delta \in \{0; 1\}$  telle que la proposition soit vraie si et seulement si  $\delta = 1$  [25].

Une variable  $x$  est dite continue si elle peut prendre toute valeur dans un domaine noté  $dom(x)$ , défini par un intervalle borné ou par une union d'intervalles bornés[25].

Considérons l'inégalité affine (ou linéaire)  $a \cdot x \leq b$ .

On peut ainsi définir  $m$  et  $M$  respectivement la borne inférieure et la borne supérieure de la forme affine :

$$f(x) = ax - b \quad (2.5)$$

avec  $(a, b) \in \mathbb{R}^2$

$$\begin{aligned} m &= \min_{x \in \text{dom}(x)} f(x) \\ M &= \max_{x \in \text{dom}(x)} f(x) \end{aligned} \quad (2.6)$$

Supposons que la proposition  $\chi$  est équivalente à la condition  $f(x) \leq 0$ . Cette condition logique s'écrit :

$$[\delta = 1] \leftrightarrow [f(x) \leq 0] \quad (2.7)$$

On a :

$$\begin{aligned} m \leq ax - b \leq 0 &\leftrightarrow \delta = 1 \\ 0 < ax - b \leq M &\leftrightarrow \delta = 0 \end{aligned} \quad (2.8)$$

Pour exprimer cette condition, on peut utiliser deux inégalités linéaires mixtes comme suit :

$$[\delta = 1] \leftrightarrow [f(x) \leq 0] \text{ si et seulement si } \begin{cases} f(x) \leq M(1 - \delta) \\ f(x) > m\delta \end{cases} \quad (2.9)$$

Le seul souci de la transformation (2.9) est que  $f(x)$  ne peut jamais atteindre le borne  $m$ . Dans ces cas, on doit ajouter un coefficient strictement positif  $\epsilon$  qui est de l'ordre de l'erreur machine, la transformation devient [25], [26] :

$$[\delta = 1] \leftrightarrow [ax - b \leq 0] \text{ si et seulement si } \begin{cases} ax - b \leq M(1 - \delta) \\ ax - b \geq \epsilon + (m - \epsilon)\delta \end{cases} \quad (2.10)$$

En effet, Bemporad et al, 1998 expliquent qu'en pratique (sur machine) [111].

$$f(x) > 0 \Leftrightarrow f(x) \geq \epsilon \quad (2.11)$$

où  $\epsilon > 0$  est plus petit où égal que l'erreur machine.

### 1.3. Linéarisation d'une multiplication d'une variable binaire et d'une variable continue

Dans l'étape précédente, on transforme une proposition logique en une formulation linéaire mixte. Il existe également des cas dans notre modèle où l'on multiplie une variable continue par une variable binaire. Les variables auxiliaires doivent être ajoutées pour compléter la linéarisation.

Une variable  $z$  est dite semi-continue si elle est le produit d'une variable binaire et d'une variable continue :  $z = \delta \times f(x)$ . (2.12)

La définition de  $z$  doit satisfaire les deux conditions suivantes [25], [26] :

$$[\delta = 0] \leftrightarrow [z = 0] \text{ et } [\delta = 1] \leftrightarrow [z = f(x)].$$

Les contraintes linéaires associées à la définition de cette variable semi-continue peuvent s'écrire sous la forme de contraintes linéaires mixtes de la façon suivante en utilisant  $m$  et  $M$  respectivement la borne inférieure et la borne supérieure de la fonction  $f(x)$ .

$$\begin{cases} z = f(x) & \text{si } \delta = 1 \\ z = 0 & \text{si } \delta = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} z \leq M\delta \\ z \geq m\delta \\ z \leq f(x) - m(1 - \delta) \\ z \geq f(x) - M(1 - \delta) \end{cases} \quad (2.13)$$

## 2. Approche déterministe

Sachant que l'objectif est d'atteindre l'équilibre optimale du système, optimiser la consommation, optimiser la puissance entrant et sortant de la batterie tout en gardant le confort des utilisateurs à un bon niveau, la partie déterministe de la thèse consiste à exploiter le modèle MILP en suivant l'approche déterministe.

### 2.1. Modèle déterministe

L'approche déterministe consiste à modéliser et optimiser le système micro-réseau sans tenir compte des imprévues qui pourraient se produire, pour rappel, le modèle planifie donc le système en utilisant des données exactes, fixes grâce au modèle théorique par ciel clair utilisé dans la littérature permettant d'estimer la production et des informations données par les usagers permettant de fixer les paramètres des services. Ainsi on ne parle pas du tout de la prise en compte des incertitudes. En effet, au niveau de la source, la partie déterministe consiste à trouver un modèle théorique par ciel clair pour estimer la puissance de sortie de la source. Dans notre cas, nous avons comme source de production, l'énergie solaire photovoltaïque, et le modèle théorique par ciel clair conçu pour estimer le rayonnement solaire tout au long de la journée est le modèle Bird [27], [28] [112] [113]. Pour le système de stockage batteries, le fonctionnement de la batterie est considéré comme étant déterministe dans le système micro-réseau [69], [114]–[116]. Cependant, cela doit dépendre de la source de production utilisée. Dans notre système micro-réseau, le système de stockage batteries dépend fortement de la source qui est intermittente et cela impactera son fonctionnement dont les variables de sortie pourraient varier en fonction de la production PV. En ce qui concerne la consommation, la partie déterministe consiste à ajuster la consommation d'énergie en fonction des demandes des utilisateurs et de la production disponible. Ces demandes sont fixées sans tenir compte des incertitudes de la demande. L'objectif n'est pas seulement d'optimiser la consommation d'énergie, mais aussi de la programmer au meilleur moment par rapport à l'emploi du temps des habitants et à la disponibilité de la production, c'est-à-dire de piloter les charges de manière optimale en fonction de la production disponible[26].

En développant un modèle linéaire à variables mixtes (MILP), dont la première approche était de linéariser un modèle non linéaire définissant le mode d'utilisation des appareils électriques. Ce modèle linéarisé permet de trouver l'équilibre optimale du système micro-ré-

seau et donc d'optimiser les puissances entrant et sortant de la batterie, d'optimiser la consommation électrique d'un îlot de maisons en faisant varier les créneaux horaires d'utilisations des différents appareils électriques.

Pour le modèle déterministe, le système fonctionne, par principe, suivant des paramètres fixés à l'avance comme mentionner précédemment. En effet, ce cadre déterministe ne s'occupe donc pas des pannes qui pourraient arriver à chacun des appareils, de toutes sortes d'autres aléas dans les phénomènes naturels, dans les problèmes matériels ou dans les souhaits humains, qui puissent impacter le système. Et c'est pour cette raison, que le modèle déterministe est tout à fait limité pour décider de la vie réelle des usagers, car la réalité ne peut être décidée et fixée à l'avance, mais se formule nécessairement en terme de probabilité d'un évènement qui pourrait se réaliser, en prenant en compte des incertitudes inhérentes au système.

## 2.2. Limites du modèle déterministe

Savoir quelles unités de production utilisées, quelle quantité produire à quel moment sont des questions difficiles qui préoccupent les chercheurs pour atteindre l'autonomie d'un micro-réseau isolé. En effet, quand les prévisions météorologiques sont pessimistes dans les prochains jours, on doit trouver un écart optimal entre la production et la consommation qui minimise les pertes en énergie pour les journées où les conditions météorologiques sont optimistes afin de maximiser l'énergie stockée dans la batterie, tout en satisfaisant la demande et les contraintes dues à la régulation et à la physique du système. Cette étude doit être robuste aux aléas, et doit tenir compte des incertitudes liées à la production intermittente, à la variation de la consommation des utilisateurs et au fonctionnement du système électrique. Si la production est pessimiste, si la demande d'énergie augmente soudainement ou si un problème technique survient, le système doit être capable de faire face.

### 2.2.1. Fluctuations aléatoires du rayonnement solaire

Sachant que le rayonnement solaire peut être affectée par plusieurs facteurs tels que les nuages, température, l'humidité relative, il est important de considérer ses caractères intermittents. Si on ne prend pas compte de ces caractères incertains du rayonnement solaire, la prédiction de la production solaire est tout à fait approximative et pourrait être loin de la réalité. Pour rendre le modèle de PV beaucoup plus réaliste, l'outil de prédiction doit être utilisé, en utilisant par exemple les distributions de probabilité [117] [118]. Pendant la période des pluies, pendant l'été, on a un rayonnement intense, mais l'irradiation peut être perturbée par les nuages, et cette perturbation doit être prise en compte, on pourrait peut-être estimer l'intensité horaire d'une journée du rayonnement correspondant à une période de l'année, en été, en hiver, etc... par contre les effets causés par les nuages, la période cyclonique, qui fait du rayonnement solaire une source d'énergie intermittente, ne sont pas tout à fait pris en compte en considérant

des résultats approximatifs. Ces caractéristiques entraînent un déséquilibre au niveau du système car les données de la production peuvent être de loin différentes de celles qui ont été prévues, ainsi les résultats obtenus au niveau des services fournisseurs sont contradictoires aux résultats prévus par le système. Pour cela la modélisation stochastique du rayonnement solaire est à inclure dans le problème d'optimisation pour mieux gérer le système. Ce modèle permet de tenir compte des aléas dus aux facteurs intermittents du rayonnement solaire.

## 2.2.2. Erreurs et incertitudes de mesures

Dans notre cas d'étude, les mesures ne présentent pas d'erreurs, nous ne sommes donc pas confrontés à des erreurs de mesure. Les incertitudes à considérer sont causées par l'intermittence de la production, la variation de la consommation et les pannes techniques imprévisibles qui peuvent impacter le système.

La prise en compte des jeux du hasard conduit au premier traitement mathématique de la quantification de l'incertitude [119]. En effet, l'incertitude est souvent définie par le hasard de la vie et les caractères aléatoires des phénomènes naturels. Cependant, l'incertitude peut être causée par les erreurs de mesurage, en effet, elle peut être associée à des erreurs de mesure et catégorisée suivant le type d'erreur de mesure[120]. Sous prétexte que les incertitudes causées par les erreurs de mesure font partie de la limite du modèle déterministe, alors que ces incertitudes peuvent bien se produire dans la réalité, il est important de les décrire globalement.

### 2.2.2.1. Erreurs de mesures

Généralement, une erreur de résultat de mesure est causée par des imperfections du mesurage. Elle est définie par la différence entre la valeur mesurée et la vraie valeur d'une grandeur que l'on mesure. Une erreur peut être catégorisée par deux composantes, une composante aléatoire et une composante systématique. On parle d'erreur de mesure aléatoire lorsque les valeurs mesurées sont différentes pour plusieurs mesures effectuées par un même opérateur, dans les mêmes conditions du mesurage d'une même grandeur. Les variations temporelles et spatiales non prévisibles ou stochastiques de grandeurs d'influence sont considérées comme des erreurs aléatoires. On appelle effets aléatoires les effets dus à ces variations qui résultent des valeurs différentes pour les observations répétées du mesurande. Ces erreurs peuvent être réduites en augmentant le nombre d'observations. Lors d'une mesure unique, la précision de l'appareil de mesure, la façon dont il est utilisé et la qualité du mesurage sont à prendre en compte, l'erreur correspondante est l'erreur systématique. En général, l'erreur systématique peut aussi être réduite comme l'erreur aléatoire. Lors d'un résultat de mesure, si on connaît la grandeur d'influence qui cause l'erreur systématique, l'effet appelé effet systématique peut-être quantifié. Une correction ou un facteur de correction peut être appliqué pour compenser l'effet si l'erreur est importante par rapport à l'exactitude du mesurage[121].

### 2.2.2.2. Incertitudes de mesures

Lorsqu'on ne connaît pas précisément la valeur du mesurande, on est dans l'incertitude du résultat d'un mesurage. Ainsi, une incertitude de mesure signifie un doute sur la validité du résultat d'un mesurage. Il ne faut pas confondre l'incertitude du résultat d'un mesurage avec l'erreur résiduelle inconnue car même s'il possède une incertitude élevée, le résultat d'un mesurage après correction peut-être très proche de la valeur du mesurande avec une erreur négligeable. Ainsi, le résultat d'un mesurage après correction des effets systématiques reconnus reste une estimation de la valeur du mesurande faute de l'incertitude provenant des effets aléatoires et de la correction imparfaite du résultat pour les effets systématiques[121].

Mesurer une grandeur n'est pas simplement rechercher la valeur de cette grandeur mais aussi lui associer une incertitude afin de pouvoir qualifier la qualité de la mesure. Cette incertitude est associée aux erreurs de mesures qui peuvent être dues à l'instrument de mesure, à l'opérateur ou à la variabilité de la grandeur mesurée. L'incertitude de mesure est la valeur qui caractérise la dispersion des valeurs qui peuvent être attribuées à la grandeur mesurée. L'incertitude de mesure peut être donnée par un paramètre associé au résultat d'un mesurage qui caractérise la dispersion des valeurs ou une distribution qui pourraient être attribuées au mesurande. En général, l'incertitude de mesure peut être caractérisée par plusieurs composantes, les composantes qui peuvent être évaluées à partir de la distribution statistique des résultats de séries de mesurages et peuvent être caractérisées par des écarts-types expérimentaux et les composantes qui sont évaluées par les lois de probabilité estimées par une expérience acquise ou d'autres informations. Toutes les composantes de l'incertitude, de même que celles qui sont issues des effets systématiques comme les composantes associées aux corrections et aux étalons de référence, contribuent à la dispersion. La meilleure estimation de la valeur du mesurande est le résultat du mesurage[121].

L'incertitude associée à l'erreur aléatoire est une incertitude de répétabilité dite de type A. Une incertitude de type A est évaluée par l'analyse statistique de séries d'observations. Elle est issue de l'exploitation d'un nombre important de valeurs mesurées[121], [122]. L'erreur systématique peut-être associée à l'incertitude dite de type B. L'évaluation de celle-ci nécessite de rechercher toutes les sources d'erreur et d'évaluer l'incertitude associée à chaque source[121]. C'est une méthode d'évaluation de l'incertitude par des moyens autres que l'analyse statistique des séries d'observations[121], [122]. L'incertitude de type B ne provient pas forcément de l'erreur systématique. On obtient le type B quand on connaît déjà la distribution des valeurs d'une grandeur ou ses valeurs limites[121]. L'incertitude de type A et l'incertitude de type B forment l'incertitude composée et l'évaluation d'une incertitude de mesure à partir de l'incertitude de plusieurs sources est appelée la propagation des incertitudes[121].

### 2.2.3. Pannes techniques imprévisibles

Les pannes techniques au niveau du système ne sont pas prévues dans le modèle déterministe, ledit modèle étudie le cas pour lequel le système fonctionne normalement. Par contre, plusieurs facteurs provoquent des pannes au niveau du système et l'étude de ces pannes nécessitent la prise en compte des incertitudes d'où le modèle stochastique. L'évaluation de la fiabilité

des micro-réseaux est l'un des défis les plus importants auxquels sont confrontés les planificateurs de systèmes. Le processus d'évaluation de la fiabilité est encore plus compliqué par la flexibilité des modes d'exploitation des micro-réseaux[123].

Les réseaux électriques sont fiables s'ils sont capables de fournir un approvisionnement suffisant en électricité[124]. La fiabilité des systèmes électriques peut être marquée par deux aspects fondamentaux, la sécurité et l'adéquation du système. La sécurité du système est la partie de la fiabilité liée au comportement des systèmes lorsque des perturbations apparaissent. Les perturbations peuvent être causées par des pannes de générateur, des pannes de ligne de transmission ou une consommation d'électricité inattendue. L'adéquation est la partie de la fiabilité liée au nombre d'installations nécessaires pour assurer l'approvisionnement en électricité dans les systèmes. Il comprend à la fois les couches de génération, de transmission et de distribution[125].

La fiabilité n'est pas seulement importante pour les clients finaux, l'opérateur de transport et la société de production ont tous deux des intérêts. Ces intérêts suscitent parce que si les clients ne veulent pas que leur offre soit affectée, les opérateurs de production et de transport ne veulent pas interrompre cette offre car cela implique un paiement pour les clients concernés et implique également qu'il y a quelque chose de mal dans le système qui a besoin de réparation. Cette réparation peut dans certains cas être extrêmement coûteuse. Pour cette raison, les entreprises effectuent une maintenance périodique de leurs équipements [125].

Il existe une grande variété d'indices pour mesurer la fiabilité du système[125]–[129]. Il est possible de les différencier par des indices basés sur la demande et la production et ceux basés sur les clients.

Exemples d'indices basés sur la demande et la production [123]–[126], [128], [129]:

- LOLP (Loss Of Load Probability) : Il indique la probabilité lorsque la demande de consommation excède la production. Il est généralement mesuré en heures par an ou en jours par an. C'est l'un des indices les plus typiques.
- LOLE (Loss Of Load Expectation) : Il décrit le temps moyen pendant lequel la demande est supérieure à la production. Il est également mesuré en heures ou en jours par an. Il est plus couramment utilisé que LOLP. Il est fréquemment utilisé pour simuler des pénalités pour les coupures d'électricité.

Exemples d'indices basés sur les clients[33], [125], [127], [129] :

- SAIDI (System Average Interruption Duration Index) : Cet indice mesure la durée totale d'interruptions par le nombre moyen des clients sur une période définie. Il est calculé en divisant la durée totale des interruptions par le nombre total de clients desservis.
- SAIFI (System Average Interruption Frequency Index) : Cet indice indique le nombre moyen d'interruptions que subissent les clients au cours d'une période définie.

## 2.2.4. Demandes ponctuelles imprévues en énergie à la hausse comme à la baisse

Pour le cas déterministe, on considère que la demande est prévue d'une manière exacte, nous avons donc une prévision déterministe de la demande, c'est-à-dire que la demande en énergie est connue à l'avance avec certitude. La gestion de la demande en énergie est belle et bien faisable pour le cas déterministe, on peut bien gérer le trop plein d'électricité en heure creuse et le déficit en heure pleine en optimisant le système micro-réseau. Cependant, pour être beaucoup plus réaliste, il est difficile de prévoir d'une manière exacte combien demande les consommateurs, la demande peut être à la hausse comme à la baisse que prévue. Ainsi il faut étudier les incertitudes liées à la demande pour avoir des résultats beaucoup plus adéquats. On doit ainsi tenir compte des incertitudes, des aléas au niveau de la demande, si la consommation augmente baisse soudainement, le système doit pouvoir faire face.

En effet, le modèle déterministe n'étudie que le cas où la demande est fixe, ainsi, il nous conduit à des résultats précis, prévus, par contre si la demande en énergie augmente soudainement, que ferait-on ? Ainsi le modèle stochastique doit être introduit pour gérer ce problème.

Exemple : entre 19h et 21h, les usagers ont consommé beaucoup plus que ce que le système aurait prévu, ceci entraîne un déséquilibre au niveau du système, ainsi l'implication des incertitudes dans l'étude est donc cruciale pour résoudre ce problème. On doit impliquer le modèle stochastique pour pouvoir faire face à toutes sortes des cas imprévisibles qui impactent la consommation des usagers.

### 2.2.5. Les aléas de changement dans le planning des usagers

Pour le cas déterministe, les créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques sont connus à l'avance, ils sont fixés afin que le système opère d'une manière déterministe pour avoir une décision déterministe. Les horaires de fonctionnement des appareils électriques telles que l'heure de fin souhaitée, la durée d'exécution des appareils électriques sont fixés et les usagers doivent suivre ce que le système a décidé. Cette décision est prise grâce aux informations obtenues par les usagers. Néanmoins, cette décision reste trop exacte pour cadencer à la réalité. Il est nécessaire de tenir compte des modifications des créneaux horaires de dernière minute d'utilisation des appareils électriques, donc des aléas des changements dans le planning des usagers. En réalité, il est difficile d'admettre que les usagers puissent être pile aux créneaux horaires fixés par le système. Il faut fondamentalement impliquer les incertitudes dans l'étude. Par rapport à ce qui est prévu, les usagers peuvent changer leur plan d'usage. Comme le modèle déterministe reste déterminé pour sa décision, une fois que les usagers se détachent de ce qui a été prévu, le modèle atteint sa limite, ainsi, le modèle stochastique sera appelé pour étudier les cas des aléas des usagers.

Exemple : Le système prévoit une consommation entre 19h et 21h, alors que les usagers ont planifié beaucoup plus tôt ou tard. Ceci entraîne le déséquilibre au système, ainsi, le modèle stochastique doit être appelé pour étudier ces cas imprévus, d'où la notion de prise en compte des incertitudes.

## 3. Modèle du ciel clair du rayonnement solaire

Les stations météorologiques collectent les différentes données météorologiques et quelques données radiométriques qui sont des paramètres nécessaires au dimensionnement du système de production solaire [112], [130]. La température, la vitesse du vent, l'humidité relative sont des données météorologiques. Les différentes composantes du rayonnement solaire telles que l'irradiation globale, l'irradiation diffuse et l'irradiation directe sont considérées comme des paramètres radiométriques [112].

Le modèle Bird et Hulstrom, qui est un modèle théorique par ciel clair, permet d'estimer les principales composantes du rayonnement solaire incident sur le sol en utilisant comme paramètres d'entrées des données météorologiques telles que la température, l'humidité, la durée d'insolation, la pression, etc. [112]. Le modèle Bird et Hulstrom est le modèle par ciel clair utilisé dans cette thèse pour avoir une prévision déterministe du rayonnement solaire. Le modèle est basé sur les différents coefficients d'atténuation du rayonnement solaire par les éléments constituant l'atmosphère.

### 3.1. Calcul du rayonnement direct sur le plan horizontal

L'éclairement dû au rayonnement direct sur un plan horizontal est donné par la relation suivante [27], [28], [112], [113]:

$$I = 0.9751 \times I_0 \times \tau_r \times \tau_g \times \tau_0 \times \tau_w \times \tau_a \times \cos(z) \quad (2.14)$$

Avec  $I_0$  est le rayonnement solaire extraterrestre ( $1353W/m^2$ ),  $\tau_r$  est le coefficient de transmission après la diffusion moléculaire de Rayleigh,  $\tau_g$  est le coefficient de transmission après la diffusion par les gaz uniformes (dioxyde de carbone et oxygène),  $\tau_0$  est le coefficient de transmission après absorption par l'ozone,  $\tau_w$  est le coefficient de transmission après absorption par la vapeur d'eau,  $\tau_a$  est le coefficient de transmission après la diffusion par les aérosols [113] et  $z$  est l'angle zénithal solaire.

Le coefficient d'absorption par la couche d'ozone  $\tau_0$  est donné par :

$$\tau_0 = 1 - 0.1611 \times E_0 \times (1.0 + 139.48 \times E_0)^{-0.3035} - 0.002715 \times E_0 \times (1 + 0.044 \times E_0 + 0.0003 \times E_0^2)^{-1} \quad (2.15)$$

Où  $E_0$  est l'épaisseur de la couche d'ozone corrigée par le trajet optique du rayonnement solaire à travers cette couche et définie par l'équation suivant:

$$E_0 = L \times m_r \quad (2.16)$$

Où  $m_r$  est la masse d'air optique relative donnée par l'équation :

$$m_r = [\cos(z) + 0.15(93.885 - z)^{-1.253}]^{-1} \quad (2.17)$$

Et  $L$  représente la quantité d'ozone à la verticale du lieu (épaisseur de la couche d'ozone réduite (cm)).

$$L = \{235 + [150 + 40 \sin(0.9856(j' - 30)) + 20 \sin(3\varphi)] [\sin^2(1.28\theta)]\} / 1000 \quad (2.18)$$

Le coefficient de transmission après absorption du rayonnement solaire par la vapeur d'eau est donné par :

$$\tau_w = 1 - 2.4959 \times E_w \times [(1 + 79.03 \times E_w)^{0.6828} + 6.385 \times E_w]^{-1} \quad (2.19)$$

Avec  $E_w$  est l'épaisseur d'eau condensable à la verticale du lieu (cm) donnée par l'équation suivante :

$$E_w = \frac{0.493}{T} \times HR \times \exp(26.23 - \frac{5416}{T}) \quad (2.20)$$

Où  $T$  est la température ambiante (K) et  $HR$  est l'humidité relative en (%).

Le coefficient de transmission après absorption par les gaz permanents ( $CO_2$  et  $O_2$ ) s'exprime en fonction de la masse d'air corrigée à l'aide de l'équation :

$$\tau_g = \exp(-0.0127 \times m_a^{0.26}) \quad (2.21)$$

Où  $m_a$  est la masse d'air corrigée exprimée par l'équation suivant :

$$m_a = \frac{P}{P_0} m_r = \frac{\exp(-0.0001184 \times h)}{\cos(z) + 0.15(93.885 - z)^{-1.253}} \quad (2.22)$$

Le coefficient de transmission après la diffusion moléculaire s'exprime aussi en fonction de la masse d'air par :

$$\tau_r = \exp[-0.093 \times m_a^{0.84} (1.0 + m_a - m_a^{1.01})] \quad (2.23)$$

Et le coefficient de transmission après la diffusion par les aérosols peut se calculer par :

$$\tau_a = \exp[-k_a^{0.873} \times m_r^{0.9108} \times (1.0 + k_a - k_a^{0.7088})] \quad (2.24)$$

Où  $k_a = 0.2758 \times k_{a\lambda/\lambda=0.38\mu m} + 0.35 \times k_{a\lambda/\lambda=0.5\mu m}$

$k_{a\lambda/\lambda=0.38\mu m}$  et  $k_{a\lambda/\lambda=0.5\mu m}$  sont deux coefficients d'atténuation déterminés à partir des mesures expérimentales déduites par l'équation :

$$k_a(\lambda) = \beta \times \lambda^{-\alpha} \quad (2.25)$$

Où,  $\alpha$  et  $\beta$  sont respectivement le coefficient caractérisant la visibilité du ciel et le coefficient de trouble d'Angström. Leur calcul est basé sur la détermination expérimentale de deux coefficients d'atténuation  $k_{a\lambda 1}$  et  $k_{a\lambda 2}$  correspondant aux longueurs d'onde où l'absorption par la vapeur d'eau n'intervient pas .

## 3.2. Calcul du rayonnement diffus sur le plan horizontal

Le rayonnement diffus sur un plan horizontal est la somme des trois composantes diffuses dues aux divers types de diffusion du rayonnement solaire par la pellicule atmosphérique [27], [28], [112], [113].

$$D = D_r + D_a + D_m \quad (2.26)$$

Le rayonnement diffus issu de la diffusion de Rayleigh est donné par :

$$D_r = 0.79 \times I_0 \times \cos(z) \times \tau_0 \times \tau_g \times \tau_w \times \tau_{aa} \times 0.5 \times \frac{(1-\tau_r)}{(1-m_r+m_r^{1.02})} \quad (2.27)$$

Où  $\tau_{aa}$  est donnée par l'expression suivante :

$$\tau_{aa} = 1 - (1 - K_0) \times (1 - m_r + m_r^{1.06}) \times (1 - \tau_a) \quad (2.28)$$

et,  $K_0$  est le coefficient de réflexion unitaire relatif à la diffusion par les aérosols.

Dans ce modèle, Bird et Hulstrom recommandèrent  $K_0 = 0,90$ .

Le rayonnement diffus après la diffusion par les aérosols est donné par :

$$D_a = 0.79 \times I_0 \times \cos(z) \times \tau_0 \times \tau_g \times \tau_w \times \tau_{aa} \times B_c \times \frac{(1-\tau_{as})}{(1-m_r+m_r^{1.02})} \quad (2.29)$$

Où  $B_c$  est le coefficient de dispersion de l'atmosphère.  $B_c = 0.84$  est la valeur recommandée dans le modèle.

$\tau_{as}$  est donné par la relation suivante :

$$\tau_{as} = \tau_a / \tau_{aa} \quad (2.30)$$

Le diffus dû au phénomène de multi réflexion terre atmosphère est donné par :

$$D_m = \frac{(1+D_a+D_r) \times \rho \times \rho'_a}{(1-\rho \times \rho'_a)} \quad (2.31)$$

Où  $I$  est l'éclairement dû au rayonnement direct sur un plan horizontal,  $\rho$  est l'albédo terrestre, et  $\rho'_a$  est l'albédo du ciel clair donné par :

$$\rho'_a = 0.0685 + (1 - B_c) \times (1 - \tau_{as}) \quad (2.32)$$

### 3.3. Calcul du rayonnement global sur le plan horizontal

Le rayonnement global sur un plan horizontal est la somme des deux composantes solaires directe et diffuse [27], [28], [112], [113] :

$$G = I + D \quad (2.33)$$

La figure 2.1 nous montre l'évolution du rayonnement solaire du cirque de Mafate de l'île de la Réunion de 1h à 24h obtenu par le modèle théorique ciel clair, modèle de Bird[15]. Nous remarquons qu'au mois de décembre, en été le soleil commence à se lever à 5h du matin et se couche à 19h du soir avec une insolation maximale de  $1117 \text{ W.m}^{-2}$  à 12h midi. Pour le mois de juin, le soleil commence à se lever à 7h du matin et se couche à 18h du soir. Nous avons l'insolation maximale à 12h midi avec une valeur de  $712 \text{ W.m}^{-2}$ .

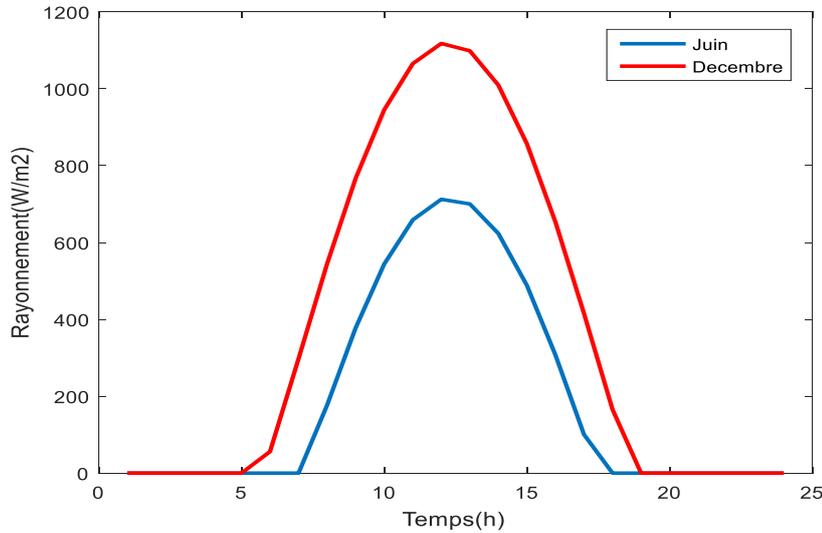


Figure 2.1. Rayonnement solaire obtenu par le modèle de ciel clair Bird de la journée du mois de juin(hiver) et du mois de décembre (été) du cirque de Mafate de l'île de La Réunion

## 4. Description de la fonction objective à maximiser ou à minimiser, en précisant les inconnues et les paramètres vérifiant un système d'équations et d'inéquations des contraintes

Sachant que l'objectif est d'optimiser le système micro-réseau afin de stocker le maximum d'énergie possible dans le système de stockage pour répondre à la demande de charges au cas où la prévision solaire est pessimiste, la fonction objective est ciblée pour minimiser les pertes en énergies, donc de minimiser l'écart entre le système de production et la consommation en gardant le confort des services à un bon niveau. Pour rappel, la stratégie est de viser l'auto-consommation pendant trois jours si les prévisions solaires sont pessimistes, une partie de l'énergie est alors réservée au niveau de la batterie pour les deux jours suivants.

La description de chaque consommation électrique est donnée pendant une période de  $T$  heures. Généralement,  $T = 24$  heures pour une journée. Pour cette période, l'intervalle de temps  $[k\Delta t, (k + 1)\Delta t[$ , est défini pour  $k \in \mathbb{N} \cap [1; T]$  dans le groupe de trois maisons et  $\Delta t = 1$  est le pas de temps. Le problème est formulé comme un problème d'optimisation avec des contraintes et une formule pour la fonction coût (objectif) à minimiser. Les paramètres d'entrée de

la fonction objectif à minimiser sont  $P_{PV}(k)$ ,  $f_{j,opt}(i)$ ,  $f_{j,min}(i)$ ,  $f_{j,max}(i)$ ,  $\alpha_1$ ,  $\omega_j(i)$  et les variables inconnues sont  $P_{serv}(k)$ ,  $f_j(i)$ ,  $P_{Bin}(k)$ ,  $P_{Bout}(k)$  et  $U_j(i)$ .

$f_{j,opt}(i)$  est la date de fin souhaitée du service  $i$  de la maison  $j$ ,  $f_{j,min}(i)$  et  $f_{j,max}(i)$  sont respectivement les dates de fin au plus tôt et au plus tard du service  $i$  de la maison  $j$  acceptables pour l'habitant et  $f_j(i)$  est la date de fin d'exécution du service  $i$  de la maison  $j$ ,  $\alpha_1$  est le paramètre définissant l'importance relative entre l'écart entre la production et la consommation et l'insatisfaction,  $\omega_j(i)$  est le paramètre définissant la priorité entre les services vis-à-vis de l'insatisfaction[26],

avec  $\omega_j(i) \in ]0,1[$  et  $\alpha_1 \in ]0,1[$  et  $\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i) = 1$

$P_{PV}(k)$  est l'énergie produite par le PV sur  $[k\Delta t, (k+1)\Delta t[$ ,  $P_{Bin}(k)$  est l'énergie qui entre dans la batterie sur  $[k\Delta t, (k+1)\Delta t[$ ,  $P_{Bout}(k)$  est l'énergie fournie par la batterie sur  $[k\Delta t, (k+1)\Delta t[$ .

$P_{serv}(k) = \sum_{k=1}^T \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{I_j} E_j(i, k)$  est la somme de l'énergie consommée par les appareils électriques des trois maisons sur  $[k\Delta t, (k+1)\Delta t[$

Où  $E_j(i, k)$  est la consommation du service  $n^oi$  de la maison  $n^oj$  pendant la période d'échantillonnage  $[k\Delta t, (k+1)\Delta t[$ .

$I_j$  : Le nombre des appareils électriques dans la maison numéro  $j$  avec  $j = 1,2,3$

$U_j(i)$  le critère du confort du service  $i$  de la maison  $j$ .

En commençant par :

$$f_j^{min}(i) \leq f_j(i) \leq f_j^{max}(i) \quad (2.34)$$

$U_j(i)$ , la distance entre  $f_j(i)$  and  $f_j^{opt}(i)$  est définie par :

$$U_j(i) = \begin{cases} \frac{f_j(i) - f_{j,opt}(i)}{f_{j,max}(i) - f_{j,opt}(i)} & \text{si } f_j(i) > f_{j,opt}(i) \\ \frac{f_{j,opt}(i) - f_j(i)}{f_{j,opt}(i) - f_{j,min}(i)} & \text{si } f_j(i) \leq f_{j,opt}(i) \end{cases} \quad (2.35)$$

Il est facile de vérifier que  $0 \leq U_j(i) \leq 1$ , et le fait que  $U_j(i)$  soit plus proche de 0 signifie que l'utilisateur est plus satisfait.

Cette dernière peut être écrite par :

$$U_j(i) = \delta_{ju}(i) \frac{(f_j^{opt}(i) - f_j(i))}{f_j^{opt}(i) - f_j^{min}(i)} + (1 - \delta_{ju}(i)) \frac{(f_j(i) - f_j^{opt}(i))}{(f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i))} \quad (2.36)$$

Avec  $\delta_{ju}(i) \in \{0; 1\}$  est une variable logique définie par:

$$\delta_{ju}(i) = 1 \text{ si et seulement si } f_j(i) \leq f_j^{opt}(i) \quad (2.37)$$

Finalement, nous obtenons :

$$U_j(i) = \left( \frac{f_j^{opt}(i)}{f_j^{opt}(i) - f_j^{min}(i)} + \frac{f_j^{opt}(i)}{f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i)} \right) \times \delta_{ju}(i) - \left( \frac{1}{f_j^{opt}(i) - f_j^{min}(i)} + \frac{1}{f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i)} \right) \times z_{ju}(i) + \frac{(f_j(i) - f_j^{opt}(i))}{(f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i))} \quad (2.38)$$

Où

$$z_{ju}(i) = \delta_{ju}(i) \times f_j(i) \quad (2.39)$$

Ainsi, la fonction objective à minimiser est donnée par l'équation suivante :

$$J = \alpha_1 \sum_{k=1}^T \frac{P_{ecart}(k)}{\sum_{k=1}^T P_{PV}(k) + P_{Bout}(max)} + (1 - \alpha_1) \sum_{j=1}^3 \frac{1}{\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i)} \sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i) U_j(i) \quad (2.40)$$

Avec

$$P_{ecart}(k) = P_{Prod}(k) - P_{serv}(k) \quad (2.41)$$

$P_{Prod}(k)$  : La production totale du système micro-réseau sur  $[k\Delta t, (k + 1)\Delta t]$  ;

$$\text{Avec } P_{prod}(k) = P_{PV}(k) - P_{Bin}(k) + P_{Bout}(k) \quad (2.42)$$

$\sum_{k=1}^T P_{PV}(k)$  est la somme de l'énergie produite par les panneaux photovoltaïques en 24h,  $P_{Bout}(max)$  est l'énergie maximale fournie par la batterie en 24h.

Notre fonction objective devient :

$$J = \alpha_1 \sum_{k=1}^T \left[ \frac{P_{PV}(k) - P_{Bin}(k) + P_{Bout}(k) - P_{serv}(k)}{\sum_{k=1}^T P_{PV}(k) + P_{Bout}(max)} \right] + (1 - \alpha_1) \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{I_j} \frac{\omega_j(i)}{\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i)} U_j(i) \quad (2.43)$$

## 4.1. Modélisation du critère du confort

Pour les services temporaires, la satisfaction de l'utilisateur dépend de la date d'exécution du service. L'utilisateur définit une date de fin préférée, notée  $f_{opt}(i)$ , et une fenêtre de temps acceptable pour l'exécution du service. Ainsi l'insatisfaction de service ( $i$ ) est calculée par rapport à l'écart entre la date d'exécution préférée et la date planifiée comme suit [25], [26]:

$$U(i) = \begin{cases} \frac{f(i) - f_{opt}(i)}{f_{max}(i) - f_{opt}(i)} & \text{si } f(i) > f_{opt}(i) \\ \frac{f_{opt}(i) - f(i)}{f_{opt}(i) - f_{min}(i)} & \text{si } f(i) \leq f_{opt}(i) \end{cases} \quad (2.44)$$

avec  $f_{opt}(i)$  l'heure de fin souhaitée et  $f_{min}(i)$ ,  $f_{max}(i)$  respectivement les heures de fin minimale et maximale acceptables pour le service  $i$ .

$$f_{min}(i) \leq f(i) \leq f_{max}(i) \quad (2.45)$$

$$[\delta_0(i) = 1] \leftrightarrow [f(i) \leq f_{opt}(i)] \quad (2.46)$$

De la même façon, cette description non-linéaire est linéarisée en introduisant une variable binaire  $\delta_0(i)$  définie par :

$$\begin{cases} f(i) - f_{opt}(i) \leq [f_{max}(i) - f_{opt}(i)][1 - \delta_0(i)] \\ f(i) - f_{opt}(i) \geq \epsilon + [f_{min}(i) - f_{opt}(i) - \epsilon]\delta_0(i) \end{cases} \quad (2.47)$$

L'insatisfaction de ce service peut être donnée comme suit :

$$U(i) = \delta_0(i) \frac{(f_{opt}(i) - f(i))}{f_{opt}(i) - f_{min}(i)} + (1 - \delta_0(i)) \frac{(f(i) - f_{opt}(i))}{(f_{max}(i) - f_{opt}(i))} \quad (2.48)$$

On doit alors ajouter une variable semi-continue  $Z_0(i) = f(i)\delta_0(i)$  pour linéariser cette équation (2.48). Cette linéarisation entraîne les contraintes suivantes :

$$Z_0(i) = f(i)\delta_0(i) \Leftrightarrow \begin{cases} Z_0(i) \leq f_{max}(i) \cdot \delta_0(i) \\ Z_0(i) \geq f_{min}(i) \cdot \delta_0(i) \\ Z_0(i) \leq f(i) - f_{min}(i) \cdot [1 - \delta_0(i)] \\ Z_0(i) \geq f(i) - f_{max}(i) \cdot [1 - \delta_0(i)] \end{cases} \quad (2.49)$$

L'insatisfaction de l'exécution d'un service ( $i$ ) est finalement donnée par :

$$U(i) = \frac{1}{f_{max}(i) - f_{opt}(i)} f(i) + \frac{f_{opt}(i)[f_{max}(i) - f_{min}(i)]}{[f_{opt}(i) - f_{min}(i)][f_{max}(i) - f_{opt}(i)]} \delta_0(i) + \frac{f_{max}(i) - f_{min}(i)}{[f_{max}(i) - f_{opt}(i)][f_{min}(i) - f_{opt}(i)]} Z_0(i) + \frac{f_{opt}(i)}{f_{opt}(i) - f_{max}(i)} \quad (2.50)$$

## 4.2. Modélisation des services

Cette partie consiste à détailler l'ensemble des contraintes linéaires mixtes associées aux équations de définition des variables binaires et semi-continues utilisées dans la modélisation d'un service temporaire[26]. L'ensemble de ces contraintes est construit en utilisant les outils présentés dans la section 1 de ce chapitre (outils mathématiques nécessaires). La modélisation d'un service numéroté par un entier  $i$  et supposé temporaire est caractérisée par les paramètres suivants :

- $d(i)$ , la durée totale d'exécution

- $f_{opt}(i)$ ,  $f_{min}(i)$ , et  $f_{max}(i)$  respectivement les dates de fin souhaitée, au plus tôt et au plus tard acceptables pour l'habitant.

- $P(i)$ , la puissance consommée pendant que le service est exécuté.

- $f(i)$ , la date de fin décidée par le calcul.

- $d(i; k)$  la durée du service durant la période  $[k, k + 1[$

-  $E(i; k)$  l'énergie consommée durant la période  $[k, k + 1[$

Dont  $d(i)$ ,  $f_{opt}(i)$ ,  $f_{min}(i)$ ,  $f_{max}(i)$  et  $P(i)$  sont des données fixes du problème alors que  $f(i)$ ,  $d(i; k)$  et  $E(i; k)$  sont des variables inconnues de décision du problème.

L'objectif principal est de calculer :

- La quantité d'énergie affectée  $E(i; k)$  à ce service pendant chaque période  $[k, k + 1[$ .
  - La durée de la consommation potentielle (durée effective si elle est strictement positive)  $d(i; k)$  d'un service  $(i)$ , au cours d'une période d'échantillonnage  $[k, k + 1[$  est donnée par :
- $$d(i, k) = \min(f(i), (k + 1)\Delta) - \max(f(i) - d(i), k\Delta) \quad (2.51)$$

$\Delta$  est le temps de discrétisation qui varie selon l'objectif de la gestion de l'énergie, dans notre cas, ce temps d'échantillonnage  $\Delta$  est égale à 1h.

Deux variables binaires  $\delta_1(i, k)$  et  $\delta_2(i, k)$  sont utilisées pour transformer le min et le max, elles sont définies par :

$$[\delta_1(i, k) = 1] \leftrightarrow [f(i) \leq k\Delta] \quad (2.52)$$

$$[\delta_2(i, k) = 1] \leftrightarrow [f(i) - d(i) \leq k\Delta] \quad (2.53)$$

On peut écrire les contraintes correspondantes aux transformations des conditions logiques (2.52) et (2.53) en utilisant  $f_{min}(i)$ , et  $f_{max}(i)$  comme bornes de  $f(i)$  :

$$[\delta_1(i, k) = 1] \leftrightarrow [f(i) \leq k\Delta] \Leftrightarrow \begin{cases} f(i) - k\Delta \leq [f_{max} - k\Delta][1 - \delta_1(i, k)] \\ f(i) - k\Delta \geq \epsilon + [f_{min} - k\Delta - \epsilon]\delta_1(i, k) \end{cases} \quad (2.54)$$

$$[\delta_2(i, k) = 1] \leftrightarrow [f(i) - d(i) \leq k\Delta] \Leftrightarrow \begin{cases} f(i) - d(i) - k\Delta \leq [f_{max} - d(i) - k\Delta][1 - \delta_2(i, k)] \\ f(i) - d(i) - k\Delta \geq \epsilon + [f_{min} - d(i) - k\Delta - \epsilon]\delta_2(i, k) \end{cases} \quad (2.55)$$

Le min et le max dans l'équation (2.6) deviennent :

$$\min[f(i), (k + 1)\Delta] = [1 - \delta_1(i, k + 1)](k + 1)\Delta + \delta_1(i, k + 1)f(i) \quad (2.56)$$

$$\max[f(i) - d(i), k\Delta] = [1 - \delta_2(i, k)][f(i) - d(i)] + \delta_2(i, k).k_1 \quad (2.57)$$

La durée du service  $d(i; k)$  pendant chaque période d'échantillonnage s'écrit à partir de comme suit :

$$d(i, k) = [1 - \delta_1(i, k + 1)](k + 1)\Delta + \delta_1(i, k + 1)f(i) - [1 - \delta_2(i, k)][f(i) - d(i)] + \delta_2(i, k).(k)\Delta \quad (2.58)$$

Des variables semi-continues  $z_1(i, k) = f(i). \delta_1(i, k)$  et  $z_2(i, k) = f(i). \delta_2(i, k)$  sont introduites pour linéariser la partie non linéaire dans les équations (2.52) et (2.53). En utilisant

la linéarisation présentée dans les équations (2.56) et (2.57). Ces linéarisations entraînent les contraintes suivantes :

$$z_1(i, k) = f(i) \cdot \delta_1(i, k) \Leftrightarrow \begin{cases} z_1(i, k) \leq f_{max}(i) \cdot \delta_1(i, k) \\ z_1(i, k) \geq f_{min}(i) \delta_1(i, k) \\ z_1(i, k) \leq f(i) - f_{min}(i) \cdot [1 - \delta_1(i, k)] \\ z_1(i, k) \geq f(i) - f_{max}(i) \cdot [1 - \delta_1(i, k)] \end{cases} \quad (2.59)$$

$$z_2(i, k) = f(i) \cdot \delta_2(i, k) \Leftrightarrow \begin{cases} z_2(i, k) \leq f_{max}(i) \cdot \delta_2(i, k) \\ z_2(i, k) \geq f_{min}(i) \delta_2(i, k) \\ z_2(i, k) \leq f(i) - f_{min}(i) \cdot [1 - \delta_2(i, k)] \\ z_2(i, k) \geq f(i) - f_{max}(i) \cdot [1 - \delta_2(i, k)] \end{cases} \quad (2.60)$$

La durée  $d(i; k)$  devient :

$$d(i, k) = z_1(i, k + 1) + z_2(i, k) - f(i) - (k + 1)\Delta \cdot \delta_1(i, k + 1) - \delta_2(i, k)[d(i) - k\Delta] + (k + 1)\Delta + d(i) \quad (2.61)$$

L'énergie consommée  $E(i; k)$  par le service  $i$  pendant la période d'échantillonnage  $k\Delta, (k + 1)\Delta]$  est donnée par :

$$\begin{cases} E(i, k) = d(i, k) \cdot P(i) & \text{si } d(i, k) \geq 0 \\ E(i, k) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.62)$$

On doit alors ajouter une autre variable binaire  $\delta_3(i, k)$  définie par :

$$[\delta_3(i, k) = 1] \Leftrightarrow [d(i, k) \geq 0] \quad (2.63)$$

Et une variable semi-continue  $z_3(i, k) = \delta_3(i, k) \cdot d(i, k)$  pour transformer cette description d'énergie. Les contraintes correspondent à l'introduction de  $\delta_3(i, k)$  et  $z_3(i, k)$  en utilisant  $m = -T\Delta$  et  $M = \Delta$  comme les bornes de  $d(i, k)$ , s'écrivent suivant les équations (2.63) et (2.64).

$$[\delta_3(i, k) = 1] \Leftrightarrow [d(i, k) \geq 0] \Leftrightarrow \begin{cases} d(i, k) \leq \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ d(i, k) \geq \epsilon - [T\Delta + \epsilon] \delta_3(i, k) \end{cases} \quad (2.64)$$

$$z_3(i, k) = \delta_3(i, k) \cdot d(i, k) \Leftrightarrow \begin{cases} z_3(i, k) \leq \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ z_3(i, k) \geq -T \cdot \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ z_3(i, k) \leq d(i, k) + T \cdot \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ z_3(i, k) \geq d(i, k) - \Delta \cdot [1 - \delta_3(i, k)] \end{cases} \quad (2.65)$$

L'énergie consommée est finalement donnée par :

$$E(i, k) = z_3(i, k)P(i) \quad (2.66)$$

### 4.3. Les contraintes qui régissent le système de stockage

Notons pour chaque instant (heure)  $t$ ,  $1 \leq t \leq T$ , le bilan de la puissance d'alimentation,

$$-P_{Bin}(t) + P_{Bout}(t) - P_{Serv}(t) + P_{PV}(t) \geq 0 \quad (2.67)$$

$$P_{PV}(t) - P_{Bin}(t) \leq 0 \quad (2.68)$$

Où  $P_{Bin}(t)$  et  $P_{Bout}(t)$  sont la puissance entrant et sortant de la batterie à l'instant  $t$ ,  $P_{Serv}(t)$  est la puissance consommée à l'instant  $t$  par les appareils électriques,  $P_{PV}(t)$  est la puissance produite à l'instant  $t$  par le panneau photovoltaïque.

L'équation d'évolution de l'état de charge est donnée, pour  $1 \leq t \leq T - 1$ , par :

$$EDC(t + 1) = EDC(t) + (\omega_{B\_in}(t) - \omega_{B\_out}(t)) \times \Delta(t) \quad (2.67)$$

$\omega_{B\_in}(t)$  et  $\omega_{B\_out}(t)$  sont les courants de charge et de décharge de la batterie à l'instant  $t$ .

Si on note  $EDC(t)$ , l'état de charge de la batterie à l'instant  $t$ . Les bornes limites de l'état de charge sont définies par :

$$EDC_{min} \leq EDC(t) \leq EDC_{max} \quad (2.69)$$

Où :  $EDC_{min}$  et  $EDC_{max}$  sont respectivement l'état de charge minimal et l'état de charge maximal de la batterie.

Cette contrainte signifie que la batterie ne devrait pas être déchargée ou chargée au-delà de la contrainte pour la protéger contre le dommage et pour prolonger sa durée de vie.

Les limites de charge et de décharge sont introduites en utilisant le paramètre de contrôle  $\gamma$ , une variable logique définissant l'état de fonctionnement de la batterie.

$$\begin{cases} 0 \leq \omega_{B\_in}(t) \leq \gamma(t) \times w_{max\_c} \\ 0 \leq \omega_{B\_out}(t) \leq (1 - \gamma(t)) \times w_{max\_d} \end{cases} \quad (2.70)$$

Où  $w_{max\_c}$  et  $w_{max\_d}$  sont respectivement les limites de courant de charge et de décharge de la batterie.

Plus des détails pour les équations (2.67) à (2.70)

$$EDC(k) - EDC_{max} \leq 0 \quad (2.71)$$

$$-EDC(k) + EDC_{min} \leq 0 \quad (2.72)$$

$$\frac{P_{Bin}(k)}{U} - \gamma(k) \times W_{max\_charge} \leq 0 \quad (2.73)$$

$$\frac{P_{Bout}(k)}{U} - [1 - \gamma(k)] \times W_{max\_decharge} \leq 0 \quad (2.74)$$

$$EDC(T) - EDC_i = 0 \quad (2.75)$$

$$-P_{Bin}(k) + P_{Bout}(k) - P_{charge}(k) = -P_{pv}(k) \quad (2.76)$$

$$EDC(k+1) - EDC(k) - \frac{1}{U} [P_{Bin}(k) - P_{Bout}(k)] \Delta(k) = 0 \quad (2.77)$$

Si on connaît  $P_{Bat}$  la puissance que peut fournir la batterie par jour (en moyenne), on devrait avoir :

$$\sum_{k=1}^T P_{Bin}(k) \leq \sum_{k=1}^T P_{Bout}(k) + P_{Bat} \quad (2.78)$$

$$\sum_{k=1}^T P_{Bin}(k) \leq \sum_{k=1}^T P_{Bout}(k) + (EDC_i) \times \frac{CAP}{\Delta t} \quad (2.79)$$

$$\sum_{k=1}^T P_{Bin}(k) \leq \sum_{k=1}^T P_{Bout}(k) + (0.066 \times Chbat) \times \frac{Chbat \times U}{\Delta t} \quad (2.80)$$

$$P_{Bat} = (EDC_i) \times \frac{CAP}{\Delta t} \text{ où } EDC_i = 0.066 \times Chbat \text{ et } CAP = Chbat \times U \quad (2.81)$$

Le terme  $\sum_{k=1}^T P_{Bin}(k)$  représente la puissance totale journalière puisée dans la batterie, cette puissance ne doit pas dépasser un certain seuil qui dépend de la capacité de la batterie.  $\sum_{k=1}^T P_{Bout}(k)$  représente la puissance totale journalière stockée (d'origine solaire) dans la batterie.  $EDC_i$  représente l'état de charge de la batterie,  $CAP$  représente l'énergie de la batterie en Wh,  $Chbat$  représente la capacité de la batterie en Ah,  $U$  représente la tension de la batterie en V et  $\Delta t = 1$

# CHAPITRE 3

---

## Expérimentations déterministes

---

### Sommaire

---

1.	Modélisation et optimisation des services à l'habitant.....	84
1.1.	Services de la maison1.....	84
1.1.1.	Le réfrigérateur ou service1 de la maison1.....	84
1.1.2.	Congélateur ou service2 de la maison1.....	85
1.1.3.	Lampe1 ou service3 et lampe2 ou service4 de la maison1.....	85
1.1.4.	Lampe3 ou service5 de la maison1.....	86
1.1.5.	Lampe 4 ou service 6 de la maison1.....	87
1.1.6.	Lampe 5 ou service 7 de la maison1.....	87
1.1.7.	Ordinateur ou service 8 de la maison1.....	88
1.1.8.	Radio ou service 9 de la maison1.....	89
1.1.9.	Télévision(TV1) ou service 10 de la maison 1.....	89
1.1.10.	Télévision2(TV2) ou service 11 de la maison1.....	90
1.1.11.	Télévision3 ou service 12 de la maison1.....	90
1.1.12.	Chaine Hifi ou service 13 de la maison1.....	91
1.1.13.	Lampe 6 ou service 14 de la maison 1.....	92
1.1.14.	Machine à laver ou service 15 de la maison 1.....	92
1.2.	Services de la maison2.....	93
1.2.1.	Réfrigérateur ou service1 de la maison2.....	93
1.2.2.	Congélateur ou service2 de la maison 2.....	93
1.2.3.	Lampe1 ou service3 de la maison2.....	94
1.2.4.	Lampe2 ou service4 de la maison2.....	94
1.2.5.	Radio3 ou service 5 de la maison2.....	95

1.2.6.	Lampe 4 ou service 6 de la maison2.....	95
1.2.7.	Télévision 5 ou service7 de la maison 2 .....	96
1.2.8.	Lampe 6 ou service 8 de la maison 2 .....	97
1.2.9.	Lampe 7 ou service 9 de la maison 2 .....	97
1.2.10.	Lampe 8 ou service 10 de la maison 2.....	98
1.2.11.	Lampe 9 ou service 11 de la maison 2.....	98
1.2.12.	Lampe 10 ou service 12 de la maison2.....	99
1.2.13.	Machine à laver ou service 13 de la maison 2.....	99
1.3.	Services de la maison3.....	100
1.3.1.	Réfrigérateur ou service1 de la maison3.....	100
1.3.2.	Congélateur ou service 2 de la maison3.....	101
1.3.3.	Télévision1 ou service3 de la maison3 .....	101
1.3.4.	Lampe2 ou service4 de la maison3.....	102
1.3.5.	Lampe3 ou service5 de la maison3.....	102
1.3.6.	Lampe4 ou service6 de la maison3.....	103
1.3.7.	Lampe5 ou service7 de la maison3.....	103
1.3.8.	Lampe6 ou service8 de la maison3.....	104
1.3.9.	Machine à laver ou service9 de la maison3.....	105
1.3.10.	Lampe8 ou service10 de la maison3.....	105
1.3.11.	DVD9 ou service11 de la maison3 .....	106
1.3.12.	Ordinateur10 ou service12 de la maison3.....	106
2.	Optimisation du système micro-réseau.....	107
2.1.	Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison .....	107
2.2.	Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons .....	112
2.3.	Evaluation du confort des usagers pour chaque service .....	112
2.4.	Equilibre optimale du système micro-réseau .....	113
3.	Evaluation de l'expérimentation déterministe .....	114

---

# 1. Modélisation et optimisation des services à l'habitant

Ces résultats répondent au contrôle optimal de chaque service des maisons en minimisant l'insatisfaction des services. Ici, la production et le système de stockage ne sont pas prise en compte dans le problème d'optimisation, ainsi les contraintes liées à la production et stockage du système ne sont pas intégrées dans le modèle. Le but étant de mettre en marche chaque service en optimisant le confort des usagers sans tenir compte des contraintes de la production et du système de stockage. Il s'agit d'initier le contrôle optimal du système micro-réseau en commençant par la mise en marche de chaque service d'une manière optimale en minimisant l'insatisfaction des services ou l'écart entre l'heure de fin de service souhaitée par les usagers et l'heure de fin de service calculée par le système. Cette optique vise à commencer l'expérimentation en modélisant les services de chaque maison un par un afin de faciliter l'intégration de l'ensemble des services dans le grand modèle MILP et de comprendre plus facilement le fonctionnement du système ainsi que les résultats obtenus lorsqu'on intègre au système micro-réseau tous les services de l'ensemble des trois maisons en combinant les moyens de production et le stockage.

## 1.1. Services de la maison1

### 1.1.1. Le réfrigérateur ou service1 de la maison1

Le service 1 de la maison1 dure 24h, sa puissance est de 41.6W. Il est considéré comme un service temporaire qui doit se terminer dans la fenêtre de temps [1h,24h] avec une heure de fin souhaité à 24h.

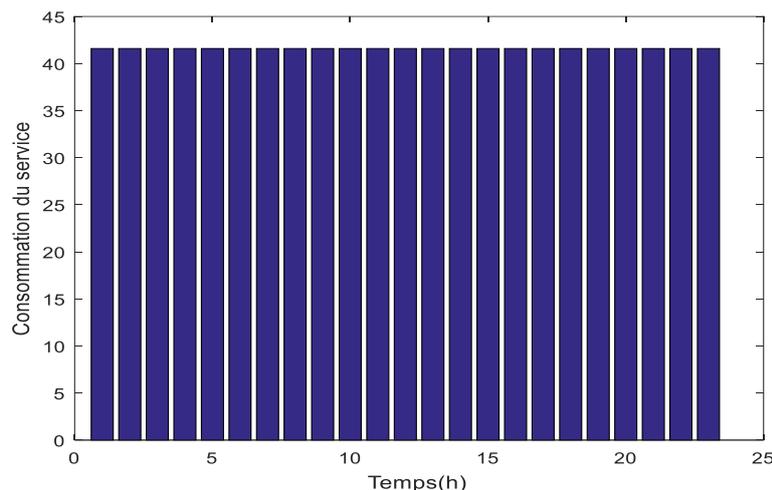


Figure 3.1. Consommation optimale du service réfrigérateur de la maison1

### 1.1.2. Congélateur ou service2 de la maison1

Comme le réfrigérateur, la puissance du service congélateur de la maison1 est de 41.6W. La figure 3.2 illustre la consommation optimale de ce service pour une durée d'exécution de 24h, 24h d'heure de fin souhaitée, et qui doit se terminer sur une fenêtre de temps [1h,24h].

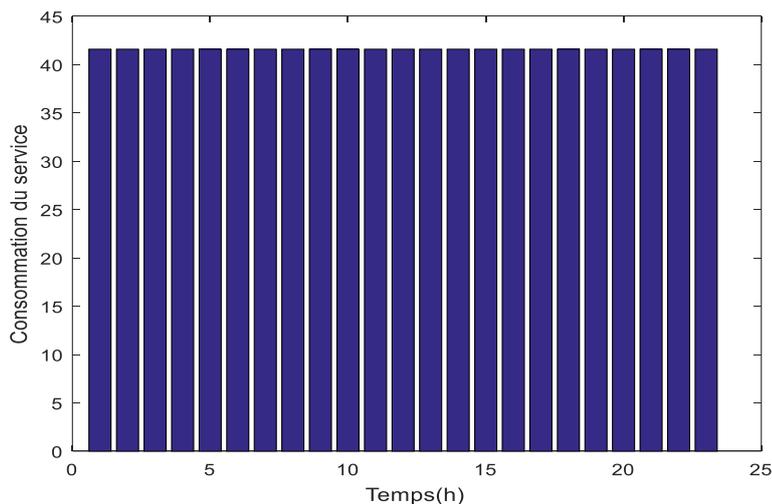


Figure 3.2. Consommation optimale du service Congélateur de la maison1

### 1.1.3. Lampe1 ou service3 et lampe2 ou service4 de la maison1

Le service lampe1 et lampe2 de la maison1 ont une puissance de 15W. Les figures 3.3 et 3.4 ci-dessous nous montrent la consommation optimale de ces deux services pendant 6h de temps pour une heure de fin souhaitée de 23h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [1h,24h].

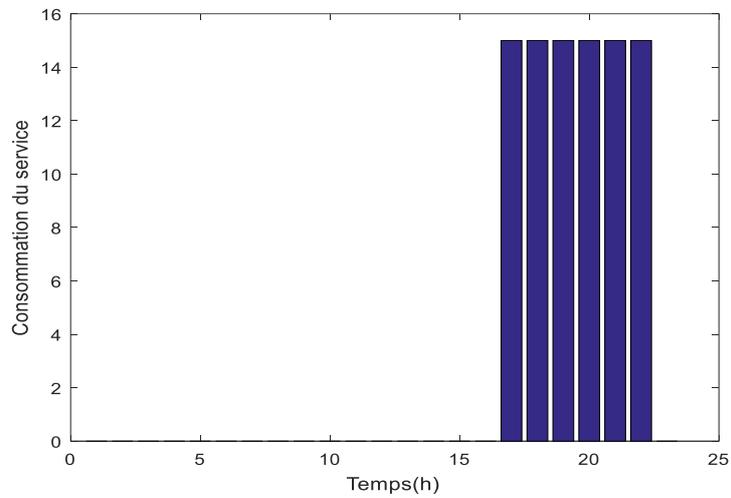


Figure 3.3. Consommation optimale du service lampe1 de la maison1

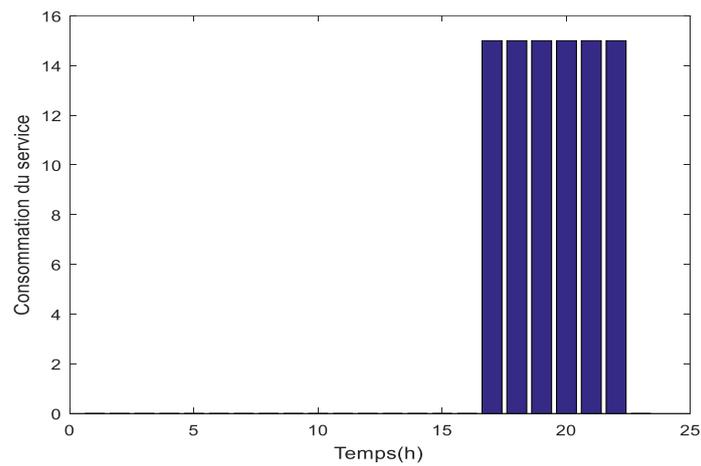


Figure 3.4. Consommation optimale du service lampe2 de la maison1

### 1.1.4. Lampe3 ou service5 de la maison1

Comme nous pouvons le voir sur la figure 3.5, la lampe3 de la maison1 a une puissance de 45W. La figure 3.5 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 23h et une fenêtre de temps d'heure de fin [1h,24h].

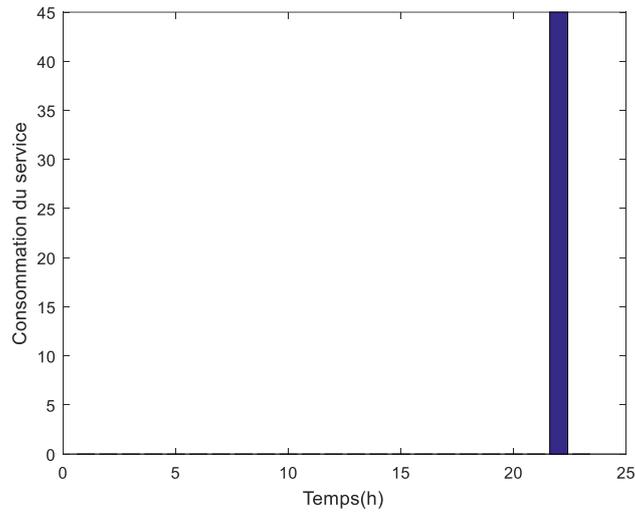


Figure 3.5. Consommation optimale du service de la lampe3 de la maison1

### 1.1.5. Lampe 4 ou service 6 de la maison1

Le service lampe 4 de la maison1 a une puissance de 75W. La figure 3.6 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 23h, et une fenêtre de temps d'heure de fin de [1h, 24h].

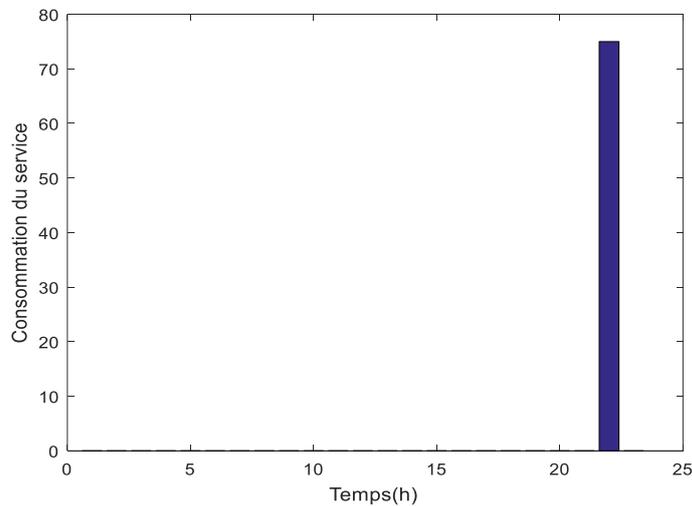


Figure 3.6. Consommation optimale du service de la lampe 4 de la maison1

### 1.1.6. Lampe 5 ou service 7 de la maison1

Le service lampe5 de la maison1 a une puissance de 30W. La figure 3.7 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée d'une heure, 23h d'heure de fin souhaitée et [1h,24h] de fenêtre de temps d'heure de fin.

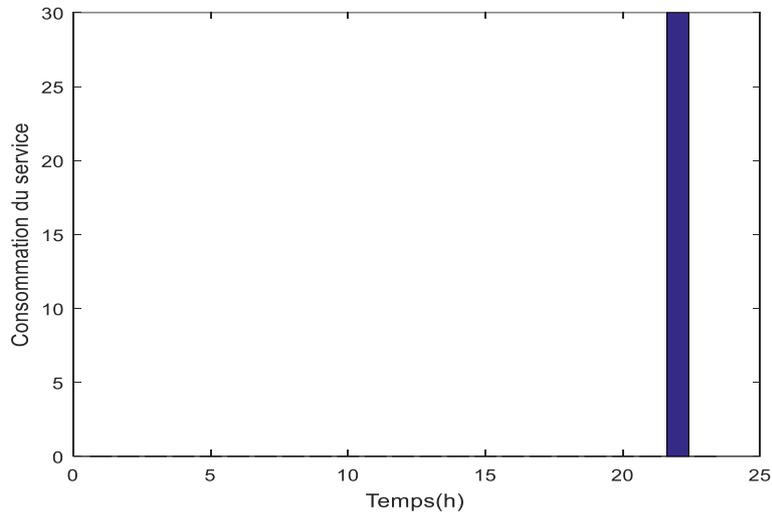


Figure 3.7. Consommation optimale du service de la lampe5 de la maison1

### 1.1.7. Ordinateur ou service 8 de la maison1

Le service 8 de la maison 1 est l'ordinateur, sa puissance est de 80W. La consommation optimale de ce service pendant 4h de temps pour une heure de fin souhaitée de 23h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [1h,24h] est montré par la figure 3.8.

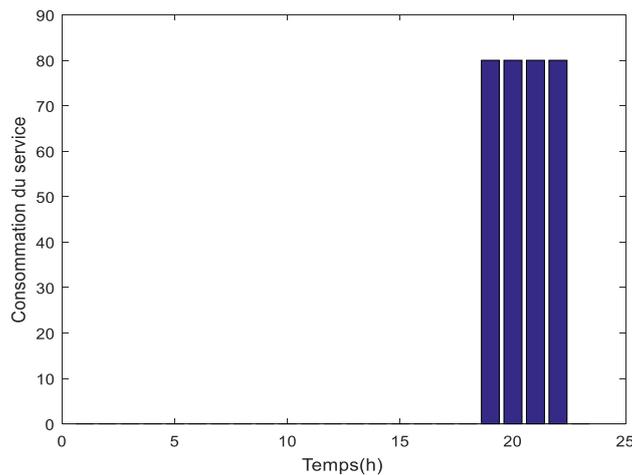


Figure 3.8. Consommation optimale du service ordinateur de la maison1

### 1.1.8. Radio ou service 9 de la maison1

La puissance de la radio de la maison1 est de 25W. La figure 3.9 nous montre la consommation optimale de la radio de la maison1 pour une durée de 2h, une heure de fin souhaitée de 23h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [1h,24h].

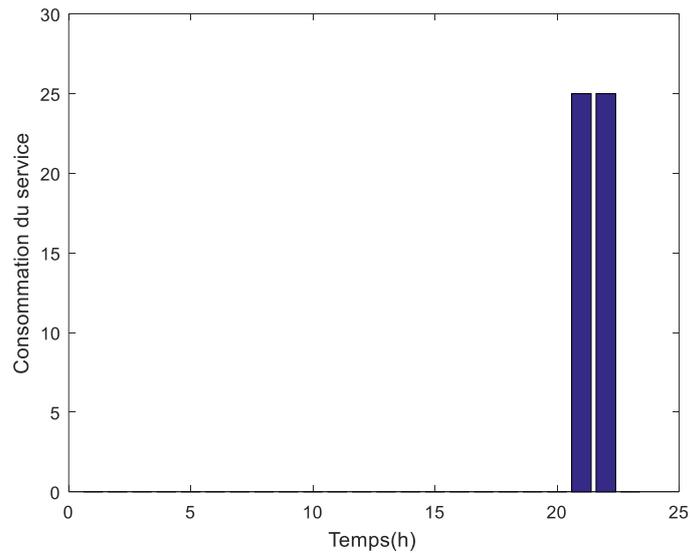


Figure 3.9. Consommation optimale du service radio de la maison1

### 1.1.9. Télévision(TV1) ou service 10 de la maison 1

La Télévision 1 de la maison1 a une puissance de 150W. La consommation optimale de la télévision 1 de la maison1 pendant une heure de temps pour une heure de fin souhaitée de 23h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [1h,24h] est illustré par la figure 3.10 ci-dessous.

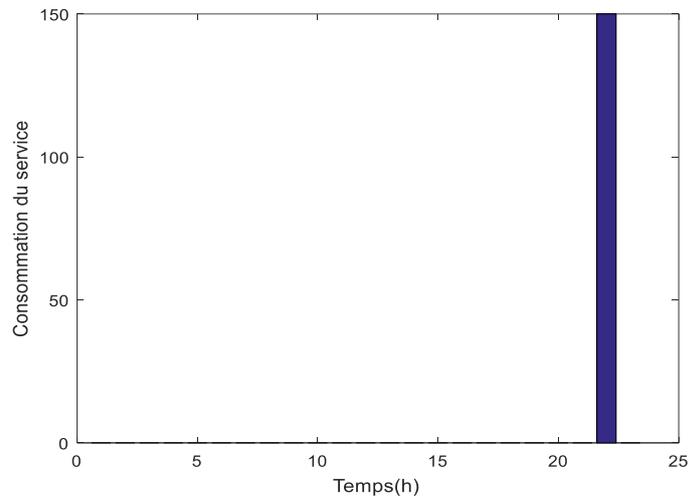


Figure 3.10. Consommation du service TV1 de la maison1

### 1.1.10. Télévision2(TV2) ou service 11 de la maison1

Le service 11 de la maison1 est la télévision 2, elle a une puissance de 150W. La figure 3.11 nous montre la consommation optimale de ce service pendant 2h pour une heure de fin souhaitée de 23h et une plage de temps d'heure de fin de [1h,24h].

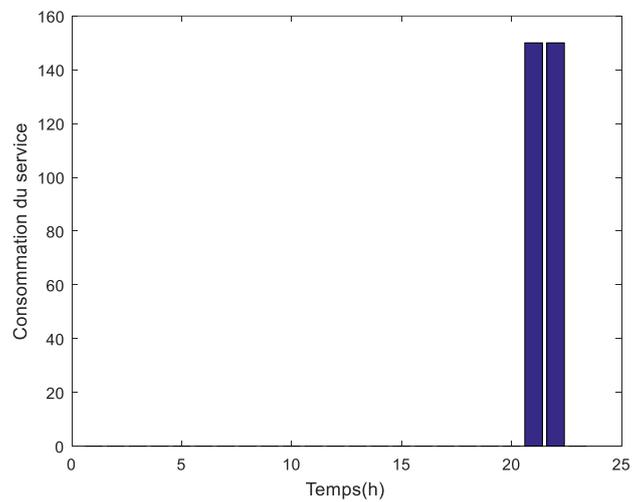


Figure 3.11. Consommation du service de TV2 de la maison1

### 1.1.11. Télévision3 ou service 12 de la maison1

La puissance du service TV3 de la maison1 est de 150W. La figure 3.12 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 5h, une heure de fin souhaitée de 23h et une plage de temps d'heure de fin de [1h,24h].

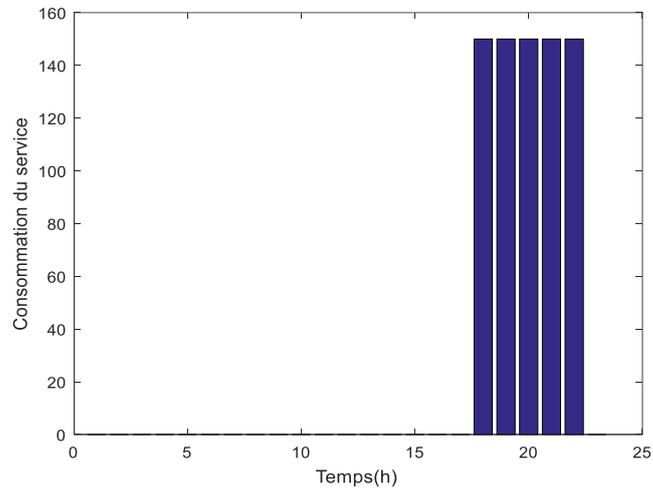


Figure 3.12. Consommation optimale du service de TV3 de la maison1

### 1.1.12. Chaîne Hifi ou service 13 de la maison1

Le service chaîne Hifi de la maison1 a une puissance de 500W. La figure 3.13 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 16h et une plage de temps d'heure de fin de [9h,17h].

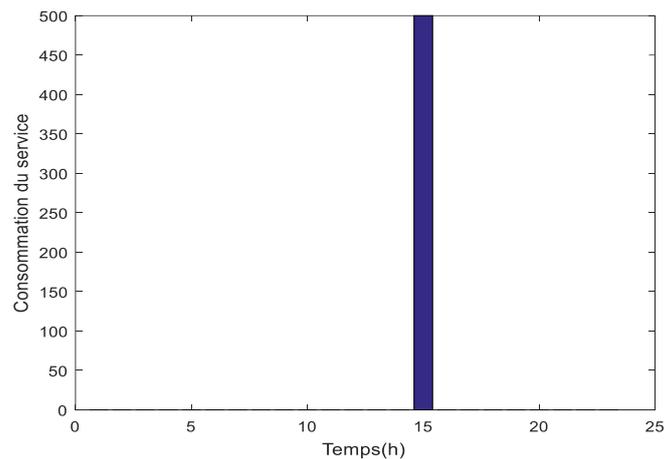


Figure 3.13. Consommation optimale du service chaîne Hifi de la maison1

### 1.1.13. Lampe 6 ou service 14 de la maison 1

Le service lampe6 de la maison1 a une puissance de 15W. La figure 3.14 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 19h et une plage de temps d'heure de fin de [1h,24h].

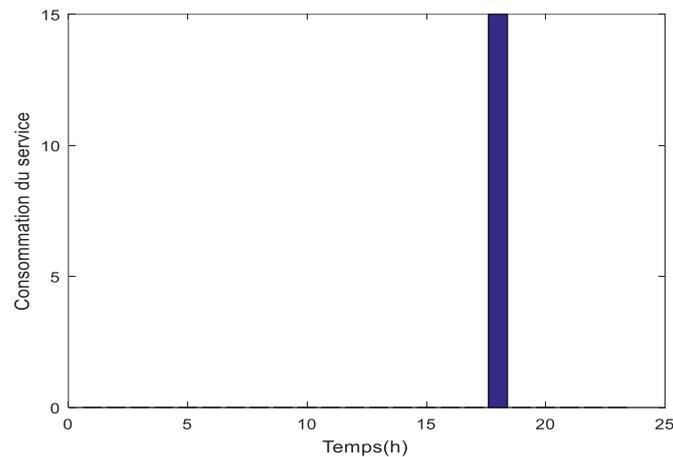


Figure 3.14. Consommation optimale du service lampe6 de la maison1

### 1.1.14. Machine à laver ou service 15 de la maison 1

La puissance du service machine à laver de la maison1 est de 250W. La figure 3.15 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 2h avec l'heure de fin souhaitée de 18h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [14h.19h].

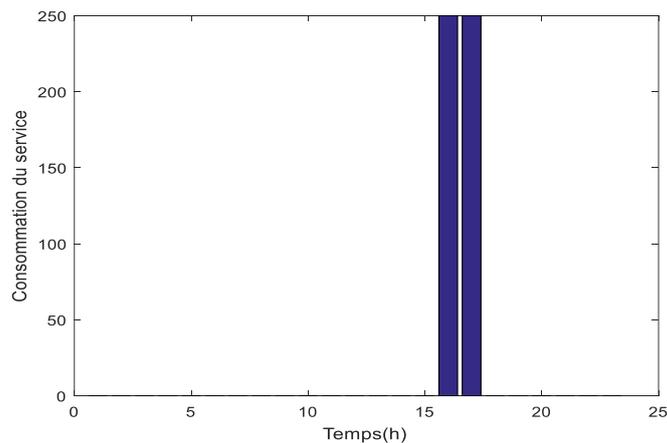


Figure 3.15. Consommation du service machine à laver maison1

## 1.2. Services de la maison2

### 1.2.1. Réfrigérateur ou service1 de la maison2

La puissance du service réfrigérateur est de 41.6W. La figure 3.16 nous illustre la consommation optimale de ce service pour une durée de 24h, une heure de fin souhaitée à 24h et un intervalle de temps d'heure de fin de [1h, 24h].

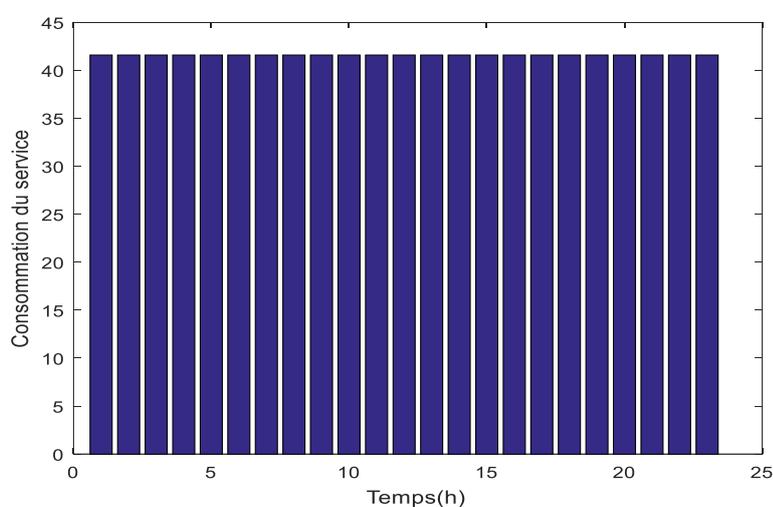


Figure 3.16. Consommation optimale du service réfrigérateur maison2

### 1.2.2. Congélateur ou service2 de la maison 2

La puissance du service réfrigérateur de la maison2 est de 41.6W. La figure 3.17 nous montre la consommation optimale de ce service pendant 24h pour une heure de fin souhaitée de 24h et une plage de temps d'heure de fin de [1h,24h].

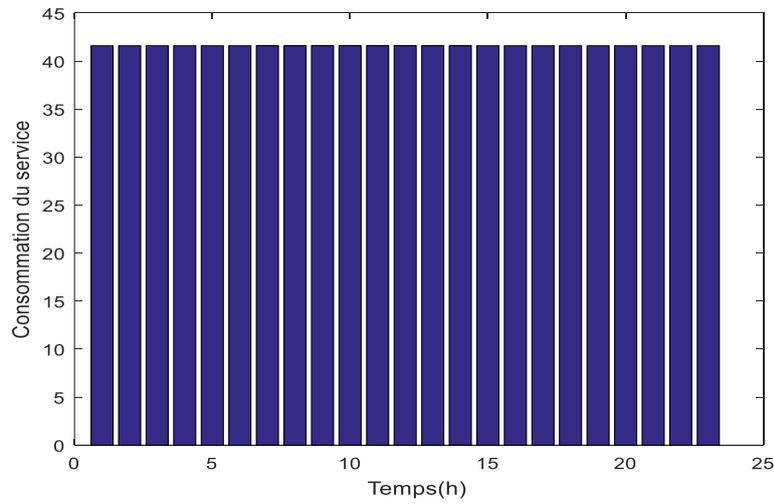


Figure 3.17. Consommation optimale du service congélateur de la maison2

### 1.2.3. Lampe1 ou service3 de la maison2

La lampe1 est le service3 de la maison2, elle a une puissance de 15W. La figure 3.18 suivante nous montre la consommation optimale de la lampe1 pendant 3h de fonctionnement pour l'heure de fin souhaitée de 6h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h ,23h].

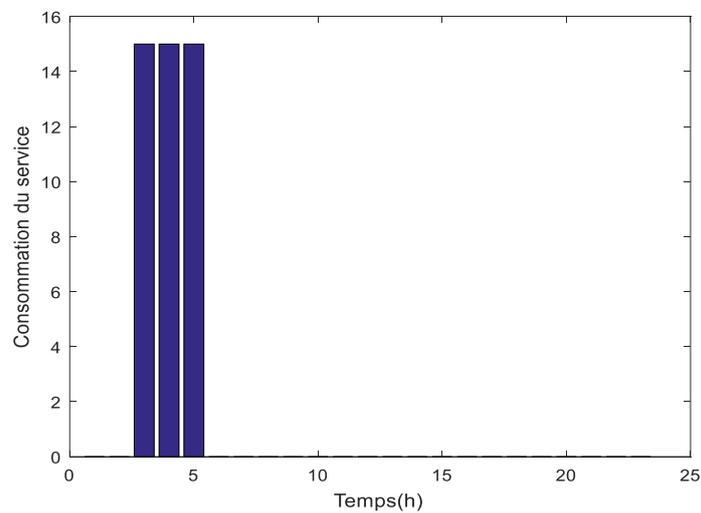


Figure 3.18. Consommation optimale du service lampe1 de la maison2

### 1.2.4. Lampe2 ou service4 de la maison2

Le service lampe2 de la maison2 a une puissance de 5W. La consommation optimale de ce service pendant 2h, pour une heure de fin souhaité de 6h et un intervalle de temps d'heure de fin de [5h,23h] est montrée par la figure 3.19.

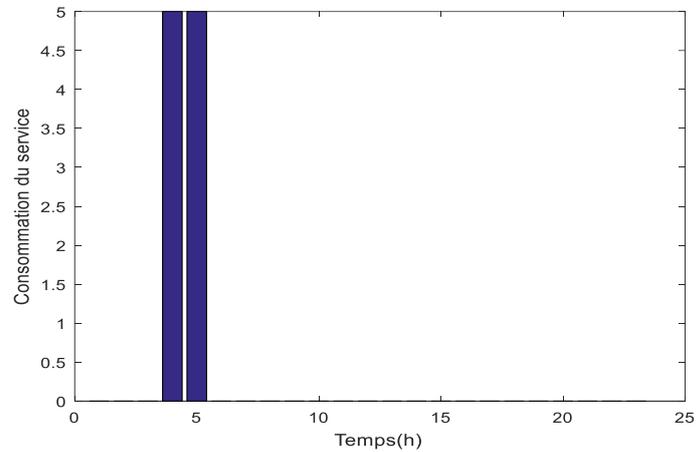


Figure 3.19. Consommation optimale du service lampe2 de la maison2

### 1.2.5. Radio3 ou service 5 de la maison2

La radio3 de la maison2 a une puissance de 25W. La figure 3.20 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 2h, une heure de fin souhaitée de 19h et une plage de temps d'heure de fin de [5h,23h].

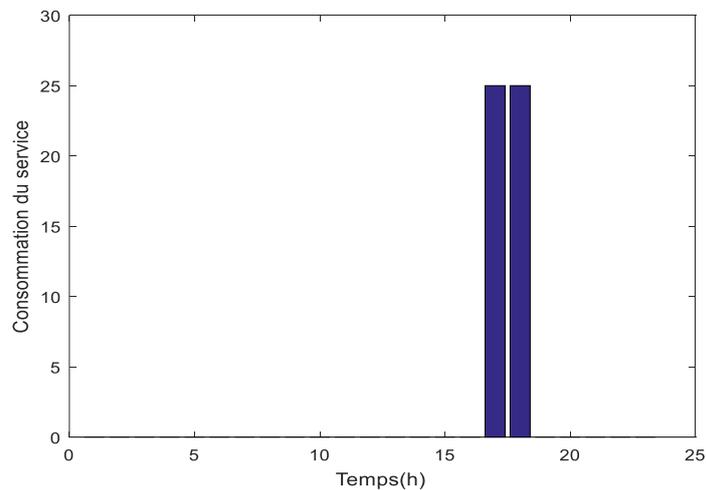


Figure 3.20. Consommation optimale du service radio3 de la maison2

### 1.2.6. Lampe 4 ou service 6 de la maison2

La puissance du service lampe4 de la maison2 est de 5W. La figure 3.21 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 19h et une plage de temps d'heure de fin de [5h,19h].

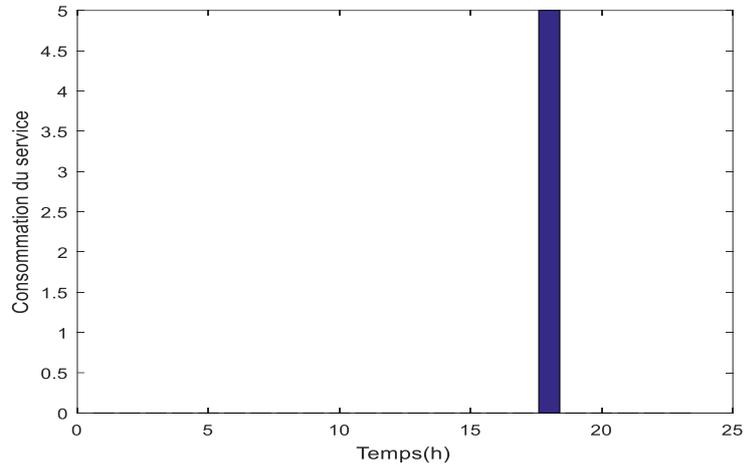


Figure 3.21. Consommation optimale du service lampe4 de la maison2

### 1.2.7. Télévision 5 ou service7 de la maison 2

Le service7 de la maison1 ou la TV5 a une puissance de 90W. La figure 3.22 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 3h, une heure de fin souhaitée de 18h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h].

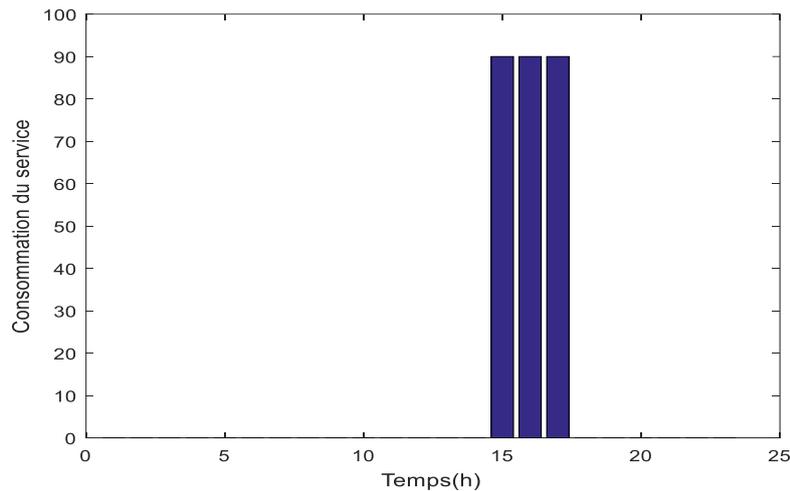


Figure 3.22. Consommation optimale du service TV5 de la maison2

### 1.2.8. Lampe 6 ou service 8 de la maison 2

Le service lampe6 de la maison2 a une puissance de 15W. La figure 3.23 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 3h, une heure de fin souhaitée de 14h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h].

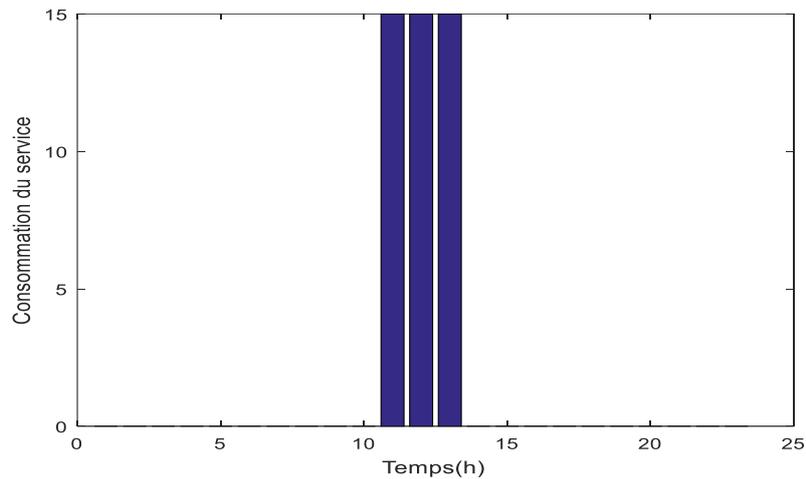


Figure 3.23. Consommation optimale du service lampe6 de la maison2

### 1.2.9. Lampe 7 ou service 9 de la maison 2

Le service lampe7 de la maison2 a une puissance de 25W. La consommation optimale de ce service pendant 2h pour une heure de fin souhaitée de 9h et une une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h] est montrée par figure 3.24.

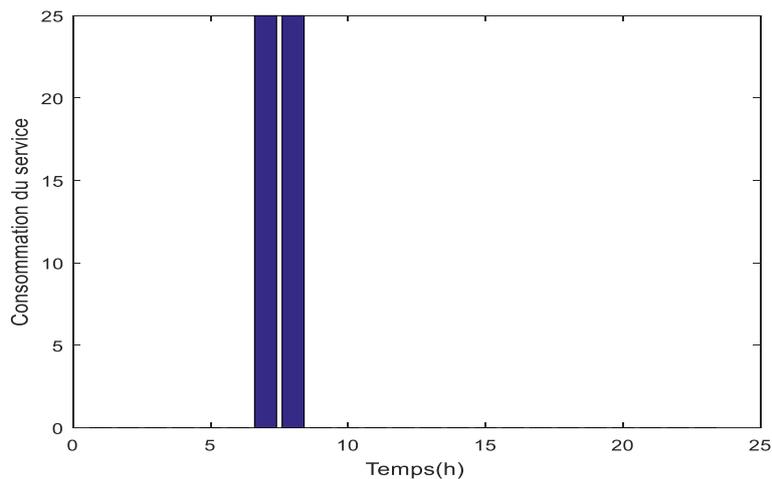


Figure 3.24. Consommation optimale du service lampe7 de la maison2

### 1.2.10. Lampe 8 ou service 10 de la maison 2

Le service10 de la maison2 ou la lampe8 a une puissance de 15W. La figure 3.25 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 19h pour un intervalle de temps d'heure de fin de [5h,23h].

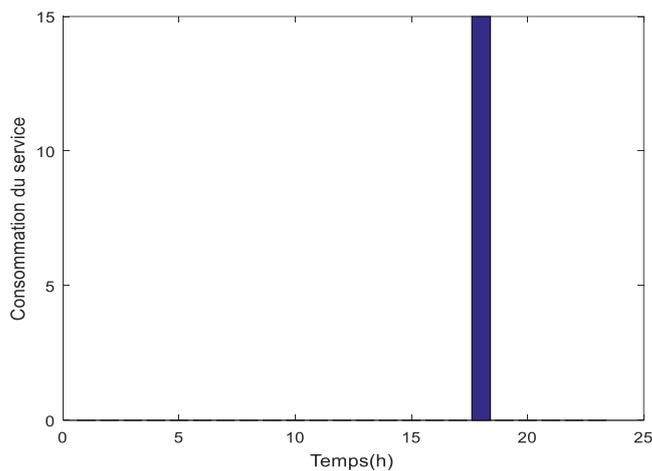


Figure 3.25. Consommation optimale du service lampe8 de la maison2

### 1.2.11. Lampe 9 ou service 11 de la maison 2

La puissance du service lampe9 de la maison2 est de 150W. La figure 3.26 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 19h pour une plage horaire d'heure de fin de [5h,23h].

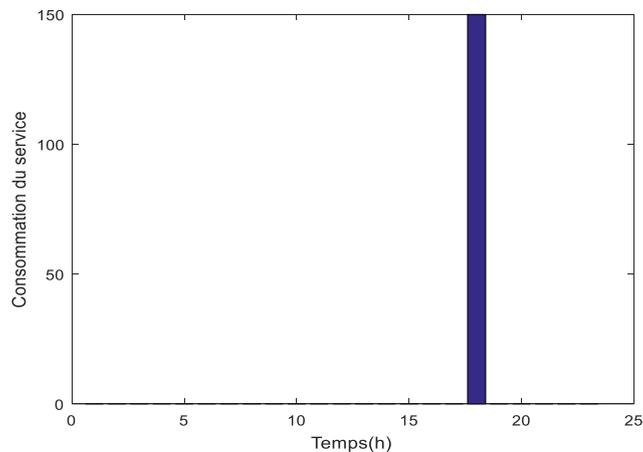


Figure 3.26. Consommation optimale du service lampe9 de la maison2

### 1.2.12. Lampe 10 ou service 12 de la maison2

La lampe10 de la maison2 a une puissance de 150W. La figure 2.27 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h à une de fin souhaitée de 16h et un intervalle horaire d'heure de fin de [5h,23h].

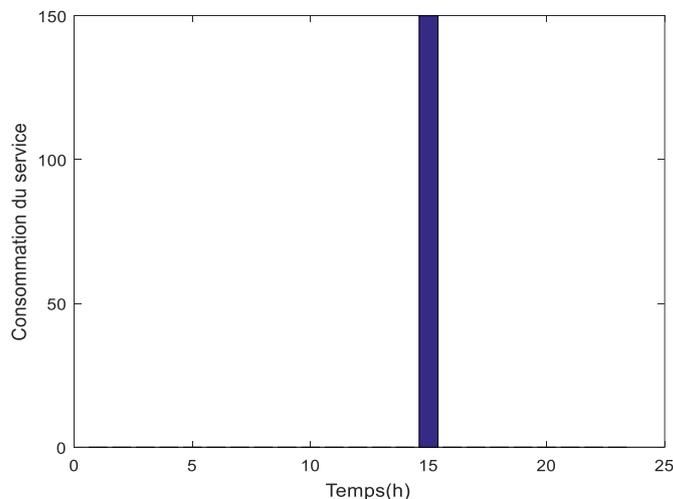


Figure 3.27. Consommation optimale du service lampe10 de la maison2

### 1.2.13. Machine à laver ou service 13 de la maison 2

Le service machine à laver11 de la maison2 a une puissance de 250W. La figure 3.28 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h à une heure de fin souhaitée de 10h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [9h,17h].

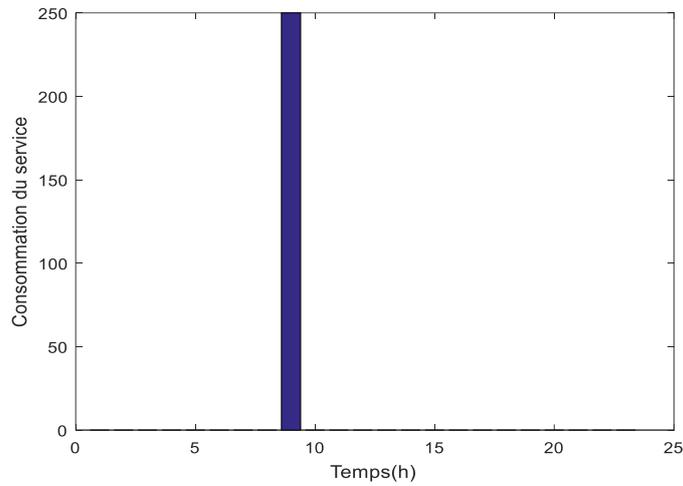


Figure 3.28. Consommation optimale du service Machine à laver11 de la maison2

## 1.3. Services de la maison3

### 1.3.1. Réfrigérateur ou service1 de la maison3

Le service1 de la maison3 est encore un réfrigérateur de 41.6W. La figure 3.29 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 24h, une heure de fin souhaitée de 23h et une plage horaire d'heure de fin de [1h,24h].

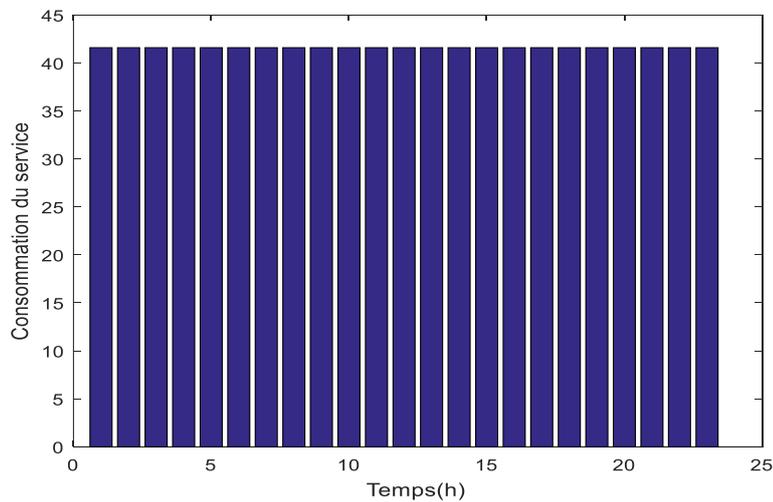


Figure 3.29. Consommation optimale du service réfrigérateur de la maison3

### 1.3.2. Congélateur ou service 2 de la maison3

De même, la puissance du service congélateur de la maison3 est de 41.6W. La figure 3.30 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 24h, une heure de fin souhaitée de 23h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [1h,24h].

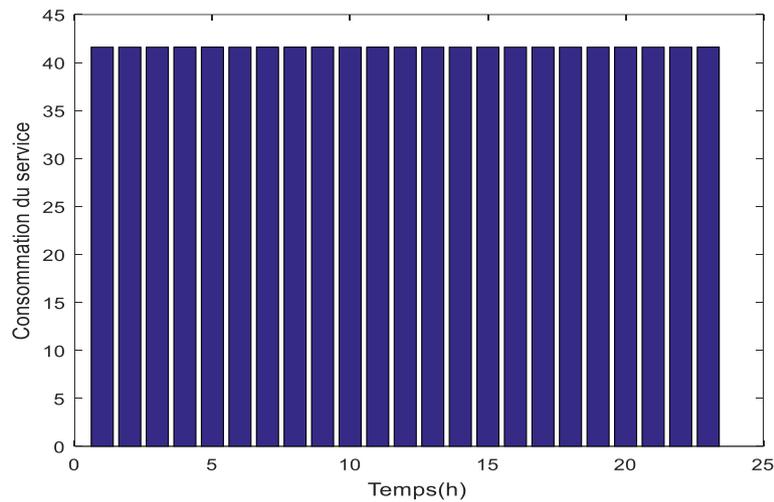


Figure 3.30. Consommation optimale du service congélateur de la maison3

### 1.3.3. Télévision1 ou service3 de la maison3

Le service3 de la maison3 est la TV1. Sa puissance est de 90W. Pour une durée de fonctionnement de 3h de temps, une heure de fin souhaitée de 6h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h], la consommation optimale de ce service est montrée par la figure 3.31.

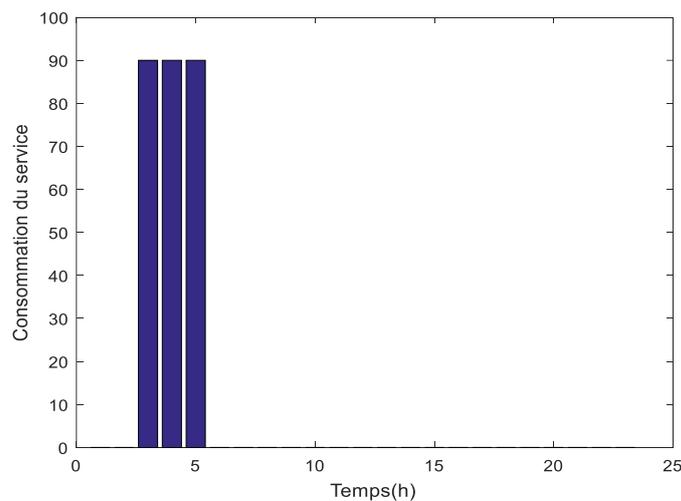


Figure 3.31. Consommation optimale du service TV1 de la maison3

### 1.3.4. Lampe2 ou service4 de la maison3

Le service lampe2 de la maison3 a une puissance de 15W. La figure 3.32 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 6h, une heure de fin souhaitée de 23h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h].

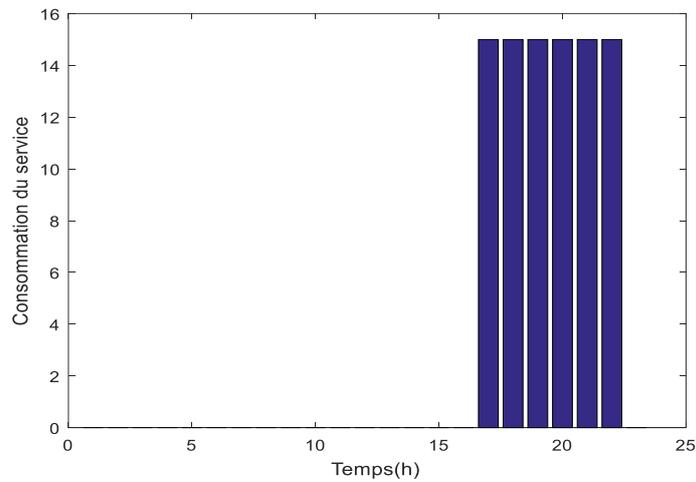


Figure 3.32. Consommation optimale du service lampe2 de la maison3

### 1.3.5. Lampe3 ou service5 de la maison3

La puissance du service5 de la maison3 ou la lampe3 est de 15W. La consommation optimale de ce service pendant 3h, à une heure de fin souhaitée de 19h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h] est montrée par la figure 3.33.

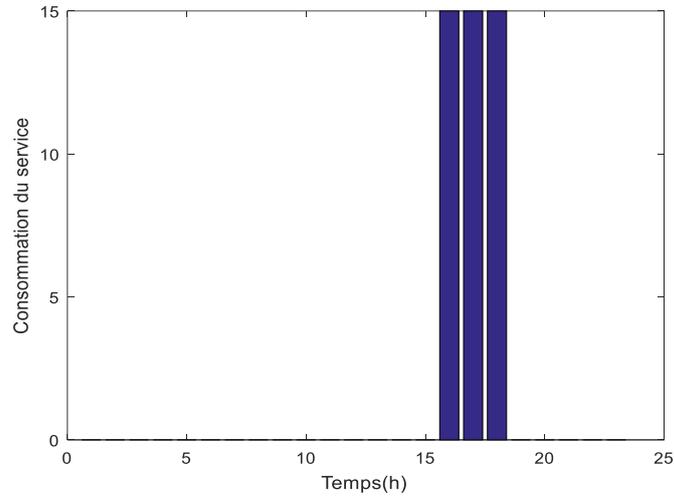


Figure 3.33. Consommation optimale du service lampe3 de la maison3

### 1.3.6. Lampe4 ou service6 de la maison3

Le service lampe4 de la maison3 a une puissance de 15W. La figure 3.34 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 2h, une heure de fin souhaitée de 19h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h].

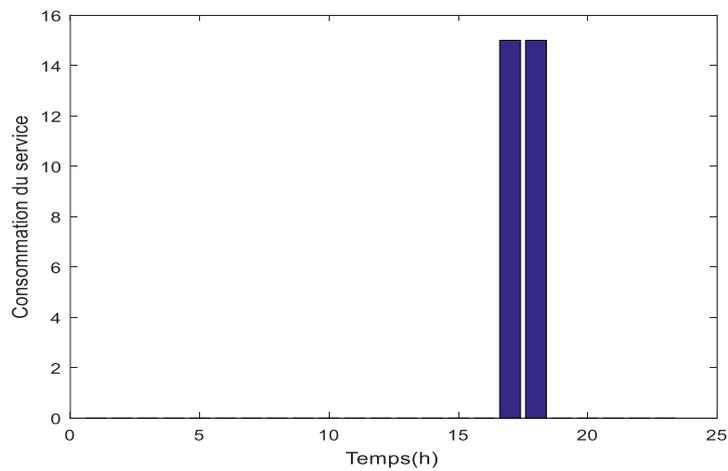


Figure 3.34. Consommation optimale du service lampe4 de la maison3

### 1.3.7. Lampe5 ou service7 de la maison3

Le service lampe5 de la maison3 a une puissance de 15W. La figure 3.35 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 18h et une fenêtre d'heure de fin de [5h,23h].

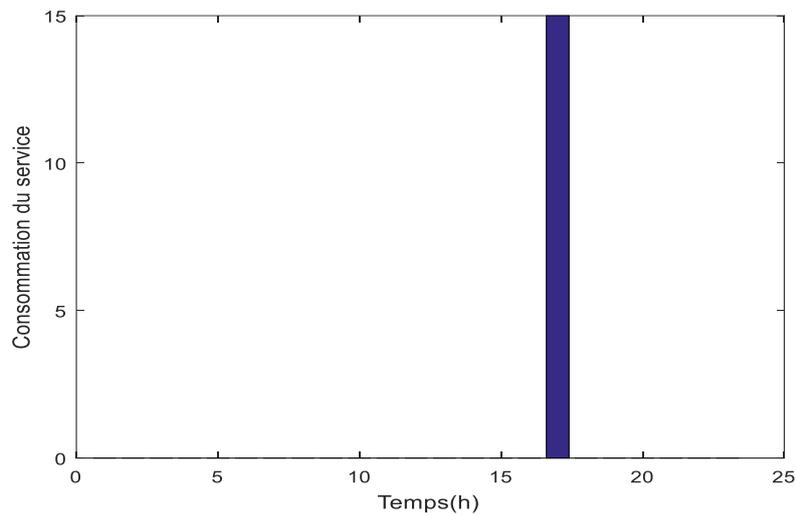


Figure 3.35. Consommation optimale du service lampe5 de la maison3

### 1.3.8. Lampe6 ou service8 de la maison3

Le service lampe6 de la maison3 a une puissance de 15W. La figure 3.36 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 2h, une heure de fin souhaitée de 14h et une fenêtre de temps d'heure de fin de [5h,23h].

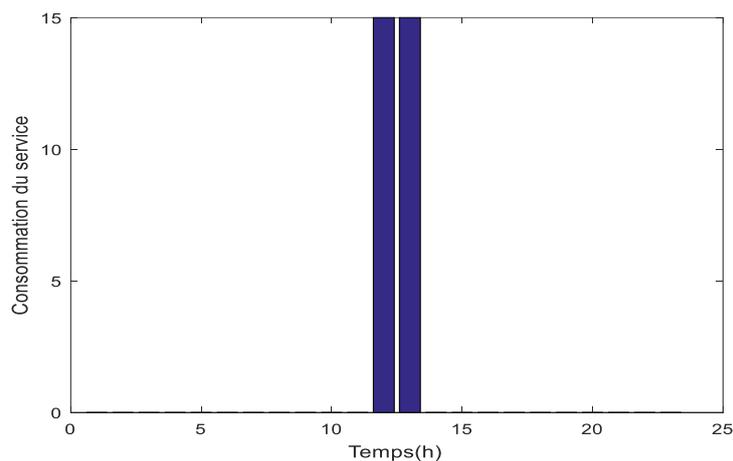


Figure 3.36. Consommation optimale du service lampe6 de la maison3

### 1.3.9. Machine à laver ou service9 de la maison3

Le service Machine à laver7 de la maison3 a une puissance de 50W. La figure 3.37 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 9h et une plage de temps d'heure de fin de [8h,19h].

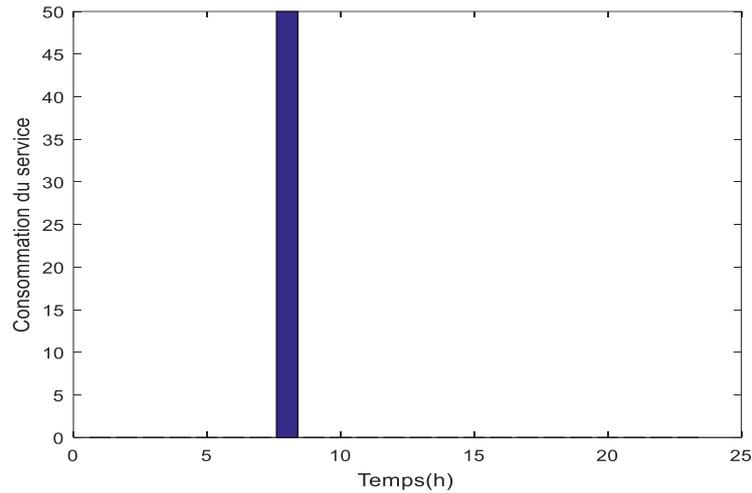


Figure 3.37. Consommation optimale du service machine à laver de la maison3

### 1.3.10. Lampe8 ou service10 de la maison3

Le service lampe8 de la maison3 a une puissance de 15W. La figure 3.38 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 2h, une heure de fin souhaitée de 19h et un intervalle de temps d'heure de fin de [5h,23h].

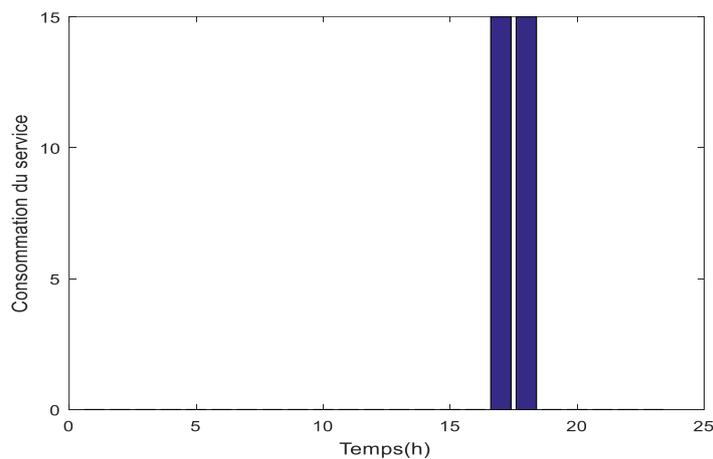


Figure 3.38. Consommation optimale du service lampe8 de la maison3

### 1.3.11. DVD9 ou service11 de la maison3

Le service DVD9 de la maison3 a une puissance de 16W. La figure 3.39 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, une heure de fin souhaitée de 19h et une plage de temps d'heure de fin de [14h,23h].

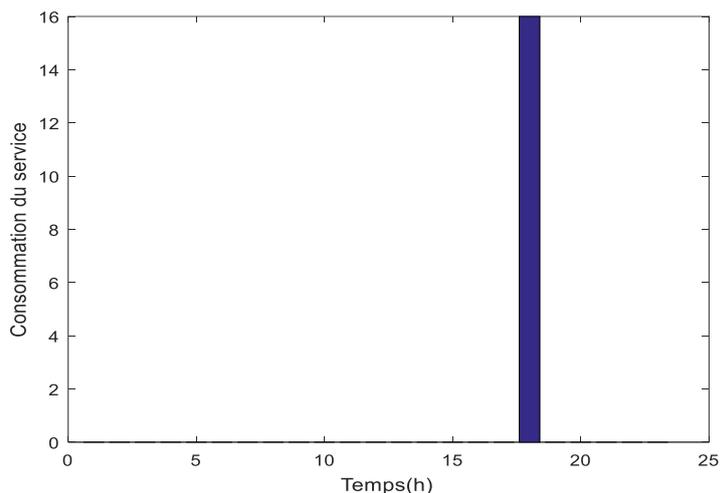


Figure 3.39. Consommation optimale du service DVD9 de la maison3

### 1.3.12. Ordinateur10 ou service12 de la maison3

Le service ordinateur10 de la maison3 a une puissance de 20W. La figure 3.40 nous montre la consommation optimale de ce service pour une durée de 1h, à l'heure de fin souhaitée de 16h et un intervalle de temps d'heure de fin de [14h,23h].

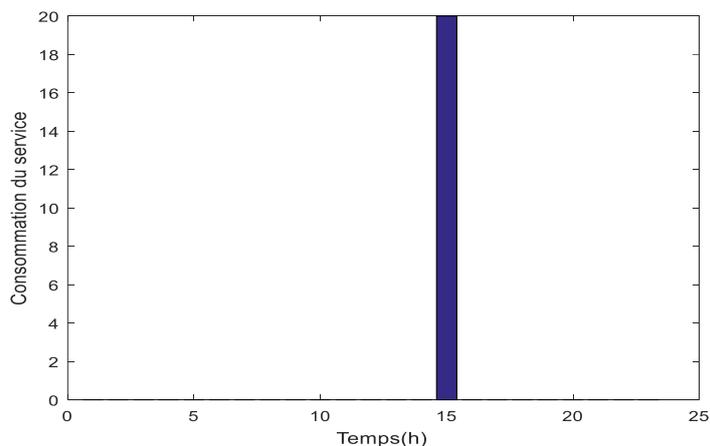


Figure 3.40. Consommation optimale du service ordinateur10 de la maison3

## 2. Optimisation du système micro-réseau

### 2.1. Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison

Pour la mise en place du microgrid, la production photovoltaïque est estimée par le modèle Bird. Par la suite, des mesures expérimentales in situ affineront la gestion de la demande du microgrid. Une des stratégies possibles pour la gestion peut se résumer comme suit : si la météo du lendemain est optimiste (ciel dégagé), toute la production de la journée peut être utilisée pour la demande. Par contre lorsque cette prévision devient pessimiste le mode sauvegarde est activé c'est-à-dire l'autoconsommation pendant 3 jours est visée. Une partie de l'énergie est alors stockée au niveau de la batterie pour les 2 jours suivants[15].

La figure 3.41 nous montre la consommation optimale des services de la maison1. Nous avons 15 services dans la maison1. Cette figure nous montre, pour chaque intervalle horaire, la consommation optimale des tous appareils électriques mis en service de la maison1.

La consommation optimale des services de la maison2 est montrée par la figure 3.42. La maison2 a 13 services et cette figure nous montre, pour chaque intervalle horaire, la consommation optimale de tout appareil électrique mis en service de la maison2.

La figure 3.43 suivante nous montre la consommation optimale des services de la maison3. Nous avons 12 services dans la maison3, ainsi, cette figure nous montre, pour chaque intervalle horaire, une consommation optimale des tous appareils mis en services de la maison3.

En effet, les figures 3.41, 3.42 et 3.43 nous montrent la consommation optimale de l'ensemble des services de chacune des trois maisons concernées par l'étude. Elles sont caractérisées par une consommation de service permanente de 1h à 24h due à l'activité des réfrigérateurs et des congélateurs. Pour les consommations ponctuelles, elles sont localisées dans la zone de radiation solaire sauf pour les appareils électriques qui sont nécessaires pour répondre aux besoins nocturnes comme les lampes. En effet cette configuration correspond bien à la répartition optimale de service proposée par le solveur. La forte sollicitation de services dans la zone de radiation solaire minimise l'utilisation de la batterie.

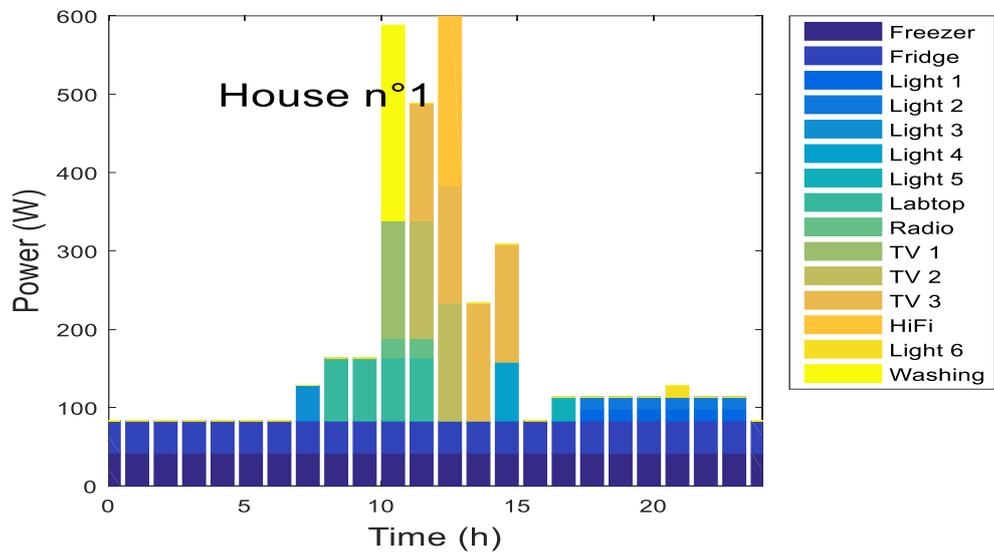


Figure 3.41. Consommation optimale de l'ensemble des services de la maison1

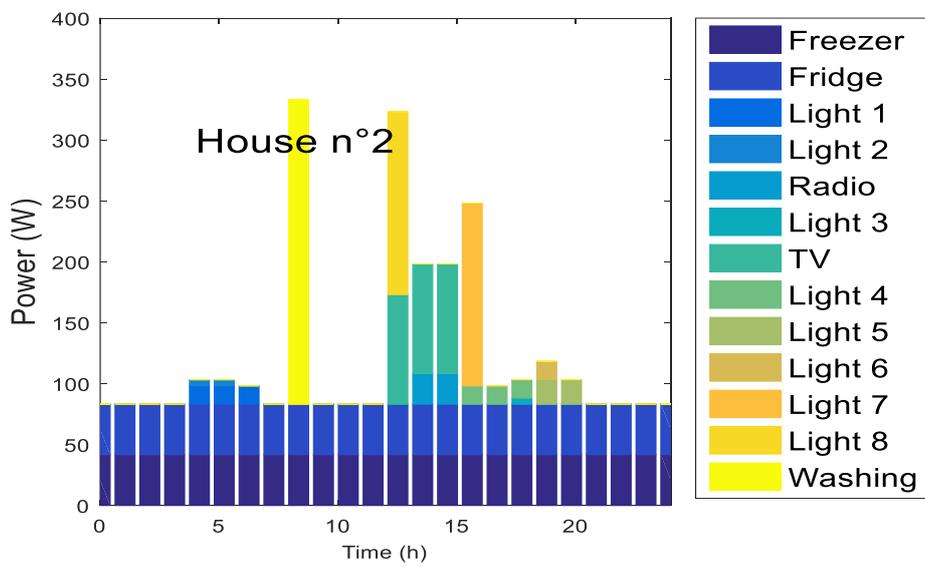


Figure 3.42. Consommation optimale de l'ensemble des services de la maison2

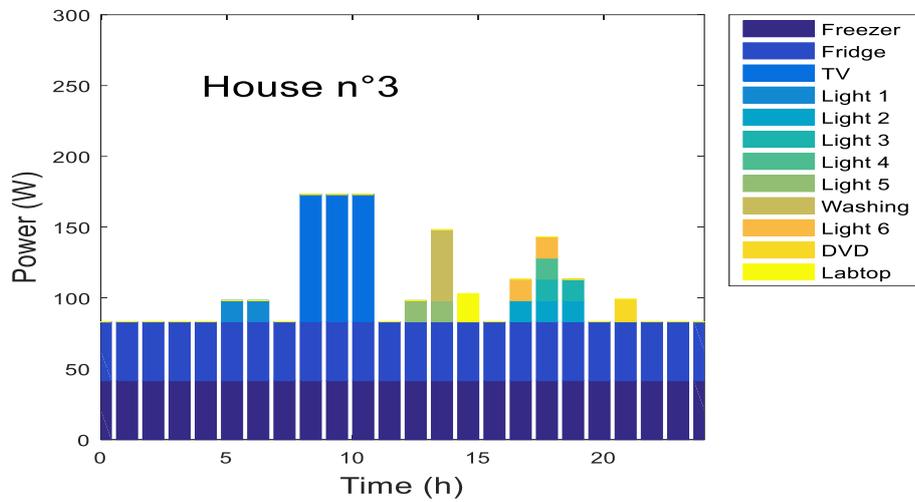


Figure 3.43. Consommation optimale de l'ensemble des services de la maison3

Le tableau 3.1 nous montre la consommation optimale de chaque service de la maison1 pour chaque intervalle horaire. Comme nous avons 15 services dans la maison1, ce tableau nous montre, pour chaque intervalle horaire, la consommation optimale des ces 15 appareils électriques mis en service de la maison1 comme montrée par la figure 3.41.

**Tableau 3.1. Consommation optimale des Services de la maison1**

Temps(h)	Consommation optimale des Services de la maison1(Wh)														
	Sr1	Sr2	S2	Sr4	Sr5	Sr6	Sr7	Sr8	Sr9	Sr10	Sr11	Sr12	Sr13	Sr14	Sr15
1	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	41,6	41,6	0	0	45	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	41,6	41,6	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0
10	41,6	41,6	0	0	0	0	0	80	0	0	0	0	0	0	0
11	41,6	41,6	0	0	0	0	0	80	25	150	0	0	0	0	250
12	41,6	41,6	0	0	0	0	0	80	25	0	150	150	0	0	0
13	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	150	150	500	0	0
14	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	150	0	0	0
15	41,6	41,6	0	0	0	75	0	0	0	0	0	150	0	0	0

16	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	41,6	41,6	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	0	0
18	41,6	41,6	15	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	41,6	41,6	15	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	41,6	41,6	15	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	41,6	41,6	15	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15	0
22	41,6	41,6	15	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23	41,6	41,6	15	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

La consommation optimale de chaque service de la maison2 pour chaque intervalle horaire est montrée par le tableau 3.2. La maison2 a 13 services et ce tableau nous montre, pour chaque intervalle horaire, la consommation optimale de ces 13 appareils électriques mis en service de la maison2 comme montrée par la figure 3. 42.

**Tableau 3.2. Consommation optimale des Services de la maison2**

Temps(h)	Consommation optimale des Services de la maison2(Wh)												
	Sr1	Sr2	Sr3	Sr4	Sr5	Sr6	Sr7	Sr8	Sr9	Sr10	Sr11	Sr12	Sr13
1	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	41,6	41,6	15	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	41,6	41,6	15	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	41,6	41,6	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	250
10	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	41,6	41,6	0	0	0	0	90	0	0	0	0	150	0
14	41,6	41,6	0	0	25	0	90	0	0	0	0	0	0
15	41,6	41,6	0	0	25	0	90	0	0	0	0	0	0
16	41,6	41,6	0	0	0	0	0	15	0	0	150	0	0
17	41,6	41,6	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0	0
18	41,6	41,6	0	0	0	5	0	15	0	0	0	0	0
19	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	20	15	0	0	0
20	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0
21	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

22	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Le tableau 3.3 suivante nous montre la consommation optimale de chaque service de la maison3 pour chaque intervalle horaire. Nous avons 12 services dans la maison3 et ce tableau nous montre, pour chaque intervalle horaire, la consommation optimale de ces 12 appareils électriques mis en service de la maison3 comme montrée par la figure 3. 43.

**Tableau 3.3. Consommation optimale des Services de la maison3**

Temps(h)	Consommation optimale des Services de la maison3(Wh)											
	Sr1	Sr2	Sr3	Sr4	Sr5	Sr6	Sr7	Sr8	Sr9	Sr10	Sr11	Sr12
1	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	41,6	41,6	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0
7	41,6	41,6	0	15	0	0	0	0	0	0	0	0
8	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	41,6	41,6	90	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	41,6	41,6	90	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	41,6	41,6	90	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	41,6	41,6	0	0	0	0	0	15	0	0	0	0
14	41,6	41,6	0	0	0	0	0	15	50	0	0	0
15	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20
16	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	41,6	41,6	0	0	15	0	0	0	0	15	0	0
18	41,6	41,6	0	0	15	15	15	0	0	15	0	0
19	41,6	41,6	0	0	15	15	0	0	0	0	0	0
20	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	16	0
21	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	41,6	41,6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

## 2.2. Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons

La figure 3.44 montre une comparaison entre l'utilisation courante des appareils électriques et la configuration optimisée proposée par le solveur. Ceci permet de mettre en évidence la faible consommation électrique en fin de journée pour la configuration optimisée. En effet dans la configuration optimisée, il ne reste que les appareils électriques permanents et les lampes du soir de faibles puissances à partir de 18h.

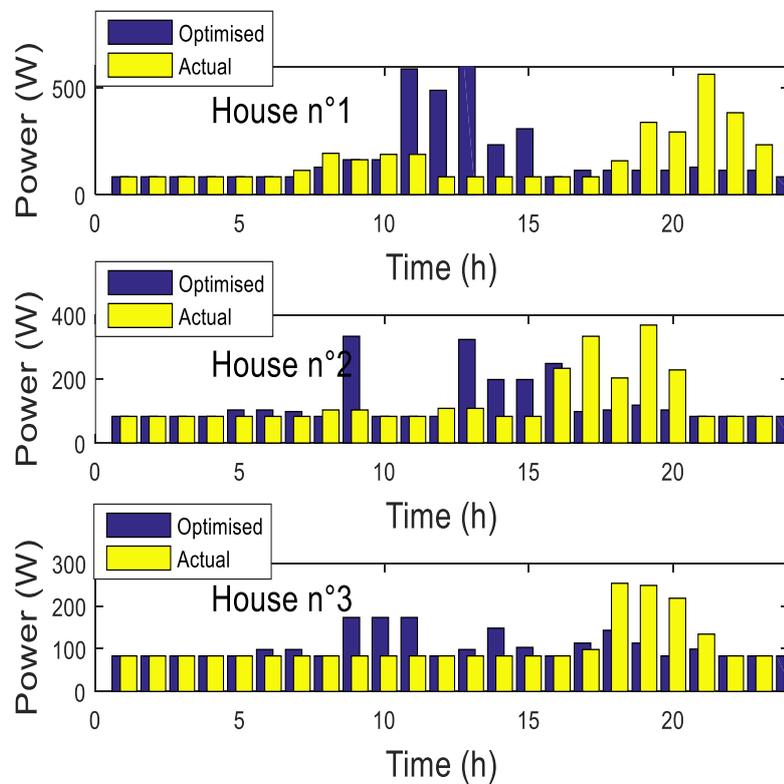


Fig. 3.44. Consommations journalières réelle et optimisée des trois maisons

## 2.3. Evaluation du confort des usagers pour chaque service

Pour le confort des usagers, le graphique de satisfaction montre l'écart entre l'heure de fin du service calculée par le système et l'heure de fin du service souhaitée par les utilisateurs.

Un écart de niveau le plus élevé de 50 % est observé, il permet de valider la configuration d'utilisation des services proposée.

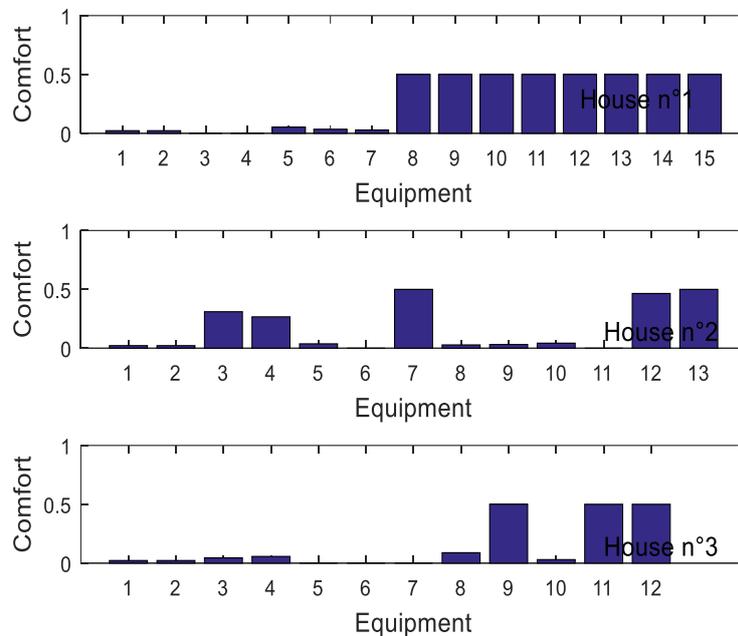


Fig. 3.45. Évaluation du confort des utilisateurs ( $U_j$ ) pour chaque service

## 2.4. Equilibre optimale du système micro-réseau

La figure 3.46 nous montre la production et la consommation totale optimisée, l'évolution de l'état de charge de la batterie et la variation des puissances entrant et sortant de la batterie. Comme montré sur la figure, le maximum de consommation totale des usagers est localisé sur la zone de radiation solaire. Sur la même figure, l'évolution de l'état de charge de la batterie est aussi représentée. Le graphe permet de suivre la dynamique des flux échangés entre la production et le stockage. A noter que sur la zone de radiation solaire, la batterie joue le rôle de stockage et fournisseur d'énergie en stockant le maximum d'énergie possible et en alimentant les charges tout en gardant le confort des usagers au bon niveau. Cela permet de mettre en évidence que l'objectif est bien de minimiser les pertes en énergie et atteindre l'équilibre optimale entre la production et la demande. Le flux de puissance  $P_{b\_in}$  donnant la puissance entrant dans la batterie suit logiquement la courbe de rayonnement solaire comme représenté dans la figure 3.46.

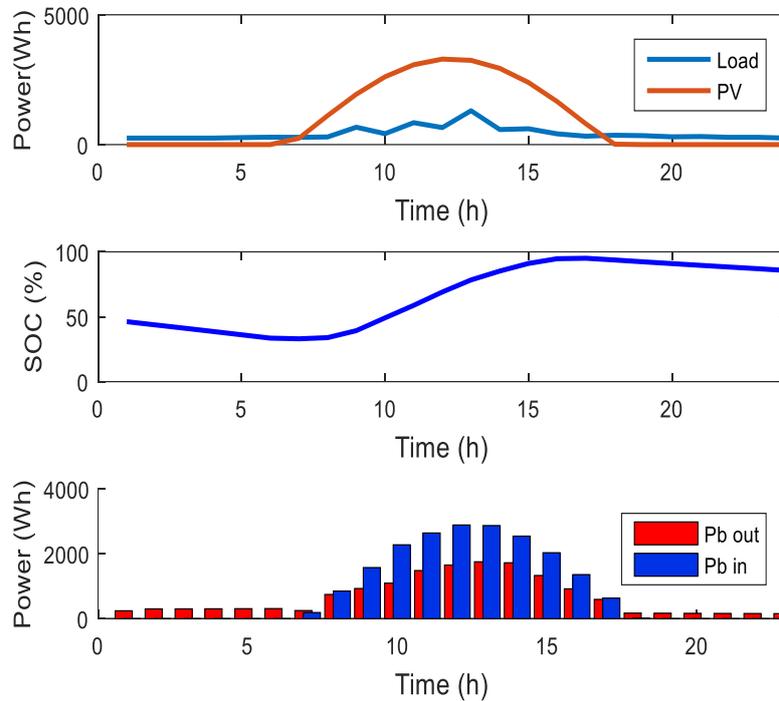


Fig. 3.46. Production et consommation totale optimisée, évolution de l'état de charge de la batterie et variation des puissances entrant et sortant  $P_{bin}$  et  $P_{bout}$

Comme montré par les figures, les résultats répondent bien à la fonction objective de la thèse qui est la recherche de l'équilibre optimale d'un micro-réseau. Cette fonction objectif est calculée en exploitant le grand programme linéaire en nombres entiers mixtes développés par Calogine et al [15].

### 3.Evaluation de l'expérimentation déterministe

La partie déterministe consiste à utiliser le modèle théorique du ciel clair pour modéliser le rayonnement solaire qui est l'un des paramètres d'entrée du modèle MILP. Le modèle de ciel clair est utilisé si nous considérons que la journée sera optimiste avec un ciel dégagé et si nous n'avons pas des données de mesures réelles alors qu'on dispose des informations du lieu telles qu'elles sont demandées dans le modèle Bird. En effet, puisqu'il s'agit des résultats simulés, malgré que le modèle Bird est l'un des meilleurs modèles utilisés pour modéliser le rayonnement solaire en ciel clair, en comparant avec les mesures réelles, il y aura surement des différences mais ce modèle reste efficace pour modéliser le rayonnement solaire en considérant que le ciel est dégagé toute la journée.

La performance du système micro-réseau est vérifiée dans l'étude de cas déterministe. Les figures 3.41 ; 3.42 et 3.43 montrant la consommation optimale des services de chacune des trois maisons permet de valider que la configuration correspond bien à la répartition optimale de service proposée par le solveur. En effet, les consommations ponctuelles sont localisées sur la zone de radiation solaire, il ne reste que les appareils électriques de faible puissance dans la soirée ainsi que les services permanents. La forte sollicitation de services dans la zone de radiation solaire minimise l'utilisation de la batterie répondant bien à notre objectif. Une comparaison entre l'utilisation courant des appareils électriques et la configuration optimisée proposée par le solveur, montrée par la figure 3.44 permet de mettre en évidence la faible consommation électrique en fin de journée pour la configuration optimisée. Le confort des usagers entre l'heure de fin souhaité et l'heure de fin calculé par le système montré par la figure 3.45 permet de valider la configuration d'utilisation des services proposée avec un écart de niveau le plus élevé de 50 %.

La figure 3.46 nous montre la production et la consommation totale optimisée, l'évolution de l'état de charge de la batterie, la variation des puissances entrant et de sortant de la batterie, permet de mettre en évidence que l'objectif est bien de minimiser les pertes en énergie et d'atteindre l'équilibre optimale entre la production et la demande. En effet, le maximum de consommation totale des usagers est localisé dans la zone de radiation solaire.

Pour le cas déterministe, les entrées sont modélisées d'une manière déterministe, on fixe la production supposant connue à l'avance en supposant que le ciel sera dégagé tous les jours, on fixe les paramètres liés à la demande. En effet, nous aurons une décision fixe et des conseils seront données aux usagers si la journée considérée sera une journée sous ciel dégagé. Des décisions journalières, mensuelles et saisonnières peuvent être prises afin de conseiller les usagers sur l'utilisation des appareils électriques. Décisions journalières en utilisant les rayonnements solaires du ciel clair du jour, décisions mensuelles en utilisant la moyenne des rayonnements solaires du ciel clair d'un mois et décisions saisonnières en utilisant la moyenne des rayonnements solaires du ciel clair de la saison. Effectivement, cette décision déterministe est très stricte, car les valeurs du rayonnement solaires en entrée seront trop juste. Au lieu d'utiliser la moyenne d'un mois par exemple, pourquoi pas utiliser tous les jours du mois et voir la probabilité d'occurrence de résultats obtenus ? c'est pour cette raison que nous nous appuyons sur le modèle stochastique lors de la prise des décisions et utilisant les distributions de probabilités car en réalité, la vie demande beaucoup plus que déterministe et pour s'approcher de la réalité, nous avons proposé les modèles stochastiques.

# CHAPITRE 4

---

## Modèle stochastique et formulation mathématique

---

### Sommaire

---

1.	Rappel en probabilités et statistiques .....	119
1.1.	Notion de Variable aléatoire.....	119
1.1.1.	Définition .....	119
1.1.2.	Exemple .....	119
1.1.3.	Variable discrète et variable continue.....	119
1.1.3.1.	Variable discrète.....	120
1.1.3.2.	Variable continue.....	120
1.1.4.	Fonction de répartition.....	120
1.1.5.	Fonction de densité .....	120
1.1.6.	Espérance et moments.....	121
1.2.	Lois continues nécessaires.....	121
1.2.1.	Loi normale.....	121
1.2.2.	Loi lognormale .....	122
2.	Approche stochastique .....	123
2.1.	Modèle stochastique .....	125
2.2.	Propagation des incertitudes.....	126
2.3.	Méthodes non paramétriques d'estimation de fonction de densité de probabilité.....	128
2.3.1.	Méthode par histogramme .....	128
2.3.2.	Méthode par noyau .....	129
2.3.2.1.	Choix du noyau .....	130

2.3.2.2. Choix du paramètre de lissage .....	130
2.4. Fonction de répartition empirique .....	130
3. Modélisation du rayonnement solaire.....	131
3.1. Modélisation du rayonnement solaire par les méthodes d'estimation non paramétrique de densité de probabilité .....	132
4. Prise en compte des incertitudes des paramètres de services de consommation.....	140
5. Description de la fonction objective à maximiser ou à minimiser, en précisant les variables et les paramètres vérifiant un système d'équations et d'inéquations des contraintes .....	149
5.1. Modélisation du critère du confort .....	151
5.2. Modélisation des services.....	152
5.3. Les contraintes qui régissent le système de stockage .....	155
6. Evaluation des résultats aléatoires .....	158

---

**P**our l'optimisation et la planification d'un micro-réseau, il est important de savoir la disponibilité de la production afin de planifier la quantité à consommer. En effet, la consommation peut varier en fonction de la production disponible et le comportement des usagers. La prise en compte de l'intermittence de la source de production, de la hausse imprévue de la demande d'énergie ainsi que des problèmes techniques qui pourraient arriver au système, montre l'aspect stochastique de l'étude du micro-réseau. Effectivement, le système doit être capable de faire face aux contraintes aléatoires engendrées par les grandeurs physiques qui le caractérisent.

Il faut trouver une allocation de la production qui optimise la consommation en déplaçant les charges au meilleur moment de son exécution tout en répondant aux contraintes dues au contrôle et à la physique du système. En effet, Il est nécessaire de minimiser les pertes en énergie en optimisant le système de stockage afin d'atteindre l'équilibre optimale d'un micro-réseau, tout en gardant le confort ou la satisfaction des utilisateurs à un bon niveau.

Pour être beaucoup plus réaliste, l'étude du système doit être robuste aux aléas, conduisant ainsi à approfondir l'étude stochastique. L'intermittence de la production doit être considérée, ainsi, correspondant à la production disponible, le système cherche l'équilibre optimale afin de décider sur le fonctionnement des appareils électriques. Pour la prise de décision, la prise en compte de la variation de la consommation, dont le comportement des usagers qui évaluera son souhait, permettra d'avoir des décisions beaucoup plus intéressante et plus proche des utilisations habituelles des appareils électriques des usagers. En effet, autre que la production intermittente qui est déjà prise en compte, il est intéressant qu'on connaisse la variation de la demande. Impliquer la variation du rayonnement solaire au système nous permet d'avoir des résultats optimaux par rapport à la production disponible pour la prise des décisions et l'implication des variations de la demande nous aidera à mieux décider conformément aux souhaits de usagers. Pour ce faire, nous allons commencer par des petits rappels des outils mathématiques nécessaires sur la probabilité-statistiques. La théorie des probabilités vise l'analyse mathématique de la notion intuitive de "hasard" ou "aléatoire", qui, comme toute notion, est née de l'expérience. Le concept d'expérience quantitative du hasard est apparu pour la première fois sur les tables de jeu, et la théorie des probabilités a commencé, avec Pascal et Fermat (1654), comme une théorie des jeux de hasard[119], [131]. Pour les physiciens, les résultats sont en général les valeurs d'une observable. Du point de vue d'un joueur, ce qui compte n'est pas le résultat observé d'un essai aléatoire mais le gain ou la perte correspondant[131]. La statistique est une science qui nous aide à prendre des décisions et à tirer des conclusions en présence de variabilité[132]. L'origine des statistiques remonte à deux domaines d'intérêt qui, à première vue, n'ont pas grand-chose en commun : les jeux de hasard et ce qu'on appelle aujourd'hui les sciences politiques. Les études sur les probabilités du milieu du XVIIIe siècle, motivées en grande partie par l'intérêt pour les jeux de hasard, ont conduit au traitement mathématique des erreurs de mesure et à la théorie qui constitue aujourd'hui le fondement de la statistique[133].

# 1. Rappel en probabilités et statistiques

## 1.1. Notion de Variable aléatoire

### 1.1.1. Définition

Soit  $\Omega$  l'ensemble de toutes les possibilités, on notera souvent  $\omega$  un élément quelconque de  $\Omega$  appelé un aléa. Par définition  $\Omega$  est «l'ensemble des possibles», l'univers, l'univers des possibles[134]. On appelle une expérience aléatoire, une expérience qui peut être répétée sous les mêmes conditions dont les résultats ne sont pas prévisibles avec certitude en fonction des conditions initiales[135]–[137]. Une épreuve est la réalisation d'une expérience aléatoire. Un événement est l'occurrence ou la non occurrence d'un phénomène[131], c'est la propriété du système qui une fois l'épreuve effectuée est ou n'est pas réalisée[138]. Un événement est une partie de  $\Omega$ . La probabilité d'un événement  $A$  se note  $\mathbb{P}(A)$ . Nous avons toujours  $\mathbb{P}(\Omega) = 1$ . L'événement impossible se note  $\emptyset$  et vérifie  $\mathbb{P}(\emptyset) = 0$ .

Pour tout événement  $A$ ,  $0 \leq \mathbb{P}(A) \leq 1$ . [135]

Une variable aléatoire est une application de l'ensemble des épreuves dans le corps des réels. Une variable aléatoire est une application  $X: \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ . Elle est caractérisée par l'ensemble des probabilités associées à tous ses états possibles[138]. Une variable aléatoire à valeurs dans un ensemble  $E$  est une application de  $\Omega$  dans  $E$ [134]. On appelle une tribu de  $\Omega$  tout ensemble de parties d'un ensemble  $\Omega$ , stable par réunion, intersection et complémentarité. Notons  $\mathcal{A}$  une tribu de parties de  $\Omega$ . On appelle un espace probabilisable ou mesurable le couple  $(\Omega, \mathcal{A})$ [138].

Si on s'intéresse à toutes les évolutions possibles, au cours du temps des probabilités d'événements futurs, le cadre naturel pour cette théorie est un espace probabilisé filtré[139]. Il s'agit d'un espace probabilisé muni d'une famille croissante  $\mathcal{F} = (\mathcal{F}_n)_{n \in \mathcal{T}}$  de tribus, appelée filtration où  $\mathcal{T}$  désigne un ensemble ordonné qui joue le rôle de l'axe de temps dont le domaine de définition dépend des cas d'études[139]. Un espace probabilisé filtré est la donnée d'un ensemble  $\Omega$ , d'une famille croissante  $\mathcal{F} = (\mathcal{F}_n)_{n \in \mathcal{T}}$  de tribus de parties de  $\Omega$  appelée filtration, et d'une probabilité  $\mathbb{P}$  sur la tribu  $\mathcal{F}_0$  (est donc aussi, par restriction, sur chaque  $\mathcal{F}_n$ )[139].

### 1.1.2. Exemple

Si on jette un dé,  $A = \text{« on tire un 6 »} = \{\omega \in \Omega, \text{ on tire un 6}\}$  est un événement. De même  $B = \text{« le resultat est supérieur ou égal à 3 »}$  est aussi un événement.

Soit  $A = \text{« le resultat de 1 »}$ . Alors  $\mathbb{P}(A) = 1/6$ .

Soit  $X$  le résultat d'un lancer de dé. L'ensemble  $\{\omega \in \Omega : X(\omega) = 6\}$  est un événement. La notation  $\mathbb{P}(X = 6)$  est un raccourci pour dire  $\mathbb{P}(\{\omega \in \Omega : X(\omega) = 6\})$ .

### 1.1.3. Variable discrète et variable continue

### 1.1.3.1. Variable discrète

Une variable aléatoire discrète sur  $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$  est une application de  $X$  de  $\Omega$  dans  $\mathbb{R}$  telle que  $X(\Omega)$  est fini ou infini dénombrable et pour tout  $x \in X(\Omega)$ ,  $(X = x) \in \mathcal{A}$  [134], [135], [137], [140].

### 1.1.3.2. Variable continue

On dit qu'une variable aléatoire est continue si l'ensemble  $X(\Omega)$  est un intervalle (ou une réunion d'intervalles) de  $\mathbb{R}$  [135], [141]. S'il existe une fonction  $f_X : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  telle que, pour tout  $B \subset \mathbb{R}$ ,  $P_X(B) = P(X \in B) = \int_B f_X(x) dx$ . La fonction  $f_X$  est appelée la densité de  $X$ .

La variable aléatoire discrète peut prendre une probabilité précise telle que  $\mathbb{P}(X = x_i) = p_i$ . Pour une variable aléatoire continue, la probabilité que  $X$  prenne une valeur bien précise  $x$  est nulle,  $P[X = x] = 0$ . Ainsi, il y a une infinité de valeurs dans  $\mathbb{R}$  ou dans un intervalle donné, et par rapport à toutes ces valeurs précises, le poids de la valeur particulière est tellement insignifiant qu'il en est nul [135], [137], [141]. Une variable aléatoire réelle  $X$  est dite continue si sa fonction de répartition  $F$  est une fonction continue. Il est ainsi possible de déduire les probabilités pour que  $X$  prenne ses valeurs dans une partie de  $\mathbb{R}$  à partir de sa fonction de répartition.

Dans la thèse, les variables aléatoires pour modéliser le système telles que la production qui dépend de la source intermittente comme le rayonnement solaire, ainsi que la demande qui dépend des paramètres des services à l'habitant sont des variables continues. La production solaire dépend du rayonnement à chaque instant  $t$  et à chaque instant  $t$ , nous avons des variables aléatoires, c'est une suite des variables aléatoires indexées par le temps, appelée processus stochastique. La variable aléatoire, qui modélise la consommation optimale, est aussi une variable aléatoire continue.

### 1.1.4. Fonction de répartition

Soit  $X$  une variable aléatoire à valeurs dans  $\mathbb{R}$ . La fonction de répartition de  $X$  est la fonction  $F_X : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  telle que  $\forall x \in \mathbb{R}$ ,  $F_X(x) = \mathbb{P}(X \in ]-\infty, x]) = \mathbb{P}(X \leq x)$  est à valeurs dans  $[0, 1]$ . La fonction de répartition est une fonction continue, croissante et pour tout  $a, b \in \mathbb{R}$  et  $a < b$ ,  $F(b) - F(a) = \mathbb{P}[a < X \leq b] = \int_a^b f(x) dx$  [131], [135], [136], [141].

### 1.1.5. Fonction de densité

Soit  $X$  une variable aléatoire réelle. S'il existe une fonction  $f$  de  $\mathbb{R}$  dans  $\mathbb{R}^+$  telle que  $\forall a < b \in \mathbb{R}$ ,  $\mathbb{P}(a < X \leq b) = \int_a^b f(x) dx$

Alors cette fonction  $f$  s'appelle la densité de probabilité de  $X$  (on dit aussi la densité)[131], [134], [135].

## 1.1.6. Espérance et moments

Si  $X$  est une variable aléatoire réelle discrète prenant ses valeurs dans  $x_1, x_2, \dots, x_n$ . Son moment d'ordre  $m$  est :  $\mathbb{E}(X^m) = \sum_{i \geq 1} x_i^m \mathbb{P}(X = x_i)$  si cette série converge absolument c'est-à-dire  $\lim_{n \rightarrow +\infty} \sum_{i=1}^n |x_i|^m \mathbb{P}(X = x_i) < +\infty$ . Dans le cas contraire, on dit que le moment d'ordre  $m$  n'existe pas[134], [137].

On appelle espérance d'une variable aléatoire réelle  $X$ , son moment d'ordre 1 [134]. Le moment d'ordre 2 de  $X - \mu_X$  s'appelle la variance de  $X$  noté  $Var(X)$  de  $X$ , avec  $\mu_X$  la moyenne de  $X$ . Ce moment d'ordre 2 est égale à  $\mathbb{E}((X - \mu_X)^2) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))^2)$  [134], [137].

## 1.2. Loïs continues nécessaires

Afin d'intégrer les incertitudes dans le système micro-réseau, nous associons des lois de probabilités aux paramètres des services, non seulement aux paramètres des services fournisseurs incluant les données d'entrée de la production intermittente, mais aussi aux paramètres des services à l'habitant pouvant être impactés par les incertitudes. Sachant que les lois les plus utilisées pour modéliser un système physique sont les lois normale et log normale, d'autres lois comme la loi de Weibull peuvent être utiliser pour caractériser la fiabilité du système[142]. Elle est aussi utilisée pour modéliser la source éolienne[59], [115]. La loi beta comme la loi gaussienne sont parfois utilisées pour modéliser la variation du rayonnement solaire[31], [115]. Parmi les lois continues, nous allons décrire brièvement la loi normale et la loi lognormale.

### 1.2.1. Loi normale

La loi normale est la loi la plus connue et la plus importante en probabilité et statistique. En mathématique, elle dispose de plusieurs propriétés extrêmement intéressantes. Elle constitue la distribution limite pour une somme des variables aléatoires indépendantes de même distribution d'où le théorème de central limite. La loi normale est la loi la plus utilisée pour modéliser plusieurs phénomènes naturels, particulièrement, les phénomènes causés par l'addition d'un grand nombre des petits effets indépendants. On dit aussi la loi gaussienne ou loi de Laplace-Gauss. La loi normale ou la loi gaussienne est caractérisée par une courbe en cloche[143].

On dit qu'une variable aléatoire continue  $X$  suit une loi normale de paramètres  $\mu$  et  $\sigma^2$  si sa fonction de densité[137], [144], [145] [146]est :

$$f_X(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \text{ pour tout } x. \quad (4.1)$$

On dénote ceci  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

Si  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  alors :

$$\begin{aligned} E(X) &= \mu \\ V(X) &= \sigma^2 \end{aligned} \tag{4.2}$$

- Propriétés de  $f_X(x)$ 
  - $\lim_{x \rightarrow \pm\infty} f_X(x) = 0$
  - $f_X(\mu + x) = f_X(\mu - x)$  (symétrie par rapport à l'axe  $x = \mu$ )
  - $f_X$  atteint son maximum en  $x = \mu$  ( $\mu$  est le mode de  $X$ ).
  - Les points d'inflexion du graphe de  $f_X$  sont  $x = \mu \pm \sigma$ .
- Si  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ , nous pouvons écrire :
  - $\mathbb{P}(X < \mu - x) = \mathbb{P}(X > \mu + x)$
  - $F_X(\mu - x) = 1 - F_X(\mu + x)$

La loi normale centrée réduite est une loi continue d'une variable aléatoire à valeurs dans  $\mathbb{R}$ .

Lorsque  $\mu = 0$  et  $\sigma^2 = 1$ , la loi normale  $\mathcal{N}(0,1)$  est appelée centrée réduite qu'on dénotera par  $Z$ . Sa fonction de densité est donnée par [137], [146]:

$$\phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} \tag{4.5}$$

Sa fonction de répartition est donnée par :

$$\text{Pour tout } x \in \mathbb{R}, \Phi(z) = \mathbb{P}(Z \leq z) = \int_{-\infty}^z e^{-\frac{t^2}{2}} \frac{dt}{\sqrt{2\pi}} \tag{4.6}$$

Si  $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$  alors  $Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0,1)$

En effet, cette hypothèse nous permet de ramener toute loi normale à une loi centrée réduite.

## 1.2.2. Loi lognormale

La loi log normale est utilisée pour modéliser les distributions de grand nombre des variables aléatoires positives. Comme le logarithme d'un produit est la somme des logarithmes, le produit des variables aléatoires lognormales indépendantes est aussi distribué suivant une loi lognormale [143], [147].

Une variable aléatoire  $X$  suit une loi lognormale de paramètres  $\mu_Y$  et  $\sigma_Y^2$ , si  $Y = \ln(X) \sim \mathcal{N}(\mu_Y, \sigma_Y^2)$  [148] et  $X = \exp(Y)$  (4.7)

On dénote ceci  $X \sim \text{Log} - \mathcal{N}(\mu_Y, \sigma_Y^2)$ .

La fonction de densité d'une variable aléatoire lognormale  $X$  de paramètres  $\mu_Y, \sigma_Y^2$  est donnée par [146], [147] :

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{1}{x\sigma_Y\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(\ln(x)-\mu_Y)^2}{2\sigma_Y^2}\right) & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{4.8}$$

Sa fonction de répartition peut être écrite par :

$$F_X(x) = \begin{cases} \Phi\left(\frac{\ln(x)-\mu_Y}{\sigma_Y}\right) & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.9)$$

Soit  $X$  une variable aléatoire lognormale de paramètres  $\mu_Y, \sigma_Y^2$ , alors [146], [147].

$$\begin{aligned} E(X) &= \exp\left(\mu_Y + \frac{1}{2}\sigma_Y^2\right) \\ V(X) &= \exp(2\mu_Y + \sigma_Y^2)(\exp(\sigma_Y^2) - 1) \end{aligned} \quad (4.10)$$

## 2. Approche stochastique

L'incertitude implique des informations imparfaites, inconnues pour des événements futurs, des données, des mesures. On peut aussi dire que l'incertitude est l'impossibilité de décrire l'état existant ou futur. C'est un concept multidisciplinaire qu'on peut rencontrer dans d'innombrables domaines de connaissance comme les statistiques, la physique, l'ingénierie, l'économie ou les sciences actuarielles, entre autres.[125]

Les micro-réseaux combinent des aspects des systèmes d'alimentation électrique et des marchés de l'électricité, qui sont des domaines pleins d'incertitudes. Dans les problèmes de prise de décision au sein des micro-réseaux, l'incertitude affecte des paramètres tels que le prix du marché de l'électricité, la demande, la production, la disponibilité des équipements et l'isolement du micro-réseau[125], [149].

L'approche stochastique consiste à modéliser le système en tenant compte des incertitudes qui pourraient impacter les paramètres physiques du système. Un calcul stochastique est l'étude des phénomènes aléatoires dépendant du temps, un processus stochastique (on dit aussi un processus aléatoire)  $X$  est une famille de variable aléatoire indexée par un sous ensemble de  $\mathbb{R}$  ou  $\mathbb{N}$  souvent assimilé au temps. L'approche stochastique consiste à développer un modèle stochastique qui est une formulation mathématique permettant de décrire des événements aléatoires qui évoluent au cours du temps. Les paramètres d'entrée de la consommation, de la production et du stockage du système qui sont impactés par les différentes incertitudes seront considérés comme des variables aléatoires à étudier en vue d'évaluer ses plus ou moins grandes chances d'occurrence. L'évaluation et la validation du modèle sont basées sur la simulation technique d'expériences. En termes mathématiques, un modèle stochastique est défini par la notion de variables aléatoires, dont la réalisation suit des lois ou des distributions de probabilité, dont le choix doit être approprié[125], [134], [150]–[152].

Sachant que l'irradiation solaire peut être affectée par plusieurs facteurs tels que les nuages, la température, l'humidité relative, la prévision du rayonnement solaire qui a un impact direct sur la production photovoltaïque doit se faire en considérant ces incertitudes. Pour la prise en compte de ces incertitudes dans la prévision, l'outil de prédiction doit être utilisé.

Comme nous le savons le modèle théorique déterministe a été limité par ces incertitudes et le modèle stochastique doit prendre les relais. Ainsi des modèles aléatoires, qui se penchent sur les lois et les distributions de probabilité, devraient être réalisés pour étudier les incertitudes de la source de production du micro-réseau étudié[25], [152]. La nature intermittente de la source solaire fait que le rayonnement solaire est une variable aléatoire. Vu les fluctuations du rayonnement solaire, la puissance de sortie du générateur photovoltaïque (PV) est aussi une variable aléatoire. Dans la littérature, nous avons trouvé que la variation du rayonnement solaire peut être modélisée par des distributions de probabilité [31], [115], étant donné que la loi gaussienne est incontestablement la loi la plus adéquate et la plus utilisée pour modéliser plusieurs phénomènes naturels, particulièrement, les phénomènes causés par l'addition d'un grand nombre des petits effets indépendants. Modéliser la variation du rayonnement solaire par la loi gaussienne est tentant. Il est plus simple de faire une telle hypothèse. Cependant, nous disposons des données réelles du site d'expérimentation pour modéliser la variation du rayonnement solaire à partir des données de mesure réelles. En effet, pour étudier le comportement intermittent du rayonnement solaire d'une manière beaucoup plus réaliste, nous avons procédé à des études beaucoup plus détaillées en utilisant des données réelles du site d'expérimentation et en faire un échantillon pour estimer la densité de probabilité de la variation du rayonnement solaire afin d'avoir une prévision beaucoup plus adéquate et proche de la réalité.

Généralement, le système de stockage est utilisé pour soutenir la production en cas de brusque augmentation de la demande. Le plus souvent, le pic de production et le pic de consommation ne se produisent pas au même moment[32]. Et avec une source de production intermittente, il est évident que la puissance entrant, la puissance sortant, ainsi que la puissance stockée dans la batterie sont des variables aléatoires. Ainsi, Le système de stockage est caractérisé par des variables de sortie du modèle qui sont en effet des variables aléatoires.

En dehors des paramètres d'entrées du système qui sont impactés par les incertitudes, les interruptions forcées dans le service de puissance sont fréquentes, et généralement, celles-ci sont prises en compte dans l'évaluation de fiabilité du système. Ces interruptions se produisent à cause des pannes, souvent imprévisibles, des appareils électriques ou tout autre matériel qui compose le réseau de distribution. Ainsi, le modèle stochastique doit être appelé pour gérer ces caractères incertains du réseau[152].

Les services à l'habitant ou les charges sont liés à des paramètres qui caractérisent leur fonctionnement. Certains paramètres ont des caractères incertains tels que leur durée d'exécution, leur heure de fin d'usage. Pour la prise en compte des incertitudes au niveau de la consommation des usagers, on s'intéresse à la méthode qui consiste à associer aux grandeurs d'entrée (paramètres d'entrées) des variables aléatoires déterminées par leur distribution de probabilité. Dans ce cas, des lois de probabilité correspondantes peuvent être choisies pour décrire la distribution des paramètres incertains des différents types de services de consommation, dans un planning fluctuant des usagers. Étant donné que nous avons des informations ou des données réelles de la consommation des usagers, l'estimation de densité de probabilité de la consommation est nécessaire pour sortir une loi adéquate pour modéliser les paramètres d'entrée incertains liées à la consommation.

## 2.1. Modèle stochastique

Par définition, les modèles déterministes sont des modèles dont la sortie est entièrement déterminée par les paramètres d'entrée. Les modèles déterministes qui peuvent être statiques ou dynamiques, sont considérés comme une approximation de la réalité. Des entrées spécifiques conduisent toujours à une sortie concrète sans dépendre du nombre de fois que le problème est résolu. Dans un modèle déterministe, les paramètres sont connus ou supposés[125].

Les modèles stochastiques sont ceux qui sont capables de gérer l'incertitude en ayant un caractère aléatoire inhérent et en construisant des entrées d'incertitude en soi. Dans ces systèmes, les mêmes conditions initiales donnent lieu à des solutions différentes. Parfois, les problèmes stochastiques sont exécutés plusieurs fois afin d'obtenir des distributions de probabilité. Un modèle déterministe peut être considéré comme un cas spécifique d'un modèle stochastique.

La modélisation stochastique est un modèle mathématique qui prend une place importante dans plusieurs champs scientifiques et au cœur de nombreuses problématiques industrielles. Un modèle stochastique est un modèle basé sur la prise en compte des incertitudes et donc l'intégration des variables aléatoires au système. En effet, c'est un modèle qui contient une (ou plusieurs) variable aléatoire[125]. Etant donné que le modèle déterministe donne généralement des résultats approximatifs. Il est limité par les incertitudes, les imprévus qui devraient être prises en compte pour la gestion appropriée du système. Ainsi, le modèle stochastique est conçu pour tenir compte des imprévus qui peuvent se produire afin d'envisager les incertitudes correspondantes et associer par la suite un caractère aléatoire au système étudié. Il faut trouver les paramètres incertains qui sont liés au système étudié et les modéliser.

Par définition, un processus stochastique  $X = (X_t)_{t \in T}$  est une famille de variables aléatoires  $X_t$  indexée par un ensemble  $T$ . Généralement  $T = \mathbb{R}$  ou  $\mathbb{R}^+$ . Si  $T$  est un ensemble fini, le processus est un vecteur aléatoire. Le processus stochastique est considéré comme un processus indexé par le temps et si  $T = \mathbb{N}$ , le processus est une suite de variables aléatoires[137], [153]–[160].

Des nombreux problèmes posés naturellement d'une manière stochastique peuvent être abordés efficacement dans des approches déterministes. La modélisation de la propagation de incertitudes est l'un des exemples, à savoir que le calcul de la propagation des erreurs dans un modèle est devenu un enjeu important dans le calcul scientifique. C'est un sujet chaud qui intéresse les industrielles et les scientifiques dans des domaines différents. L'une des façons les plus étendues de créer des nombres aléatoires dans les simulations est la méthode de Monte Carlo. La simulation de Monte Carlo est une méthode non déterministe utilisée pour approximer des expressions mathématiques complexes. La méthode est basée sur des échantillonnages aléatoires répétés pour obtenir des résultats numériques et elle est utilisée dans un grand nombre de problèmes, notamment ceux liés à l'optimisation, à l'intégration numérique et à la distribution de probabilités[18], [161]. En utilisant la loi des grands nombres, la méthode de Monte Carlo exécute un modèle un grand nombre de fois en générant des entrées aléatoires dans un modèle déterministe, en agrégeant ensuite les résultats obtenus. Après différents échantillons, les résultats sont rassemblés (selon l'entrée, le résultat a une sortie différente) et il est alors possible de déterminer une gamme de possibilités[125], [162], [163].

## 2.2. Propagation des incertitudes

Pour optimiser le système micro-réseau, l'approche déterministe utilise la programmation linéaire mixte en nombre entier ou le MILP comme outil d'optimisation, dont tous les algorithmes qui puissent être mis en jeu sont déjà détaillés par les formulations mathématiques précédentes. Dans l'approche stochastique, l'objectif est d'introduire les incertitudes dans ces algorithmes par propagation des incertitudes[164]–[166]. Le principe est d'associer une distribution de probabilité ou une fonction de densité de probabilité (PDF) aux paramètres d'entrée du modèle afin d'obtenir une distribution de probabilité aux variables de sortie. Pour cela, la fonction de densité de chaque paramètre d'entrée supposant incertains doit être connue. Il s'agit ainsi d'une propagation des distributions par la méthode de Monte Carlo[167]–[169]. En effet, la méthode de Monte Carlo est une méthode qui se repose sur le principe de propagation de distributions de probabilité en utilisant de simulations de type de Monte Carlo[18]. C'est une procédure stochastique qui consiste à tirer au sort des valeurs dans une loi de probabilité assignée à une grandeur ou à un paramètre d'entrée grâce à un générateur pseudo-aléatoires[170]–[172]. La méthode de propagation des incertitudes permet de quantifier l'influence des incertitudes associées aux grandeurs d'entrée à l'incertitude de sortie de la fonction de transfert qui est le modèle du système. Une fois que le problème est spécifié c'est-à-dire que la fonction de transfert ou le modèle mathématique du système est bien explicité, la condition du fonctionnement du système, la réponse d'intérêt, les paramètres d'entrée incertains ou les facteurs d'influence sont déterminés, toutes les sorties de code pertinentes et les paramètres incertains correspondants sont tous identifiés, le processus de la propagation des incertitudes peut se faire en passant par les étapes suivantes[164]–[167], [170], [173]–[175] :

- Etape1 : La modélisation des incertitudes et échantillonnage

La modélisation des incertitudes et échantillonnage consistent à modéliser l'incertitude de chaque paramètre d'entrée grâce à des informations disponibles ou des données expérimentales liées aux paramètres étudiés. Il s'agit d'associer des distributions de probabilité ou une fonction de densité de probabilité aux paramètres d'entrée du modèle. La loi de probabilité associée à chaque paramètre d'entrée peut être choisie par les méthode d'estimation paramétriques de densité de probabilité en connaissant les informations disponibles ou par les méthodes d'estimation non paramétriques de densité de probabilité en utilisant les données de mesure réelles disponibles et en estimer une loi de probabilité. La prise en compte de l'incertitude de toutes les valeurs possibles d'entrées fait partie de la modélisation stochastique. La modélisation stochastique peut aussi être définie comme une description du comportement incertain des grandeurs physiques et de leurs interactions, qui pouvaient potentiellement changer l'état du système. Cette modélisation permet d'explorer les états possibles du système et leurs conséquences quand les contraintes du système ne sont pas satisfaites[176].

- Etape2 : Propagation des incertitudes à travers la fonction de transfert ou le modèle mathématique ou le code informatique.

La propagation des incertitudes est représentée par des simulations Monte Carlo. Dans les simulations Monte-Carlo, le code informatique est exécuté de manière répétée[169], [177], [178], à chaque fois en utilisant des valeurs différentes pour chacun des paramètres incertains[162],

[163], [179]. Comme mentionné ci-dessus, ces valeurs sont tirées des distributions de probabilité. De cette façon, une valeur pour chaque paramètre incertain est échantillonnée simultanément dans chaque répétition de la simulation[173]. Les résultats d'une simulation Monte-Carlo conduisent à un échantillon de même taille pour chaque grandeur de sortie[173].

- Etape3 : Le post-traitement des valeurs de la fonction du transfert ou du modèle mathématique ou du code informatique.

Il consiste à étudier, traiter et analyser les résultats qui sont des variables de sortie du modèle afin d'évaluer les quantités pertinentes pour l'analyse du problème. Pour cela, il faut faire une analyse statistique des résultats de sortie du modèle. L'échantillon de sortie est utilisé pour obtenir des statistiques typiques de la réponse du code telles que la moyenne ou la variance et pour déterminer la fonction de distribution cumulative (CDF). Le CDF permet de dériver les centiles de la distribution[173]. L'échantillon de sortie nous permet aussi de construire une distribution empirique des variables de sortie et de faire une synthèse de l'information obtenue en restituant l'espérance mathématique, l'écart type, l'intervalle le plus court au niveau de probabilité qui est souvent de 95%, la probabilité d'un évènement de la variable aléatoire des variables de sortie et de prendre des décisions afin d'évaluer la performance du système.

La figure 4.1 nous montre la schématisation des étapes génériques de la méthode de propagation des incertitudes. Ladite fonction de transfert est donc le moteur de calcul qui est le modèle mathématique ou notre algorithme déterministe MILP.

La propagation des distributions par la méthode de Monte-Carlo fournit en sortie la distribution de probabilité empirique associée à la grandeur de sortie. Dans le cas où celle-ci s'avère être une grandeur d'entrée pour un autre modèle de mesure, il est important de pouvoir lui attribuer une distribution de probabilité[170].

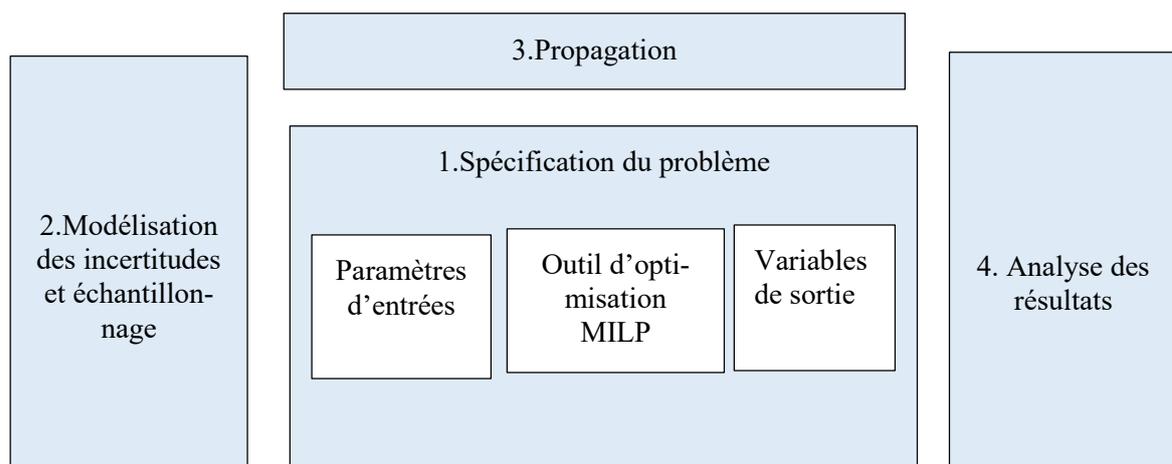


Fig.4.1. Etapes génériques d'une analyse d'incertitudes

Source: Baccou,2018[164], [165]

## 2.3. Méthodes non paramétriques d'estimation de fonction de densité de probabilité

Le problème de l'estimation d'une distribution de probabilité à partir d'un échantillon  $X_1, \dots, X_n$  mène souvent les statisticiens à faire des hypothèses compte tenu d'informations extérieures sur la nature de cette distribution, permettant de limiter ses recherches à une estimation paramétrique[180]–[182]. En effet, s'il y a des raisons de modéliser un phénomène physique générant les variables aléatoires de l'échantillon par une loi connue, il supposera que la variable aléatoire du phénomène suit cette loi. Ainsi, il supposera que la loi est normale si le phénomène physique générant les variables aléatoires de l'échantillon résulte de la superposition d'un nombre important d'aléas indépendants. La loi lognormale est proposée si ce phénomène résulte d'une superposition multiplicative. Cependant, en général, la certitude sur l'hypothèse qu'ils avancent reste une problématique pour les statisticiens. Il faut s'assurer si cette hypothèse est cohérente en vérifiant sa validité par des tests sur l'échantillon, mais souvent, ces tests ne permettent pas de faire une conclusion définitive quand les résultats qu'ils donnent sont aussi incertains et c'est généralement le cas[180], [181].

Pour avoir une hypothèse beaucoup plus adéquate, ces problèmes peuvent être résolus en utilisant les méthodes d'estimation non paramétriques de la densité de probabilité[181]–[185]. Pour cela, deux méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilité sont présentées : la méthode par histogramme et la méthode de noyau[186]–[189]. L'approche de la méthode d'estimation non paramétrique consiste à trouver la forme de la fonction de la densité de probabilité à partir des données[184] pour éviter de faire des hypothèses restrictives sur la loi de probabilité du phénomène étudié. L'histogramme est l'estimateur non paramétrique bien connu permettant de présenter la distribution d'un paramètre d'une façon simple et rapide[189]. Cependant, il présente des inconvénients du fait qu'il manque de continuité et en termes de diverses mesures de mathématiques de la précision, d'autres estimateurs non paramétriques sont supérieurs aux histogrammes[190]. L'estimateur à noyaux est une généralisation de la méthode par histogramme qui consiste à trouver la continuité. Ainsi pour trouver une loi associée à un paramètre d'entrée d'un modèle ou pour analyser les résultats ou les variables de sortie du modèle, la connaissance de sa fonction de densité de probabilité ou sa fonction de distribution est importante afin de savoir quelle est sa probabilité d'occurrence ainsi que les résultats les plus probables.

### 2.3.1. Méthode par histogramme

L'histogramme est la méthode la plus élémentaire et intuitive permettant d'estimer la fonction de densité de probabilité de l'échantillon. Considérons un échantillon de  $n$  valeurs observées de  $X$  notées  $x_1, x_2, \dots, x_n$  indépendamment et identiquement distribué selon la loi de  $X$ . L'objectif est d'estimer la fonction de densité de probabilité inconnue de  $X$  à partir de

l'échantillon. Soit  $h \in \mathbb{R}_+^*$ , un paramètre appelé largeur. Soit  $([kh, (k+1)h])_{k \in \mathbb{N}}$  une partition de  $\mathbb{R}_+$ . L'estimateur par histogramme peut être définie par [187], [189], [191], [192],[193],[194] :

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{k=1}^{+\infty} N_k 1_{[kh, (k+1)h)}(x) \quad \forall x \in \mathbb{R} \quad (4.11)$$

Où  $1_{[kh, (k+1)h)}(\cdot)$  est la fonction indicatrice de l'intervalle  $[kh, (k+1)h)$

et  $N_k = \# \{i: x_i \in [kh, (k+1)h), 1 \leq i \leq n\}$  est le nombre d'observation dans  $[kh, (k+1)h)$

L'histogramme est fondamentalement une fonction définie par la hauteur des boîtes, qui est égale à la proportion d'observations contenues dans chaque boîte divisée par la largeur de la boîte[195]. Le caractère lisse de l'estimation de l'histogramme est contrôlé par le paramètre de lissage  $h$ , une caractéristique commune à tous les estimateurs de courbes non paramétriques. Le choix d'une petite largeur de bande conduit à une estimation irrégulière, tandis que des largeurs de bande plus importantes semblent produire des estimations d'histogrammes lissées[196]

## 2.3.2. Méthode par noyau

Toutefois, l'histogramme présente un défaut non négligeable pour pouvoir estimer une densité, il n'est pas continu. Pour obtenir une densité continue, on utilise l'estimateur de Parzen et Rosenblatt ou estimateur à noyau. Il s'agit d'une approche basée sur la méthodologie de l'histogramme. Le principe est de remplacer la fonction indicatrice par une fonction réelle, qui attribue un poids d'autant plus important que les observations sont proches de  $x$ .

Soit  $x_1, x_2, \dots, x_n$  un échantillon indépendamment et identiquement distribué selon la loi de  $X$ , alors l'estimateur non-paramétrique par la méthode du noyau de la densité est [183], [184], [186], [188],[192], [197], [198]:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad \forall x \in \mathbb{R} \quad (4.12)$$

où  $K$  est le noyau ou kernel et  $h$  un paramètre nommé fenêtre, qui régit le degré de lissage de l'estimation.

Par exemple un noyau gaussien centré réduit est défini par la formule :

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2} \text{ pour tout réel } x. \quad (4.13)$$

Cette approche est une généralisation de la méthode d'estimation par histogramme[181]. En effet, dans un histogramme, la densité en un point  $x$  est estimée par la proportion d'observations  $x_1, x_2, \dots, x_n$  qui se trouvent à proximité de  $x$ . La méthode consiste à dessiner une boîte en  $x$  dont la largeur est définie par un paramètre de lissage  $h$ , puis on compte le nombre d'observations appartenant à ladite boîte. Cette estimation, qui présente des bonnes propriétés statistiques est cependant obtenue par une construction non-continue. De ce fait, la méthode du noyau consiste à retrouver la continuité. Si nous choisissons le noyau gaussien, il faut remplacer la boîte centrée en  $x$  et de largeur  $h$  par une gaussienne centrée en  $x$ . Plus une observation est

proche du point de support  $x$ , plus la courbe en cloche leur attribuera une valeur numérique importante. Inversement, les observations trop éloignées de  $x$  se voient attribuer une valeur numérique négligeable. L'estimateur est formé par la moyenne des courbes en cloche. Il est ainsi continu.

### 2.3.2.1. Choix du noyau

Le principe de l'estimation par noyau est caractérisé par le noyau,  $K(x)$ , qui détermine la forme de la fonction poids, et la largeur  $h$ , qui détermine la largeur de la fonction poids et donc le niveau de lissage[189], [190]. Ces deux composantes déterminent les propriétés de  $\hat{f}_h(x)$ . Des études conséquentes ont été menées sur la manière de sélectionner  $K(x)$  et  $h$  afin d'optimiser les propriétés de  $\hat{f}_h(x)$ . Il existe plusieurs types des noyaux tels que : le noyau uniforme, le noyau gaussien, le noyau rectangulaire, le noyau d'Epanechnikov etc...

Parmi ces noyaux, le noyau d'Epanechnikov est suggérée d'utiliser pour avoir une meilleure estimation de la densité[189], [190], [195].

### 2.3.2.2. Choix du paramètre de lissage

Le choix de largeur  $h$  ou le paramètre de lissage pour un estimateur de densité par noyau est cruciale. Dans de nombreuses situations, il suffit de choisir subjectivement le paramètre de lissage en examinant les estimations de densité produites par une plage de largeurs de bande. On peut commencer avec une large bande passante et diminuer la quantité de lissage jusqu'à atteindre une densité raisonnable. Cependant, il existe des situations où plusieurs estimations sont nécessaires et une telle approche n'est pas pratique. Une procédure automatique est indispensable lorsqu'un grand nombre d'estimations est nécessaire dans le cadre d'une analyse plus globale[195]. La sélection de la bande passante de l'estimateur noyau est un sujet de recherche considérable. Plusieurs méthodes populaires se concentrent sur ce choix. L'une d'elle est la sélection subjective, on peut expérimenter en utilisant différentes bandes passantes et en sélectionner simplement une qui semble correcte pour le type de données à l'étude. Une autre est la sélection en référence à une distribution donnée, il s'agit de sélectionner le paramètre  $h$  qui serait optimale pour une densité particulière[190].

Pour sélectionner la largeur de bande des estimateurs de densité de noyau, nous avons utilisé la règle empirique de Silverman[199], [200], les méthodes de plug-in[189] et de validation croisée décrites dans l'étude de Scott[201]. Les résultats des estimateurs sont similaires.

## 2.4. Fonction de répartition empirique

Quand on étudie un phénomène de nature aléatoire, connaître la loi qui régit ce phénomène est importante en théorie des probabilités et en statistique. Ainsi, il est nécessaire de trouver un outil mathématique qui permet de trouver la loi de probabilité d'un événement aléatoire

à partir d'un échantillon. Ainsi, l'estimation de la densité  $f$  ou d'une fonction de répartition  $F$  à partir d'un échantillon de variables aléatoires réelles  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}^*}$  indépendantes et de même loi inconnue est un sujet chaud qui intéresse les statisticiens. Étant donné que les deux fonctions décrivent complètement la loi de probabilité des observations, cette estimation occupe une place importante dans l'étude de nombreux phénomènes de nature aléatoire[202]. Pour connaître la probabilité pour qu'un paramètre  $\lambda$  inconnu appartienne à un intervalle donné de la forme  $[\lambda_n - \varepsilon, \lambda_n + \varepsilon]$ , où  $\lambda_n$  est un estimateur de  $\lambda$ , il est nécessaire de connaître l'estimateur de la fonction de répartition de  $\lambda_n$  [202].

En statistiques, il existe une fonction de répartition qui attribue la probabilité  $1/n$  à chacun des  $n$  nombres dans un échantillon[203], [204]. On appelle cette fonction, une fonction de répartition empirique[202], [205]. Considérons un échantillon de variables aléatoires indépendantes identiquement distribuées (c'est-à-dire des variables aléatoires qui suivent toutes la même loi de probabilité et sont indépendantes)  $X_1, X_2, \dots, X_n$  définies sur un espace de probabilité  $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$ , à valeurs dans  $\mathbb{R}$ , avec une fonction de répartition  $F$ . On dénote  $F_n$  la fonction de répartition empirique définie par[135], [202],[206] :

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{]-\infty, x]}(X_i) \quad (4.14)$$

$$\text{Avec } I_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.15)$$

Prenons un exemple de la variable aléatoire continue  $X$ , la consommation totale d'un service de la cuisson, on aimerait connaître quelle part de chance  $X$  se trouve dans un intervalle  $I$  donné, définie mathématiquement par la probabilité  $P(X \in I)$ . Cette quantité ne peut pas se calculer exactement puisqu'on ne connaît pas la densité de probabilité de  $X$ . Dans la pratique, on estime une valeur de  $P(X \in I)$  par expérimentation, en observant un nombre important  $n$  de valeurs de  $X$ , notées par  $x_1, x_2, \dots, x_n$ .

On calcule la proportion des valeurs qui se trouvent dans  $I$  :

$$p_n(I) = \frac{\text{card}\{i:1 \leq i \leq n \text{ et } x_i \in I\}}{n}. \quad (4.16)$$

Approximativement :  $P(X \in I) \approx p_n(I)$  lorsque  $n$  est très grand.

Cette approximation est bien justifiée par un certain nombre de bonnes propriétés mathématiques de ces valeurs de proportion. Pour pouvoir formuler ces propriétés mathématiques, il est nécessaire d'introduire une variable aléatoire dont une valeur observée est  $p_n(I)$ . Par la suite, on prend  $I = ] - \infty, x]$  où  $x$  est un réel fixé.

### 3.Modélisation du rayonnement solaire

Comme nous le savons, la source solaire est une source de production intermittente. L'intégration de la production intermittente dans le système micro-réseau nécessite la prise en

compte des incertitudes liées à l’intermittence de la production. Sachant que l’utilisation efficace des énergies renouvelables intermittentes nécessite une gestion optimale de la consommation électrique, il est important d’étudier les facteurs qui engendrent l’intermittence de la production. Etant donné que la source de production utilisée dans notre système micro-réseau est la source solaire, le facteur intermittent engendrant ces incertitudes est la variation du rayonnement solaire. En effet pour modéliser la variation du rayonnement solaire, nous avons ciblé l’utilisation des méthodes non paramétriques d’estimation de densité de probabilité. Sachant que ces méthodes permettront d’estimer la fonction densité de probabilité à partir d’un échantillon et étant donné que nous avons les données de mesure réelles du rayonnement solaire du site d’expérimentation, la cible est atteinte. En utilisant les données de mesure réelles d’une année du rayonnement solaire du site expérimental, les deux méthodes d’estimations non paramétriques telles que la méthode par histogramme et la méthode de noyau permettent d’estimer la distribution de probabilité de la variation du rayonnement solaire pour chaque heure.

### 3.1. Modélisation du rayonnement solaire par les méthodes d’estimation non paramétrique de densité de probabilité

La méthode histogramme et la méthode de noyau qui sont des méthodes non paramétriques d’estimation de densité de probabilité seront donc utilisées pour estimer la fonction de densité de la variation du rayonnement solaire. Ainsi, nous aurons des méthodes efficaces permettant d’avoir une bonne prédiction de la production solaire. Pour cela, sommes-nous capables de retrouver la loi de probabilité qui se cache derrière en se donnant un échantillon ?

Les données de mesure réelles d’une année, du rayonnement solaire du site d’expérimentation, du site de Roche Plate de Cirque de Mafate seront donc notre échantillon et à partir de cet échantillon, en utilisant les méthodes non paramétriques d’estimation de densité de probabilité qui sont la méthode histogramme et la méthode de noyau, nous pouvons estimer la fonction de densité de probabilité de la variation du rayonnement solaire. Pour la méthode de noyau, nous utilisons le noyau gaussien ou le noyau d’Epanechnikov. En effet, les méthodes non paramétriques d’estimation de densité de probabilité nous permettront d’estimer la fonction de densité de probabilité du rayonnement solaire pour chaque heure[207] [208]:

- A 5h, 6h, 7h, 16h, 17h, 18h et 19h, le rayonnement solaire peut être modélisé par des variables aléatoires suivant des distributions log-normales.
- De  $k = 8h$  à  $k = 12 h$ , le rayonnement solaire  $\mathcal{R}_k$  peut-être modélisé par :

$$\mathcal{R}_k = M_k - S_k \tag{4.17}$$

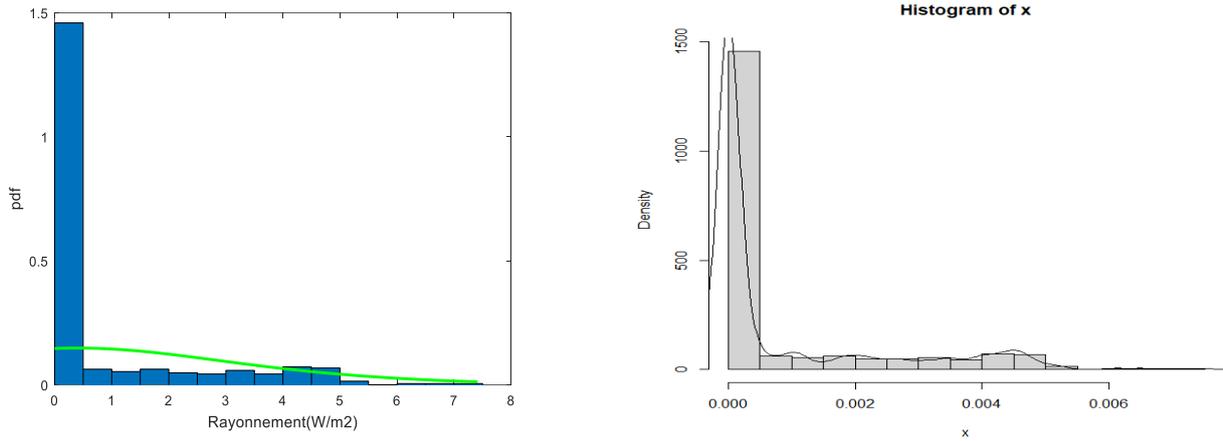
où  $M_k > 0$  est la limite supérieure du rayonnement solaire donnée par les données et  $S_k$  est une variable aléatoire suivant une distribution log-normale tronquée sur l’intervalle  $[0; M_k]$ .

- De 13 h à 15 h, le rayonnement solaire peut être modélisé par des variables aléatoires suivant des distributions bimodales, leurs fonctions de densité de probabilité sont des

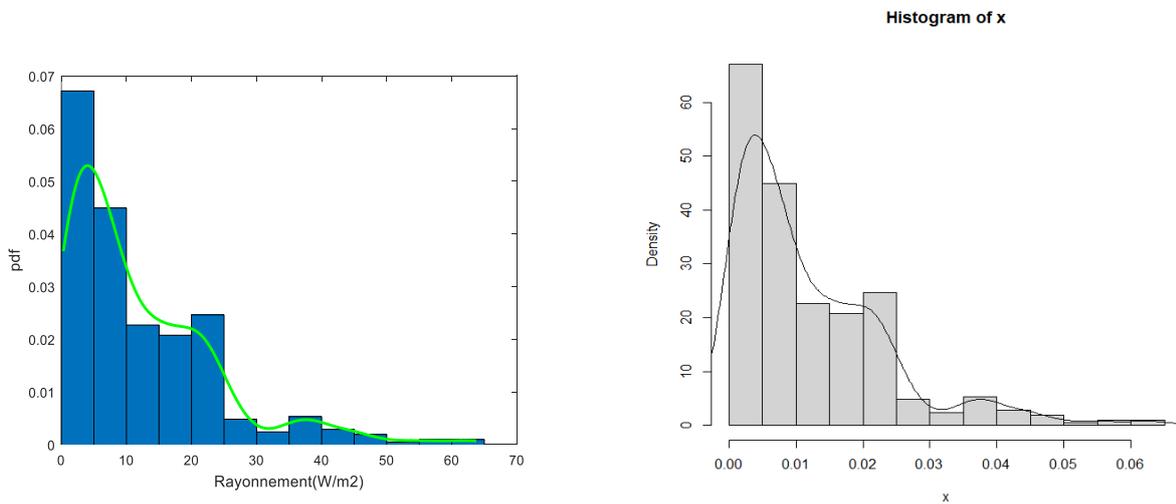
combinaisons convexes de deux densités gaussiennes  $f_1$  et  $f_2$  c'est-à-dire pour certains  $\alpha \in ]0 ; 1[$ :

$$f = \alpha f_1 + (1 - \alpha) f_2 \quad (4.18)$$

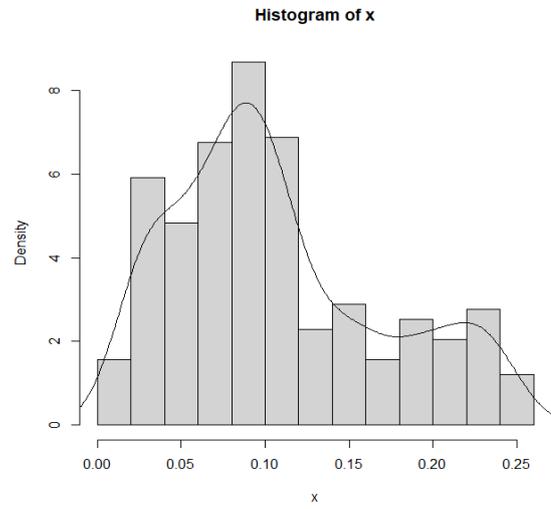
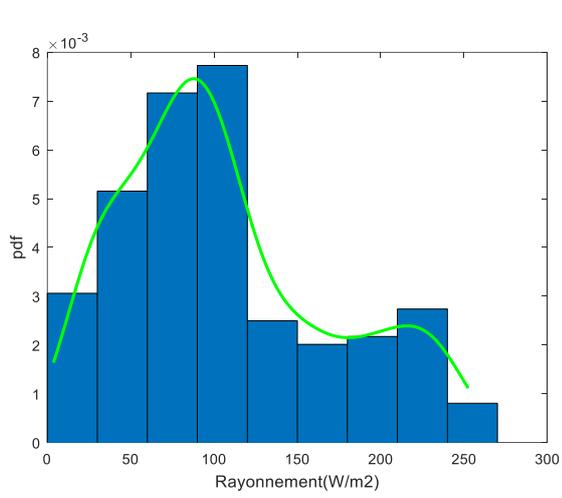
Les figures suivantes nous présentent les tracés des estimateurs des fonctions de densité de probabilité du rayonnement solaire obtenus par des méthodes non paramétriques.



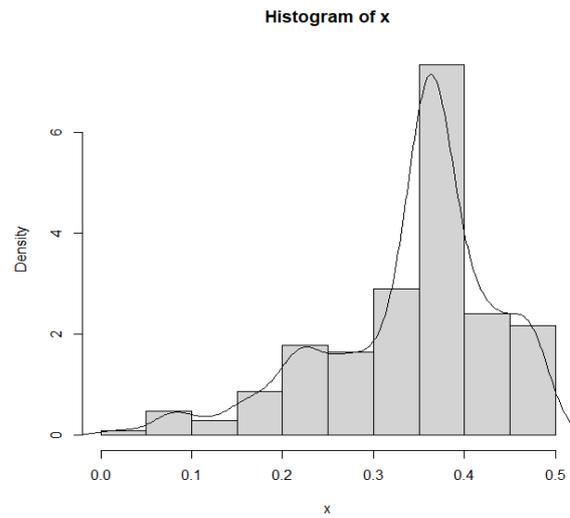
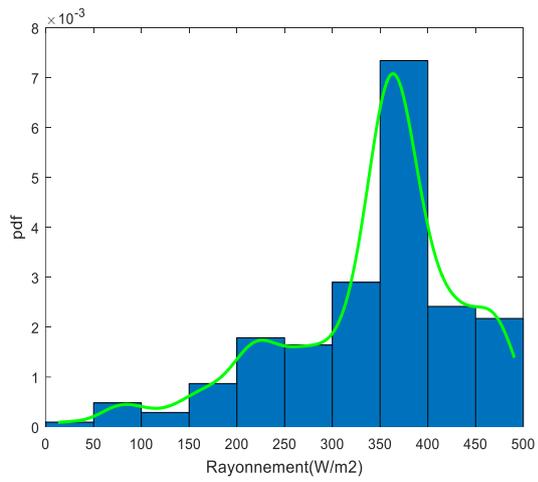
*Fig.4.2. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 5h sous Matlab et R Studio*



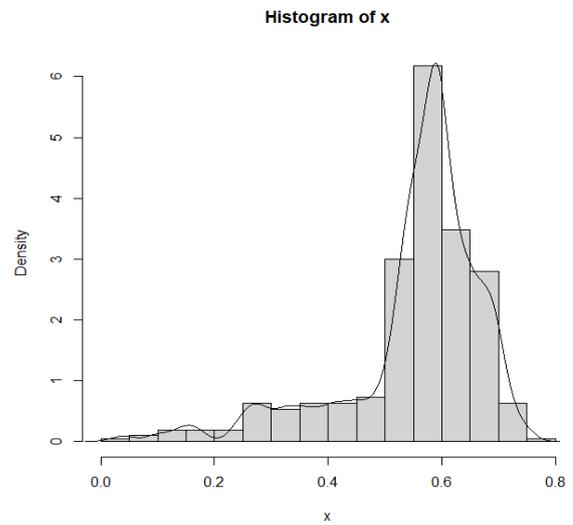
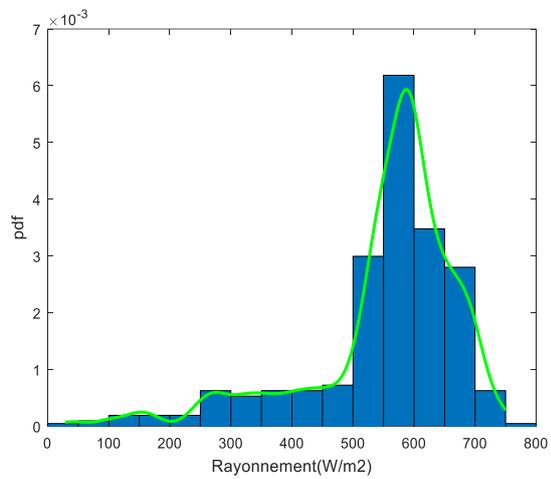
*Fig.4.3. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 6h sous Matlab et R studio*



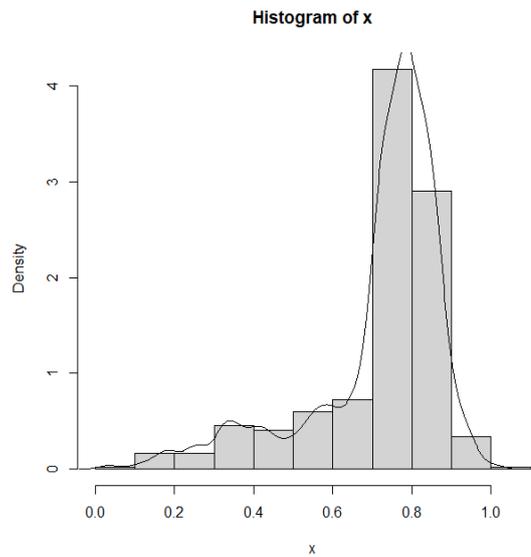
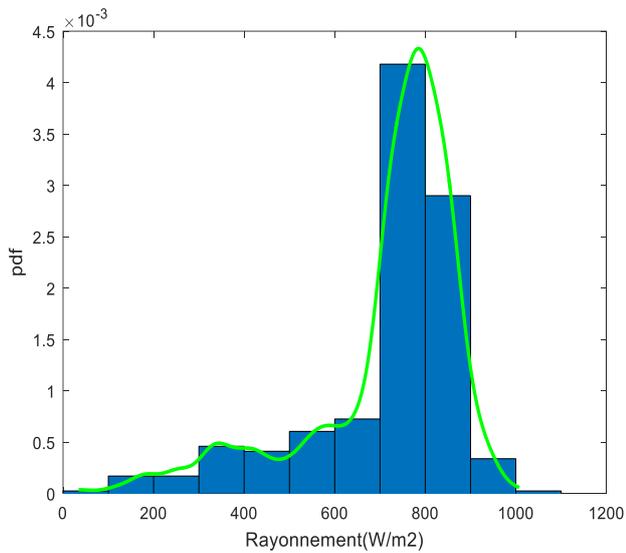
*Fig.4.4. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 7h sous Matlab et s R studio*



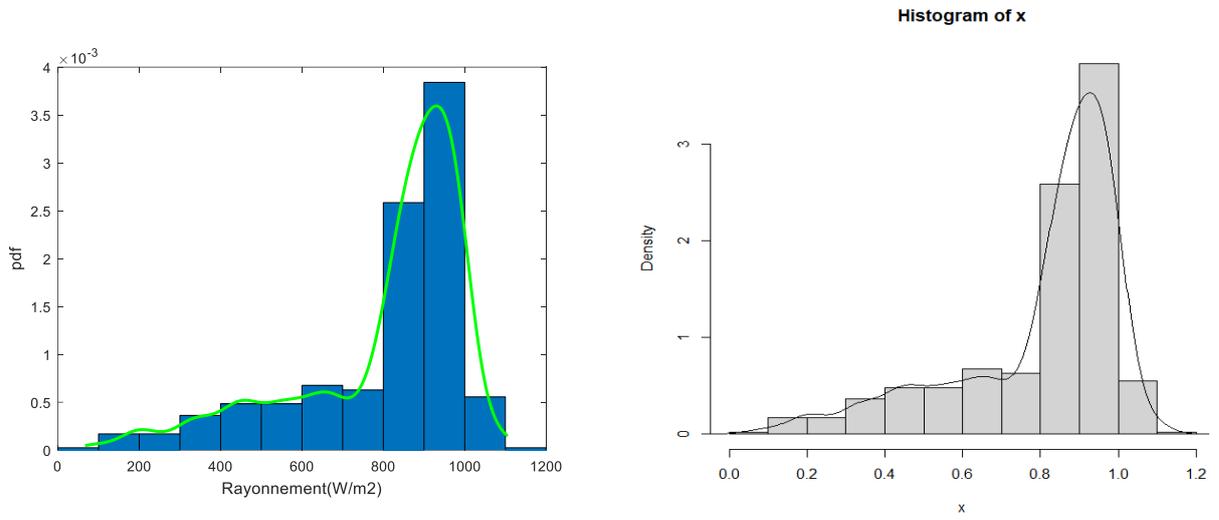
*Fig.4.5. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 8h sous Matlab et sous R studio*



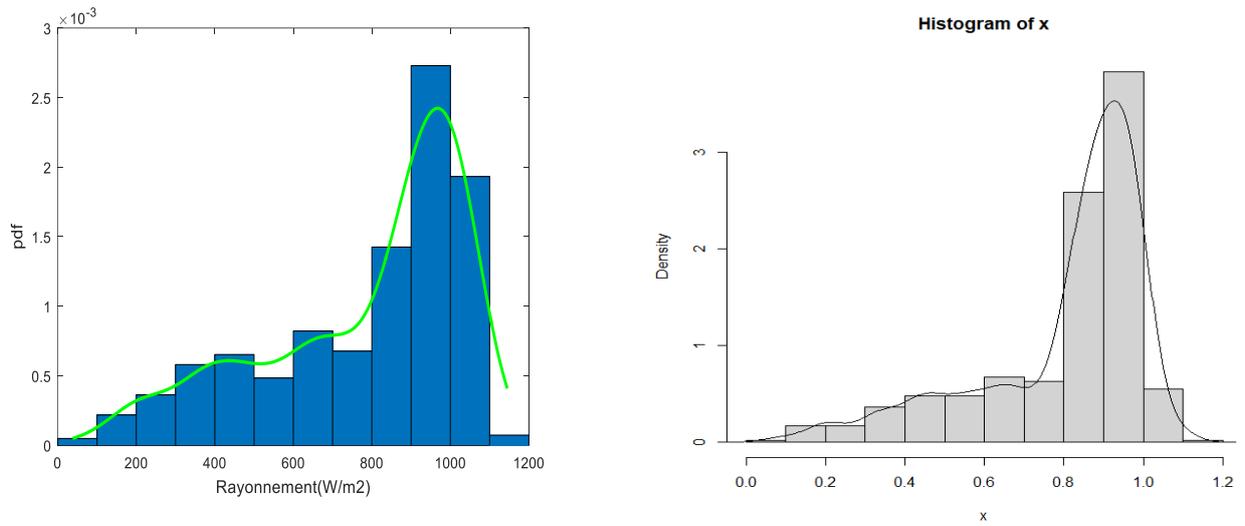
*Fig.4.6. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 9h sous Matlab et sous R studio*



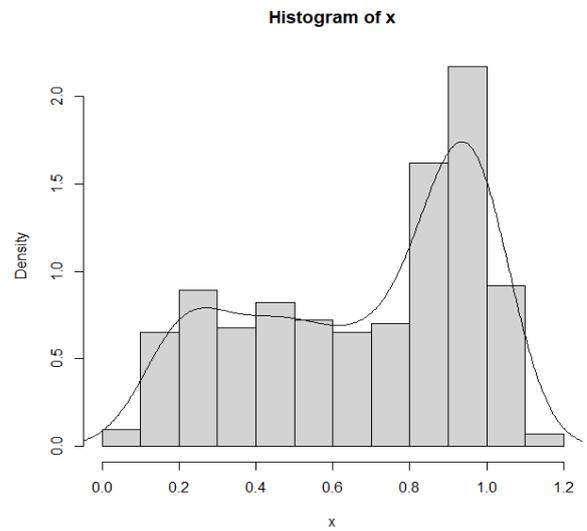
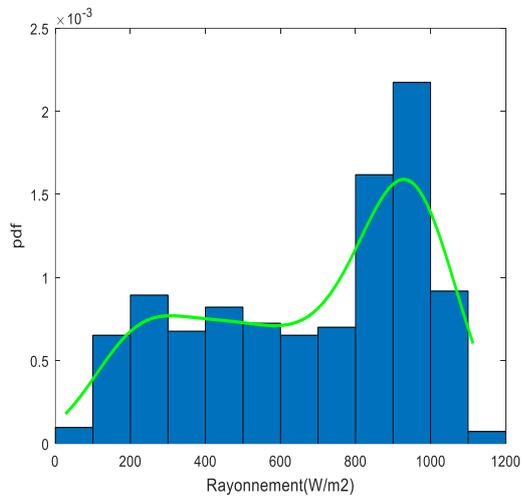
*Fig.4.7. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 10h sous Matlab et R studio*



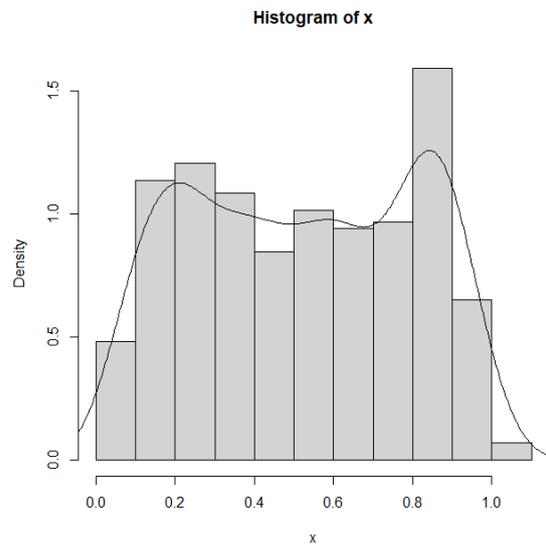
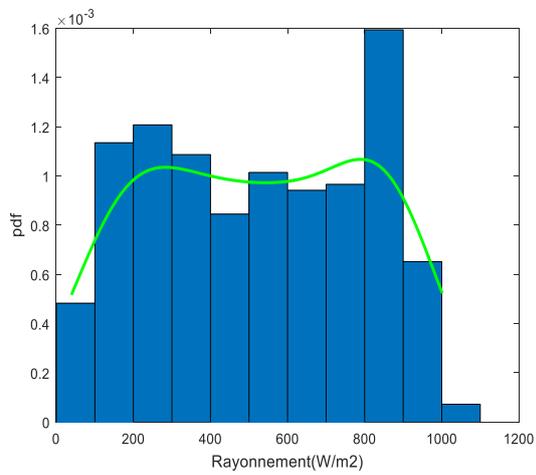
*Fig.4.8. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 11h sous Matlab et sous R studio*



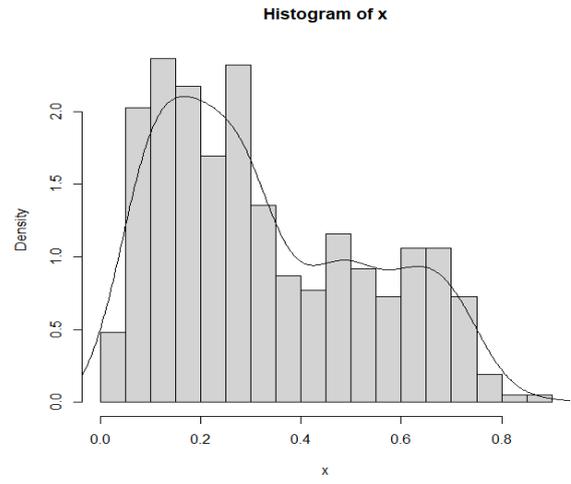
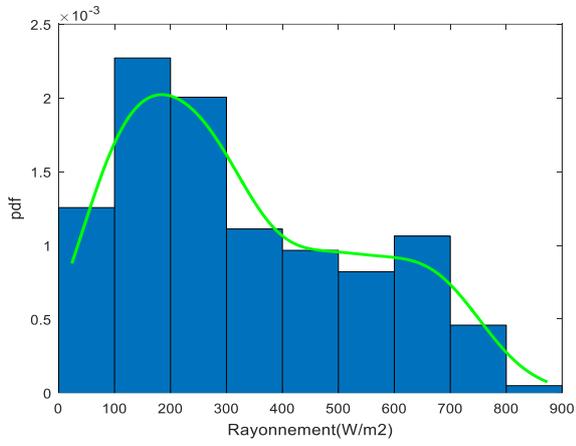
*Fig.4.9. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 12h sous Matlab et sous R studio*



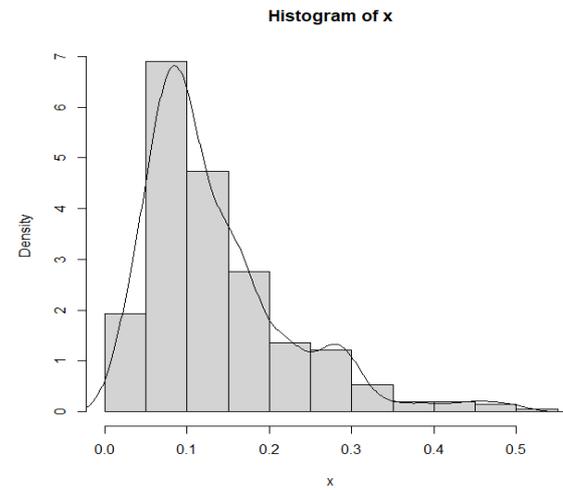
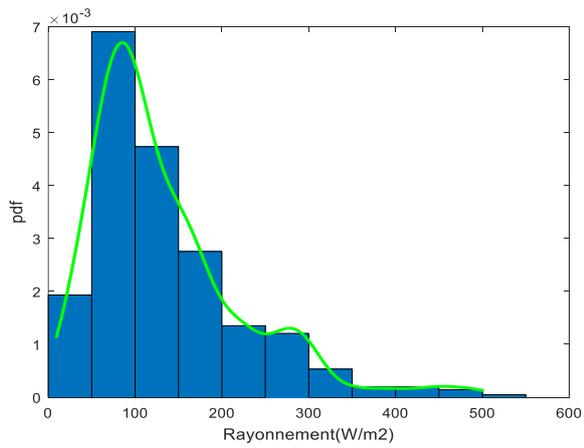
*Fig.4.10. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 13h sous Matlab et sous R studio*



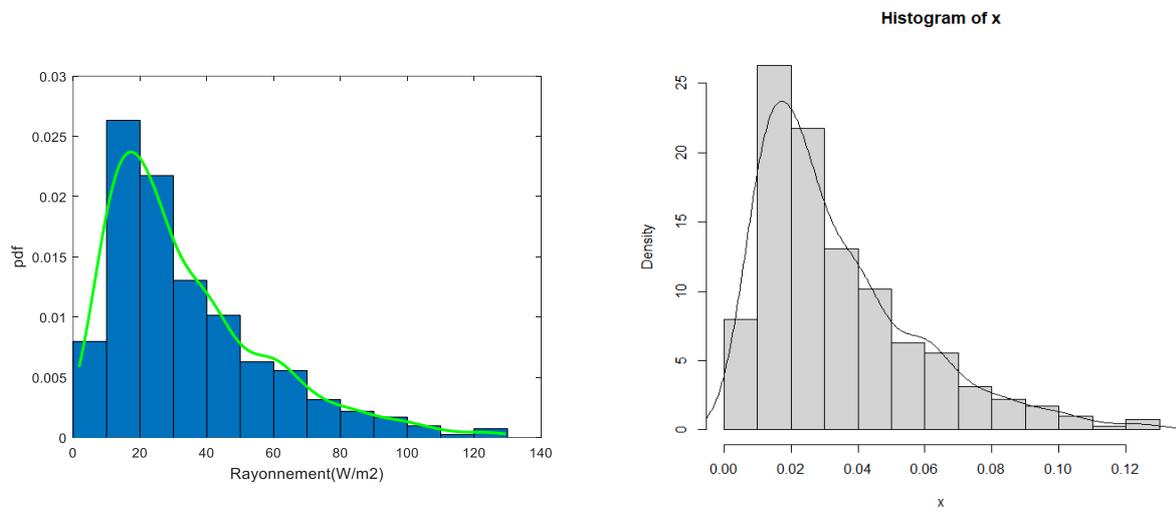
*Fig.4.11. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 14h sous Matlab et R studio*



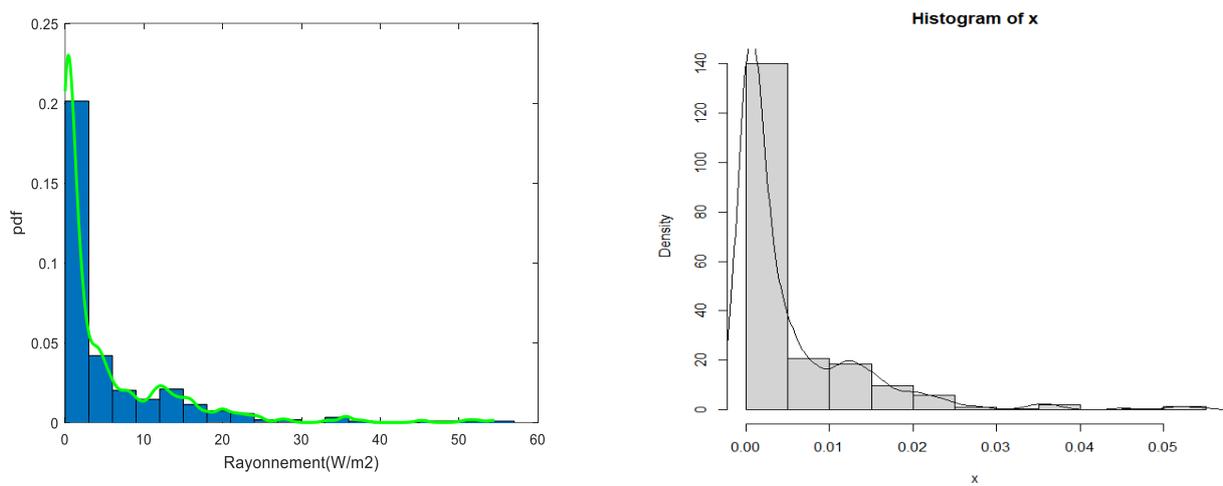
*Fig.4.12. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 15h sous Matlab et sous R studio*



*Fig.4.13. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 16h sous Matlab et sous R studio*



*Fig.4.14. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 17h sous Matlab et sous R studio*



*Fig.4.15. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 18h sous Matlab et sous R studio*

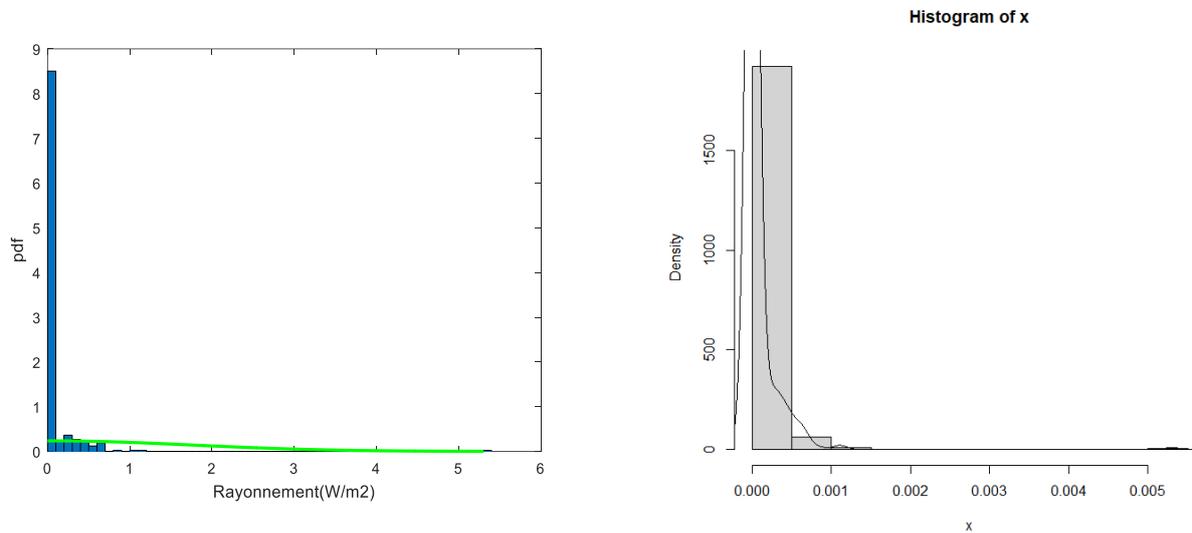


Fig.4.16. Fonction de densité de probabilité estimée du rayonnement solaire à 19h sous Matlab et sous R studio

## 4. Prise en compte des incertitudes des paramètres de services de consommation

Pour rappel, les services liés à la demande sont caractérisés par des paramètres d'entrées suivants[25], [26] :

- $P(i)$ , la puissance consommée pendant que le service est exécuté.

- $d(i)$ , la durée d'exécution

- $f_{opt}(i)$ , la date de fin souhaitée

- $f_{min}(i)$ ,  $f_{max}(i)$ , respectivement les dates de fin au plus tôt et au plus tard acceptables pour l'habitant.

La partie stochastique consiste à modéliser ces paramètres ou données d'entrée par des distributions de probabilité, et le faire passer dans le MILP. Pour cela, les paramètres d'entrée deviennent donc aléatoires et suivent des distributions correspondantes. Les paramètres d'entrée impactés par les incertitudes sont :

- $d(i)$ , la durée d'exécution du service  $i$

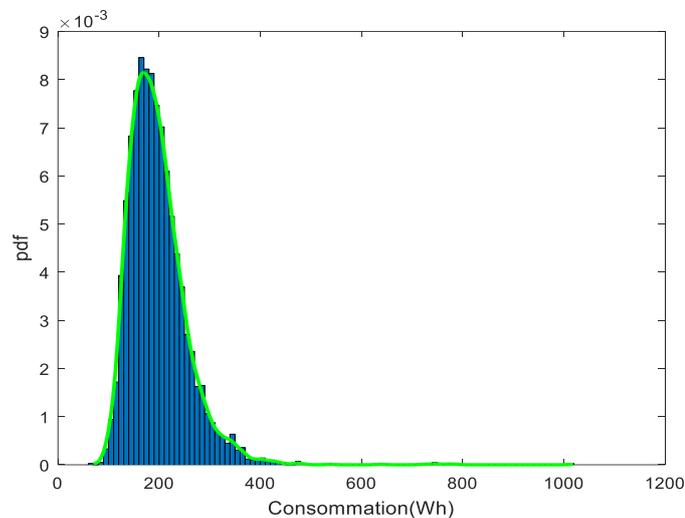
- $f_{opt}(i)$ , la date de fin souhaitée du service  $i$

Ainsi, nous allons considérer que l'heure de fin souhaitée  $f_{opt}(i)$  n'est plus certaine, c'est-à-dire, il y a des perturbations sur les créneaux horaires d'utilisations des appareils électriques qui la rendront aléatoire, pour cela l'outil de prédiction doit être utilisée.

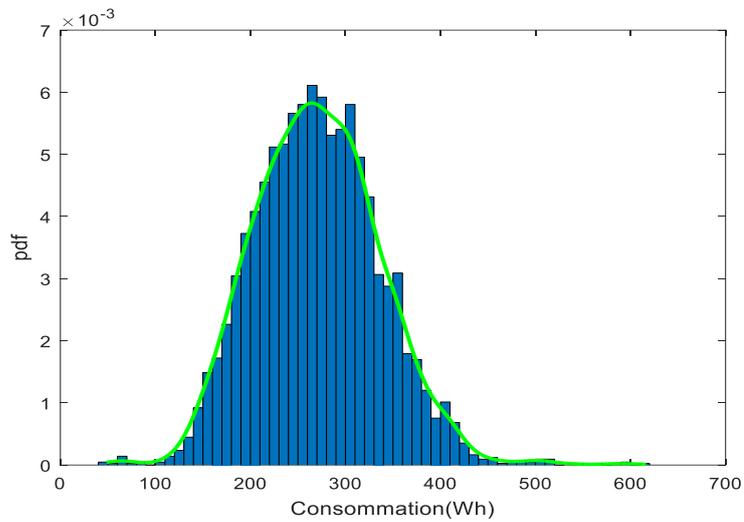
Pour prendre en compte les incertitudes sur la consommation des usagers dans le modèle, il est nécessaire de connaître le comportement des usagers du site expérimental. Dans le projet "Micro-réseau Mafate", nous disposons des données de consommation des usagers des trois maisons étudiées à Roche Plate du Cirque de Mafate. Et pour cette étude, les données des consommations d'une année sont exploitées afin de prévoir les comportements des usagers dans les trois maisons concernées.

En effet, en utilisant les données de consommation d'un an des trois maisons et en appliquant les deux méthodes d'estimation non paramétrique des fonctions de densité de probabilité, nous pouvons estimer la fonction de densité de probabilité de la consommation totale des utilisateurs pour chaque heure. Dans cette étude, nous estimons la fonction de densité de probabilité de la consommation des trois maisons toutes les 12heures, 6 heures et toutes les heures pour savoir l'évolution de la consommation des usagers des trois maisons non seulement à chaque intervalle horaire mais aussi du minuit à la matinée, dans l'après-midi, dans la soirée et durant la nuit. Ces hypothèses sont intéressantes pour savoir d'une manière beaucoup plus détaillée le comportement des usagers des trois maisons étudiées.

Toutes les 12heures, les figures 4.16 et 4.17 montrent que la consommation totale des services des trois maisons de 0h à 11h peut être modélisée par une distribution log-normale et de 12h à 23h peut être modélisée par une loi normale.

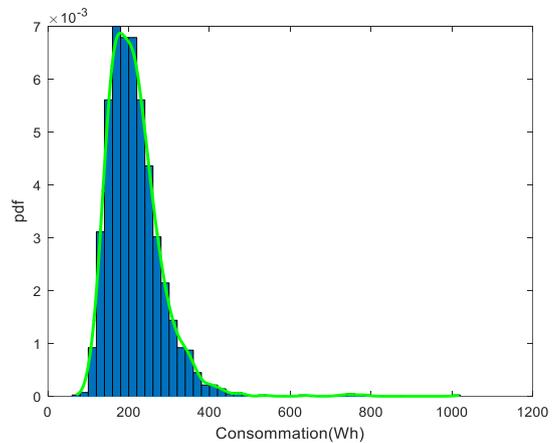
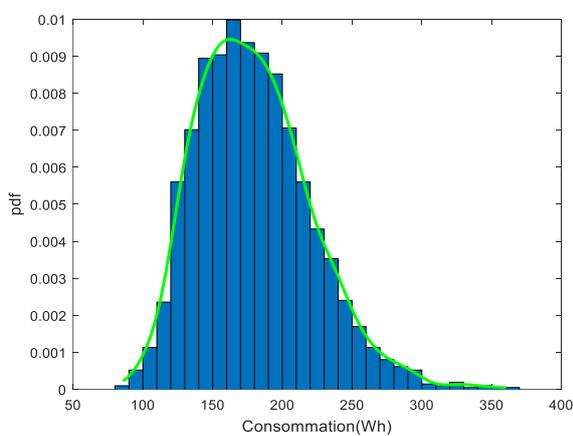


*Fig.4.17. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons de 0h à 11h.,*

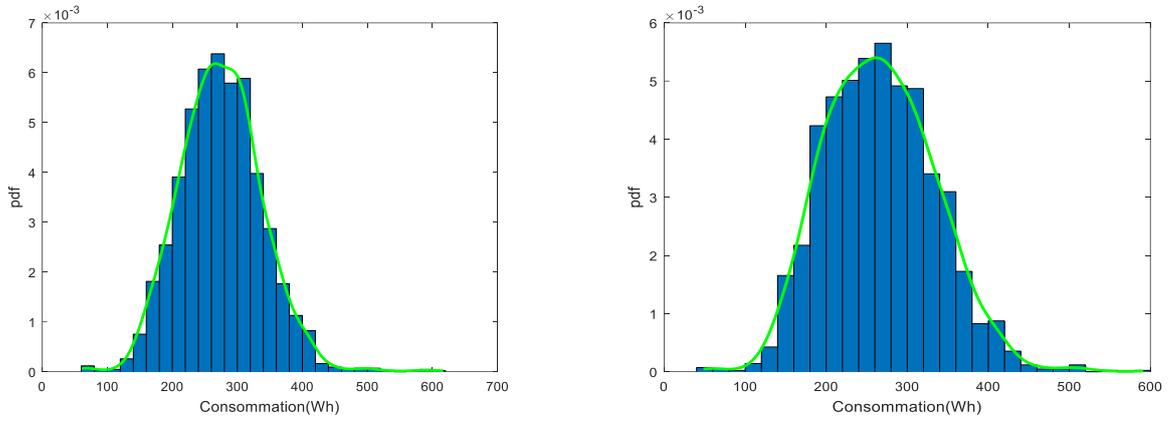


*Fig.4.18. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons de 12h à 23h.*

Toutes les 6heures, les figures 4.19 et 4.20 nous montrent que la consommation totale des services de trois maisons de 1h à 5h, de 6h à 11h peut être modélisée par une distribution log-normale et de de 12h à 17h, de 18h à 24h, la consommation totale des services peut être modélisée par une loi normale.

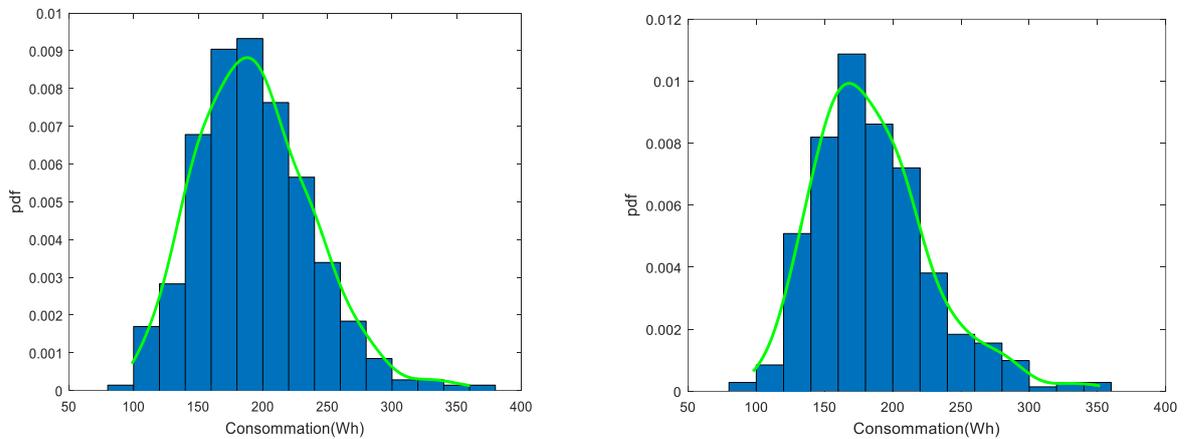


*Fig.4.19. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons de minuit à 5h et de 6h à 11h.*

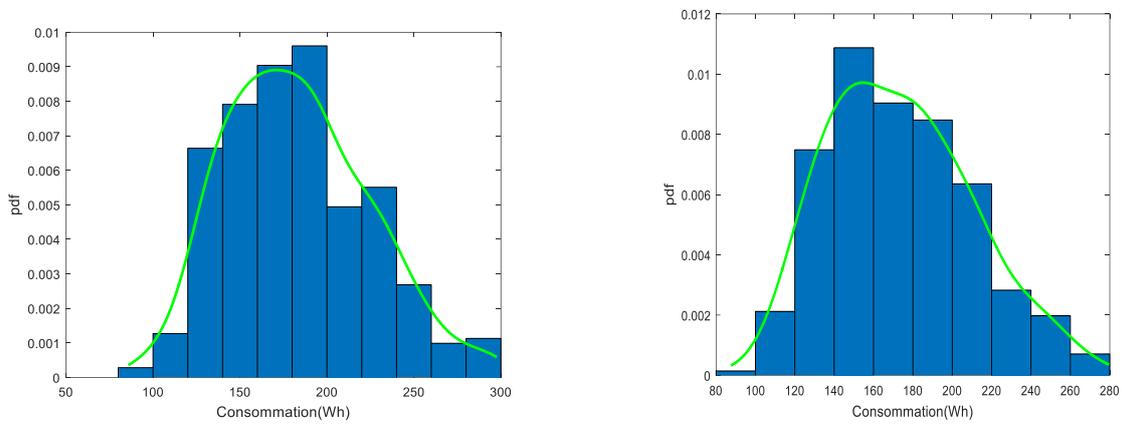


*Fig.4.20. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons de 12h à 17h et de 18h à 23h.*

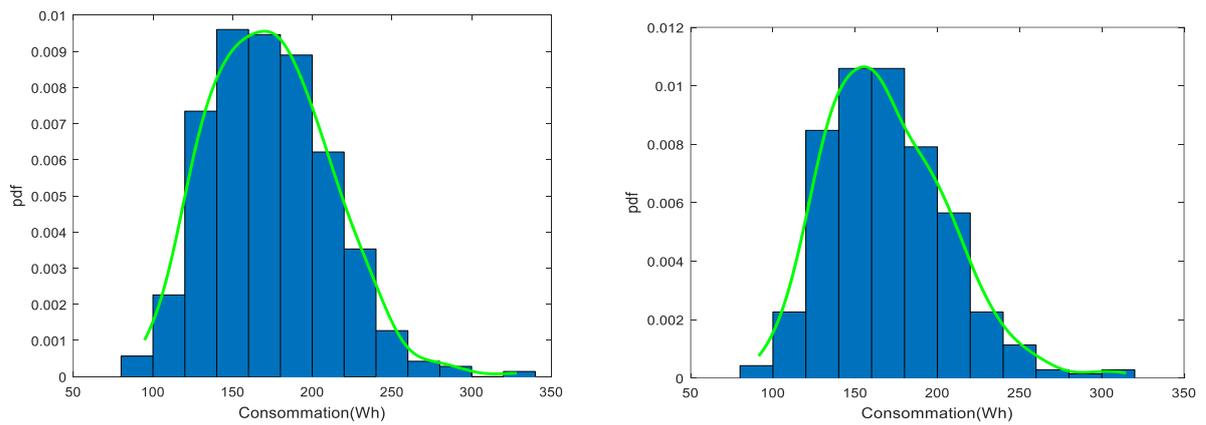
Toutes les heures, les figures 4.21 à 4.32 montrent que la consommation totale des services des trois maisons pour chaque heure peut être modélisée par une distribution log-normale et une distribution normale.



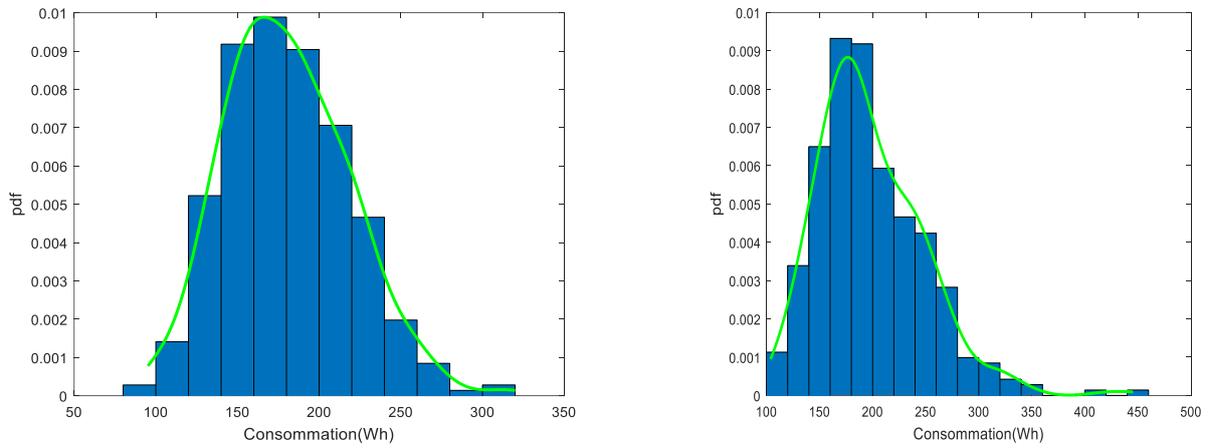
*Fig.4.21. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 0h (à gauche) et à 1h (à droite),*



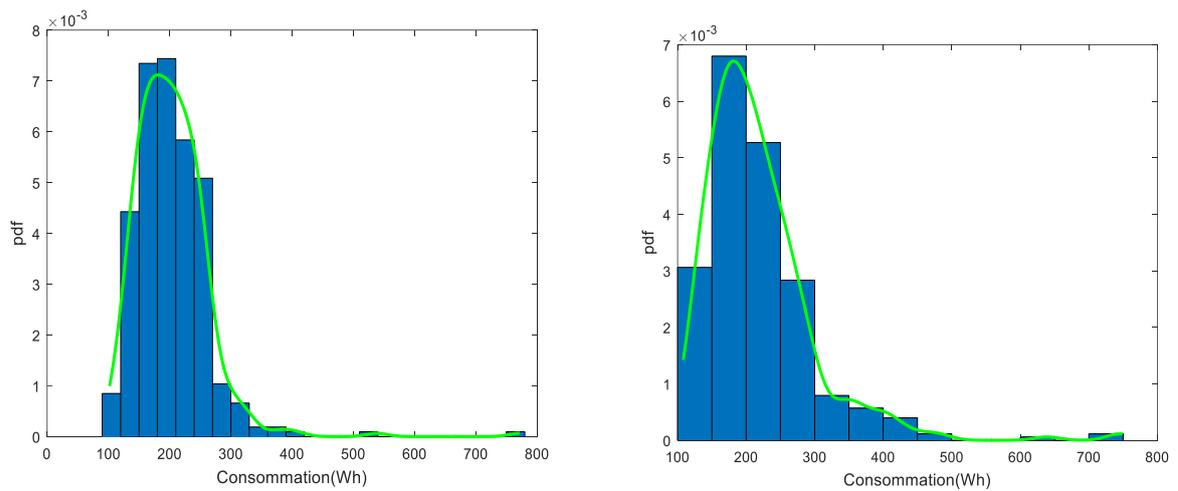
*Fig.4. 22. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 2h (à gauche) et à 3h (à droite),*



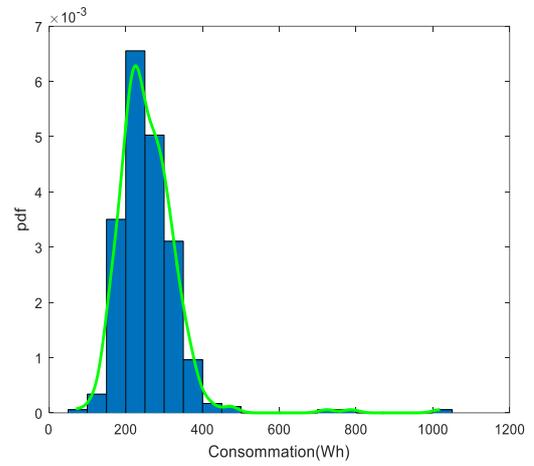
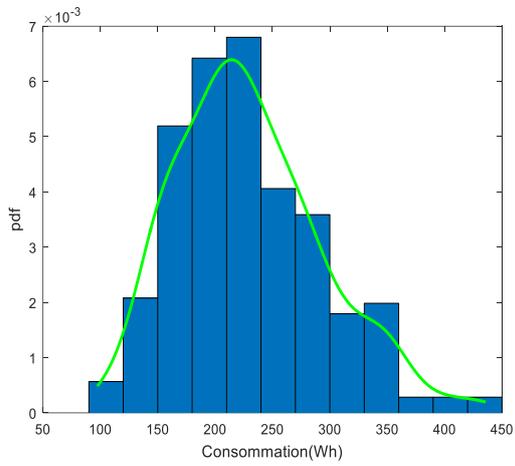
*Fig.4. 23. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 4h (à gauche) et à 5h (à droite),*



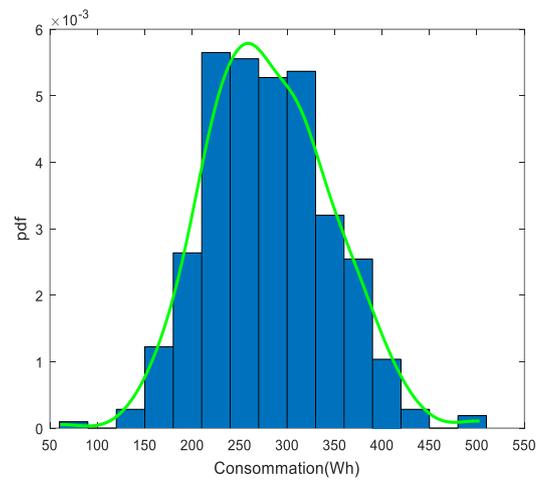
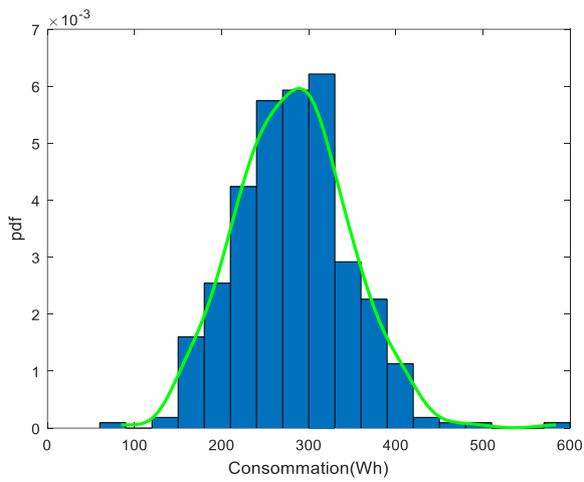
*Fig.4.24. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 6h (à gauche) et à 7h (à droite),*



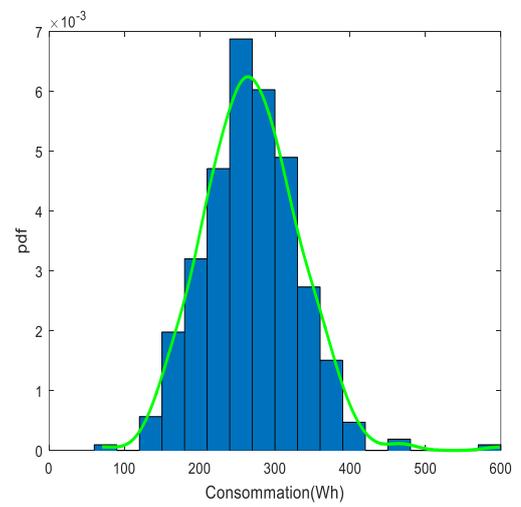
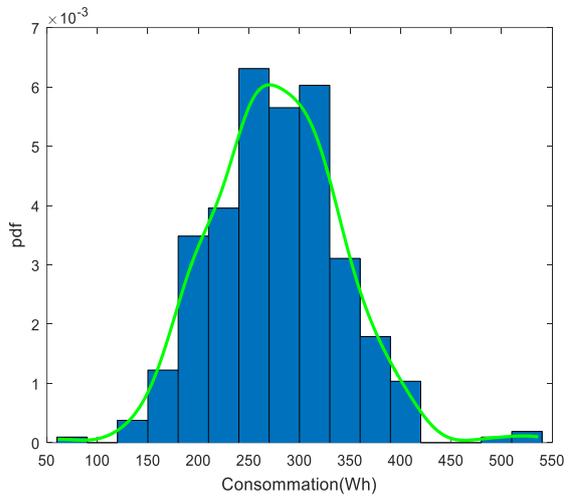
*Fig.4.25. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 8h (à gauche) et à 9h (à droite),*



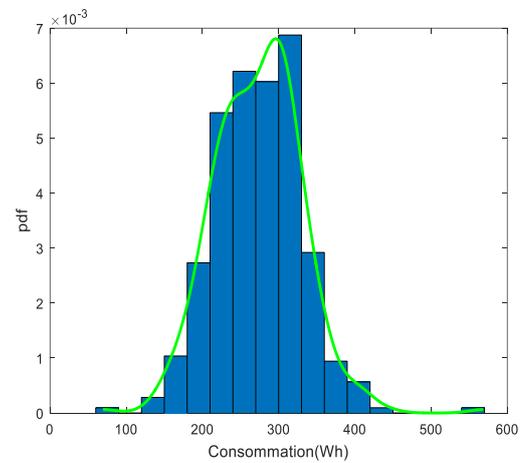
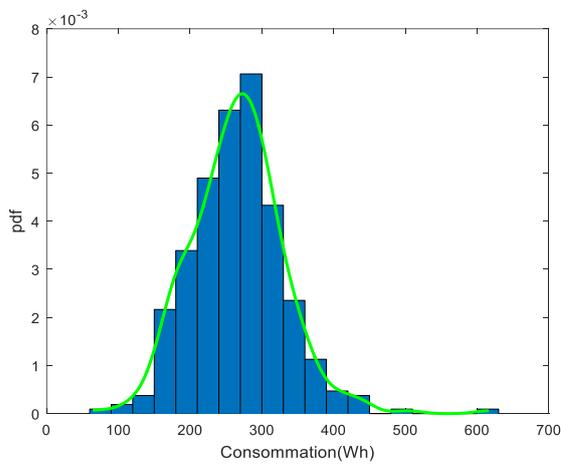
*Fig.4.26. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 10h (à gauche) et à 11h (à droite),*



*Fig.4.27. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 12h (à gauche) et à 13h (à droite),*



*Fig.4.28. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 14h (à gauche) et à 15h (à droite),*



*Fig.4.29. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 16h (à gauche) et à 17h (à droite),*

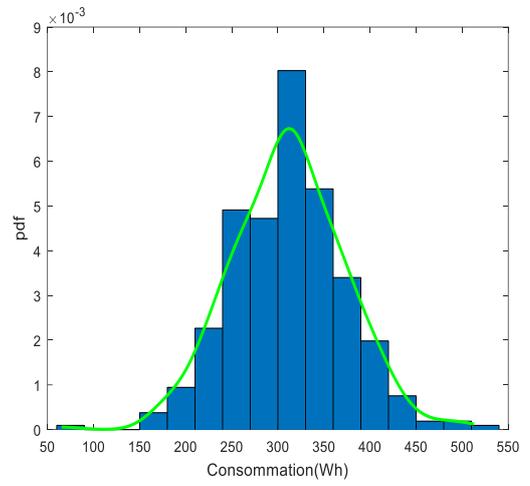
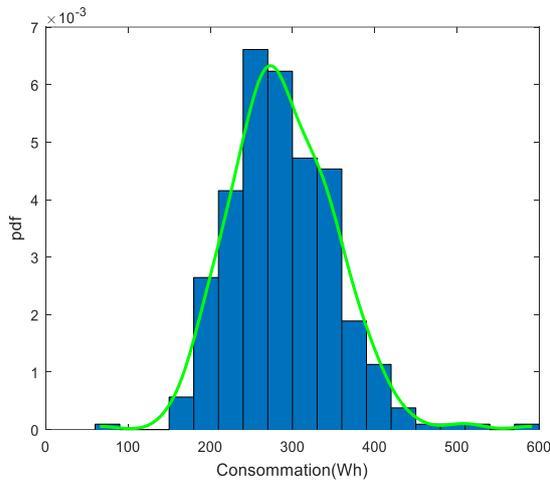


Fig.4.30. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 18h (à gauche) et à 19h (à droite),

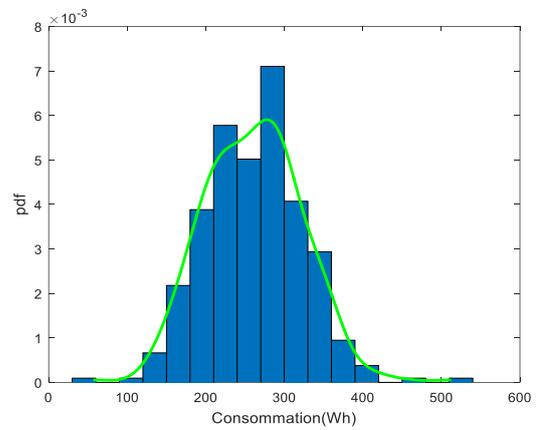
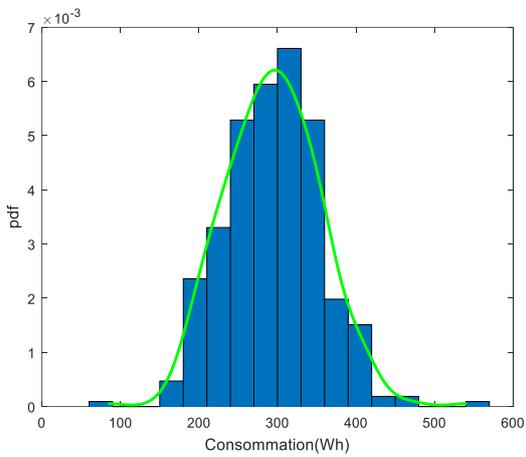


Fig.4.31. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 20h (à gauche) et à 21h (à droite),

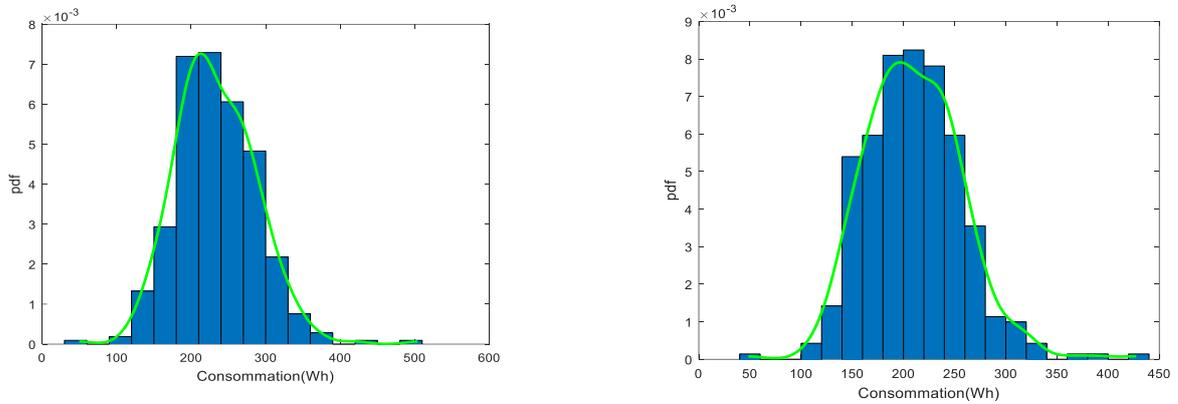


Fig.4.32. Fonction de densité de probabilité estimée de la consommation électrique des trois maisons à 22h (à gauche) et à 23h (à droite),

Les résultats montrent bien que la variation de la consommation des usagers, donc leur comportement, peut être caractérisée par la loi lognormale et la loi normale. Ainsi, nous pouvons proposer que la variable aléatoire  $\widetilde{f_{opt}(t)}$  suit une loi log normale si elle est définie sur les plages horaires d'heure de fin où la consommation des usagers suit une loi lognormale et suit une loi normale si elle est définie sur les plages horaires d'heure de fin où la consommation des usagers suit une loi normale. Par exemple, si l'heure de fin souhaité se trouve sur une fenêtre de temps [1h,4h], on peut la modéliser par une loi lognormale.

De même la durée d'exécution du service  $d(i)$  est aussi incertaine, ce paramètre est aussi lié à la consommation. Ainsi, nous avons proposé que la variable aléatoire  $\widetilde{d(i)}$  suit une loi lognormale lorsque l'heure de fin souhaitée correspondante est définie sur les plages horaires où la consommation des usagers suit une loi lognormale. Elle suit une loi normale lorsque l'heure de fin souhaitée correspondante est définie sur les plages horaires où la consommation des usagers suit une loi normale.

## 5.Description de la fonction objective à maximiser ou à minimiser, en précisant les variables et les paramètres vérifiant un

# systeme d'equations et d'inequations des contraintes

L'objectif est d'optimiser le systeme micro-reseau afin de stocker le maximum d'energie possible dans la batterie pour repondre a la demande de charges au cas ou la prevision solaire est pessimiste tout en tenant compte des caracteres intermittents de la production et des incertitudes des charges. Les parametres d'entrees impactees par les incertitudes seront donc des variables aleatoires et par consequent, les variables a la sortie seront aussi des variables aleatoires. Chaque parametre d'entree correspondra a chaque variable de sortie par la methode de propagation des incertitudes. Il consiste a modeliser, optimiser et simuler le fonctionnement stochastique d'un micro-reseau autonome en mutualisant les moyens de production et de stockage. Il s'agit de minimiser les pertes en energies, donc de minimiser l'ecart entre le systeme de production et la consommation en gardant le confort a un bon niveau. La strategie est de viser l'autoconsommation pendant trois jours si les previsions solaires sont pessimistes, une partie de l'energie est alors reservee au niveau de la batterie pour les deux jours suivants.

La fonction objective a minimiser est donnee par l'equation suivante :

$$\tilde{J} = \alpha_1 \sum_{k=1}^T \frac{P_{ecart}(k)}{\sum_{k=1}^T P_{PV}(k) + P_{Bout}(max)} + (1 - \alpha_1) \sum_{j=1}^3 \frac{1}{\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i)} \sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i) \overline{U_j(i)} \quad (4.19)$$

Avec

$$P_{ecart}(k) = P_{prod}(k) - P_{serv}(k) \quad (4.20)$$

$P_{prod}(k)$  : La variable aleatoire de la production totale du systeme micro-reseau sur  $[k, k + 1[$  ;

$P_{serv}(k)$  : La variable aleatoire de la consommation totale du systeme micro-reseau sur  $[k, k + 1[$  ;

ou  $U_j(i)$  le critere du confort du service  $i$  de la maison  $j$ . Il represente l'insatisfaction du service  $i$  de la maison  $j$ .

$$\text{Avec } P_{prod}(k) = P_{PV}(k) - P_{Bin}(k) + P_{Bout}(k) \quad (4.21)$$

ou  $P_{PV}(k)$  : La variable aleatoire de l'energie produite par le panneau photovoltaïque (parametre d'entree) sur  $[k\Delta t, (k + 1)\Delta t[$  ;

$P_{Bin}(k)$  : La variable aleatoire de l'energie qui entre dans la batterie sur  $[k\Delta t, (k + 1)\Delta t[$  (variable de sortie)

$P_{Bout}(k)$  : La variable aléatoire de l'énergie fournie par la batterie sur  $[k\Delta t, (k+1)\Delta t[$  (Variable de sortie)

$P_{Serv}(k) = \sum_{k=1}^T \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{I_j} E_j(\overline{l}, k)$  : La variable aléatoire de la consommation totale des équipements des trois maisons (Variable de sortie) sur  $[k\Delta t, (k+1)\Delta t[$  ;

$E_j(\overline{l}, k)$  : La variable aléatoire de la consommation du service  $i$  de la maison numéro  $j$  à l'instant  $k$ .

$I_j$  : Le nombre des appareils électriques dans la maison numéro  $j$  avec  $j = 1, 2, 3$

$k \in \mathbb{N} \cap [1; T]$  avec  $T = 24$

$\sum_{k=1}^T P_{PV}(k)$  : La variable aléatoire de la somme de l'énergie fournie par les panneaux photovoltaïques en 24h.

$P_{Bout}(max)$  : Energie maximale fournie par la batterie en 24h

Avec  $\omega_j(i) \in ]0, 1[$  et  $\alpha_1 \in ]0, 1[$  avec  $\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i) = 1$

$\omega_j(i)$  : Paramètre définissant la priorité entre les services vis-à-vis de l'insatisfaction[26].

$\alpha_1$  : Paramètre définissant l'importance relative entre l'insatisfaction et l'écart entre la production et la consommation.

Alors :

$$\tilde{J} = \alpha_1 \sum_{k=1}^T \frac{P_{ecart}(k)}{\sum_{k=1}^T P_{PV}(k) + P_{Bout}(max)} + (1 - \alpha_1) \sum_{j=1}^3 \frac{1}{\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i)} \sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i) \overline{U}_j(\overline{l}) \quad (4.22)$$

Ou bien

$$\tilde{J} = \alpha_1 \sum_{k=1}^T \frac{P_{ecart}(k)}{\sum_{k=1}^T P_{PV}(k) + P_{Bout}(max)} + (1 - \alpha_1) \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{I_j} \frac{\omega_j(i)}{\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i)} \overline{U}_j(\overline{l}) \quad (4.23)$$

Notre fonction objective devient :

$$\tilde{J} = \alpha_1 \sum_{k=1}^T \left[ \frac{P_{PV}(k) - P_{BIn}(k) + P_{Bout}(k) - P_{Serv}(k)}{\sum_{k=1}^T P_{PV}(k) + P_{Bout}(max)} \right] + (1 - \alpha_1) \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{I_j} \frac{\omega_j(i)}{\sum_{i=1}^{I_j} \omega_j(i)} \overline{U}_j(\overline{l}) \quad (4.24)$$

## 5.1. Modélisation du critère du confort

Il s'agit de modéliser le confort de usagers en tenant compte des contraintes aléatoires. Pour les services temporaires, la satisfaction de l'utilisateur dépend de la date d'exécution du service. L'utilisateur définit une date de fin préférée qui est une variable aléatoire, notée  $f_{opt}(\overline{l})$ , et une fenêtre de temps acceptable pour l'exécution du service. Ainsi l'insatisfaction de service

( $i$ ) est calculée par rapport à l'écart entre la date d'exécution préférée et la date planifiée comme suit :

$$\widetilde{U}(i) = \begin{cases} \frac{\widetilde{f}(i) - f_{opt}(i)}{f_{max}(i) - f_{opt}(i)} & \text{si } \widetilde{f}(i) > f_{opt}(i) \\ \frac{f_{opt}(i) - \widetilde{f}(i)}{f_{opt}(i) - f_{min}(i)} & \text{si } \widetilde{f}(i) \leq f_{opt}(i) \end{cases} \quad (4.25)$$

avec  $f_{opt}(i)$  la variable aléatoire de l'heure de fin souhaitée et  $f_{min}(i)$ ,  $f_{max}(i)$  respectivement les heures de fin minimale et maximale acceptables pour le service  $i$ .

$$f_{min}(i) \leq \widetilde{f}(i) \leq f_{max}(i) \quad (4.26)$$

$$[\delta_0(i) = 1] \leftrightarrow [\widetilde{f}(i) \leq f_{opt}(i)] \quad (4.27)$$

De la même façon, cette description non-linéaire est linéarisée en introduisant une variable binaire  $\delta_0(i)$  définie par :

$$\begin{cases} \widetilde{f}(i) - f_{opt}(i) \leq [f_{max}(i) - f_{opt}(i)][1 - \delta_0(i)] \\ \widetilde{f}(i) - f_{opt}(i) \geq \epsilon + [f_{min}(i) - f_{opt}(i) - \epsilon]\delta_0(i) \end{cases} \quad (4.28)$$

L'insatisfaction de ce service peut être donnée comme suit :

$$\widetilde{U}(i) = \delta_0(i) \frac{(f_{opt}(i) - \widetilde{f}(i))}{f_{opt}(i) - f_{min}(i)} + (1 - \delta_0(i)) \frac{(\widetilde{f}(i) - f_{opt}(i))}{(f_{max}(i) - f_{opt}(i))} \quad (4.29)$$

On doit alors ajouter une variable semi-continue  $\widetilde{Z}_0(i) = \widetilde{f}(i)\delta_0(i)$  pour linéariser l'équation (4.29). Cette linéarisation entraîne les contraintes suivantes :

$$\widetilde{Z}_0(i) = \widetilde{f}(i)\delta_0(i) \Leftrightarrow \begin{cases} Z_0(i) \leq f_{max}(i) \cdot \delta_0(i) \\ Z_0(i) \geq f_{min}(i) \cdot \delta_0(i) \\ \widetilde{Z}_0(i) \leq \widetilde{f}(i) - f_{min}(i) \cdot [1 - \delta_0(i)] \\ \widetilde{Z}_0(i) \geq \widetilde{f}(i) - f_{max}(i) \cdot [1 - \delta_0(i)] \end{cases} \quad (4.30)$$

L'insatisfaction de l'exécution d'un service ( $i$ ) est finalement donnée par :

$$\widetilde{U}(i) = \frac{1}{f_{max}(i) - f_{opt}(i)} \widetilde{f}(i) + \frac{f_{opt}(i)[f_{max}(i) - f_{min}(i)]}{[f_{opt}(i) - f_{min}(i)][f_{max}(i) - f_{opt}(i)]} \delta_0(i) + \frac{f_{max}(i) - f_{min}(i)}{[f_{max}(i) - f_{opt}(i)][f_{min}(i) - f_{opt}(i)]} \widetilde{Z}_0(i) + \frac{f_{opt}(i)}{f_{opt}(i) - f_{max}(i)} \quad (4.31)$$

## 5.2. Modélisation des services

En tenant compte des incertitudes, la durée d'exécution et la date de fin souhaitée du service peuvent être aléatoires. L'utilisation des données aléatoires à l'entrée implique des résultats aléatoires à la sortie. Cette partie consiste à détailler l'ensemble des contraintes linéaires mixtes associées aux équations de définition des variables binaires et semi-continues utilisées dans la modélisation d'un service temporaire en tenant compte des contraintes aléatoires. L'ensemble de ces contraintes est construit en utilisant les outils présentés dans la section 1 du chapitre 2 (outils mathématiques nécessaires). La modélisation d'un service numéroté par un entier  $i$  et supposé temporaire est caractérisée par les paramètres suivants :

-  $\widetilde{d}(i)$ , la variable aléatoire de la durée totale d'exécution

-  $\widetilde{f_{opt}}(i)$ ,  $\widetilde{f_{min}}(i)$ , et  $\widetilde{f_{max}}(i)$  respectivement la variable aléatoire de la date de fin souhaitée, les dates de fin au plus tôt et au plus tard acceptables pour l'habitant.

-  $P(i)$ , la puissance consommée pendant que le service est exécuté.

-  $\widetilde{f}(i)$ , la variable aléatoire de la date de fin décidée par le calcul.

-  $\widetilde{d}(i; k)$  la variable aléatoire de la durée du service durant la période  $[k, k + 1[$

-  $\widetilde{E}(i; k)$  la variable aléatoire de l'énergie consommée durant la période  $[k, k + 1[$

Dont  $\widetilde{d}(i)$ ,  $\widetilde{f_{opt}}(i)$ ,  $\widetilde{f_{min}}(i)$ ,  $\widetilde{f_{max}}(i)$  et  $P(i)$  sont des données fixes du problème alors que  $\widetilde{f}(i)$ ,  $\widetilde{d}(i; k)$  et  $\widetilde{E}(i; k)$  sont des variables aléatoires des variables inconnues de décision du problème.

L'objectif principal est de calculer :

- La variable aléatoire de la quantité d'énergie affectée  $\widetilde{E}(i; k)$  à ce service pendant chaque période  $[k, k + 1[$ .

- La variable aléatoire de la durée de la consommation potentielle (durée effective si elle est strictement positive)  $\widetilde{d}(i; k)$  d'un service ( $i$ ), au cours d'une période d'échantillonnage  $[k, k + 1[$  est donnée par :

$$\widetilde{d}(i, k) = \min(\widetilde{f}(i), (k + 1)\Delta) - \max(\widetilde{f}(i) - \widetilde{d}(i), k\Delta) \quad (4.32)$$

$\Delta$  est le temps de discrétisation qui varie selon l'objectif de la gestion de l'énergie, dans notre cas, ce temps d'échantillonnage  $\Delta$  est égale à 1h.

Deux variables binaires  $\delta_1(i, k)$  et  $\delta_2(i, k)$  sont utilisées pour transformer le min et le max, elles sont définies par :

$$[\delta_1(i, k) = 1] \leftrightarrow [\widetilde{f}(i) \leq k\Delta] \quad (4.33)$$

$$[\delta_2(i, k) = 1] \leftrightarrow [\widetilde{f}(i) - \widetilde{d}(i) \leq k\Delta] \quad (4.34)$$

On peut écrire les contraintes correspondantes aux transformations des conditions logiques (4.33) et (4.34) en utilisant  $\widetilde{f_{min}}(i)$ , et  $\widetilde{f_{max}}(i)$  comme bornes de  $\widetilde{f}(i)$  :

$$[\delta_1(i, k) = 1] \leftrightarrow [f(\bar{i}) \leq k\Delta] \Leftrightarrow \begin{cases} f(\bar{i}) - k\Delta \leq [f_{max} - k\Delta][1 - \delta_1(i, k)] \\ f(\bar{i}) - k\Delta \geq \epsilon + [f_{min} - k\Delta - \epsilon]\delta_1(i, k) \end{cases} \quad (4.35)$$

$$[\delta_2(i, k) = 1] \leftrightarrow [f(\bar{i}) - \bar{d}(\bar{i}) \leq k\Delta] \Leftrightarrow \begin{cases} f(\bar{i}) - \bar{d}(\bar{i}) - k\Delta \leq [f_{max} - \bar{d}(\bar{i}) - k\Delta][1 - \delta_2(i, k)] \\ f(\bar{i}) - \bar{d}(\bar{i}) - k\Delta \geq \epsilon + [f_{min} - \bar{d}(\bar{i}) - k\Delta - \epsilon]\delta_2(i, k) \end{cases} \quad (4.36)$$

Le min et le max dans l'équation (2.6) deviennent :

$$\min[f(\bar{i}), (k+1)\Delta] = [1 - \delta_1(i, k+1)](k+1)\Delta + \delta_1(i, k+1)f(\bar{i}) \quad (4.37)$$

$$\max[f(\bar{i}) - \bar{d}(\bar{i}), k\Delta] = [1 - \delta_2(i, k)][f(\bar{i}) - \bar{d}(\bar{i})] + \delta_2(i, k).k_1 \quad (4.38)$$

La variable aléatoire de la durée du service  $\bar{d}(\bar{i}; k)$  pendant chaque période d'échantillonnage s'écrit comme suit :

$$\bar{d}(\bar{i}, k) = [1 - \delta_1(i, k+1)](k+1)\Delta + \delta_1(i, k+1)f(\bar{i}) - [1 - \delta_2(i, k)][f(\bar{i}) - \bar{d}(\bar{i})] + \delta_2(i, k).(k)\Delta \quad (4.39)$$

Des variables semi-continues  $z_1(\bar{i}, k) = f(\bar{i}).\delta_1(i, k)$  et  $z_2(\bar{i}, k) = f(\bar{i}).\delta_2(i, k)$  sont introduites pour linéariser la partie non linéaire dans les équations (4.33) et (4.34). En utilisant la linéarisation présentée dans (4.37) et (4.38). Ces linéarisations entraînent les contraintes suivantes :

$$z_1(\bar{i}, k) = f(\bar{i}).\delta_1(i, k) \Leftrightarrow \begin{cases} z_1(i, k) \leq f_{max}(i).\delta_1(i, k) \\ z_1(i, k) \geq f_{min}(i).\delta_1(i, k) \\ z_1(\bar{i}, k) \leq f(\bar{i}) - f_{min}(i).[1 - \delta_1(i, k)] \\ z_1(\bar{i}, k) \geq f(\bar{i}) - f_{max}(i).[1 - \delta_1(i, k)] \end{cases} \quad (4.40)$$

$$z_2(\bar{i}, k) = f(\bar{i}).\delta_2(i, k) \Leftrightarrow \begin{cases} z_2(i, k) \leq f_{max}(i).\delta_2(i, k) \\ z_2(i, k) \geq f_{min}(i).\delta_2(i, k) \\ z_2(\bar{i}, k) \leq f(\bar{i}) - f_{min}(i).[1 - \delta_2(i, k)] \\ z_2(\bar{i}, k) \geq f(\bar{i}) - f_{max}(i).[1 - \delta_2(i, k)] \end{cases} \quad (4.41)$$

La variable aléatoire de la durée  $\bar{d}(\bar{i}; k)$  devient :

$$\bar{d}(\bar{i}, k) = z_1(\bar{i}, k+1) + z_2(\bar{i}, k) - f(\bar{i}) - (k+1)\Delta.\delta_1(i, k+1) - \delta_2(i, k)[\bar{d}(\bar{i}) - k\Delta] + (k+1)\Delta + \bar{d}(\bar{i}) \quad (4.42)$$

La variable aléatoire de l'énergie consommée  $\widetilde{E}(i; k)$  par le service  $i$  pendant la période d'échantillonnage  $]k\Delta, (k + 1)\Delta]$  est donnée par :

$$\begin{cases} \widetilde{E}(i, k) = \widetilde{d}(i, k) \cdot P(i) & \text{si } \widetilde{d}(i, k) \geq 0 \\ \widetilde{E}(i, k) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.43)$$

On doit alors ajouter une autre variable binaire  $\delta_3(i, k)$  définie par :

$$[\delta_3(i, k) = 1] \leftrightarrow [\widetilde{d}(i, k) \geq 0] \quad (4.44)$$

Et une variable semi-continue  $\widetilde{z}_3(i, k) = \delta_3(i, k) \cdot \widetilde{d}(i, k)$  est introduite pour transformer cette description d'énergie. Les contraintes correspondent à l'introduction de  $\delta_3(i, k)$  et  $\widetilde{z}_3(i, k)$  en utilisant  $m = -T\Delta$  et  $M = \Delta$  comme les bornes de  $\widetilde{d}(i, k)$ , s'écrivent suivant les équations (4.44) et (4.45).

$$[\delta_3(i, k) = 1] \leftrightarrow [\widetilde{d}(i, k) \geq 0] \Leftrightarrow \begin{cases} \widetilde{d}(i, k) \leq \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ \widetilde{d}(i, k) \geq \epsilon - [T\Delta + \epsilon]\delta_3(i, k) \end{cases} \quad (4.45)$$

$$\widetilde{z}_3(i, k) = \delta_3(i, k) \cdot \widetilde{d}(i, k) \Leftrightarrow \begin{cases} \widetilde{z}_3(i, k) \leq \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ \widetilde{z}_3(i, k) \geq -T \cdot \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ \widetilde{z}_3(i, k) \leq \widetilde{d}(i, k) + T \cdot \Delta \cdot \delta_3(i, k) \\ \widetilde{z}_3(i, k) \geq \widetilde{d}(i, k) - \Delta \cdot [1 - \delta_3(i, k)] \end{cases} \quad (4.46)$$

La variable aléatoire de l'énergie consommée est finalement donnée par :

$$\widetilde{E}(i, k) = \widetilde{z}_3(i, k)P(i) \quad (4.47)$$

### 5.3. Les contraintes qui régissent le système de stockage

Le système de stockage est impacté par les incertitudes du fait que  $\widetilde{P}_{Bin}(t)$  et  $\widetilde{P}_{Bout}(t)$  sont des variables ou inconnues issues des paramètres d'entrée aléatoires. Puisque la production est intermittente, la puissance qui entre et qui sort de la batterie varie en fonction de la production disponible. Et le fait que l'heure de fin souhaitée et la durée d'exécution du service sont aléatoires implique des fluctuations à toutes les variables de sortie y compris  $\widetilde{P}_{Bin}(t)$  et  $\widetilde{P}_{Bout}(t)$ .

Notons pour chaque instant (heure)  $t$ ,  $1 \leq t \leq T$ , le bilan de la puissance d'alimentation,

$$\widetilde{P}_{PV}(t) - \widetilde{P}_{Bin}(t) + \widetilde{P}_{Bout}(t) - \widetilde{P}_{Serv}(t) \geq 0 \quad (4.48)$$

$$\widetilde{P}_{PV}(t) - \widetilde{P}_{Bin}(t) \leq 0 \quad (4.49)$$

Où  $\widetilde{P_{Bin}}(t)$  et  $\widetilde{P_{Bout}}(t)$  sont les variables aléatoires de l'énergie stockée et fournie par la batterie à l'instant  $t$ ,  $\widetilde{P_{serv}}(t)$  est la variable aléatoire de l'énergie consommée par les appareils électriques à l'instant  $t$ ,  $\widetilde{P_{pv}}(t)$  est la variable aléatoire de l'énergie produite par le panneau photovoltaïque à l'instant  $t$ .

L'équation d'évolution de l'état de charge est donnée, pour  $1 \leq t \leq T - 1$ ,

$$EDC\widetilde{(t+1)} = EDC\widetilde{(t)} + (\omega_{B\_in}\widetilde{(t)} - \omega_{B\_out}\widetilde{(t)}) \times \Delta(t) \quad (4.50)$$

$\omega_{B\_in}\widetilde{(t)}$  et  $\omega_{B\_out}\widetilde{(t)}$  sont les variables aléatoires de courants de charge et de décharge de la batterie.

Si on note  $EDC\widetilde{(t)}$ , la variable aléatoire de l'état de charge de la batterie à l'instant  $t$ . Les bornes limites de l'état de charge sont définies par :

$$EDC_{min} \leq EDC\widetilde{(t)} \leq EDC_{max} \quad (4.51)$$

Où :  $EDC_{min}$  et  $EDC_{max}$  sont respectivement l'état de charge minimal et l'état de charge maximal de la batterie.

Cette contrainte signifie que la batterie ne devrait pas être déchargée ou chargée au-delà de la contrainte pour la protéger contre le dommage et pour prolonger sa durée de vie.

Les limites de charge et de décharge sont introduites en utilisant le paramètre de contrôle  $\gamma$ , une variable logique définissant l'état de fonctionnement de la batterie.

$$\begin{cases} 0 \leq \omega_{B\_in}\widetilde{(t)} \leq \gamma(t) \times w_{max\_c} \\ 0 \leq \omega_{B\_out}\widetilde{(t)} \leq (1 - \gamma(t)) \times w_{max\_d} \end{cases} \quad (4.52)$$

Où  $w_{max\_c}$  et  $w_{max\_d}$  sont respectivement les limites de courant de charge et de décharge de la batterie.

Plus des détails pour les équations (4.48) à (4.52) :

$$EDC\widetilde{(k)} - EDC_{max} \leq 0 \quad (4.53)$$

$$-EDC\widetilde{(k)} + EDC_{min} \leq 0 \quad (4.54)$$

$$\frac{P_{Bin}\widetilde{(k)}}{U} - \gamma(k) \times W_{charge}^{max} \leq 0 \quad (4.55)$$

$$\frac{P_{Bout}\widetilde{(k)}}{U} - [1 - \gamma(k)] \times W_{decharge}^{max} \leq 0 \quad (4.56)$$

$$EDC(T) - EDC_i = 0 \quad (4.57)$$

$$-P_{B_{in}}(k) + P_{B_{out}}(k) - P_{Serv}(k) = -P_{pv}(k) \quad (4.58)$$

$$EDC(k+1) - EDC(k) - \frac{1}{U} [P_{B_{in}}(k) - P_{B_{out}}(k)] \Delta t = 0 \quad (4.59)$$

Si on connaît  $P_{Bat}$  la puissance que peut fournir la batterie par jour (en moyenne), on devrait avoir :

$$\sum_{k=1}^T P_{B_{in}}(k) \leq \sum_{k=1}^T P_{B_{out}}(k) + P_{Bat} \quad (4.60)$$

$$\sum_{k=1}^T P_{B_{in}}(k) \leq \sum_{k=1}^T P_{B_{out}}(k) + (EDC_i) \times \frac{CAP}{\Delta t} \quad (4.61)$$

$$\sum_{k=1}^T P_{B_{in}}(k) \leq \sum_{k=1}^T P_{B_{out}}(k) + (0.066 \times Chbat) \times \frac{Chbat \times U}{\Delta t} \quad (4.62)$$

$$P_{Bat} = (EDC_i) \times \frac{CAP}{\Delta t} \text{ où } EDC_i = 0.066 \times Chbat \text{ et } CAP = Chbat \times U \quad (4.63)$$

Le terme  $\sum_{k=1}^T P_{B_{in}}(k)$  représente la variable aléatoire de la puissance totale journalière puisée dans la batterie, cette puissance ne doit pas dépasser un certain seuil qui dépend de la capacité de la batterie.

$\sum_{k=1}^T P_{B_{out}}(k)$  représente la variable aléatoire de la puissance totale journalière stockée (d'origine solaire) dans la batterie.

Si on connaît  $P_{Bat}$  la puissance que peut fournir la batterie par jour (en moyenne), on devrait avoir :

$$\sum_{k=1}^T \widetilde{P}_{B_{in}}(k) \leq \sum_{k=1}^T \widetilde{P}_{B_{out}}(k) + P_{Bat} \quad (4.64)$$

$$\sum_{k=1}^T \widetilde{P}_{B_{in}}(k) \leq \sum_{k=1}^T \widetilde{P}_{B_{out}}(k) + (EDC_i) \times \frac{CAP}{\Delta t} \quad (4.65)$$

$$\sum_{k=1}^T \widetilde{P}_{B_{in}}(k) \leq \sum_{k=1}^T \widetilde{P}_{B_{out}}(k) + (0.066 \times Chbat) \times \frac{Chbat \times U}{\Delta t} \quad (4.66)$$

$$P_{Bat} = (EDC_i) \times \frac{CAP}{\Delta t} \text{ où } EDC_i = 0.066 \times Chbat \text{ et } CAP = Chbat \times U \quad (4.67)$$

Avec :

$EDC_i$  : l'état de charge de la batterie

$CAP$ : L'énergie de la batterie en Wh...

$Chbat$  : la capacité de la batterie en Ah

$U$  : la tension  $U$  de la batterie en V

et  $\Delta t = 1h$

## 6. Evaluation des résultats aléatoires

### ➤ Consommation

Comme mentionné précédemment, le modèle stochastique consiste à associer aux paramètres d'entrée une loi de probabilité correspondante par la méthode de propagation des incertitudes en utilisant le code de calcul du modèle déterministe. Les résultats obtenus à la sortie permettront de construire une distribution empirique des variables de sortie qui sont les inconnues principales du système. La consommation optimale est l'une des inconnues principales du système. En effet, elle est aléatoire car les paramètres d'entrée sont des variables aléatoires.

Nous avons ainsi une consommation optimisée qui est une variable aléatoire avec laquelle nous allons estimer la distribution empirique afin de déterminer la probabilité d'occurrence des aléas. Ainsi, à chaque intervalle horaire  $[k, k + 1[$ , on a la consommation totale du système.

Pour commencer, nous allons considérer un mois de l'été austral et un mois d'hiver austral, à chaque mois, nous avons des données de mesure réelles de 31 jours du rayonnement solaire, ainsi, chaque variable de sortie présentera un vecteur de 31 valeurs. La consommation optimale faisant partie de la variable de sortie aura 31 valeurs qui nous permettra d'obtenir un échantillon pour en construire une distribution empirique de probabilité et en déduire la probabilité de la consommation pour chaque hiver austral et été austral et en décider sur l'utilisation des appareils électriques. Nous aurons donc des décisions mensuelles pour chaque heure pour chaque mois étudié, qui peuvent être des décisions saisonnières si on peut les appliquer à tous les mois d'une saison.

Ensuite, en connaissant la loi qui régissent la consommation des usagers de Mafate, et en l'intégrant dans le modèle d'optimisation, nous aurons des résultats optimaux correspondant à la variation de la consommation de usagers de Mafate qui nous servira d'appuie lors de la prise des décisions sur quels appareils utiliser à quelle heure. En cas de surplus en énergie, savoir le comportement des usagers sur leur mode de consommation nous permettra de savoir quels appareils mettre sur la partie où il y a un plus en énergie. Si nous avons déjà impliqué cette variation de la consommation dans le modèle, les résultats nous montrent direct les appareils possibles à placer sur les heures pleines afin de suivre le comportement des usagers.

Finalement, la prévision du rayonnement solaire nous aidera à savoir en avance les productions probables afin d'en décider combien consommer pour chaque heure de chaque mois. Cette hypothèse nous permet de conclure que si nous connaissons les productions disponibles pour les prochains jours, nous pouvons planifier la consommation des usagers. Si les productions disponibles sont estimées, le système peut décider en avance et d'une manière optimale combien consommer. Cela permet d'éviter les coupures en électricité, le trop plein d'électricité en heure creuses et le déficit en heure pleine. En effet, cela permet de savoir s'il faut stocker le maximum d'énergie dans la batterie si la prévision solaire est pessimiste aux jours suivants.

Une autre hypothèse est à considérer. En connaissant la distribution de probabilité de la consommation optimale du système pour chaque heure, nous pouvons savoir la probabilité de

la demande optimale en énergie pour chaque heure. En effet, nous pouvons connaître la consommation optimale la plus probable par exemple, ce qui nous permet de donner des conseils aux utilisateurs sur combien faudrait-il consommer pour chaque heure afin d'atteindre la l'optimalité.

## ➤ Production et système de stockage

Pour le cas déterministe, nous avons une valeur unique de la production pour  $[k, k + 1[$ , valeur unique bien précise, exacte.

Par contre pour le cas stochastique, l'intermittence de la production est prise en compte et la production devient une variable aléatoire. En effet, nous avons généré une variable aléatoire de l'énergie produite grâce à une hypothèse prise sur la variation du rayonnement solaire, le rayonnement solaire qui suit une loi appropriée pour chaque intervalle horaire. Nous avons ainsi une distribution en entrée de rayonnement solaire impliquant une distribution de variables inconnues à la sortie. En effet, toutes les variables de sortie sont des variables aléatoires dont on peut en estimer de l'échantillon une distribution de probabilité associée ainsi que la distribution empirique pour en déduire la probabilité d'occurrence des aléas.

Et à chaque  $[k, k + 1[$ , nous pouvons générer par exemple 50 valeurs possibles du rayonnement solaire de la journée et avoir 50 valeurs pour chaque variable de sortie dont on peut en estimer une distribution empirique nous permettant d'en déduire les probabilités des résultats et en décider pour l'utilisation des appareils électriques. La connaissance de l'énergie produite grâce à la prévision nous aidera à savoir quelle quantité faut-il consommer et la connaissance des comportements des usagers grâce à la prise en compte de la variation de la demande nous rassure quels appareils faut-il utiliser conformément aux souhaits de usagers.

Sachant que l'énergie consommée provient de la production PV et/ou de l'énergie fournie par la batterie, le système de stockage détient un rôle important sur l'approvisionnement du micro-réseau. Etant donnée que la variation de la production solaire a des influences sur la puissance entrant et sortant de la batterie et de même sur la consommation électrique des usagers, en cas de fort ensoleillement, la production est importante sur la zone de radiation solaire, ce qui fait que le système tend à placer tous les appareils sur la zone de radiation solaire afin de trouver l'équilibre optimale du système. Ainsi, la puissance sortant de la batterie reste faible à la fin de la journée et c'est tout à fait normal comme fonctionnement du système.

La prise en compte de la variation de la consommation dans le système micro-réseau aidera à la prise de décision lors de surplus de la production. Si on a un surplus de la production, il fallait bien la consommer pour éviter le trop plein d'électricité en heure creuse et le déficit en heure pleine. Pour bien prendre en compte le souhait de usagers, il faudrait connaître la loi que suit leur consommation et la prendre en compte dans le système pour avoir des résultats optimaux. En effet, les décisions prises seront conformes aux comportements des usagers. Il est très important de savoir gérer la production associée à chaque maison d'un micro-réseau. Ainsi, il est intéressant de séparer chaque demande pour tout intervalle horaire  $[k, k + 1[$  pour chaque maison, car pour mieux gérer le système et satisfaire chaque maison en demande en énergie, contrôler quelle quantité produire, séparément, d'une maison à l'autre est très efficace pour que

l'une ne profite pas la production destinée à l'autre. Si à  $[k, k + 1[$ , on calcule la consommation totale du système, et en décider sur quelle quantité produire, nous ne pouvons pas contrôler pour chaque maison. Il s'agit donc de contrôle total du système, alors que pour satisfaire tous les usagers de toutes les maisons, savoir la production associée à chacune des maisons est indispensable. Ainsi, il est d'abord nécessaire de savoir quelle quantité produire pour tout le système, puis quelle quantité de production sera associée pour chaque maison et enfin si nécessaire, quelle quantité de production associée à chaque service pour chacune des maisons.

# CHAPITRE 5

---

## Modélisation et simulation stochastique de la gestion optimale d'un micro-réseau autonome à l'échelle d'une maison et de deux maisons

---

### Résumé

**D**ans les régions reculées non interconnectées au réseau de distribution principal d'électricité, l'utilisation efficace des énergies renouvelables intermittentes nécessite une gestion optimale de la consommation électrique. Le laboratoire de recherche PIMENT a développé un modèle à variables mixtes (MILP) qui permet de minimiser la consommation électrique d'un îlot de maisons. Le modèle développé est un modèle déterministe. Cependant, la source de production utilisée sur le site étudié est une source de production intermittente dépendant de l'irradiation solaire dont les caractères aléatoires nécessitent d'être pris en compte dans le modèle. En effet, une étude pour modéliser la variation du rayonnement solaire est réalisée en utilisant les données de mesure réelles du site d'expérimentation et les méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilité. Pour la prise en compte de la variation du rayonnement solaire dans le MILP, la méthode de propagation des incertitudes est utilisée.

Afin d'évaluer la performance du système face à des contraintes aléatoires, une étude optimale à l'échelle d'une maison a été d'abord réalisée dans l'article 1, publié dans *International Journal of Smart Grid and Clean Energy (IJSGCE)*, une revue scientifique à comité de lecture. Une étude étape par étape permettra de comprendre au mieux le fonctionnement du modèle, de la gestion optimale du micro-réseau autonome lorsque l'intermittence de la production est prise en compte. Les résultats de l'article 1 montrent la performance du système face à des contraintes aléatoires lors de la modélisation stochastique du système micro-réseau isolé à l'échelle d'une maison. Par la suite, pour voir si le système s'adapte toujours face aux contraintes aléatoires causées par la source intermittente si on y ajoute les charges de la deuxième maison, la simulation stochastique à l'échelle de deux maisons est ainsi réalisée dans l'article 2, présenté lors de la 3<sup>rd</sup> International Conference on Smart Grid and Renewable Energy, avec actes et comité de lecture, publié par IEEE dans 2022 3<sup>rd</sup> International Conference on Smart

Grid and Renewable Energy. En effet, les résultats montrent la performance du système face aux contraintes aléatoires causées par la source intermittente.

Finalement, il est démontré que la prédiction de la ressource intermittente et la combinaison des sources de production et du stockage sont les clés du bon fonctionnement d'un micro-réseau autonome.

# Article 1

---

## Stochastic modeling of the optimal management of an autonomous microgrid

---

### Sommaire

---

Article1 .....	164
Stochastic modeling of the optimal management of an autonomous microgrid .....	164
1. Introduction .....	164
2. Problem statement .....	165
3. Mathematical models .....	165
3.1. Deterministic Approach .....	165
3.2. Stochastic approach .....	167
4. Numerical simulations of stochastic experiment.....	170
5. Conclusion.....	174

---

# Article 1

## Stochastic modeling of the optimal management of an autonomous microgrid

Paulisimone Rasoavonjy<sup>a\*</sup>, Tovondahiniriko Fanjirindratovo<sup>b</sup>, Oanh Chau<sup>a</sup>, Olga Ramiarinjanahary<sup>b</sup>, Sylvain Dotti<sup>c</sup>,

<sup>a</sup> PIMENT Laboratory, University of Reunion Island, 117 rue du Général Ailleret, 97430 Le Tampon, La Réunion, France.

<sup>b</sup> Physics and Environment Laboratory, University of Toliara, Madagascar.

<sup>c</sup> CEMOI Laboratory, University of Reunion Island, 15 avenue René Cassin - CS92003 - 97744 Saint Denis Cedex 9, La Réunion, France.

### Abstract

In non-interconnected areas, the efficient use of renewable energies requires optimal management of electricity consumption. The site studied is the “Cirque de Mafate” on Reunion Island. Our laboratory has developed a mixed integer linear programming model which minimizes the electricity consumption of a cluster of houses. This model is deterministic. Our study focuses on the stochastic part, it aims to model, optimize and simulate the stochastic operation of an autonomous microgrid by mutualizing production and storage resources. A study for the solar resource forecasting is performed, using nonparametric methods for the estimation of probability density functions. Indeed, the prediction of the intermittent resource and the combination of production sources are the keys to the good functioning of a microgrid in autonomous mode. One of the strategies found is to aim for auto-consumption for three days if the solar forecast is pessimistic, a part of the energy is then reserved at the battery level for the next two days. The results allow to evaluate the performance of the system in front of random constraints and to make decisions.

*Keywords : Mixed integer linear programming, modeling physical systems, nonlinear optimization under constraints, smart grid.*

\*Corresponding author. E-mail address : paulisimone.rasoavonjy@univ-reunion.fr

## 1. Introduction

In isolated sites, decentralized electrification presents the most economical solution for the comfort of the inhabitants. However, the implementation of a cluster of houses in an electrical micro-grid requires optimal management to achieve user self-consumption. To set up the

model, we describe the different types of individual consumption and the local energy production available. Power management leads to a large integer mixed linear programming system. Our study focuses on three houses in Roche Plate in the cirque of Mafate of Reunion Island. This paper presents the stochastic experimentation for one house. In the cirque of Mafate, there is no road. All access, including for supplies and emergencies, is on foot or by helicopter. There is no main power supply. The inhabitants produce their own electricity thanks to solar panels, with battery storage, and diesel generators as back-up. However, fuel for the latter must be brought in by helicopter at a high cost [1].

For the implementation of the autonomous microgrid, it is necessary to develop a model that minimizes the energy consumption without degrading the satisfaction of the users [2], [3]. This involves developing an optimal energy management tool that is a large mixed linear program. This model is constrained by physical criteria and the users' wishes. The developed model is deterministic, but the insufficiency of the deterministic model leads us to stochastic models whose goal is to take into account the uncertainties of the physical parameters of the system and the parameters of users. Indeed, the intermittency of the solar resource is taken into account in this paper. The novelty of this work is that we investigate a stochastic model for an optimal energy management. The objective is to model, optimize and simulate the stochastic operation of autonomous micro-grids by mutualizing production and storage resources.

## 2. Problem statement

Our study site is on Roche Plate, in the « Cirque de Mafate » of Reunion Island. Three neighboring houses are concerned. Two of them are inhabited by families with 1 or 2 children, the third is a lodging offering 3 rooms to accommodate possible hikers (tourists) [1]. For this article, we experiment for one house. The studied house is composed of electrical appliances such as refrigerators, freezers, lamps, television, portable radio, HIFI, washing machine [1]. Some electrical appliances will be "defferable" i.e. the energy demand can be shifted throughout the day until a much more suitable time slot is found for their execution. The production device consists of photovoltaic panels (327W/unit) [1].

## 3. Mathematical models

### 3.1. Deterministic Approach

At the source level, the deterministic approach consists in finding a clear sky model to estimate the solar radiation of a day. The theoretical model designed to estimate the solar radiation of a day is the Bird model [1], [4].

The description of each electrical consumption is given during a period of  $T$  hours [1], [3]. Typically  $T = 24$  hours for one day. For this period, the time interval  $[k, k + 1]$ , is defined for  $k \in \{0, \dots, T - 1\}$  in the cluster of three houses. The problem is formulated like an optimization problem with constraints [1], [2], [3] with a formula for the objective function to be minimized. The corresponding list of parameters is defined by the following notations [1], [5].

If  $f_j(i)$  denotes the end of the consumption  $i$  in the house  $j$ ,  $f_j^{min}(i)$  and  $f_j^{max}(i)$  refer to the lower and upper bound of  $f_j(i)$ ,  $f_j^{opt}(i)$  is the optimal value corresponding to the resident's wish for the end of the consumption  $i$  in the house  $j$ . The evaluation of  $U_j(i)$ , the distance between  $f_j(i)$  and  $f_j^{opt}(i)$ , is proposed.

Starting by :

$$f_j^{min}(i) \leq f_j(i) \leq f_j^{max}(i) \quad (1)$$

Then  $U_j(i)$  the distance between  $f_j(i)$  and  $f_j^{opt}(i)$  is defined by [1]:

$$U_j(i) = \begin{cases} \frac{f_j(i) - f_j^{opt}(i)}{f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i)} & \text{if } f_j(i) > f_j^{opt}(i) \\ \frac{f_j^{opt}(i) - f_j(i)}{f_j^{opt}(i) - f_j^{min}(i)} & \text{if } f_j(i) \leq f_j^{opt}(i) \end{cases} \quad (2)$$

Which should be reduced as little as possible in order to satisfy greatly the comfort of the users.

It is easy to verify that  $0 \leq U_j(i) \leq 1$ , and to understand that the more  $U_j(i)$  is close to 0, the more the user is satisfied. The last formula (2) can be written shortly by [1] :

$$U_j(i) = \delta_{ju}(i) \frac{(f_j^{opt}(i) - f_j(i))}{(f_j^{opt}(i) - f_j^{min}(i))} + (1 - \delta_{ju}(i)) \frac{(f_j(i) - f_j^{opt}(i))}{(f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i))} \quad (3)$$

Where  $\delta_{ju}(i) \in \{0 ; 1\}$  is the function defined by:

$$\delta_{ju}(i) = 1 \text{ if and only if } f_j(i) \leq f_j^{opt}(i) \quad (4)$$

Finally, equation (3) is written in the form [1] :

$$U_j(i) = \left( \frac{f_j^{opt}(i)}{f_j^{opt}(i) - f_j^{min}(i)} + \frac{f_j^{opt}(i)}{f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i)} \right) \times \delta_{ju}(i) - \left( \frac{1}{f_j^{opt}(i) - f_j^{min}(i)} + \frac{1}{f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i)} \right) \times z_{ju}(i) + \frac{(f_j(i) - f_j^{opt}(i))}{(f_j^{max}(i) - f_j^{opt}(i))} \quad (5)$$

Where

$$z_{ju}(i) = \delta_{ju}(i) \times f_j(i) \quad (6)$$

The objective function to be minimized is given by :

$$J = \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{I_j} \sum_{k=1}^T E_j(i, k) + \sum_{j=1}^3 \sum_{i=1}^{I_j} U_j(i) \quad (7)$$

Here,  $I_j$  denotes the number of electrical appliances in the house n°  $j$ , for  $j$  going from 1 to the number 3 of houses. During the range time  $[k \Delta t, (k + 1)\Delta t]$ ,  $E_j(i, k)$  is the energy (Wh) consumed by the service n°  $i$  in the house n°  $j$  and  $\Delta t = 1$ .

Let us now come to specify all the constraints governing the storage of the battery [1], [6].

For each instant  $t$  (in hour),  $1 \leq t \leq T$ , the balance for the supply power is:

$$-P_{Bin}(t) + P_{Bout}(t) - P_{Load}(t) + P_{PV}(t) \geq 0 \quad (8)$$

where  $P_{Bin}(t)$  is the power stored in the battery and  $P_{Bout}(t)$  the power supplied by it,  $P_{Load}(t)$  is the energy consumed by the electric devices,  $P_{PV}(t)$  the energy produced by the photovoltaic panel.

For the linearization of the problem, we follow the procedure described by Bemporad et al [7]. Additional inequality constraints will be added to the system due to the introduction of the new variables by the method used in [3], [8]. The MILP (Mixed Integer Linear Programming) formulation is then solved to obtain the allocation of services throughout the day [1].

The evolution of the battery state of charge  $SOC(t)$  is governed by the following equation: for all  $1 \leq t \leq T - 1$ ,

$$SOC(t + 1) = SOC(t) + \left( \omega_{Bin}(t) - \omega_{Bout}(t) \right) \times \Delta(t) \quad (9)$$

where  $\omega_{B\_in}(t)$  and  $\omega_{B\_out}(t)$  are respectively the battery current of charge and discharge.

The battery state of charge is bounded by the upper limit  $SOC_{max}$  and lower limit  $SOC_{min}$ : for all  $1 \leq t \leq T$ ,

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad (10)$$

This constraint means that the battery should not be discharged or charged beyond some limits in order to protect it from damage and to extend its life.

Finally, the battery currents of charge and discharge are bounded by using a control parameter  $\alpha(t)$ , a logic variable, satisfying: for all  $1 \leq t \leq T$ ,

$$\begin{cases} 0 \leq \omega_{Bin}(t) \leq \alpha(t) \times w_{max\_c} \\ 0 \leq \omega_{Bout}(t) \leq (1 - \alpha(t)) \times w_{max\_d} \end{cases} \quad (11)$$

where  $w_{max\_c}$  and  $w_{max\_d}$  are respectively the maximum limit value of the battery current of charge and discharge.

## 3.2. Stochastic approach

In the stochastic part, a model taking into account uncertainties of the enter parameters is developed. Due to the intermittence of the solar radiation, deterministic model is not sufficient to predict daily solar radiation. Indeed, to make the prediction of solar radiation much more realistic, we used the actual data from the test site (Roche Plate, Mafate), and estimate its distribution for each hour.

Two nonparametric methods for the estimation of probability density functions were therefore used to estimate the distribution of solar radiation : the histogram method and the kernel method. For the kernel method, we used the Gaussian kernel and the Epanechnikov kernel [9], [10], [11], [12], [13].

Indeed, it is possible to estimate the probability density function from a sample of  $n$  observed values of  $X$  denoted by  $x_1, x_2, \dots, x_n$  ; which are assumed to be independently and

identically distributed according to the law of  $X$  [9]. The aim is to deduce from the sample an estimate of the probability density function of the random variable  $X$ .

Let  $h \in \mathbb{R}_+^*$  be a parameter called bin width. Let  $([kh, (k+1)h))_{k \in \mathbb{N}}$  be a partition of  $\mathbb{R}_+$ . The histogram method gives the following estimator of the probability density function :

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{k=1}^{+\infty} N_k 1_{[kh, (k+1)h)}(x) \quad \forall x \in \mathbb{R}, \quad (12)$$

where  $1_{[kh, (k+1)h)}(\cdot)$  is the indicator function of the interval  $[kh, (k+1)h)$  and  $N_k = \#\{i: x_i \in [kh, (k+1)h), 1 \leq i \leq n\}$  is the number of observations in  $[kh, (k+1)h)$ .

However, the histogram estimator has a non-negligible defect that is to be non-continuous. To obtain a continuous probability density function, we use the kernel (or Parzen) method. This method is a generalization of the histogram method [11]. The probability density function is then estimated by :

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad \forall x \in \mathbb{R}, \quad (13)$$

where  $K$  is an even probability density function called kernel and  $h \in \mathbb{R}_+^*$  is a parameter called bandwidth, which governs the degree of smoothness of the estimator.

Now let come to study the distribution of solar radiation for each hour using annual radiation data from the Roche Plate test site, Mafate :

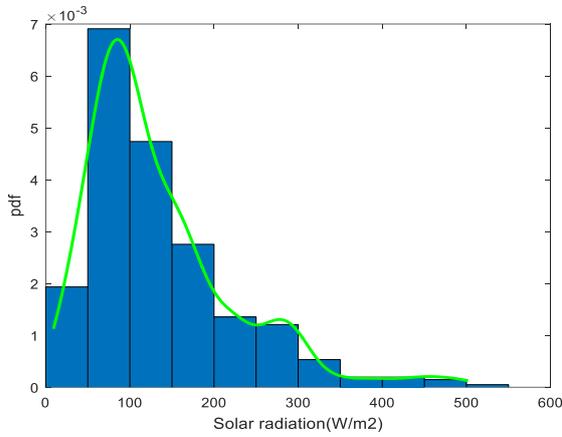
- At 5 a.m., 6 a.m., 7 a.m., 4 p.m., 5p.m, 6p.m, and 7 p.m., the solar radiation may be modeled by random variables following log-normal distributions.
- From  $k = 8$  a.m. to  $k = 12$  a.m., the solar radiation  $\mathcal{R}_k$  may be modeled by:

$$\mathcal{R}_k = M_k - S_k \quad (14)$$

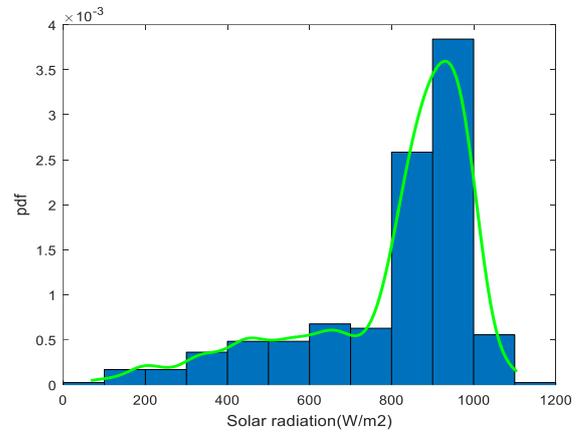
where  $M_k > 0$  is the upper bound of the solar radiations given by the data and  $S_k$  is a random variable following a log-normal distribution truncated to the interval  $[0; M_k]$ .

- From 1 p.m. to 3 p.m., the solar radiation may be modeled by random variables following bimodal distributions, their probability density functions are convex combinations of two gaussian densities  $f_1$  and  $f_2$  that is for some  $\alpha \in ]0; 1[$ :

$$f = \alpha f_1 + (1 - \alpha) f_2 \quad (15)$$

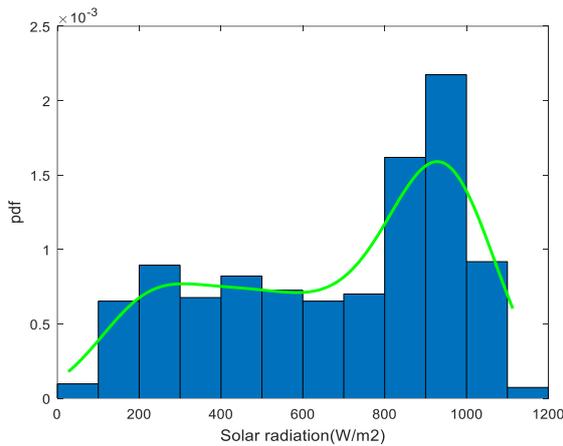


(a)

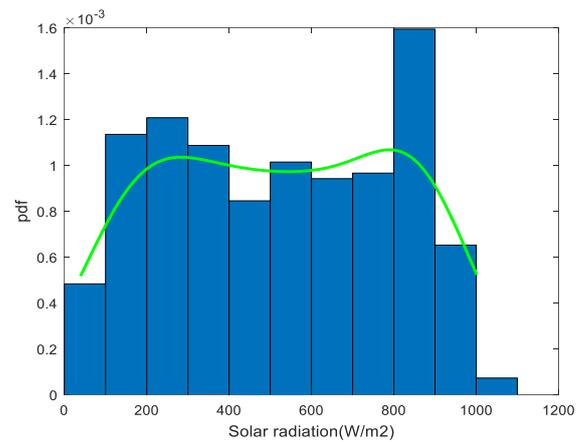


(b)

Fig. 1. (a) Estimated probability density function of solar radiation at 4 p.m., (b) estimated probability density function of solar radiation at 11 a.m



(a)



(b)

Fig. 2. (a) Estimated probability density function of solar radiation at 1 p.m., (b) estimated probability density function of solar radiation at 2 p.m.

Figs. 1 and 2 show the plots of probability density functions estimators for solar radiation obtained by nonparametric methods. To illustrate the estimated density obtained, we took the following times : 11 a.m., and 1p.m and 2 p.m. and 4 p.m. We can see that the random variable of the estimated density follows the proposed laws.

Thus, to take into account uncertainties, we are interested in the method of propagation of uncertainties which consists in associating with the input quantities (input parameters) random variables determined by their probability distributions. For the deterministic part, we use the MILP as an optimization tool, of which all the algorithms that can be involved are already detailed by the preceding mathematical formulations. The objective of the stochastic part is to introduce uncertainties into these algorithms using the method of propagation of uncertainty [14], [15]. Thus, the uncertainty of the input parameters impacts the output variables. This modelling allows to explore the possible states of the system and their consequences when the system constraints are not satisfied. So, in the stochastic approach, the energy produced by the photovoltaic panel  $\widetilde{P}_{PV}(t)$  is a random variable that depends on the intermittence of the solar radiation. For output variables,  $\widetilde{P}_{Bin}(t)$  is the random variable of power stored in the battery,  $\widetilde{P}_{Bout}(t)$  the random variable of power supplied by it and  $\widetilde{SOC}(t)$  the random variable of the evolution of the battery state of charge.

## 4. Numerical simulations of stochastic experiment

For the stochastic modelling of the autonomous micro-grid, the intermittency of production is taken into account, thus the photovoltaic production is modelled taking into account the predicted solar radiation, that is obtained by using the experimental data of the studied site, the non-parametric estimation methods and the numerical simulations. Thus, we can predict the possible productions for each day, for each month and for each season and forecast our ability to meet the demand, and therefore decide on the amount of energy to keep at the battery level for the following days. As said before, self-consumption for three days is targeted when the solar forecast becomes pessimistic for the next two days.

The Fig. 3 shows us the consumption of electrical appliances in a house, the electrical consumptions are characterized by permanent services from 1 a.m. hour to 12 p.m. due to the activity of the refrigerators and freezers. The punctual loads are localized around 12 a.m., in the solar radiation zone, except for devices which are only useful in the evening to serve the needs of the night such as lights. Indeed, this configuration corresponds to the optimal distribution of service proposed by the solver. The high demand of loads around 12 a.m., or in the solar radiation zone minimizes the use of the battery.

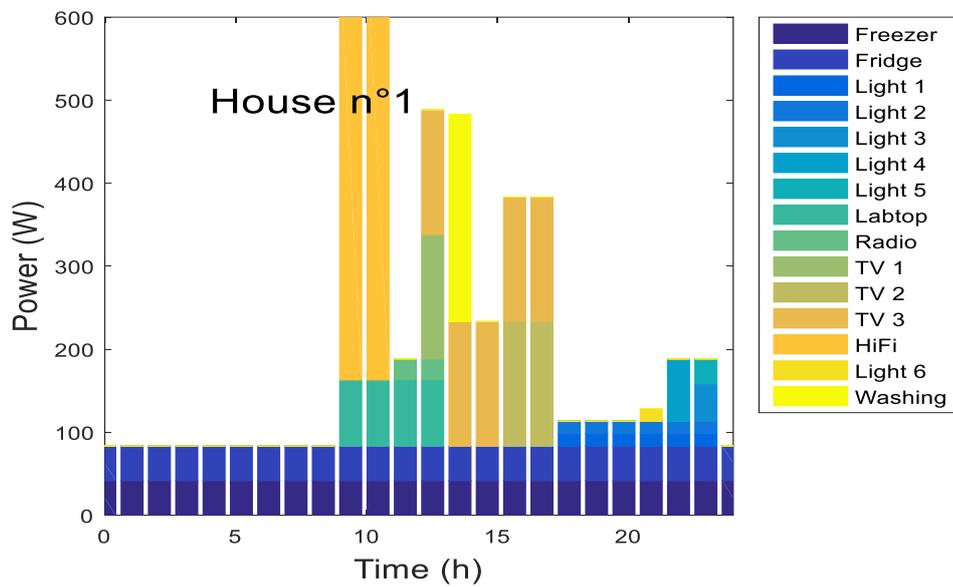


Fig. 3. Consumption of electrical appliances in a house

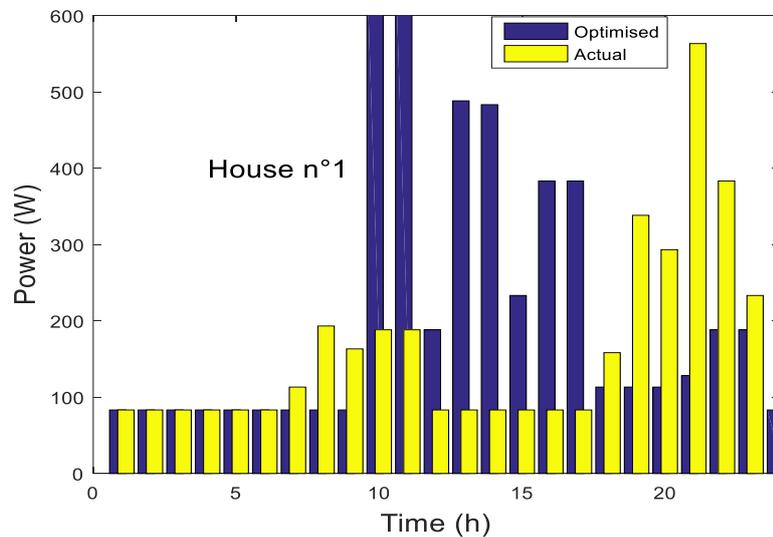


Fig. 4. Classic and optimized daily electrical consumptions for a house

As shown in Fig. 4, a comparison between the current use of electrical devices and the optimized configuration proposed by the solver allows to highlight the low power consumption at the end of the day for the optimized consumption. In fact, in the optimized configuration, only the permanent services and the low-power evening lights operate from 6 p.m.

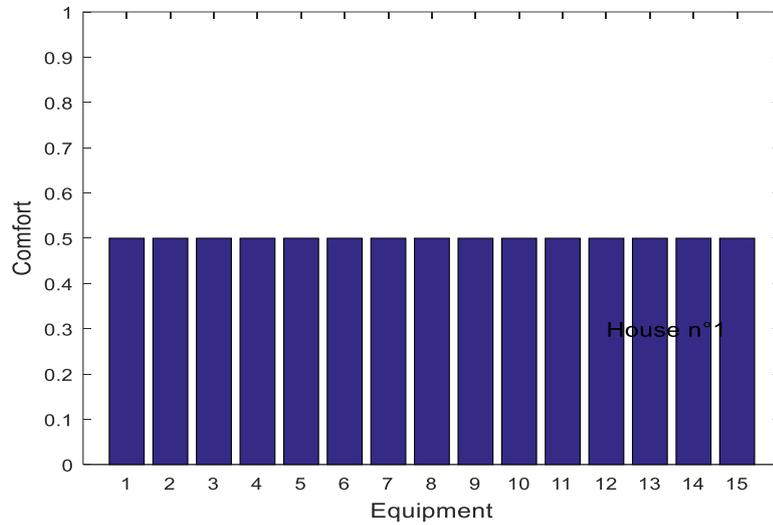


Fig. 5. Evaluation of users' comfort for each consumption service

For the comfort, as shown in Fig. 5, the satisfaction graph gives the difference between the time service calculated by the solver and the desired time giving by the users. A constant comfort level of 50 % is observed, it allows to validate the configuration of the proposed use of the services, the goal is to minimize consumption without too much degrading users 'satisfaction.

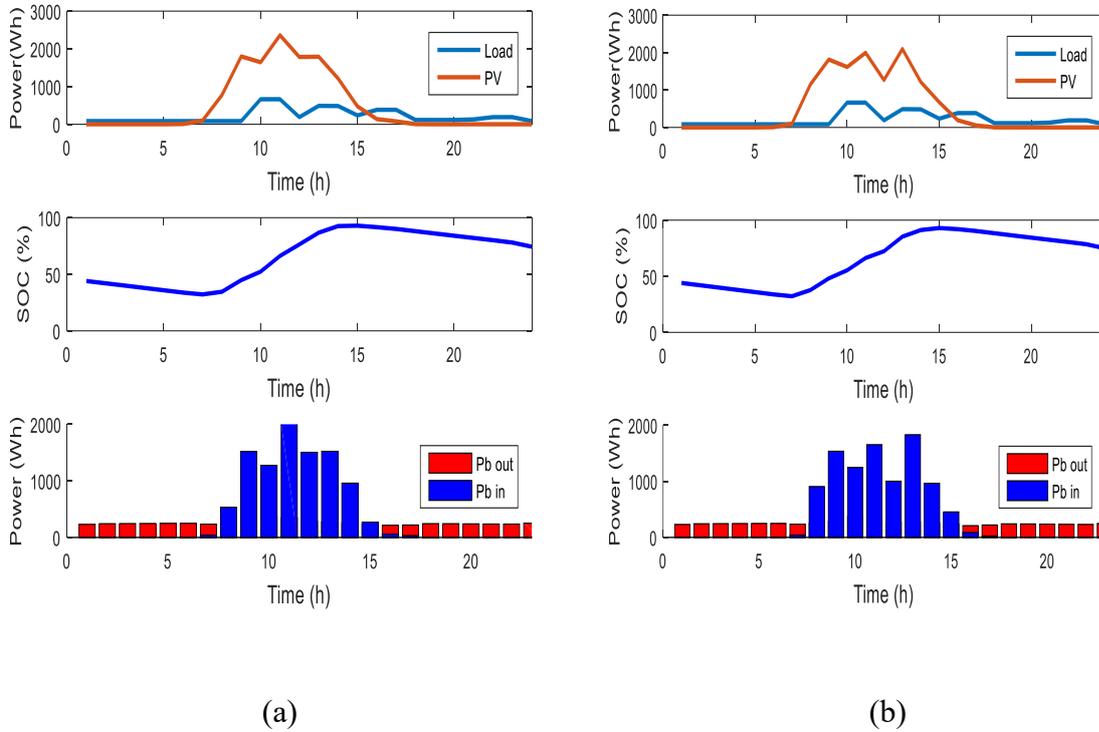


Fig. 6.(a) scenarios 1 of predicted production and optimized consumption, evolution of the battery state of charge and variation of charge and transfer power for the battery, (b) scenarios 2 of predicted production and optimized consumption, evolution of the battery state of charge and variation charge and transfer power for the battery

Fig. 6 show us the two of the possible scenarios of the random variable of the production, the random variable of the evolution of the battery state of charge, the random variable of the power stored in the battery and the random variable of power supplied by it. As shown in the figures, the intermittency of the solar production is observed.

Seeing the two scenarios of the random variable of the evolution of the state of charge of the battery, we can observe in both cases a state of charge higher than 60% at the end of the day. The graph allows us to follow the dynamics of flux exchanged between production and storage. The power  $P_{B\text{in}}$  stored in the battery logically follows the solar radiation curve. Therefore, the stochastic study demonstrates the performance of the system in front of intermittent source. The system can adapt well to random constraints.

In the stochastic study, we can have a degraded day for the solar production and for that, the only source of production will be the battery, and it is precisely in this case that we have to minimize the power consumption, and therefore the power supplied by the battery in the precedent clear sky day so that the system is autonomous for the next two days.

Thus, the study of the solar radiation forecast will help us to predict the optimistic or pessimistic day of solar production and to make decisions on the management of the microgrid system.

## 5. Conclusion

The results show that the solver adapts well to the stochastic operation of the microgrid system. However, efficient management of cluster of house is an alternative to obtain the most efficient use of renewable energy resources. Looking for the minimum energy consumption for one house is not enough to optimize the production system. Modeling of nanogrid at the scale of a house must be use to upscale at the level of microgrid. The main advantage of the production and the participative consumption is to mix almost electrical devices. This combination of services provides greater flexibility to renegotiate deliveries or reduced load shedding. The grouping of houses allows to attain the autonomy of the electrical network [1].

In this study, the intermittence of the resource is taken into account and the prediction of the solar radiation, thus the solar production allows us to make decision and validate the performance of the system in front of the intermittent source. The consideration of uncertainties on power consumption is currently in progress. The next step is to extend the stochastic study of one house to the scale of the three houses, followed by the consideration of demand variation. The study of the system performance will then be carried out followed by decision making, due to the prediction of the resource and the variation of the demand.

## References

- [1] Calogine D, Chau O, Laurent P. A fractional derivative approach to modelling a smart grid-off cluster of houses in an isolated area. *J. Appl. Numer. Optim*, 2019 ; 1(3) :347-362.
- [2] Ha DL. An advanced building energy management system to coordinate production and consumption modeling and simulation. PhD thesis. National Polytechnic Institute, Grenoble ; 2007.
- [3] The MH. Taking into account prediction uncertainties in the management of energy flows in the home. PhD thesis. Automatic Robotics, University of Grenoble ; 2011.
- [4] Bird RE and Hulstrom RL. Simplified clear sky model for direct and diffuse insolation on horizontal surfaces. Solar Energy Research Inst. USA ; 1981.
- [5] Esquirol P and Lopez P. Scheduling. Ed. Economics ; 1999.
- [6] Foggia G. Optimal control of a multi-source system for the Engineering Sciences building. PhD thesis. National Polytechnic Institute, Grenoble ; 2009.
- [7] Bemporad A, Morari M. Control of systems integrating logic, dynamics and constraints. *Automatica*, 1998 ; 35 :407-427.
- [8] Ha DL, Joumaa H, Ploix S, Jacomino M. An optimal approach for electrical management problem in dwellings. *Energy and Buildings*, 2012 ;45(2012) :1-14.
- [9] Zambon AZ, Dias R. A review of kernel density estimation with applications to econometrics. *Int. Economic Review*, 2012 ;5 :2042.
- [10] Härdle WK. Smoothing Techniques : With Implementation in S. Springer Series in Statistics. 1991.

- [11] Deheuvels P. Nonparametric density estimation by generalized histograms. *Journal of Applied Statistics*, 1977 ; 25 (3) : 5 :42.
- [12] Rudemo M. Empirical choice of histograms and kernel density estimators. *Scand. J. Statist*, 1982, 9 : 65-78.
- [13] Silverman BW. *Density estimation for statistics and data analysis*. Monographs on Statistics and Applied Probability. 1986 ; 26.
- [14] Desenfant M, Fischer N, Blanquart B, and Bédiaat N. Evaluation of uncertainty using Monte Carlo simulations. In : *Proc. of the 13th Int. Metrology Congress, Lille, France, 2007*.
- [15] Hennebelle and Coorevits T. *Propagation of Distributions-Determination of Uncertainties by the Monte Carlo Method*, 2013.

## Article2

---

# Stochastic simulations of the optimal control of a stand alone microgrid at the scale of two houses

---

## Sommaire

---

Article2 .....	177
Stochastic simulations of the optimal control of a stand alone microgrid at he scale of two houses.....	177
1. Introduction .....	177
2. Problem statement .....	178
3. Mathematical models .....	178
3.1. Deterministic approch .....	179
3.2. Stochastic approach.....	179
4. Numerical simulations .....	180
5. Conclusion.....	183

---

# Article2

## Stochastic simulations of the optimal control of a stand alone microgrid at the scale of two houses

Paulisimone Rasoavonjy<sup>1</sup>, Tovondahiniriko Fanjirindratovo<sup>2</sup>, Oanh Chau<sup>1</sup>, Olga Ramiarinjanahary<sup>2</sup>, Sylvain Dotti<sup>3</sup>,

<sup>1</sup> PIMENT Laboratory, University of Reunion Island, France.

<sup>2</sup> Physics and Environment Laboratory, University of Toliara, Madagascar.

<sup>3</sup>CEMOI Laboratory, University of Reunion Island, France.

### Abstract

In off-grid areas, successful use of intermittent renewable energy sources requires optimal management of power consumption. Our experimental site is the “Cirque de Mafate” on Reunion Island. Our laboratory has developed a mixed integer linear programming model which minimizes the electricity consumption of a cluster of houses. This model is deterministic. Our study focuses on the stochastic part, it aims to model, optimize and simulate the stochastic operation of an autonomous microgrid by mutualizing production and storage resources. A study for the solar resource forecasting is performed, using nonparametric methods for the estimation of probability density functions. Indeed, the prediction of the intermittent resource and the combination of production sources are the keys to the good functioning of a microgrid in autonomous mode. Three neighbouring houses are concerned. The experimentation at the scale of a house has already been performed and the results proved the performance of the system under random constraints. This paper presents the results of an experimentation for two houses. One of the strategies adopted is to aim for auto-consumption for three days if the solar forecast is pessimistic, a part of the energy is then reserved at the battery level for the following two days. The results allow to assess the performance of the system in front of random constraints and to make decisions.

## 1. Introduction

Due to the dramatic increase in power consumption in the Indian Ocean islands, many villages are either completely without electricity or rely on diesel generators for power supply. Consequently, they are faced with high electricity costs, higher than the cost of electricity from

the main grid if only the costs of transport and fuel delivery are taken into account. Indeed, in non-interconnected areas, the use of renewable energy sources for decentralized electrification is the most economical solution for the comfort of the users. However, the implementation of a cluster of houses in an electrical micro-grid requires optimal management to achieve user self-consumption. To set up the model, we describe the different types of individual consumption and the local energy production available. Power management leads to a large integer mixed linear programming system. Our study concerns three houses in Roche Plate in the cirque of Mafate of Reunion Island. The stochastic experimentation for one house has already been performed. This paper presents the stochastic experimentation for two houses. There are no roads in the cirque of Mafate. The only way to access the area, including for supplies and emergencies, is on foot or by helicopter. No central power supply is available. The residents generate their own electricity using solar panels, with battery storage, and diesel generators as back-up. However, fuel for the diesel generators must be brought in by helicopter at a high cost [1].

For the setup of the stand-alone microgrid, a model that minimizes energy consumption without degrading users' satisfaction needs to be developed [2], [3]. The purpose is to develop an optimal energy management tool that is a large mixed linear program. The model is constrained by physical criteria and the users' wishes. The developed model is deterministic, but the deterministic model is insufficient to model the real system. The limitation of the deterministic model leads us to stochastic models whose goal is to take into account the uncertainties of the physical parameters of the system and the parameters of users [4]. Indeed, the intermittency of the solar resource is taken into account in this paper. The novelty of this work is that we investigate a stochastic model for an optimal energy management at the scale of two houses. The objective is to model, optimize and simulate the stochastic operation of autonomous microgrids by mutualizing production and storage resources. The experimentation for a house has already been achieved [4]. This study focuses on the experimentation at the scale of two houses.

## 2. Problem statement

Our study site is on Roche Plate, in the « Cirque de Mafate » of Reunion Island. Three neighboring houses are concerned. Two of them are inhabited by families with 1 or 2 children, the third is a lodging offering 3 rooms to accommodate possible hikers (tourists) [1]. For this article, we experiment for two houses. The first house is composed of electrical appliances such as refrigerator, freezer, laptop, lamps, televisions, portable radio, HIFI and washing machine [1]. The second house is composed by refrigerator, freezer, lamps, portable radio, television and washing machine [1].

Some electrical appliances will be "defferable" i.e. the energy demand can be deferred during the day until a much more suitable time slot is found for their execution. The power generation system consists of photovoltaic panels (327W/unit) [1].

## 3. Mathematical models

### 3.1. Deterministic approach

The methodology of the deterministic approach in this article<sup>2</sup> is developed in the article 1 (see article 1 section 3.1).

### 3.2. Stochastic approach

The methodology of the stochastic approach in this article<sup>2</sup> is developed in the article 1 (see article 1 section 3.2).

Figures 1 and 2 and 3 and 4 and 5 and 6 show the plots of probability density functions estimators for solar radiation obtained by nonparametric methods. The following times have been taken to represent the estimated density obtained: 6 a.m., 10 a.m., 12 a.m., and 2 p.m., 3p.m., and 5 p.m. We can see that the random variable of the estimated density follows the proposed laws.

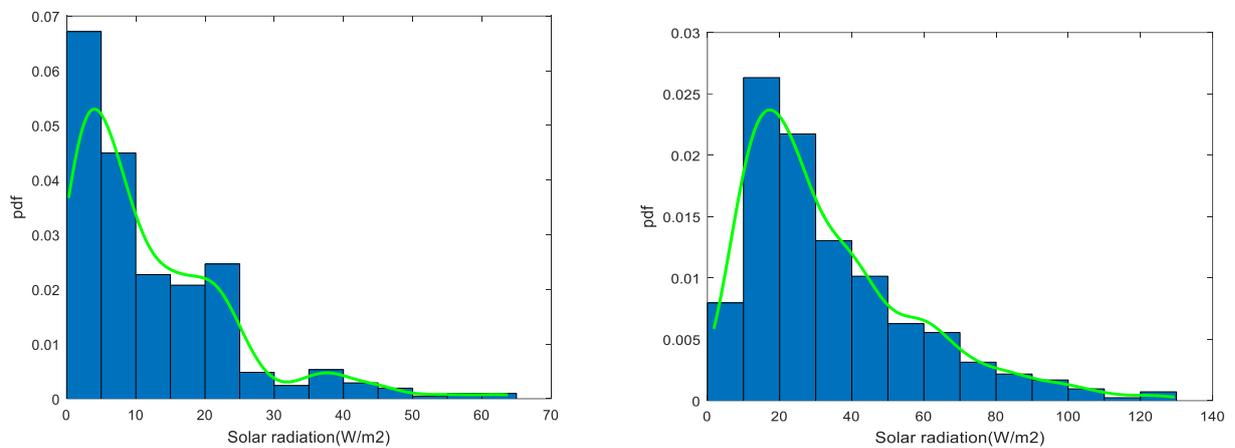


Fig. 1. Estimated probability density function of solar radiation at 6 a.m., and at 5 p.m

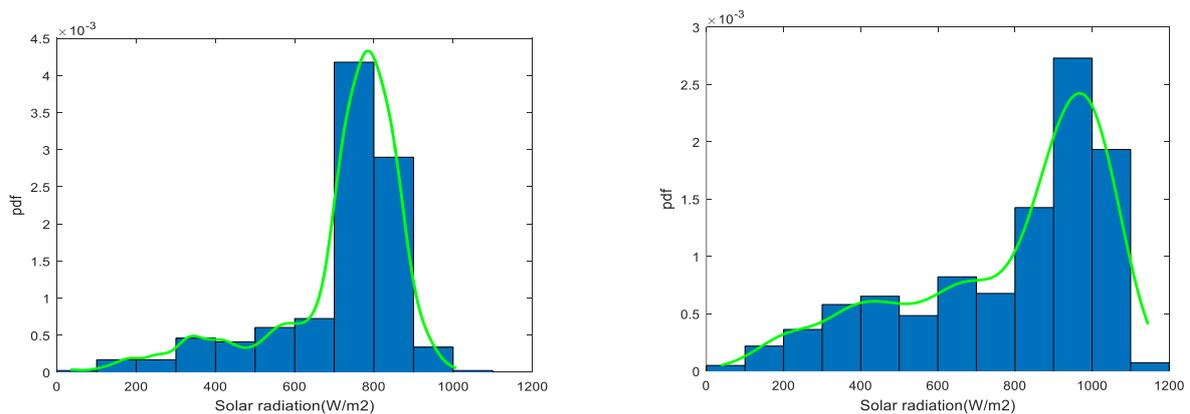


Fig. 2. Estimated probability density function of solar radiation at 10a.m., and at 12a.m,

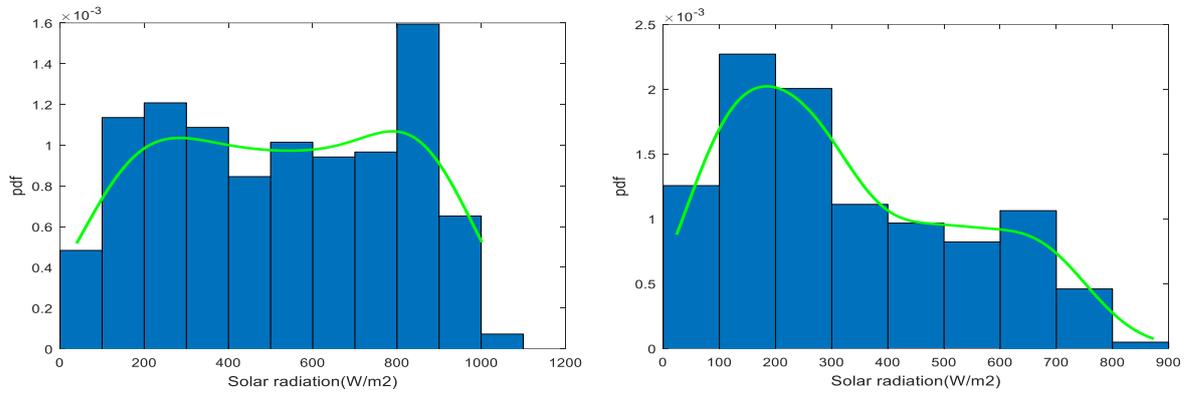


Fig. 5. Estimated probability density function of solar radiation at 2 p.m., and at 3 p.m.,

## 4. Numerical simulations

In the stochastic modelling of the stand-alone micro-grid, the intermittent nature of the production is considered, so the photovoltaic production is modelled taking into account the predicted solar radiation, that is obtained by using the experimental data of the studied site, the non-parametric estimation methods and the numerical simulations [4]. Thus, we can forecast the possible productions for each day, for each month and for each season and plan our capacity to respond to the demand, and therefore decide on the amount of energy to keep at the battery level for the following days [4]. As mentioned before, self-consumption for three days is targeted when the solar forecast becomes pessimistic for the next two days.

Figures 7 and 8 shows us the consumption of electrical appliances in the first and in the second houses. For both houses, the power consumptions are marked by permanent services from 1 a.m. hour to 12 p.m. due to the constant activity of the refrigerators and freezers. Occasional loads are localized around 12 a.m., in the solar radiation zone, except for low power appliances that are only useful in the evening to meet night-time needs, such as lamps. Indeed, for the two houses, this configuration corresponds to the optimal distribution of service proposed by the solver. The high demand of loads around 12 a.m., or in the solar radiation zone minimizes the use of the battery.

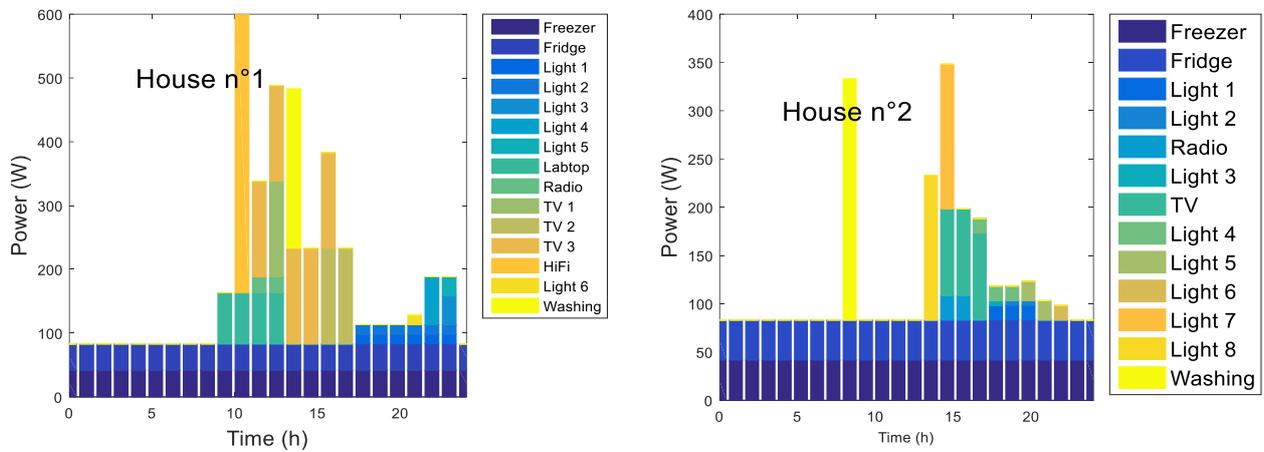


Fig. 7. Consumption of electrical appliances in the first house and the second house.

The figure 9 shows the comparison between the actual use of electrical devices and the optimized configuration proposed by the solver for the first and the second houses. This allows to highlight the low power consumption at the end of the day for the optimized consumption. Indeed, in the optimized configuration, only the permanent services and the low-power evening lights function from 6 p.m.

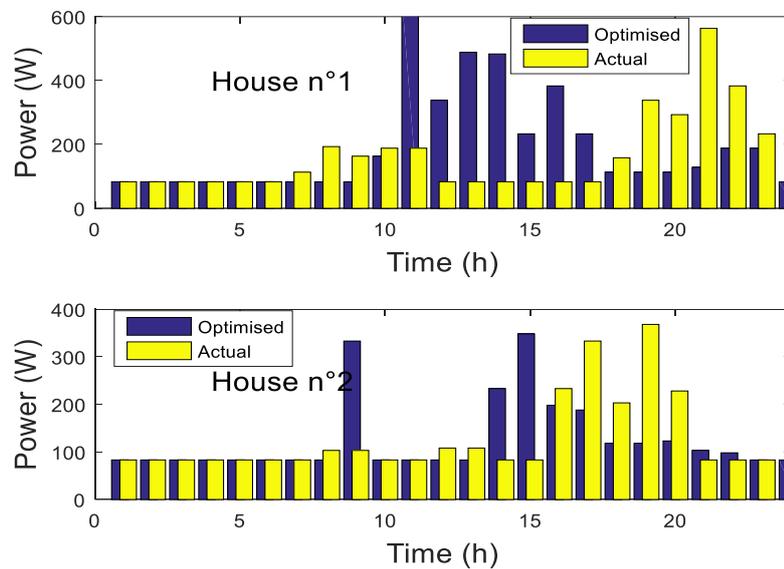


Fig. 9. Classic and optimized daily electrical consumptions for the first and the second houses

For the comfort, as shown in figure 10, the satisfaction graph gives the difference between the time service computed by the solver and the wished time giving by the users. For both houses, a constant comfort level of 50 % is observed, it allows to validate the configuration of the proposed use of the services. The aim is to minimize power consumption without excessively degrading users' satisfaction.

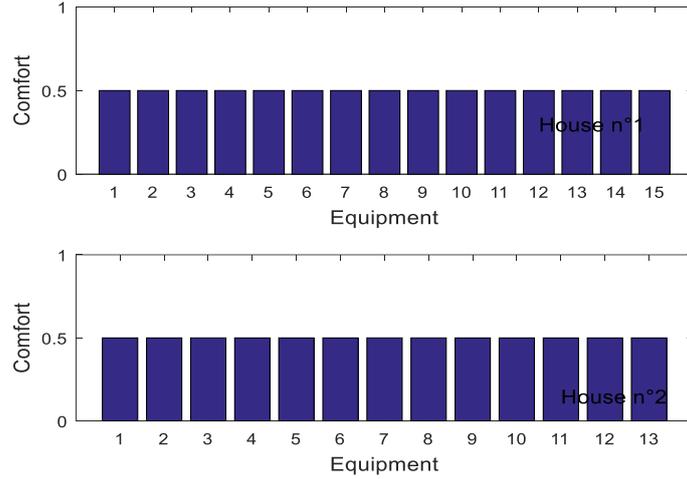


Fig. 10. Evaluation of users' comfort for each consumption service for the first and the second houses.

Figures 11 and 12 show us the two of the possible scenarios of the random variable of the production, the random variable of the evolution of the battery state of charge, the random variable of the power stored in the battery and the random variable of power supplied by it at the scale of two houses. Here the power consumption of two houses is considered, knowing that the aim is to investigate the stochastic operation of the microgrid system by including the electrical appliances of the second house. As shown in the figures, the intermittency of the solar production is observed.

Seeing the two scenarios of the random variable of the evolution of the state of charge of the battery, we can observe in both cases a state of charge higher than 50% at the end of the day. The graph allows us to follow the dynamics of flux exchanged between production and storage. The power  $\widetilde{P}_{Bin}$  stored in the battery logically follows the solar radiation curve. Therefore, the stochastic study demonstrates the performance of the system in front of intermittent source by grouping two houses. Indeed, we can demonstrate that at the scale of two houses, the system can adapt well to random constraints.

In the stochastic study, we can have a degraded day for the solar production and for that, the only source of production will be the battery. In this case, we have to minimize the power consumption, and therefore the power supplied by the battery in the previous clear sky day so that the system is autonomous for the next two days [4].

On the other hand, if the weather forecast for the next day is optimistic (clear skies) then the production of the whole day can be used for the demand [1].

Thus, the study of the solar radiation forecast will help us to predict the optimistic or pessimistic day of solar production and to make decisions on the management of the microgrid system [4].

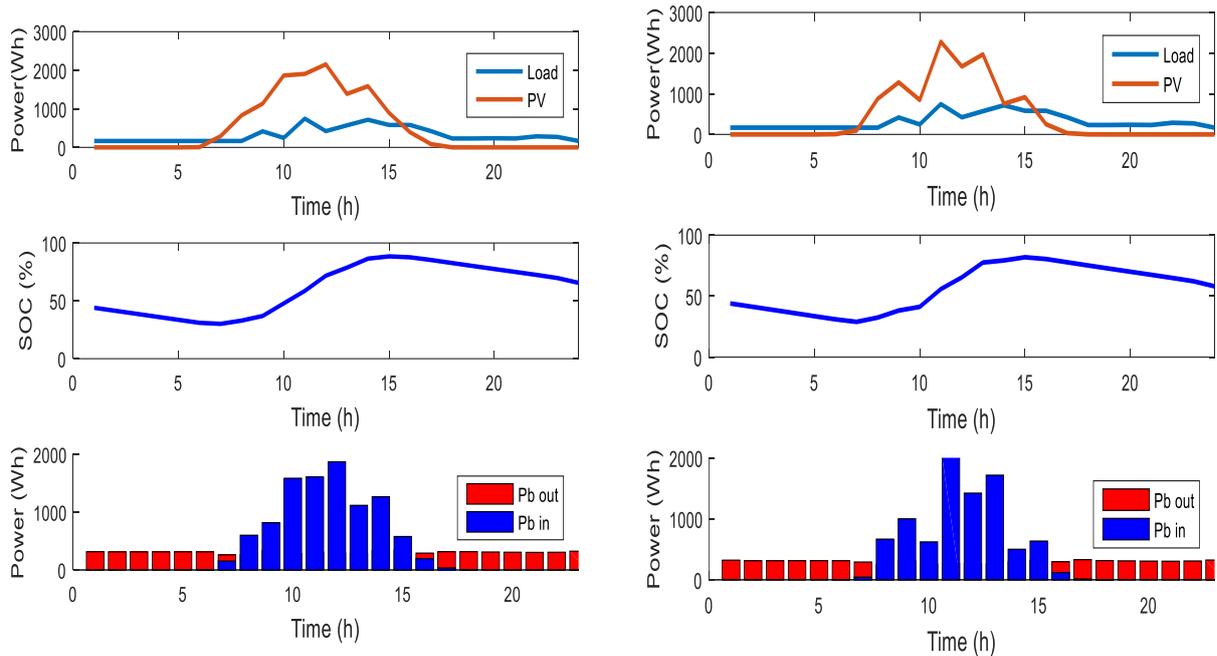


Fig. 11. Scenarios 1 and scenarios 2 of predicted production and optimized consumption, evolution of the battery state of charge and variation of charge and transfer power for the battery.

## 5. Conclusion

The results show that the solver adapts well to the stochastic operation of the microgrid system by grouping two houses. However, efficient management of cluster of the three houses is an alternative to obtain the most efficient use of renewable energy resources. Looking for the minimum energy consumption for two houses is not enough to optimize the production system. Stochastic Modeling at the scale of two houses must be use to upscale at the level of three houses. The main advantage of the production and the participative consumption is to mix almost electrical devices. This combination of services provides greater flexibility to renegotiate deliveries or reduced load shedding. The grouping of the three houses allows to attain the autonomy of the microgrid system [1].

In this study, the intermittence of the resource is taken into account and the prediction of the solar radiation, thus the solar production allows us to make decision and validate the performance of the system in front of the intermittent source. The consideration of uncertainties on power consumption is currently in progress. The next step is to extend the stochastic study of two houses to the scale of the three houses, followed by the consideration of demand variation. The study of the system performance will then be carried out followed by decision making, due to the prediction of the resource and the variation of the demand.

## References

- [1] D. Calogine, O. Chau, and P. Lauret, "A fractional derivative approach to modelling a smart grid-off cluster of houses in an isolated area," *J. Appl. Numer. Optim.*, vol. 1 n°3, pp. 347-362, 2019.
- [2] D. L. Ha, "Un système avancé de gestion d'énergie dans le bâtiment pour coordonner production et consommation," *Modélisation et Simulation*, Institut National Polytechnique, Grenoble, 2007.
- [3] M. H. Le, "Prise en compte des incertitudes de prédiction dans la gestion des flux d'énergie dans l'habitat," *Automatique Robotique*, Université de Grenoble, 2011.
- [4] P. Rasoavonjy, O. Chau, T. Fanjirindratovo, O. Ramiarinjanahary, S. Dotti, "Stochastic modeling of the optimal management of an autonomous microgrid", in press.
- [5] R. E. Bird, and R. L. Hulstrom, "Simplified clear sky model for direct and diffuse insolation on horizontal surfaces", Solar Energy Research Inst, USA, 1981.
- [6] P. Esquirol, and P. Lopez, *L'ordonnancement* Ed. Economica, 1999
- [7] G. Foggia, "Pilotage Optimal de système multi-sources pour le bâtiment," *Sciences de l'ingénieur*, Institut National Polytechnique, Grenoble, 2009.
- [8] A. Bemporad, and M. Morari, "Control of systems integrating logic, dynamics and constraints" *Automatica*, vol. 35, pp. 407-427, 1998.
- [9] D. L. Ha, H. Joumaa, S. Ploix and M. Jacomino, "An optimal approach for electrical management problem in dwellings," *Energy and Buildings* 45, p.1-14, 2012.
- [10] A. Z. Zambon, and R. Dias, "A review of kernel density estimation with applications to econometrics", *Int. Economic Review*, vol.5, pp. 20-42, 2012.
- [11] W. K. Härdle, *Smoothing techniques: with implementation in S*, Springer Series in Statistics, 1991.
- [12] P. Deheuvels, "Estimation non paramétrique de la densité par histogrammes généralisés", *Revue de Statistique Appliquée*, vol. 25 n° 3 pp.5-42, 1977.
- [13] M. Rudemo, "Empirical choice of histograms and kernel density estimators", *Scand. J. Statist.*, vol. 9, pp. 65-78, 1982.
- [14] B. W. Silverman, "Density Estimation for Statistics and Data Analysis," *Monographs on Statistics and Applied Probability*, vol. 26, 1986.
- [15] M. Desenfant, N. Fischer, B. Blanquart, and N. Bédia, "Evaluation of uncertainty using Monte Carlo simulations", *Proc. of the 13<sup>th</sup> Int. Metrology Congress*, Lille, France, 2007.
- [16] Hennebelle and T. Coorevits, "Propagation des distributions-Détermination des incertitudes par la méthode de Monte Carlo", 2013.

# CHAPITRE 6

---

## Expérimentations stochastiques

---

### Sommaire

---

1. Prise en compte de la variation du rayonnement solaire sur la modélisation et simulation du système micro-réseau .....	187
1.1. Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison .....	187
1.2. Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons .....	189
1.3. Evaluation du confort de usagers pour chaque maison .....	190
1.4. Equilibre optimale du système micro-réseau .....	191
2. Application avec les données de mesure réelles du rayonnement solaire de chaque mois du site d'expérimentation pour la prise des décisions. ....	192
2.1. Analyse de la distribution de probabilité des résultats de sortie pour le mois de Janvier .....	193
2.1.1. Consommation optimale, l'énergie consommable optimisée et l'état de charge de la batterie. ....	193
2.1.2. Tendance sur l'utilisation des appareils électrique pour chaque mois .....	223
2.2. Analyse de la distribution de probabilité des résultats de sortie pour le mois de Juillet .....	223
2.2.1. Consommation optimale, l'énergie consommable optimisée et l'état de charge de la batterie. ....	223
2.2.2. Tendance sur l'utilisation des appareils électrique pour chaque mois .....	252
3. Prise en compte de la production intermittente et de la variation de la consommation sur la modélisation et simulation du micro-réseau .....	252
3.1. Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison .....	253
3.2. Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons .....	255
3.3. Evaluation du confort de usagers pour chaque maison .....	256
3.4. Equilibre optimale du système micro-réseau .....	257
4. Evaluation de l'expérimentation stochastique .....	258



# 1. Prise en compte de la variation du rayonnement solaire sur la modélisation et simulation du système micro-réseau

**P**our la mise en place du fonctionnement stochastique du micro-réseau autonome, l'intermittence de la production est prise en compte. Dans ces résultats, les paramètres d'entrée incertains sont les paramètres liés à la production solaire, ainsi, nous avons à l'entrée la distribution de probabilité du rayonnement solaire. Dans la méthode de propagation des incertitudes, l'incertitude des paramètres d'entrée impacte les résultats de sortie. Le fait que la production est intermittente à l'entrée, cela impactera les variables de sortie telles que la consommation, la puissance entrant et sortant de la batterie et l'état de charge de la batterie. En effet, un seul paramètre d'entrée incertain impacte toutes les variables de sortie. L'objectif étant de vérifier si le système peut toujours s'adapter face aux contraintes aléatoires dues à la prise en compte de l'intermittence de la production dans la gestion optimale d'un micro-réseau autonome, et donc d'avoir des résultats optimaux correspondant aux distributions de probabilité associées aux entrées du modèle MILP. Comme les résultats peuvent le démontrer, le système s'adapte bien aux contraintes aléatoires et la variation des variables de sortie nous montre l'impact des paramètres d'entrée aux résultats de sortie. Ces résultats nous permettront, en connaissant la probabilité de la production de la journée grâce à la prévision du rayonnement solaire, de décider sur le fonctionnement du système et de donner des conseils sur la consommation des utilisateurs donc sur le fonctionnement des appareils électriques. La décision peut être une décision journalière, mensuelle et saisonnière. Puisque nous avons une distribution en entrée, nous aurons aussi une distribution à la sortie, ainsi chaque variable de sortie aura un échantillon dont on peut en calculer une distribution empirique permettant de savoir leur probabilité d'occurrence et de prendre des décisions afin de donner des conseils aux utilisateurs.

## 1.1. Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison

Les figures 6.1, 6.2 et 6.3 nous montrent les deux scénarios aléatoires des séquences des appareils électriques des trois maisons. Ces figures nous montrent la consommation optimale des services de chaque maison, comme dit dans le chapitre 3 de la thèse, nous avons 15 services dans la maison 1, 13 services dans la maison 2 et 12 services dans la maison 3. La différence entre les deux scénarios de chaque maison nous montre la variation de la consommation en fonction de la production, la consommation qui est une variable de sortie, et cette variation nous prouve que l'incertitude d'un paramètre d'entrée impacte les variables de sortie.

Comme le cas déterministe, ces figures sont caractérisées par la consommation de services permanents de 1h à 24h due à l'activité des réfrigérateurs et des congélateurs, les consommations ponctuelles sont localisées dans la zone de radiation solaire. En effet, la plupart des consommations sont placées dans la zone de radiation solaire sauf pour les lampes qui sont nécessaires au début de la matinée et à la fin de la journée. Ainsi, cette configuration correspond bien à la répartition optimale de service proposée par le solveur. La forte sollicitation de services sur la zone de radiation solaire minimise l'utilisation de la batterie. Effectivement, ces résultats montrent que le système peut bien s'adapter aux contraintes aléatoires dues à la production intermittente.

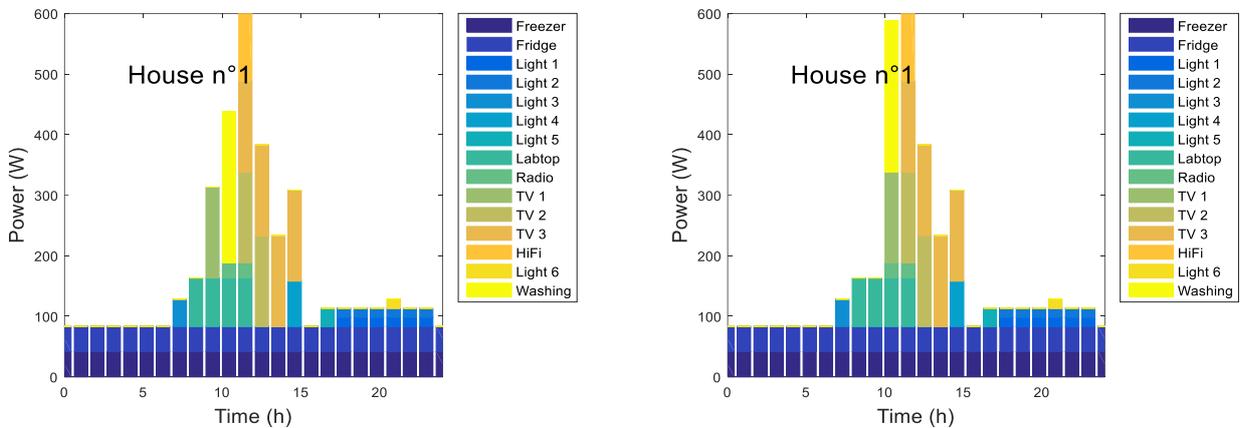


Fig. 6.1 Deux scenarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison1 avec intermittence de PV

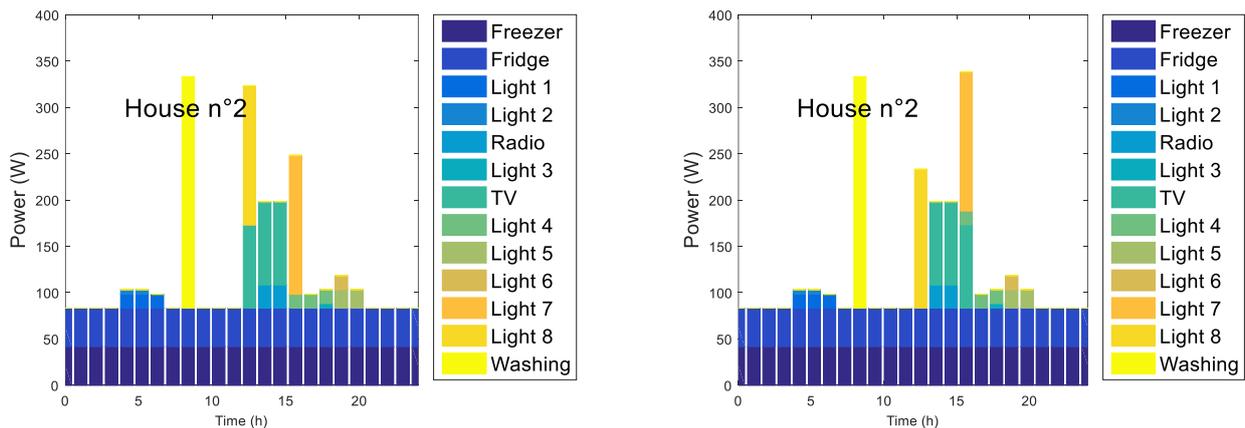


Fig. 6.2 Deux scenarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison2 avec intermittence de PV

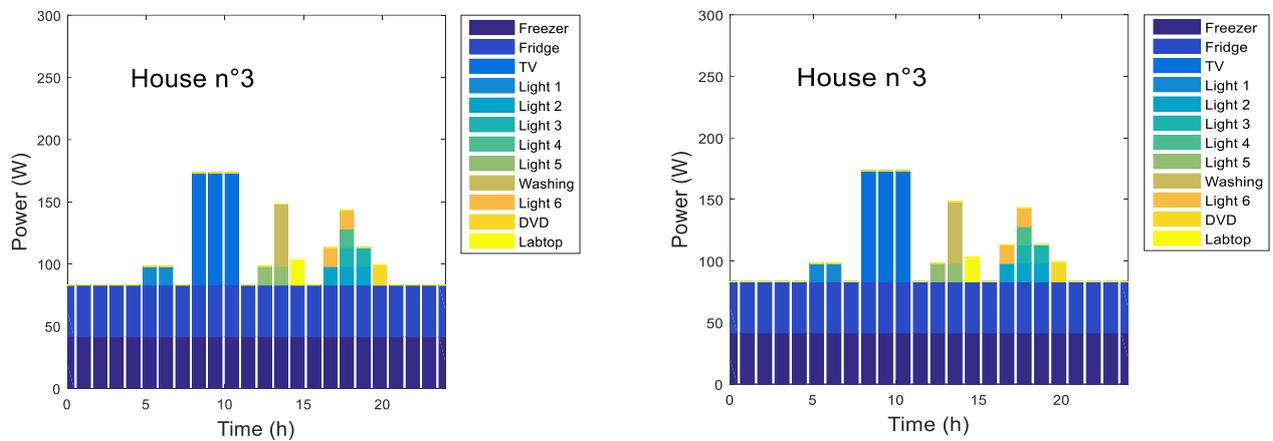


Fig. 6.3 Deux scénarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison3 avec intermittence de PV

## 1.2. Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons

Les figures 6.4 nous montrent les deux scénarios possibles de consommations journalières réelles et optimisées des trois maisons. Dans le cas stochastique, comme dans le cas déterministe, une comparaison entre l'utilisation actuelle des appareils électriques et la configuration optimisée proposée par le solveur permet de mettre en évidence la faible consommation électrique en fin de journée. En effet dans la configuration optimisée, il ne reste que les appareils permanents et les lampes du soir au début de la matinée et à la fin de la journée à partir de 18h. Ainsi, le solveur peut bien gérer le système face aux contraintes aléatoires dues à la variation de la source solaire.

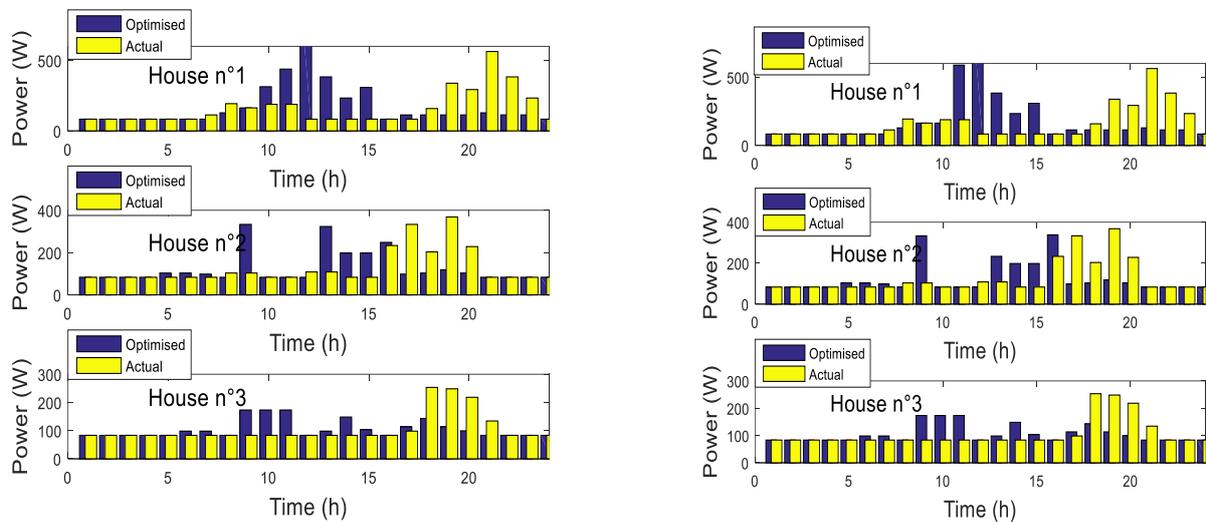


Fig. 6.4. Deux scénarios possibles de Consommations journalières réelles et optimisées des trois maisons avec intermittence de PV

### 1.3. Evaluation du confort de usagers pour chaque maison

Les figures 6.5 nous montrent les deux scenarios possibles du confort des services pour chaque maison. Les différences entre les deux figures ne sont pas remarquables mais ils en existent bien. On pourrait bien les apercevoir si nous avons en entrée une production solaire de deux saisons différentes, par exemple, avoir en entrée les rayonnements du mois de janvier et de mois de juillet ou les rayonnements solaire en hiver et en été, les différences entre l'énergie produite seront très remarquables et leurs impacts aux variables de sortie tel que le confort des usagers seront bien visibles sur les figures.

De même que pour le cas déterministe, un écart de niveau le plus élevé de 50% est observé pour les deux scénarios, il permet de valider la configuration d'utilisation des services proposée. Le but étant de minimiser l'écart entre la production et la consommation, donc de trouver l'équilibre optimale en minimisant les pertes en énergie, optimiser la batterie en gardant le confort des usagers au bon niveau.

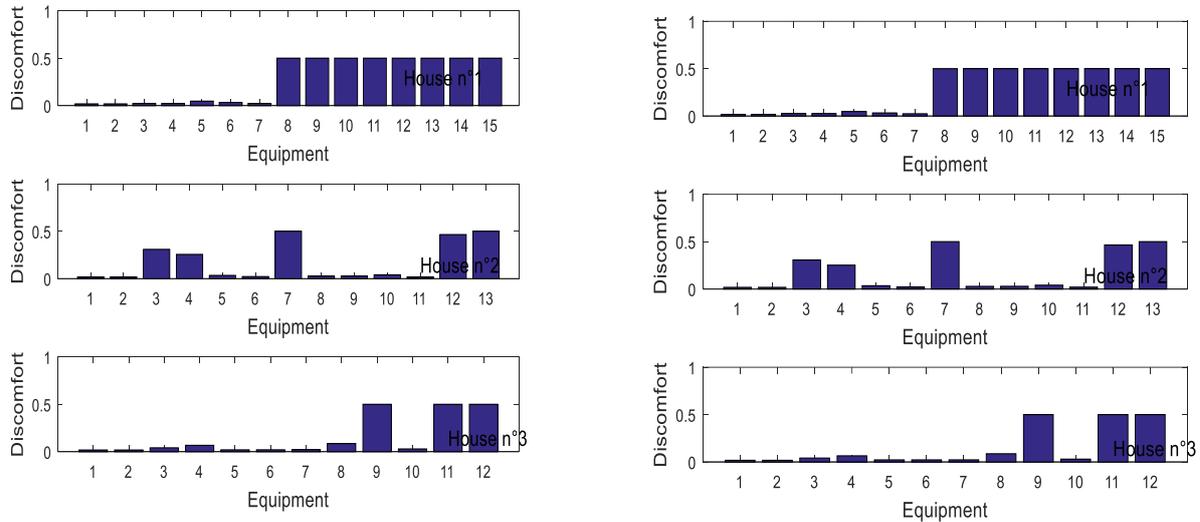


Fig. 6.5 Deux scénarios de l'évaluation du confort aléatoire des utilisateurs ( $U_j$ ) pour chaque service avec intermittence de PV

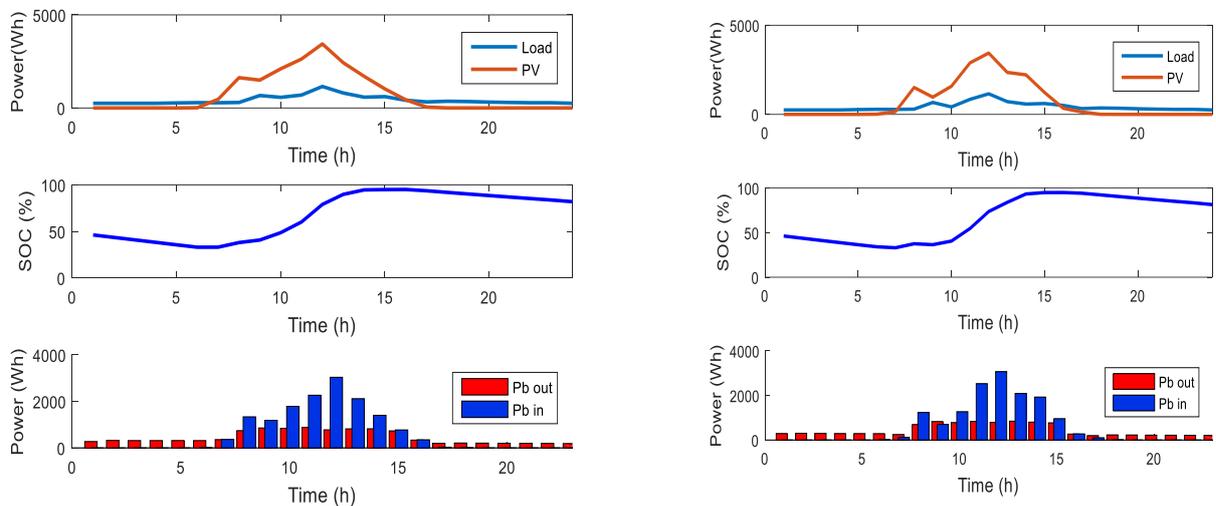
## 1.4. Equilibre optimale du système micro-réseau

Les figures 6.6 nous montrent les deux scénarios possibles de la production aléatoire et consommation aléatoire totale optimisée, les deux scénarios aléatoires de l'évolution de l'état de charge de la batterie et les deux scénarios aléatoires de la variation des puissances entrant et de sortant de la batterie. Comme montré sur les figures, l'intermittence de la production solaire est observée, la variation de la consommation totale optimisée est aussi observée, cela n'empêche que la plupart des consommations sont placées dans la zone de radiation solaire et la variation de la consommation est aussi importante sur cette zone et une faible consommation au début et à la fin de la journée reste inchangée, ce qui permet de mettre en évidence que la configuration correspond toujours à la répartition optimale des services proposée par le solveur.

Nous pouvons remarquer dans le deux cas un état de charge de plus de 70% pouvant même dépasser le 80% à la fin de la journée. Le graphe permet de suivre la dynamique des flux échangés entre la production et le stockage. Le flux de puissance  $Pb_{in}$  donnant la puissance entrant dans les batteries suit logiquement la courbe de rayonnement solaire comme représentée dans les figures 5.6. En effet, l'étude stochastique montre bien la performance du système face à la source intermittente. En effet, Le système peut bien faire face aux contraintes aléatoires dues à la variation du rayonnement solaire.

Dans l'étude stochastique, nous pouvons bien avoir une journée non prometteuse de la production solaire et pour cela, le seul moyen de production sera la batterie, et justement dans

ce genre de cas qu'on a besoin d'optimiser la batterie, c'est-à-dire optimiser la puissance entrant dans la batterie et la puissance fournie par la batterie lors de la journée du ciel clair précédente pour que le système restera autonome si la prévision solaire est pessimiste pour les prochains jours. Ainsi, l'étude de prévision du rayonnement solaire nous servira à avoir un bon nombre du rayonnement solaire possible de la journée et donc la probabilité d'occurrence de chaque variable de sortie telle que la consommation et en prendre des décisions sur l'utilisation des appareils électriques. L'étude de la prévision nous permettra aussi de savoir la probabilité que la journée soit optimiste ou pessimiste pour la production et en prendre de décision sur la gestion du système micro-réseau.



*Fig. 6.6. Deux scénarios possibles de la production et de la consommation totale optimisée, de l'évolution de l'état de charge de la batterie et de la variation des puissances d'entrant et de sortant  $P_{bin}$  et  $P_{bout}$  avec intermittence de PV*

## 2. Application avec les données de mesure réelles du rayonnement solaire de chaque mois du site d'expérimentation pour la prise des décisions.

Pour l'application, nous allons utiliser les données de mesure réelles d'un mois du rayonnement solaire comme entrée du modèle, soit pour un mois de 31 jours de 24 heures, nous aurons 31 vecteurs de 24 coordonnées du rayonnement solaire, donc 31 possibilités du rayonnement solaire pour un mois afin que les variables de sortie disposent chacune d'un échantillon de 31 valeurs pour chaque intervalle horaire permettant d'en estimer une densité de probabilité et d'en calculer la probabilité d'occurrence des événements. Nous avons expérimenté pour chaque mois et les appliquer au système micro-réseau. Après les études faites, nous avons remarqué que les résultats à la sortie ne présentent pas des différences remarquables pour chaque mois d'une saison alors nous avons pris un mois de chaque saison pour faire l'étude et en prendre des décisions.

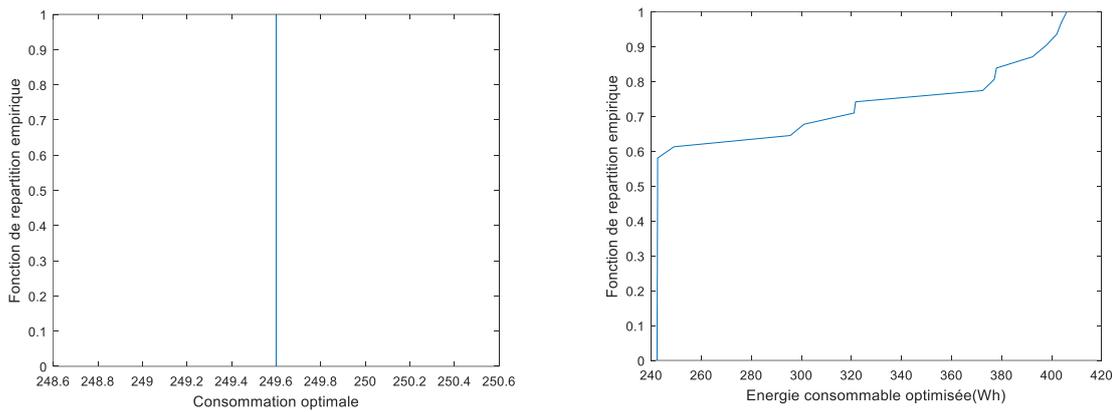
## 2.1. Analyse de la distribution de probabilité des résultats de sortie pour le mois de Janvier

L'objectif c'est de trouver la distribution empirique de chaque variable de sortie, à priori la consommation optimale et l'énergie consommable optimale afin de trouver un compromis entre la production et la consommation pour pouvoir prendre des décisions. En effet, pour savoir combien consommer et quels appareils utilisés pour chaque intervalle horaire d'un mois afin de donner des conseils aux usagers.

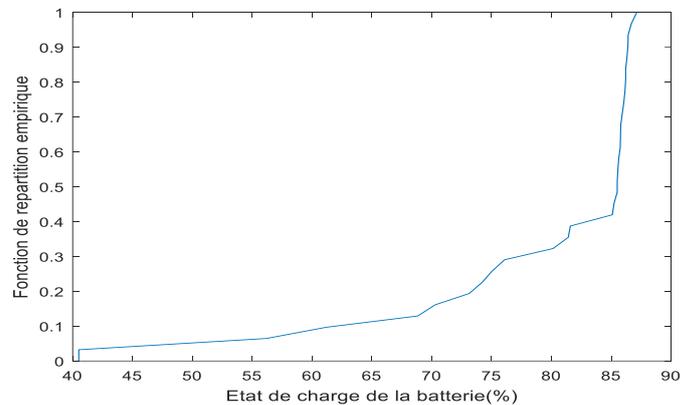
### 2.1.1. Consommation optimale, l'énergie consommable optimisée et l'état de charge de la batterie.

Comme illustré dans les figures 6.7, à 1 heure du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. Notons  $X_{out}$  la variable aléatoire de l'énergie optimale consommable donnée par la configuration optimale du système. La probabilité pour que  $242,6Wh < X_{out} \leq 406Wh$  est de 42%. Notons  $X_{soc}$  la variable aléatoire de l'état de charge de la batterie. La figure 6.8 montre qu'à la fin de la journée du mois de janvier, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $61\% < X_{soc} \leq 87\%$  est de 91%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 0h et 1h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant ainsi de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités

à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 249,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $250Wh < X_{out} \leq 406Wh$  est de 38%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 156W comme une lampe de 5W et une télévision de 150W.



*Fig. 6.7. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 1h du matin du mois de janvier*



*Fig. 6.8. Distribution empirique de l'état de charge de la batterie à 24h du mois de janvier*

Comme l'illustre les figures 6.10, à 2heures du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 321,1Wh$  est de nulle. Pour le mois de janvier, à la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge

de la batterie soit compris entre  $61\% < X_{soc} \leq 87\%$  est de 91%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 1h et 2h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 249,6Wh est nulle et la probabilité pour que l'énergie produite consommable optimisée soit  $321,1Wh < X_{out} \leq 346,8Wh$  est de 100%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 97W comme une lampe de 5W et une télévision de 90W.

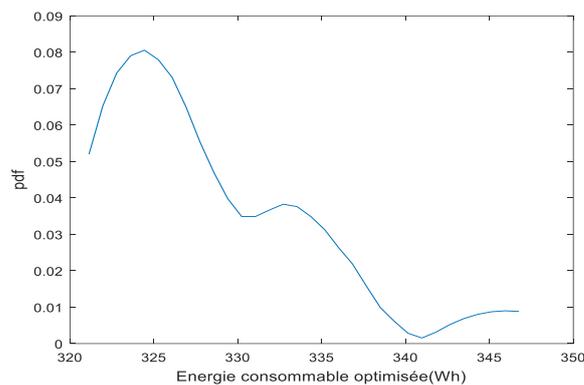
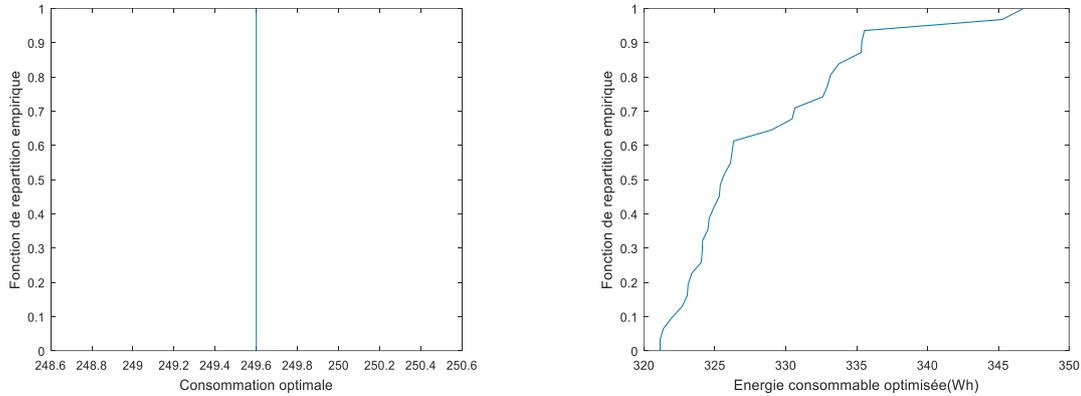


Fig.6.9. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie consommable optimisée à 2h du matin du mois de janvier



*Fig.6.10. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 2h du matin du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.12, à 3heures du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 322,2$  est nulle. A la fin de la journée du mois de janvier, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $61\% < X_{soc} \leq 87\%$  est de 91% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 2h et 3h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 249,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $322,2Wh < X_{out} \leq 342,1Wh$  est de 100%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 92,5W comme deux lampes de 5W et un ordinateur de 80W.

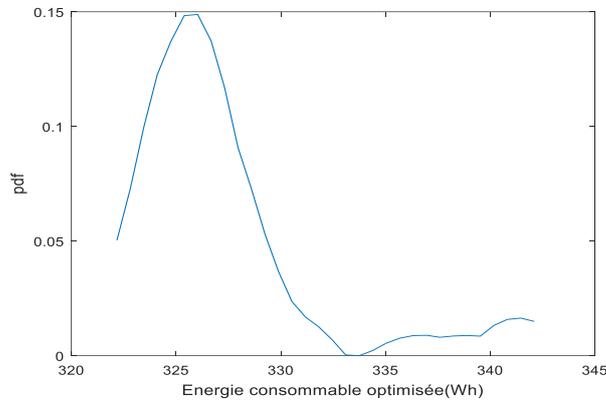


Fig.6.11. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 3h du matin du mois de janvier

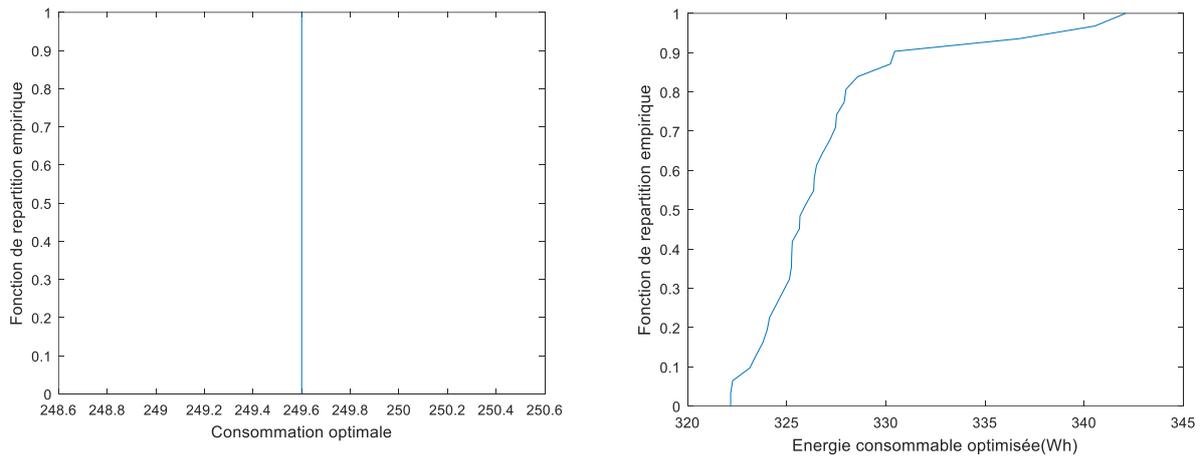
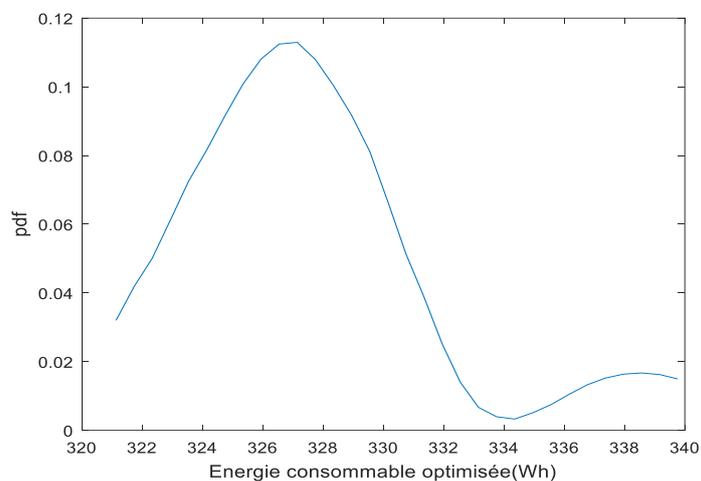


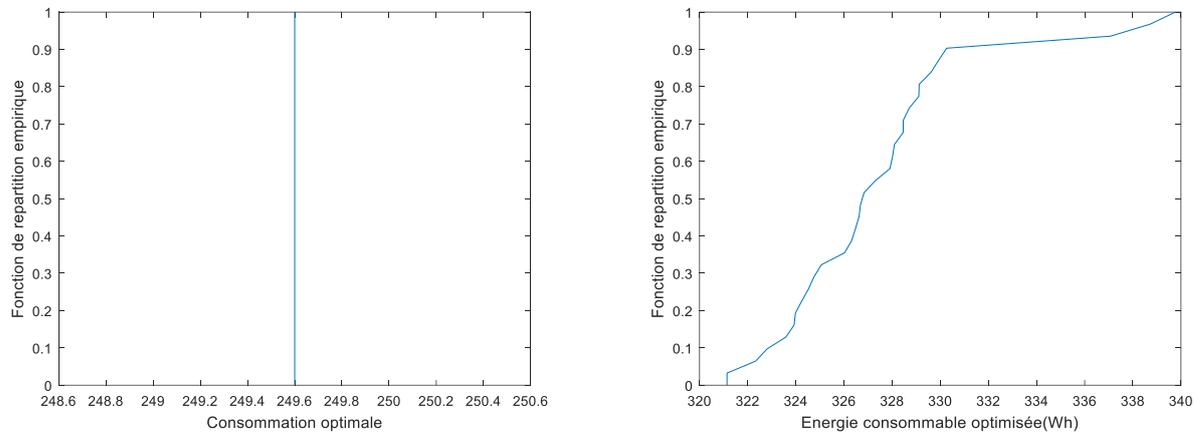
Fig.6.12. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 3h du matin du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.14, à 4heures du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 321,1 Wh$  est de 3,2% . A la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $61\% < X_{soc} \leq 87\%$  est de 91% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 3h et 4h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le

maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie et qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 249,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $321,1Wh < X_{out} \leq 339,8Wh$  est de 96,8%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 90W comme deux lampes de 5W et un ordinateur de 80W.



*Fig.6.13. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 4h du matin du mois de janvier*



*Fig.6.14. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 4h du matin du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.16, à 5heures du matin, la consommation optimale est de 269,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 318Wh$  est de 3,2% . A la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $61\% < X_{soc} \leq 87\%$  est de 91% . Sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 269,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $318Wh < X_{out} \leq 343,9Wh$  est de 96,8%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 74W comme deux lampes de 5W, deux lampes de 15W et une lampe de 30W.

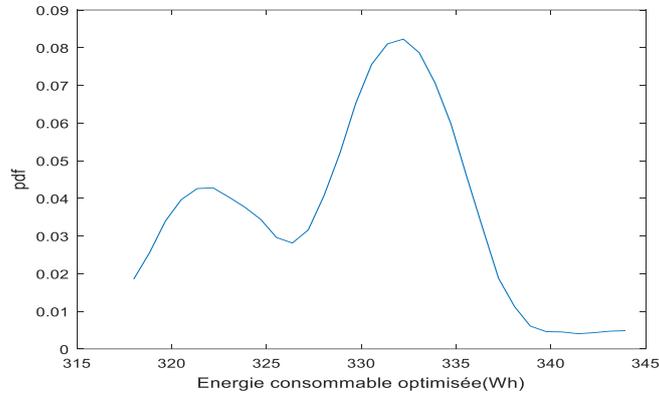


Fig.6.15. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 5h du matin du mois de janvier

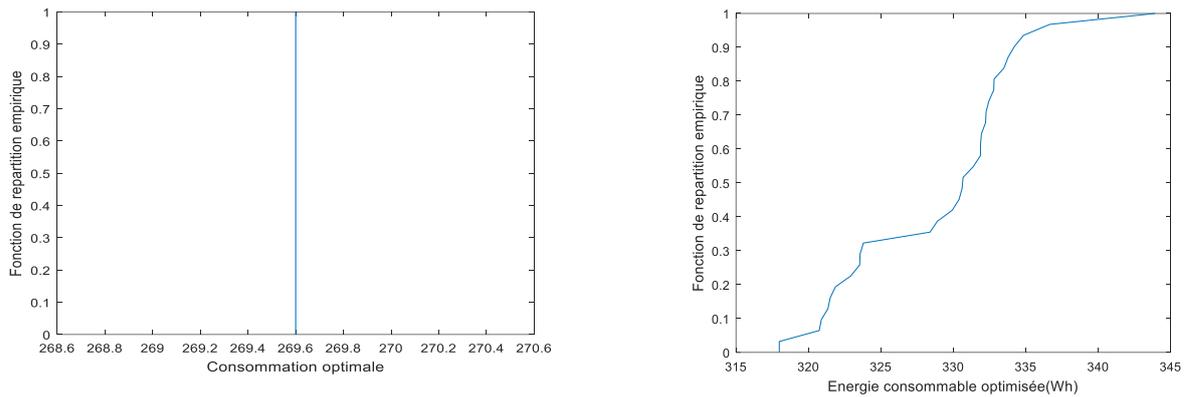


Fig.6.16. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 5h du matin du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.18, à 6heures du matin, la consommation optimale est de 284,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 314,2Wh$  est de 3,2% . A la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $61\% < X_{soc} \leq 87\%$  est de 91% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 5h et 6h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux lampes de 15W et une lampe de 5W. Sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 284,6Wh est nulle et la probabilité pour

que la puissance consommable optimisée soit  $314,2Wh < X_{out} \leq 347,5Wh$  est de 96,8%. Ainsi, si le temps d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 62W comme deux lampes de 15W et une lampe de 30W.

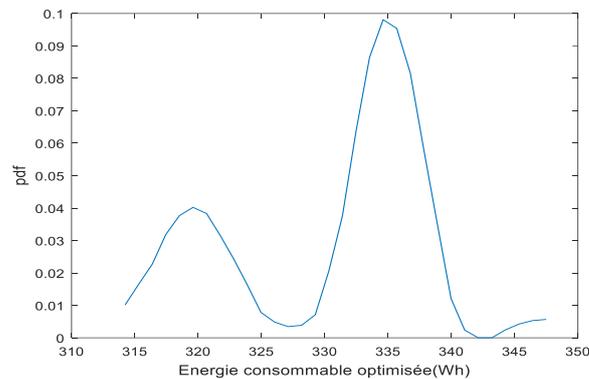


Fig.6.17. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 6h du matin du mois de janvier

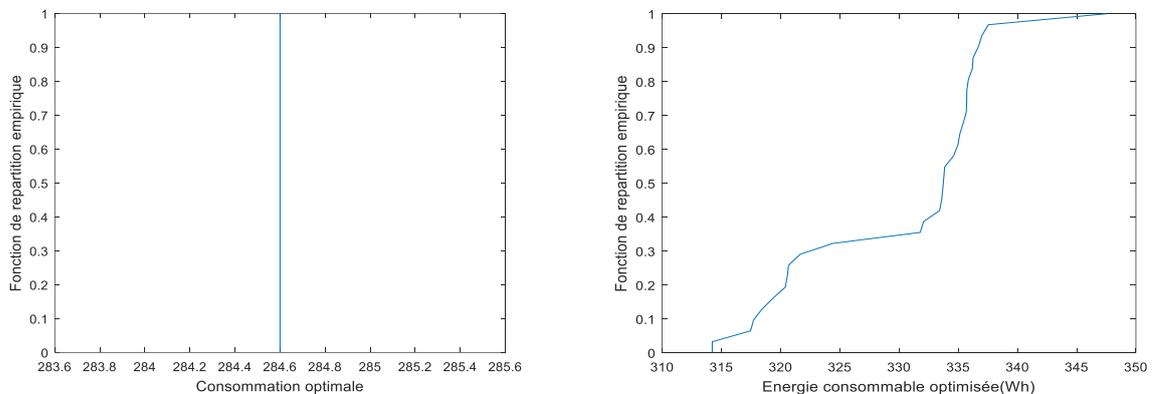


Fig.6.18. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 6h du matin du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.20, à 7heures du matin, la consommation optimale est de 279,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 340,1Wh$  est de 3,2% . A la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $61\% < X_{soc} \leq 87\%$  est de 91% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 6h et 7h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux lampes de 15W. Sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à

la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 279,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $340,1Wh < X_{out} \leq 569Wh$  est de 96,8%. Ainsi, si le temps d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 289W comme une machine à laver de 250W, une lampe de 5W et une lampe de 30W.

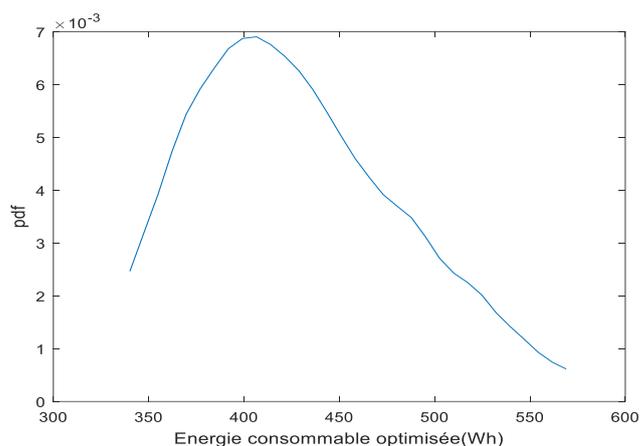


Fig.6.19. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 7h du matin du mois de janvier

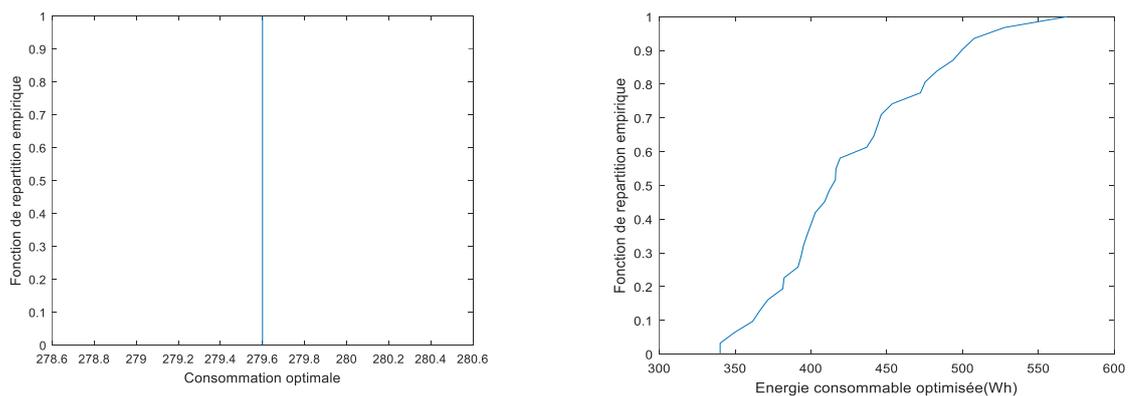


Fig.6.20. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 7h du matin du mois de janvier

Comme montré dans les figures 5.22, à 8 heures du matin, la consommation optimale est de 294,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 387,2Wh$  est nulle. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 7h et 8h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 45W. En effet, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 294,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $387,2Wh < X_{out} \leq 1202Wh$  est de 100%. Ainsi, si le temps d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 814W comme une machine à laver de 250W, deux télévisions de 150W, une télévision de 90W, une lampe de 75W et deux lampes de 45W.

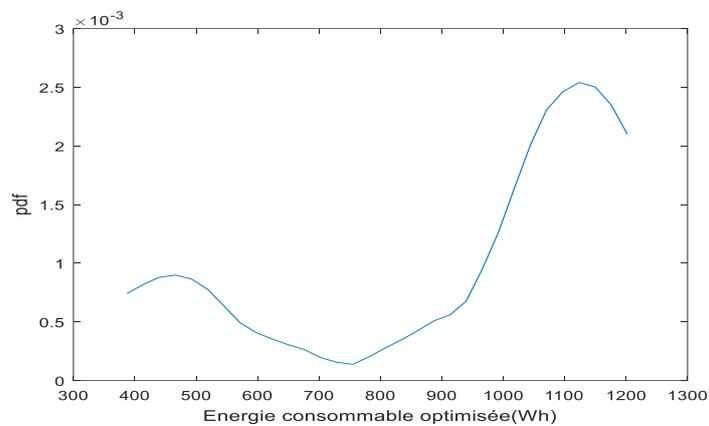


Fig.6.21. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 8h du matin du mois de janvier

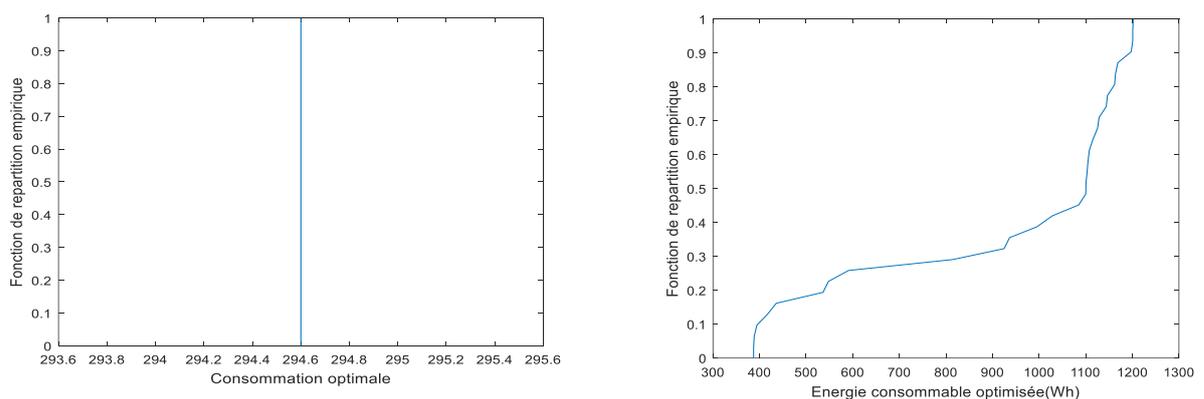
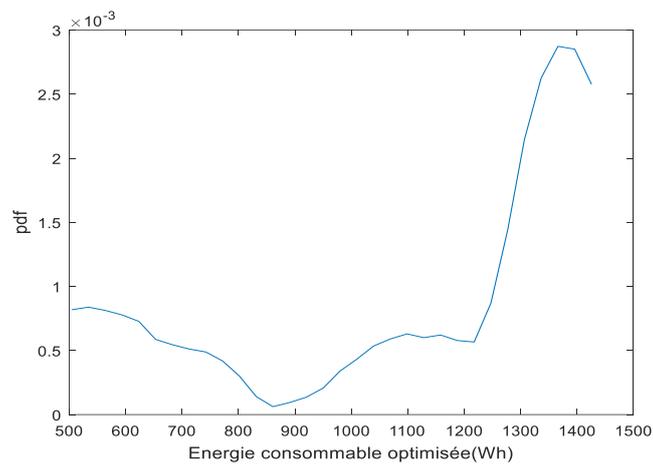


Fig.6.22. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 8h du matin du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.24, à 9heures, la consommation optimale est de 669,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 689,8Wh$  est de 19,35% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 8h et 9h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une machine à laver de 250W, une télévision de 90W. Sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 669,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $689,8Wh < X_{out} \leq 1426Wh$  est de 80,65%. Ainsi, si le temps d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 756W comme une machine à laver de 250W, trois télévisions de 150W et deux radio de 25W.



*Fig.6.23. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 9h du mois de janvier*

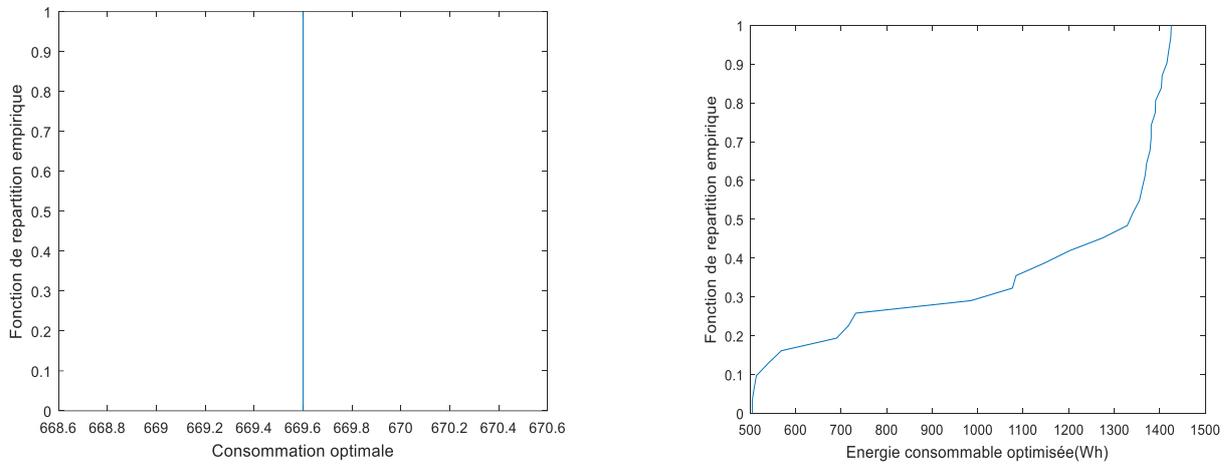


Fig.6.24. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 9h du mois de janvier

Notons  $X_{conso}$  la variable aléatoire de la consommation optimale. Comme l'illustre les figures 5.26, à 10heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 420Wh$  est de 25,81% et la probabilité pour que  $420Wh < X_{conso} \leq 569,6Wh$  est de 74,19%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 425,7Wh$  est nulle, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $425,7Wh < X_{out} \leq 1705Wh$  est de 100%. La probabilité pour que  $614,6Wh < X_{out} \leq 1705Wh$  est de 80,65%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 9h et 10h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une télévision de 150W, une télévision de 90W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 420Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 425,7Wh$ (probabilité nulle), les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 569,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $614,6Wh < X_{out} \leq 1705Wh$  est de 80,65%. Ainsi, dans 80,65% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1135W comme une chaine hifi de 500W, trois télévisions de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W.

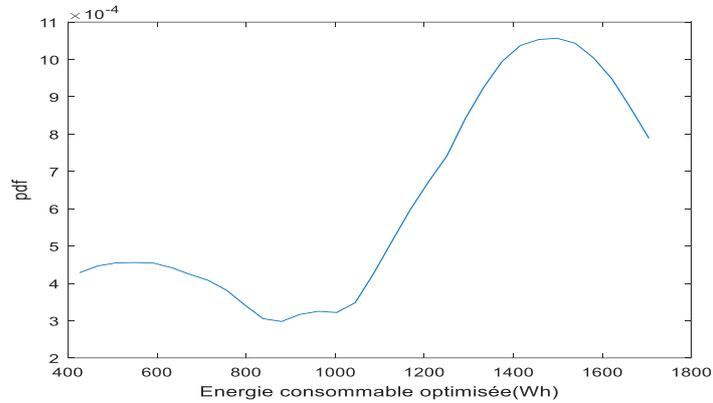


Fig.6.25. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 10h du mois de janvier

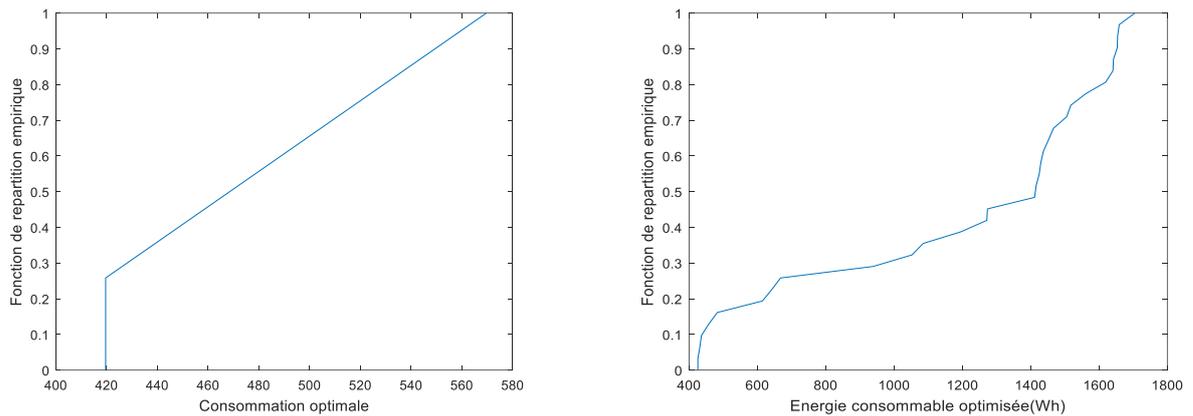


Fig.6.26. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 10h du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.28, à 11 heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 694,6Wh$  est de 74,19% et la probabilité pour que  $694,6Wh < X_{conso} \leq 844,6Wh$  est de 25,81%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 694,6Wh$  est 19% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $694,6Wh < X_{out} \leq 2204Wh$  est de 81%. La probabilité pour que  $844,6Wh < X_{out} \leq 2204Wh$  est de 73%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 10h et 11h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une radio de 25W, une machine à laver de 250W, une télévision de 90W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 694,6Wh$  est largement supé-

rieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 694,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 844,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $844,6Wh < X_{out} \leq 2204Wh$  est de 73%. Ainsi, dans 73% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1359W comme une chaîne hifi de 500W, une machine à laver de 250W, trois télévisions de 150W, une télévision de 90W, une radio de 25W.

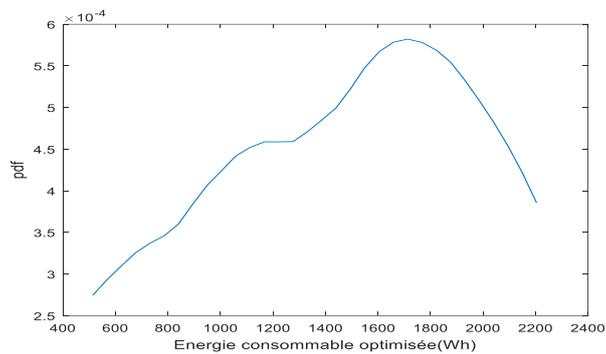


Fig.6.27. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 11h du mois de janvier

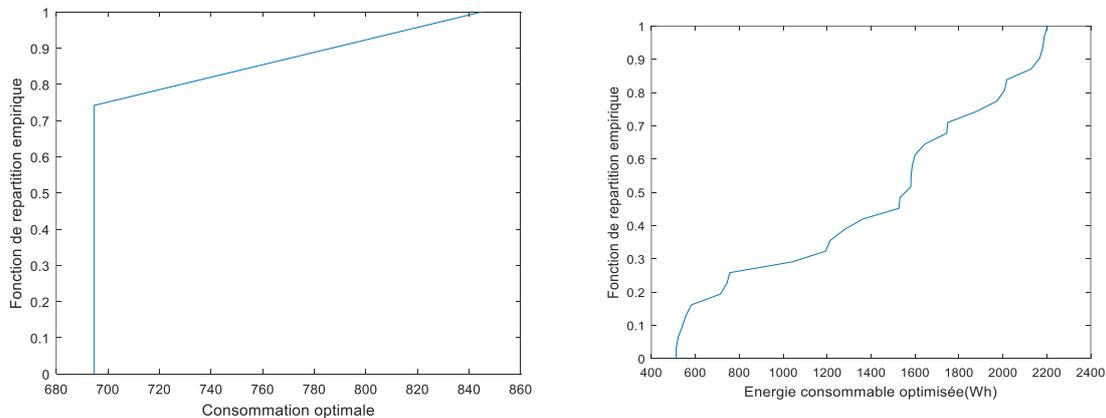
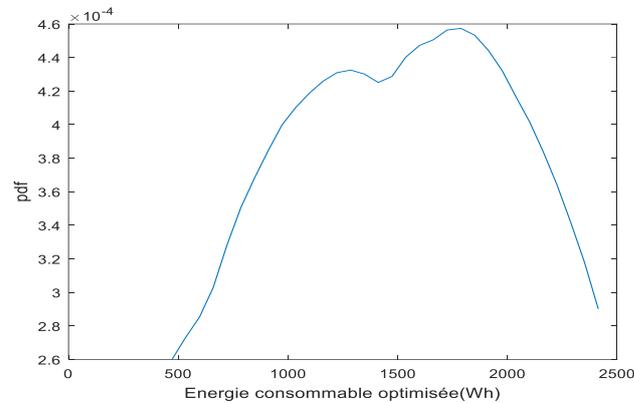
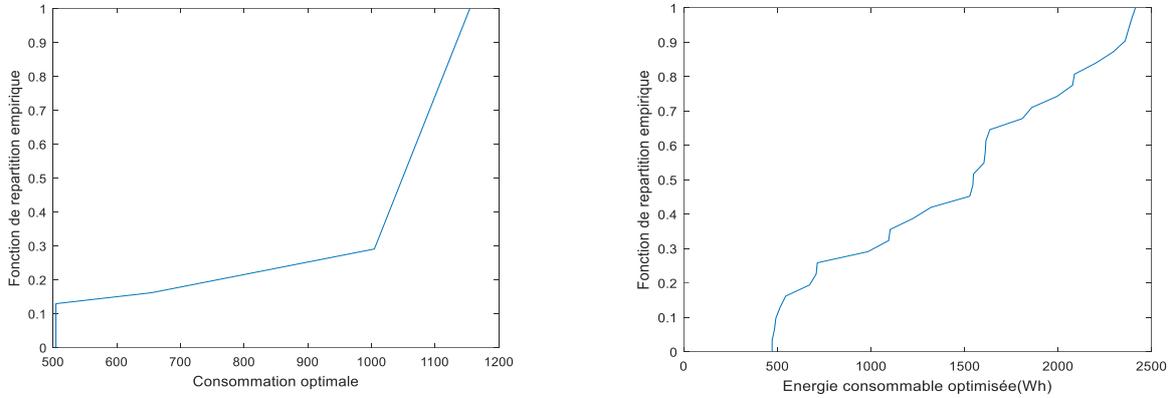


Fig.6.28. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 11h du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.30, à 12heures midi, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 504,6Wh$  est de 12,9% et la probabilité pour que  $504,6Wh < X_{conso} \leq 1155Wh$  est de 87,1%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 504,6Wh$  est 11% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $504,6Wh < X_{out} \leq 2414Wh$  est de 89%. La probabilité pour que  $1155Wh < X_{out} \leq 2414Wh$  est de 73%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 11h et 12h midi sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une radio de 25W, une machine à laver de 250W, une télévision de 90W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 504,6Wh$  est supérieure ou plus ou moins égale à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 504,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 1155Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $1155Wh < X_{out} \leq 2414Wh$  est de 73%. Ainsi, dans 73% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1569W comme une chaine hifi de 500W, une machine à laver de 250W, trois télévisions de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W, trois radio de 25W, deux machines à laver de 50W.



*Fig.6.29. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 12h du mois de janvier*



*Fig.6.30. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 12h du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.32, à 13heures , la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 804,6Wh$  est de 83,87% et la probabilité pour que  $804,6Wh < X_{conso} \leq 1305Wh$  est de 16,13%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 804,6Wh$  est 28,34% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $804,6Wh < X_{out} \leq 2500Wh$  est de 71,66%. La probabilité pour que  $1305Wh < X_{out} \leq 2500Wh$  est de 57,32%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 12h et 13h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux télévisions de 150W, une télévision de 90W, une lampe de 150W et une lampe de 15W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 804,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 804,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 1305Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $1305Wh < X_{out} \leq 2500Wh$  est de 57,33%. Ainsi, dans 57,33% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1195W comme une chaine hifi de 500W, une télévision de 150W, deux télévisions de 90W, trois ordinateurs portables de 80W, deux radio de 25W.

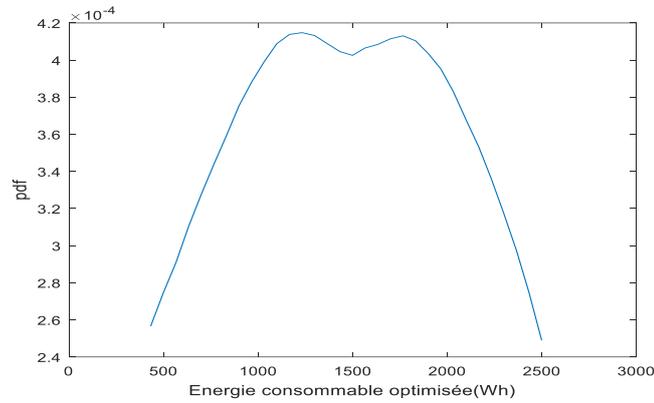


Fig.6.31. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 13h du mois de janvier

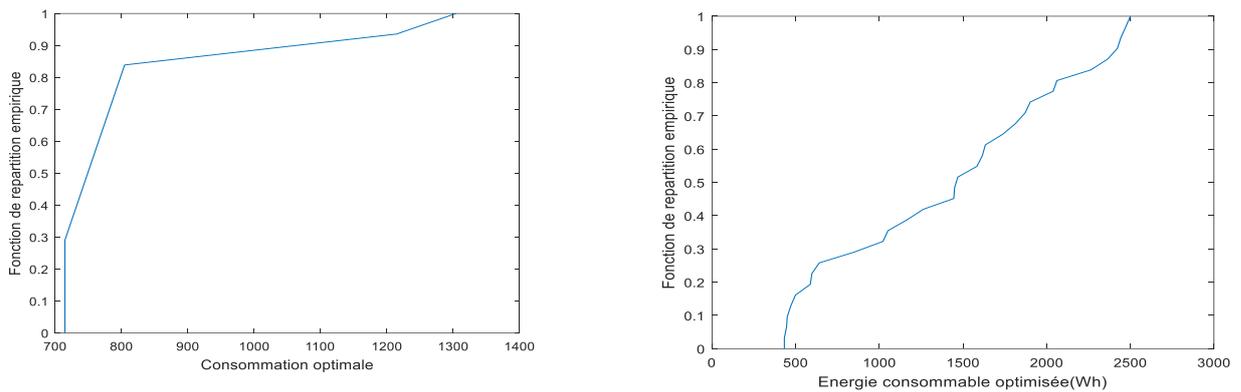
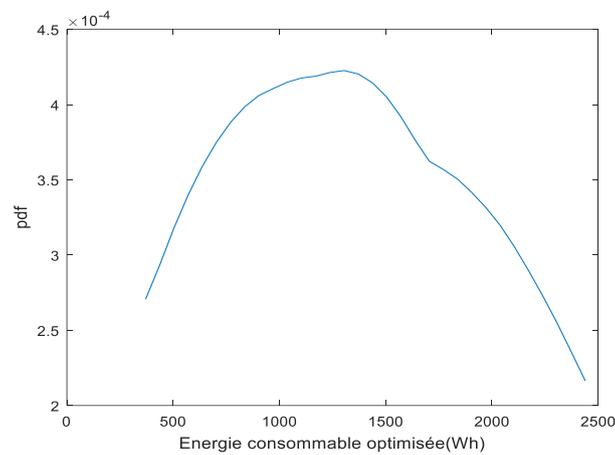


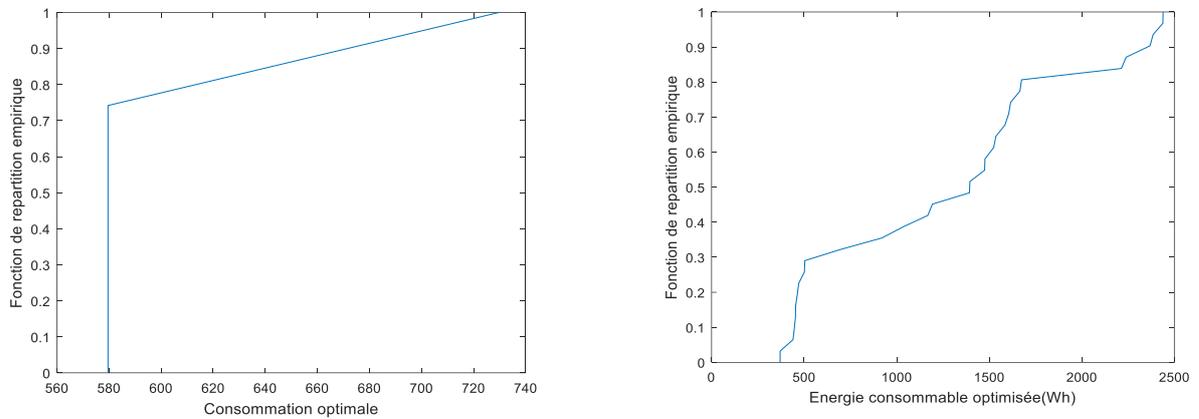
Fig.6.32. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 13h du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.34, à 14heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 579,6Wh$  est de 74,19% et la probabilité pour que  $579,6Wh < X_{conso} \leq 729,6Wh$  est de 25,81%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 579,6Wh$  est 30,27% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $579,6Wh < X_{out} \leq 2439Wh$  est de 69,73%. La probabilité pour que  $729,6Wh < X_{out} \leq 2439Wh$  est de 67,31%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 13h et 14h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une télévision de 150W, une lampe de 25W, une télévision de 90W, une lampe de 15W et une machine à laver

de 50W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 579,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 579,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 729,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $729,6Wh < X_{out} \leq 2439Wh$  est de 67,31%. Ainsi, dans 67,31% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1709W comme une chaine hifi de 500W, deux machines à laver de 250W, deux machines à laver de 50W, une télévision de 150W, deux télévisions de 90W, trois ordinateurs portables de 80W, trois radio de 25W.



*Fig.6.33. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 14h du mois de janvier*



*Fig.6.34. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 14h du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.36, à 15heures, la consommation optimale est de  $609,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 609,6Wh$  est 34,25%, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $609,6Wh < X_{out} \leq 1992Wh$  est de 67,75%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 14h et 15h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 75W, une télévision de 150W, une radio de 25W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 20W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $609,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $609,6Wh < X_{out} \leq 1992Wh$  est de 67,75%, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle et dans 67,75% des cas, ils peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 1382W comme deux chaînes hifi de 500W, une télévision de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W, une radio de 25W.

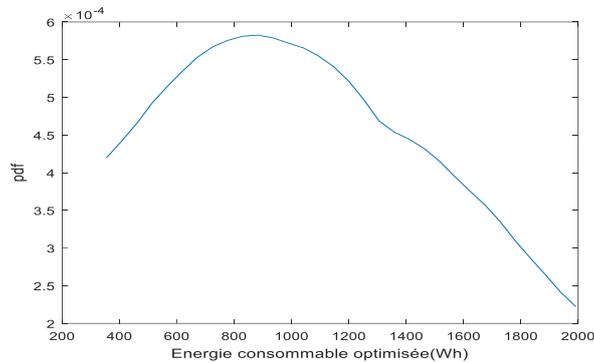


Fig.6.35. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 15h du mois de janvier

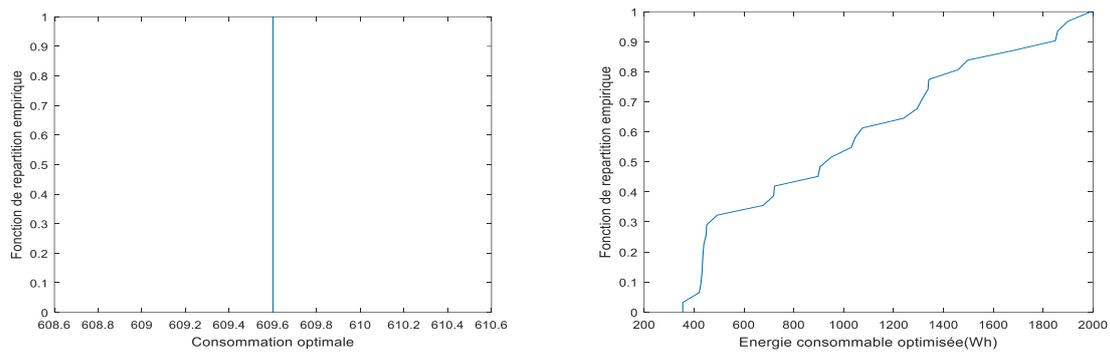
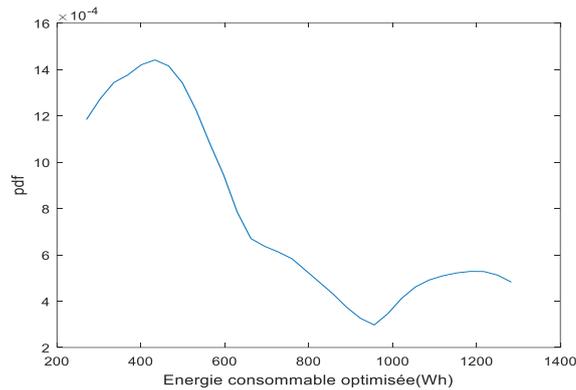


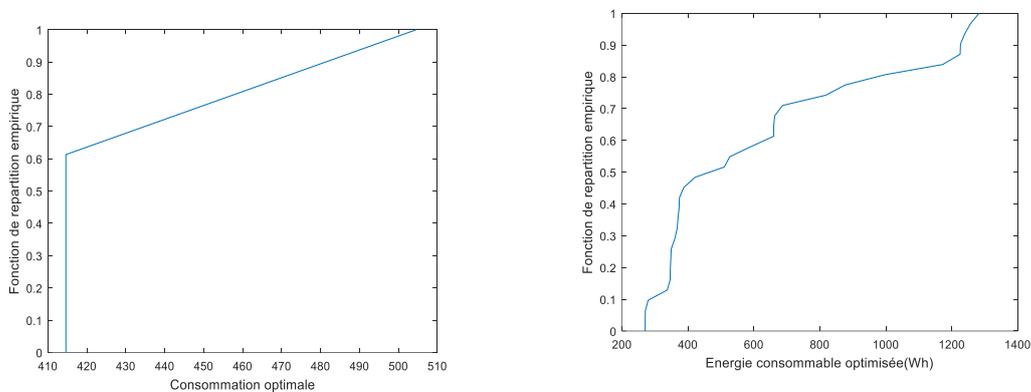
Fig.6.36. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 15h du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.38, à 16heures , la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 414,6Wh$  est de 61,29% et la probabilité pour que  $414,6Wh < X_{conso} \leq 504,6Wh$  est de 38,71%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 414,6Wh$  est 47,75% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $414,6Wh < X_{out} \leq 1283Wh$  est de 52,25%. La probabilité pour que  $504,6Wh < X_{out} \leq 1283Wh$  est de 48,60%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 15h et 16h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 15W, une lampe de 150W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 414,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 414,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit

supérieure à 504,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $504,6Wh < X_{out} \leq 1283Wh$  est de 48,60%. Ainsi, dans 48,60% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 778W une machine à laver de 250W, deux machines à laver de 50W, une télévision de 150W, une télévision de 90W, deux ordinateurs portables de 80W, une radio de 25W.



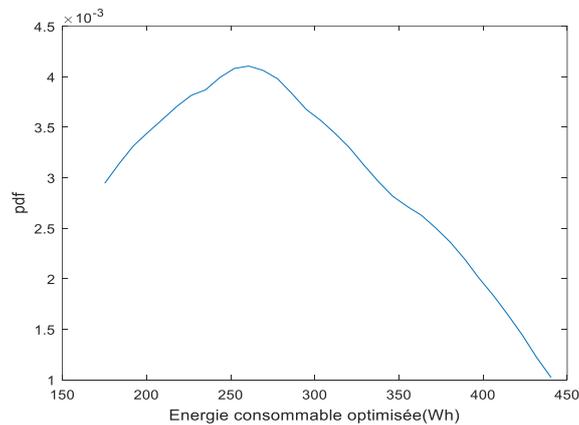
*Fig.6.37. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 16h du mois de janvier*



*Fig.6.38. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 16h du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.40, à 17heures , la consommation optimale est de 324,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 324,6Wh$  est 70,88% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $324,6Wh < X_{out} \leq 440,4Wh$  est de 29,12%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 16h et 17h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 30W, 3

lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ou moins ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $324,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $324,6Wh < X_{out} \leq 440,4Wh$  est de 29,12%. Ainsi, si le temps d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 115W comme une lampe de 45W et deux lampes 30W.



*Fig.6.39. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 17h du mois de janvier*

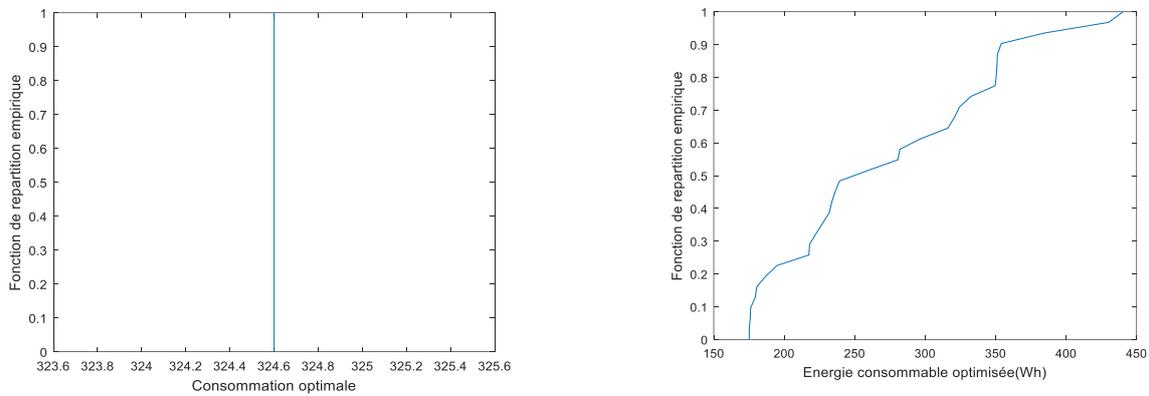


Fig.6.40. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 17h du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.42, à 18heures , la consommation optimale est de 359,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 353,26Wh$  est 99,99%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 17h et 18h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 7 lampes de 15W, une lampe de 5W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée permettant de garder l'optimisation de la batterie, ce qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle.

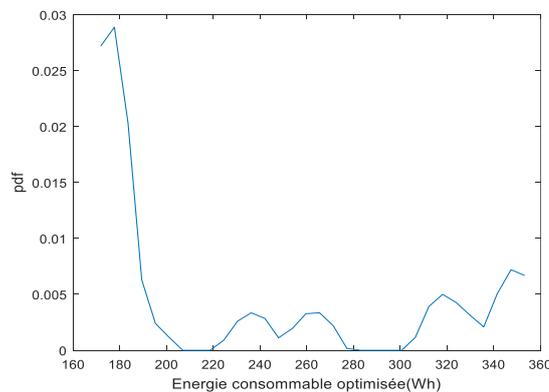
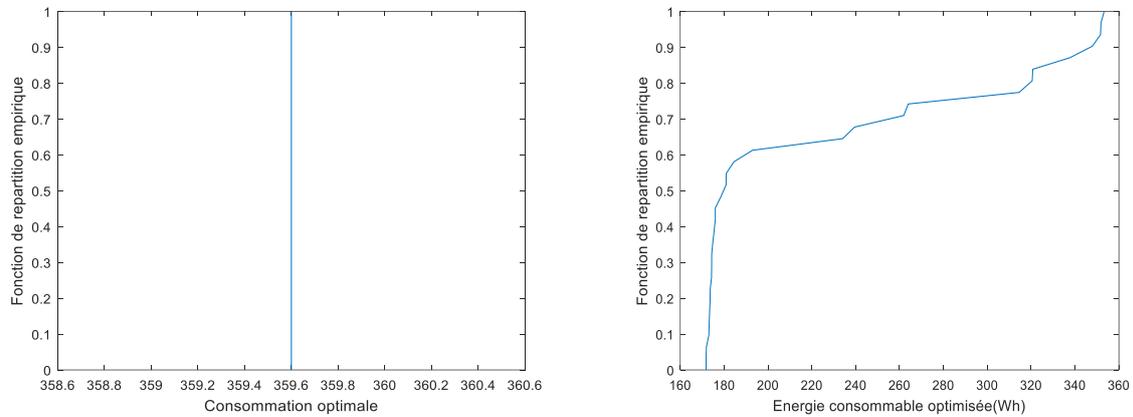
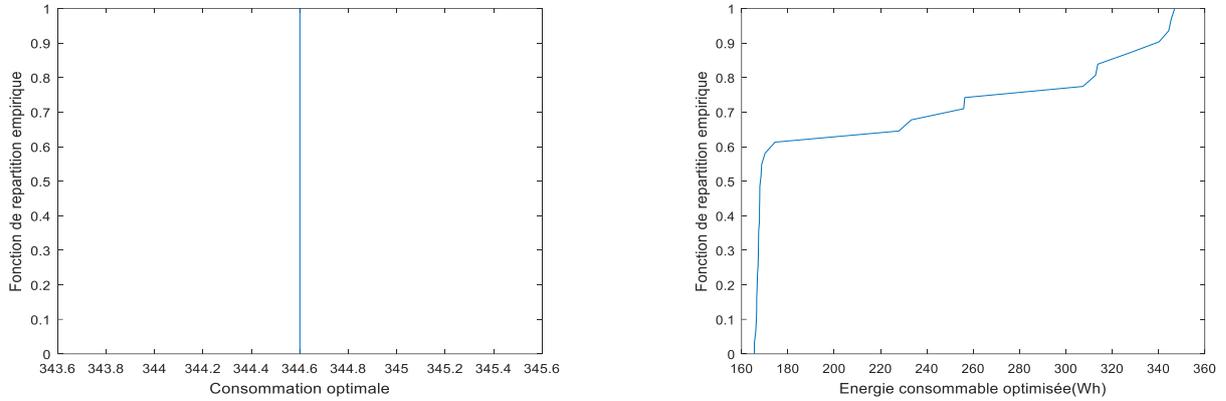


Fig.6.41. Fonction de densité de probabilité de l'énergie produite consommable optimisée à 18h du mois de janvier



*Fig.6.42. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 18h du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.43, à 19heures , la consommation optimale est de  $344,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 344,6Wh$  est 94,09%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 18h et 19h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 5 lampes de 15W, une lampe de 20W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire.



*Fig.6.43. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 19h du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.44, à 20heures , la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 299,6Wh$  est de 22,58% et la probabilité pour que  $299,6Wh < X_{conso} \leq 315,6Wh$  est de 77,42%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 299,6Wh$  est 77,38% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $299,6Wh < X_{out} \leq 340,5Wh$  est de 22,62%. La probabilité pour que  $315,6Wh < X_{out} \leq 340,5Wh$  est de 13,76%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 19h et 20h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux lampes de 15W, une lampe de 20W, un DVD de 16W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée. Ceci garde l'optimisation de la batterie et fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 315,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $315,6Wh < X_{out} \leq 340,5Wh$  est de 13,76%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 24W comme une lampe de 15W et une lampe de 5W.

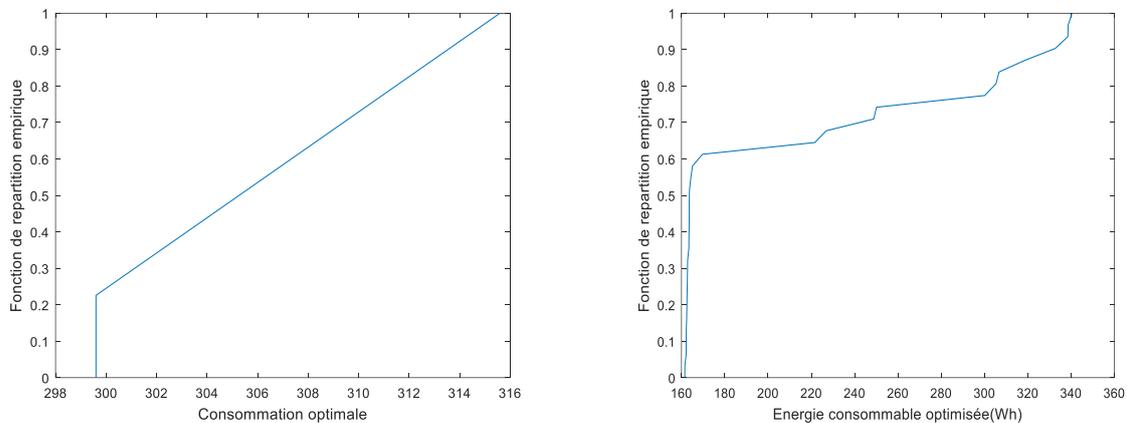


Fig.6.44. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 20h du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.45, à 21 heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 294,6Wh$  est de 77,42% et la probabilité pour que  $294,6Wh < X_{conso} \leq 310,6Wh$  est de 22,58%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 294,6Wh$  est 77,34%, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $294,6Wh < X_{out} \leq 336,7Wh$  est de 22,62%. La probabilité pour que  $310,6Wh < X_{out} \leq 336,7Wh$  est de 13,93%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 20h et 21h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, trois lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie, ce qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 310,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $310,6Wh < X_{out} \leq 336,7Wh$  est de 13,93%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 24W comme une lampe de 15W et une lampe de 5W.

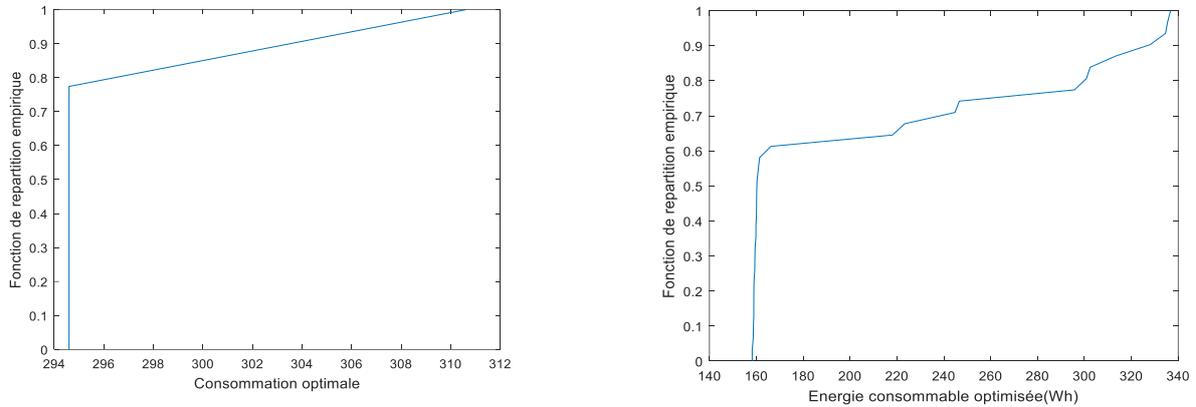
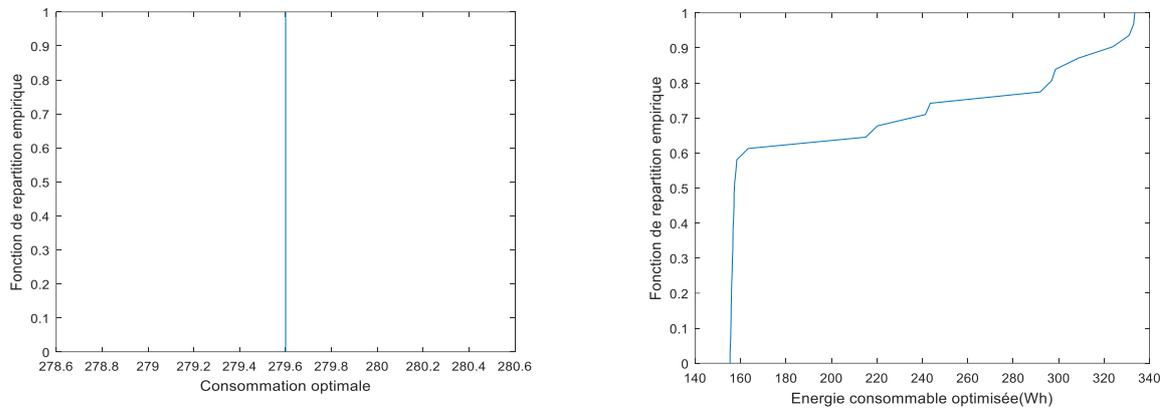


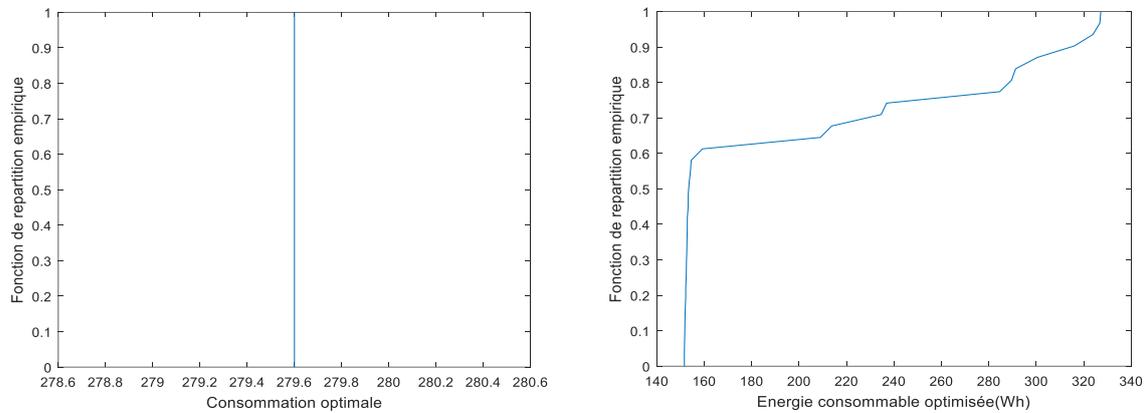
Fig.6.45. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 21h du mois de janvier

Comme montré dans les figures 6.46, à 22heures , la consommation optimale est de  $279,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 279,6Wh$  est 76,60%. La probabilité pour que  $279,6Wh < X_{out} \leq 333,5Wh$  est de 23,40%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 21h et 22h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 2 lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée. Cela garde l'optimisation de la batterie et fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $279,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $279,6Wh < X_{out} \leq 333,5Wh$  est de 23,40%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 53W comme une lampe de 45W et une lampe de 5W.



*Fig.6.46. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 22h du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.47, à 23heures , la consommation optimale est de  $279,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 279,6Wh$  est 77,08%. La probabilité pour que  $279,6Wh < X_{out} \leq 327,2Wh$  est de 22,92%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 22h et 23h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 2 lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $279,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $279,6Wh < X_{out} \leq 327,2Wh$  est de 22,92%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 47W comme une lampe de 45W.



*Fig.6.47. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 23h du mois de janvier*

Comme montré dans les figures 6.48, à 24heures , la consommation optimale est de  $249,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est 84,40%. La probabilité pour que  $249,6Wh < X_{out} \leq 391,1Wh$  est de 15,60%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 23h et 24h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $249,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $249,6Wh < X_{out} \leq 391,1Wh$  est de 15,60%. Ainsi, si le temps d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 141W comme une télévision de 90W, 3 lampes de 15W, une lampe de 5W.

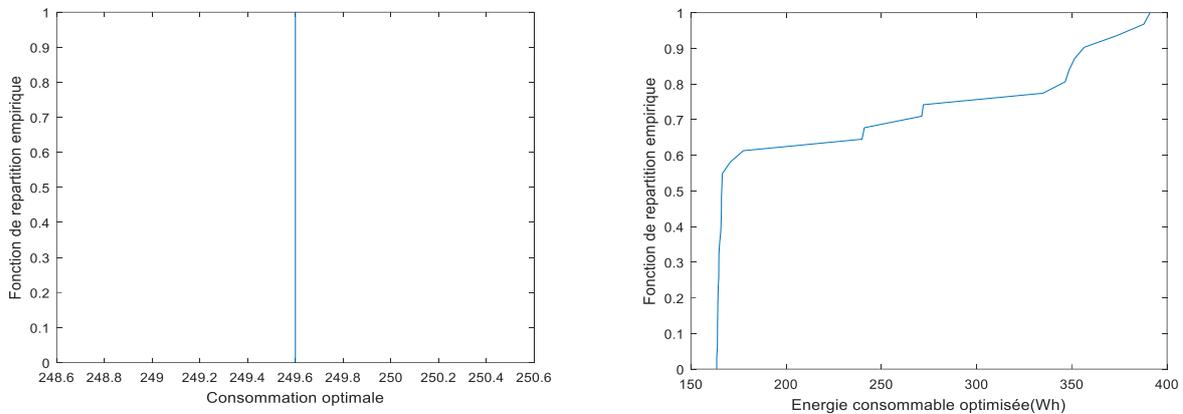


Fig.6.48. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 24h du mois de janvier

## 2.1.2. Tendence sur l'utilisation des appareils électrique pour chaque mois

En faisant l'application pour chaque mois, nous avons remarqué que du mois de novembre au mois d'avril ou pendant l'été austral, la différence entre la puissance consommable optimisée donnée par la batterie et le PV ne présente pas des écarts remarquables et la consommation optimale pour chaque heure est presque égale pour chaque mois. Ainsi, nous proposons les mêmes conseils pour l'été austral sur l'utilisation de appareils électriques.

## 2.2. Analyse de la distribution de probabilité des résultats de sortie pour le mois de Juillet

### 2.2.1. Consommation optimale, l'énergie consommable optimisée et l'état de charge de la batterie.

Comme illustré dans les figures 6.49, à 1 heures du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. Notons  $X_{out}$  la variable aléatoire de l'énergie consommable donnée par la configuration optimale du système. La probabilité pour que  $249,6Wh < X_{out} \leq 410,5Wh$  est de 32,74% . Notons  $X_{soc}$  la variable aléatoire de l'état de charge de la batterie. La figure 5.50

montre qu'à la fin de la journée du mois de juillet, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $60\% < X_{soc} \leq 85\%$  est de 86%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 0h et 1h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 249,6Wh est nulle et que la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $249,6Wh < X_{out} \leq 410,5Wh$  est de 32,74%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 160W comme deux ordinateurs de 80W.

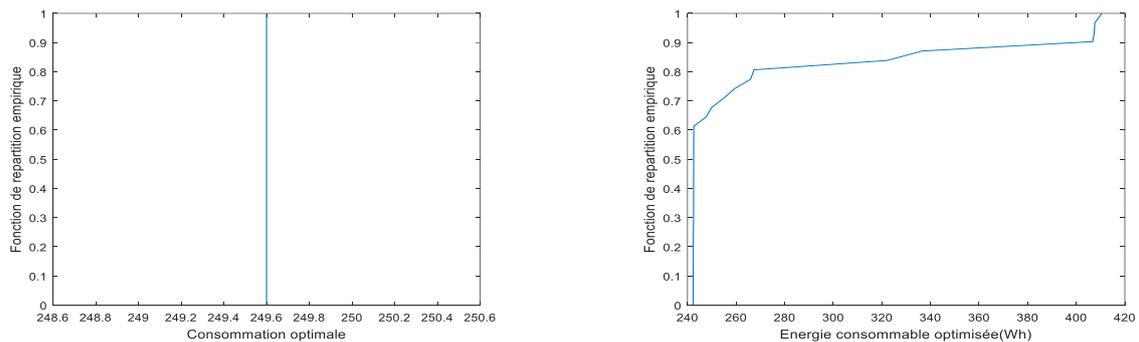


Fig. 6.49. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 1h du matin du mois de juillet

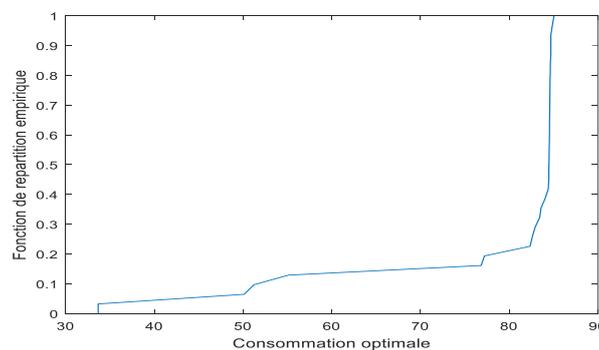


Fig. 6.50. Distribution empirique de l'état de charge de la batterie à 24h du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.52, à 2heures du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est de nulle. Pour le mois de juillet ,à la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $60\% < X_{soc} \leq 85\%$  est de 86% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 1h et 2h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. Vu que la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est nulle, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. En effet, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $249,6Wh < X_{out} \leq 310,2Wh$  est de 100%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 60W comme 4 lampes de 15W.

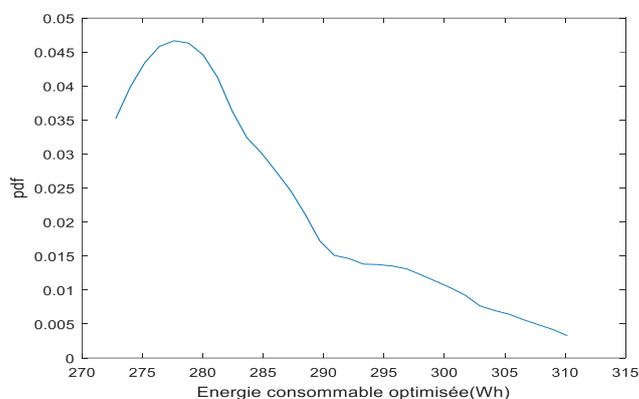


Fig.6.51. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 2h du matin du mois de juillet

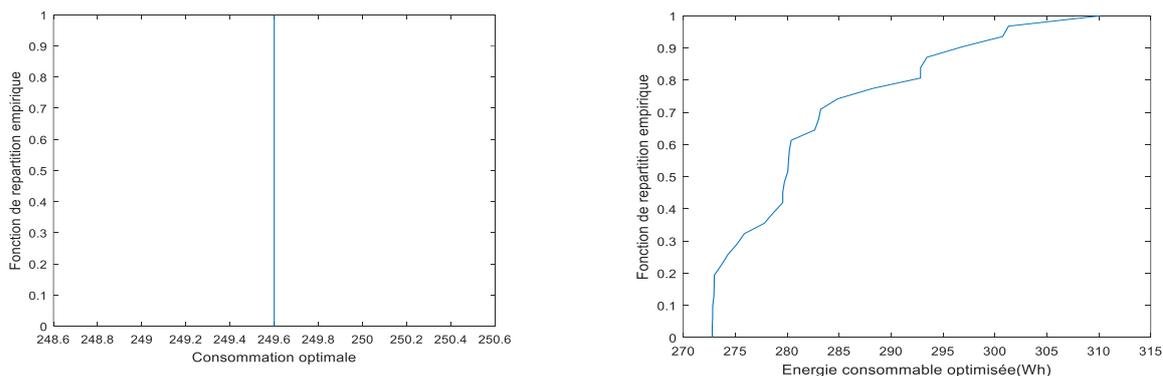
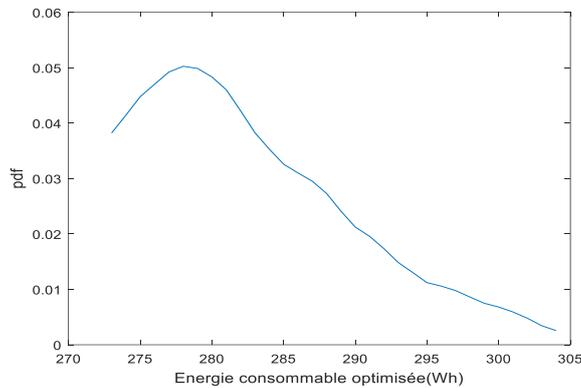


Fig. 6.52. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 2h du matin du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.54, à 3heures du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est de nulle. Pour le mois de juillet ,à la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $60\% < X_{soc} \leq 85\%$  est de 86% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 2h et 3h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. Vu que la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est nulle, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. En effet, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $249,6Wh < X_{out} \leq 304Wh$  est de 100%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 54W comme 3 lampes de 15W et une lampe de 5W.



*Fig.6.53. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 3h du matin du mois de juillet*

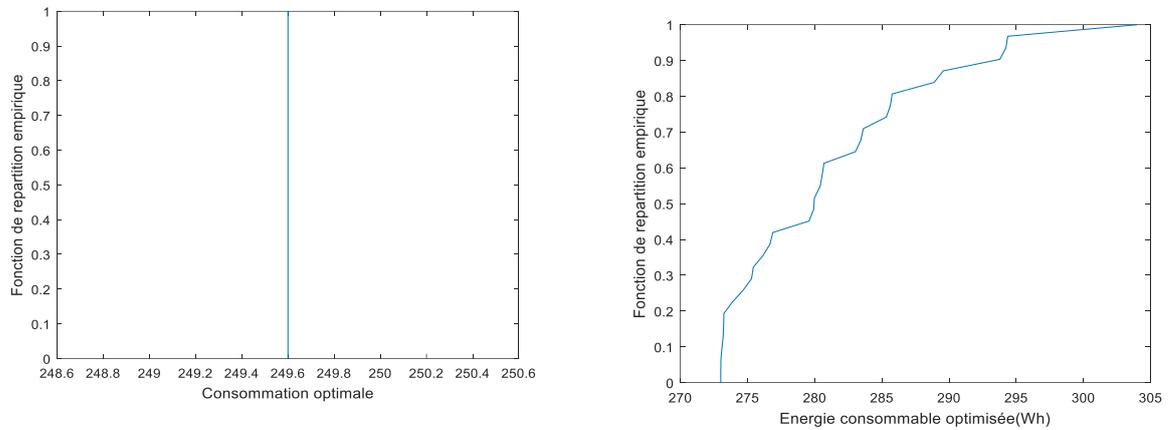


Fig. 6.54. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 3h du matin du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.56, à 4heures du matin, la consommation optimale est de 249,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est de nulle. Pour le mois de juillet, à la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $60\% < X_{soc} \leq 85\%$  est de 86%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 3h et 4h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. Vu que la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est nulle, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. En effet, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $249,6Wh < X_{out} \leq 298,5Wh$  est de 100%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 48W comme 3 lampes de 15W.

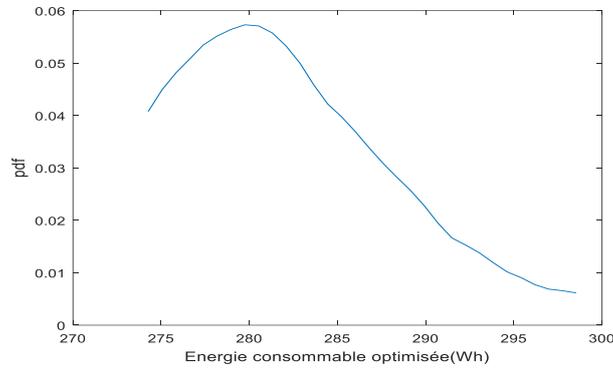


Fig.6.55. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 4h du matin du mois de juillet

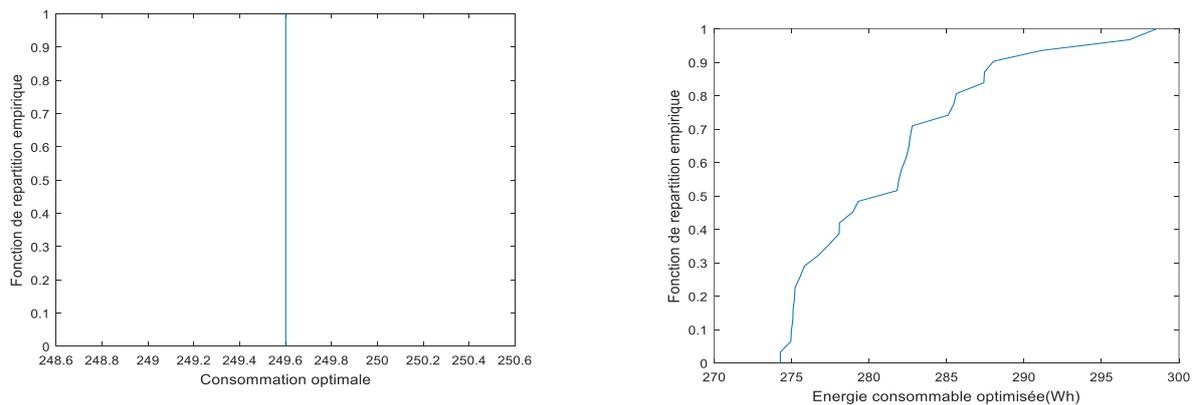
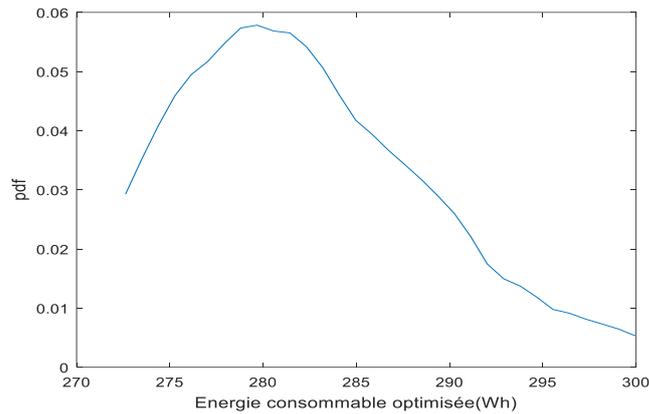


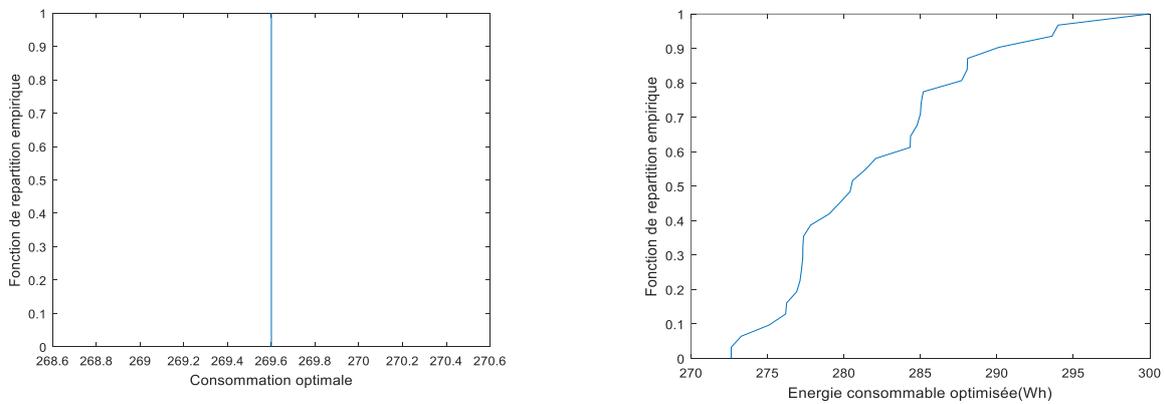
Fig. 6.56. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 4h du matin du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.58, à 5heures du matin, la consommation optimale est de 269,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 269,6Wh$  est de nulle. Pour le mois de juillet, à la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $60\% < X_{soc} \leq 85\%$  est de 86%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 4h et 5h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 15W et une lampe de 5W. Vu que la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 269,6Wh$  est nulle, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. En effet, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $269,6Wh < X_{out} \leq 300Wh$  est de

100%. Ainsi, si la journée d’hier, d’aujourd’hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d’autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 30W comme 2 lampes de 15W.



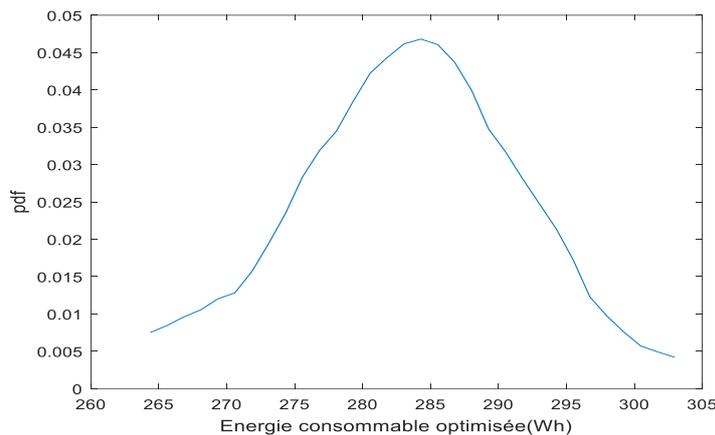
*Fig.6.57. Fonction de densité de probabilité estimée de l’énergie produite consommable optimisée à 5h du matin du mois de juillet*



*Fig. 6.58. Distribution empirique de la consommation optimale, de l’énergie consommable optimisée à 5h du matin du mois de juillet*

Comme illustré dans les figures 6.60, à 6heures du matin, la consommation optimale est de 284,6Wh. La probabilité pour que l’énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 284,6Wh$  est de 58,95%. La probabilité pour que l’énergie consommable optimisée soit  $284,6Wh < X_{out} \leq 303Wh$  est de 41,05% . A la fin de la journée, la probabilité pour que l’état de charge

de la batterie soit compris entre  $60\% < X_{soc} \leq 85\%$  est de 86% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 5h et 6h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux lampes de 15W et une lampe de 5W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée. Ce qui garde l'optimisation de la batterie et qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 284,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $284,6Wh < X_{out} \leq 303Wh$  est de 41.05%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 18W comme une lampe de 15W.



*Fig.6.59. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 6h du matin du mois de juillet*

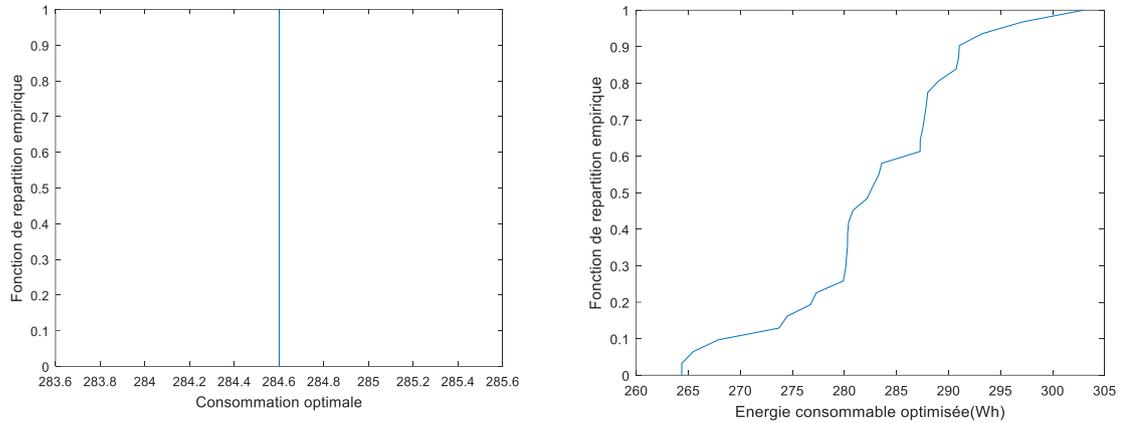


Fig. 6.60. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 6h du matin du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.62, à 7heures du matin, la consommation optimale est de 279,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 279,6Wh$  est de 59,26%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $279,6Wh < X_{out} \leq 298,3Wh$  est de 40,74% . A la fin de la journée, la probabilité pour que l'état de charge de la batterie soit compris entre  $60\% < X_{soc} \leq 85\%$  est de 86% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 6h et 7h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera important sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée. Ce qui garde l'optimisation de la batterie et qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 284,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $279,6Wh < X_{out} \leq 298,3Wh$  est de 40.74%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 18W comme une lampe de 15W.

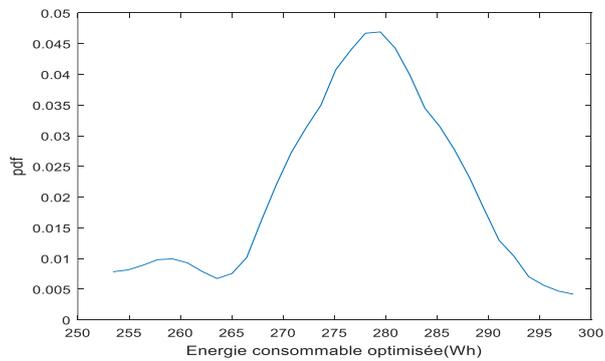


Fig.6.61. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 7h du matin du mois de juillet

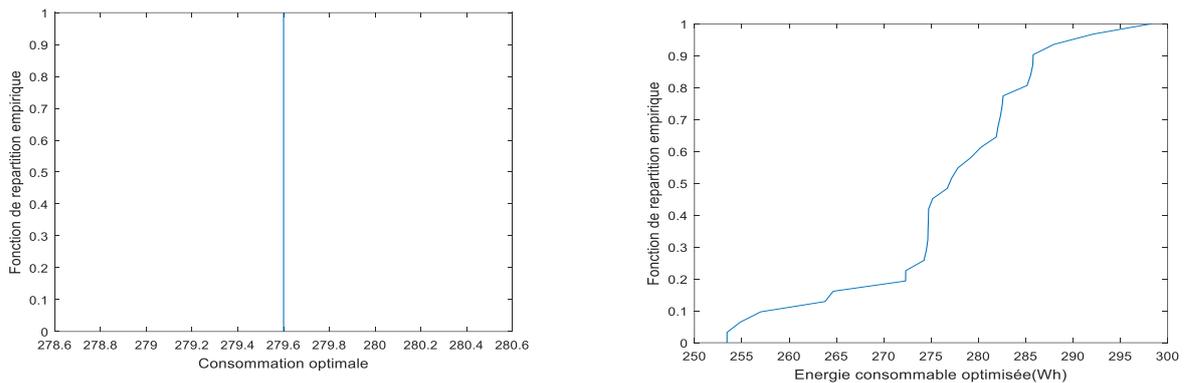


Fig. 6.62. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 7h du matin du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.64, à 8heures du matin, la consommation optimale est de 294,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 356Wh$  est de nulle. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $356Wh < X_{out} \leq 1135Wh$  est de 100% . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 7h et 8h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 45W, les usagers sont donc invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 294,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $294,6Wh < X_{out} \leq 1135Wh$  est de 100%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 840W comme une lampe une machine à laver de 250W,

deux télévisions de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W, deux machines à laver de 50W.

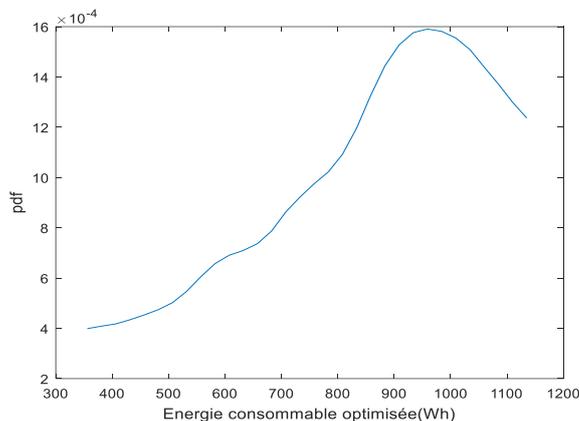


Fig.6.63. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 8h du matin du mois de juillet

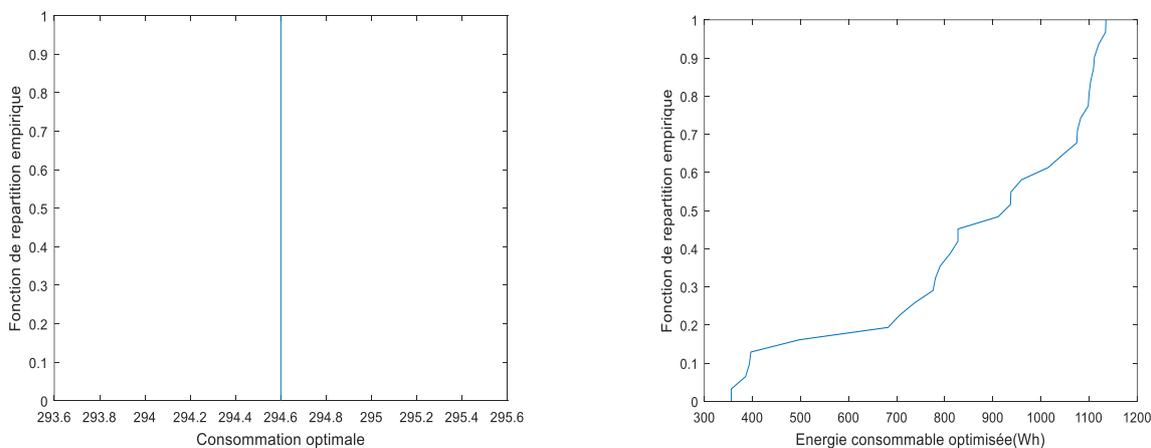


Fig. 6.64. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 8h du matin du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.66, à 9heures, la consommation optimale est de 669,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 669,6Wh$  est de 14,19% et la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $669,6 < X_{out} \leq 1483$  est de 85,81%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche

entre 8h et 9h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une machine à laver de 250W, une télévision de 90W. Vu que la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 669,6Wh$  n'est que 14,19% par rapport à 85,81% pour  $669,6 < X_{out} \leq 1483$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 669,6Wh est nulle, si le temps d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 813W comme une machine à laver de 250W, une machine à laver de 50W, trois télévisions de 150W et deux radio de 25W.

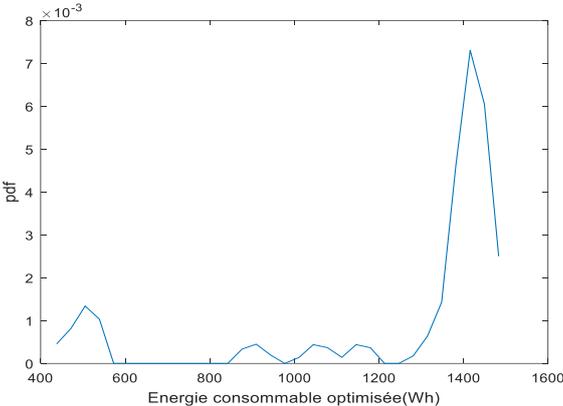


Fig.6.65. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 9h du mois de juillet

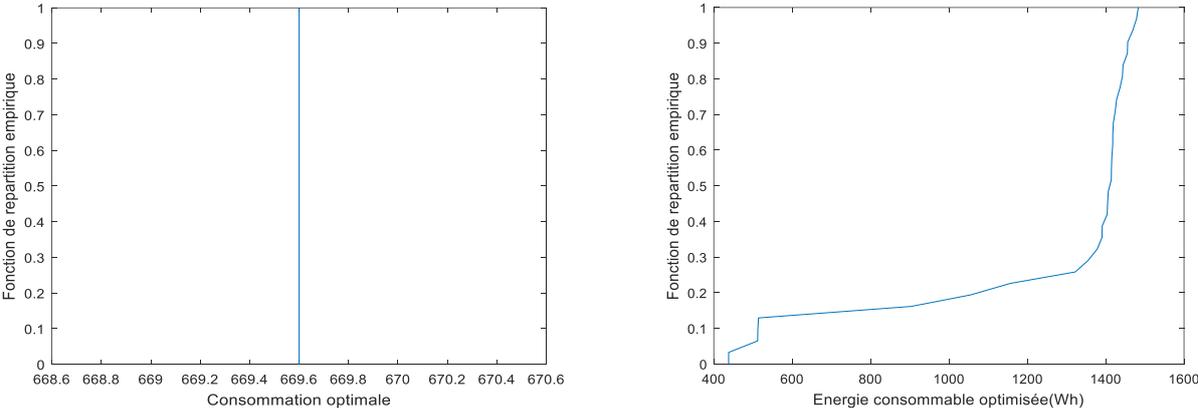
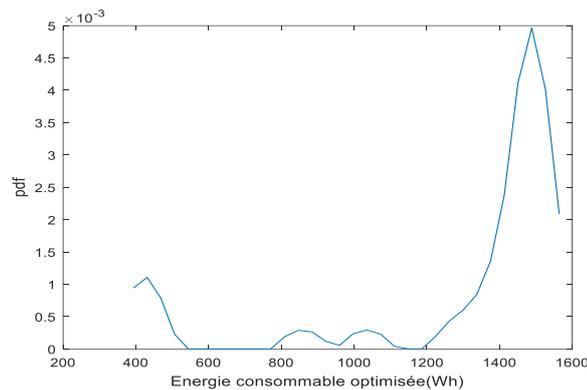


Fig.6.66. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 9h du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.68, à 10heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 419,6Wh$  est de 29,03% et la probabilité pour que  $419,6Wh < X_{conso} \leq 569,6Wh$  est de 70,97%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 419,6Wh$  est de 5,40%, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $419,6Wh < X_{out} \leq 1564Wh$  est de 94,60%. La probabilité pour que  $569,6Wh < X_{out} \leq 1564Wh$  est de 86,10%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 9h et 10h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une télévision de 150W, une télévision de 90W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 419,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 419,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 569,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $569,6Wh < X_{out} \leq 1564Wh$  est de 86,10%. Ainsi, dans 86,10% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 994W comme une chaine hifi de 500W, deux télévisions de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W.



*Fig.6.67. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 10h du mois de juillet*

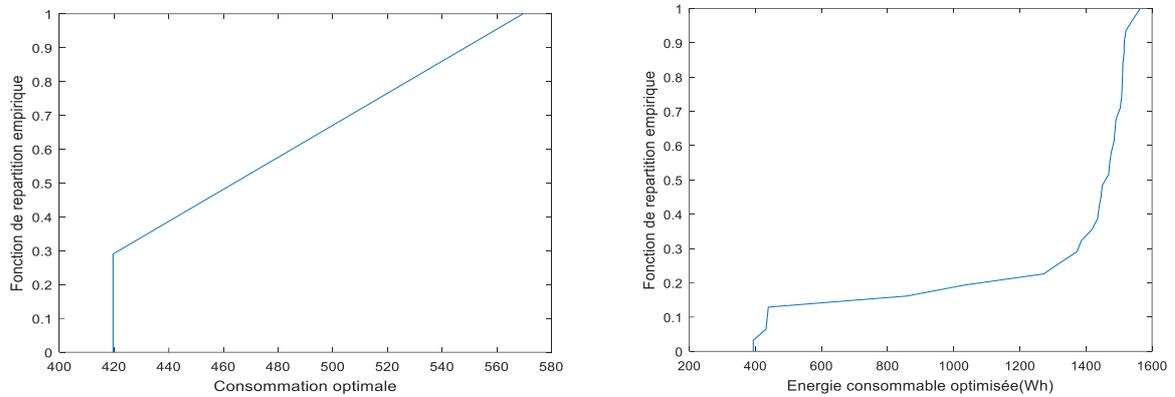


Fig. 6.68. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 10h du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.70, à 11 heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 694,6Wh$  est de 70,97% et la probabilité pour que  $694,6Wh < X_{conso} \leq 844,6Wh$  est de 29,03%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 694,6Wh$  est 13,98% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $694,6Wh < X_{out} \leq 1880Wh$  est de 86,02%. La probabilité pour que  $844,6Wh < X_{out} \leq 1880Wh$  est de 85,02%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 10h et 11h du matin sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une radio de 25W, une machine à laver de 250W, une télévision de 90W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 694,6Wh$  est largement supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 694,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 844,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $844,6Wh < X_{out} \leq 1880Wh$  est de 85,02%. Ainsi, dans 85,02% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1035W comme une chaine hifi de 500W, une machine à laver de 250W, une télévision de 150W, une télévision de 90W, une radio de 25W.

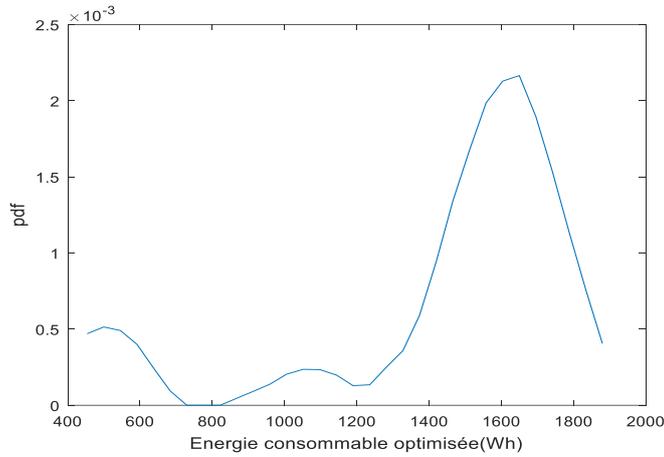


Fig.6.69. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 11h du mois de juillet

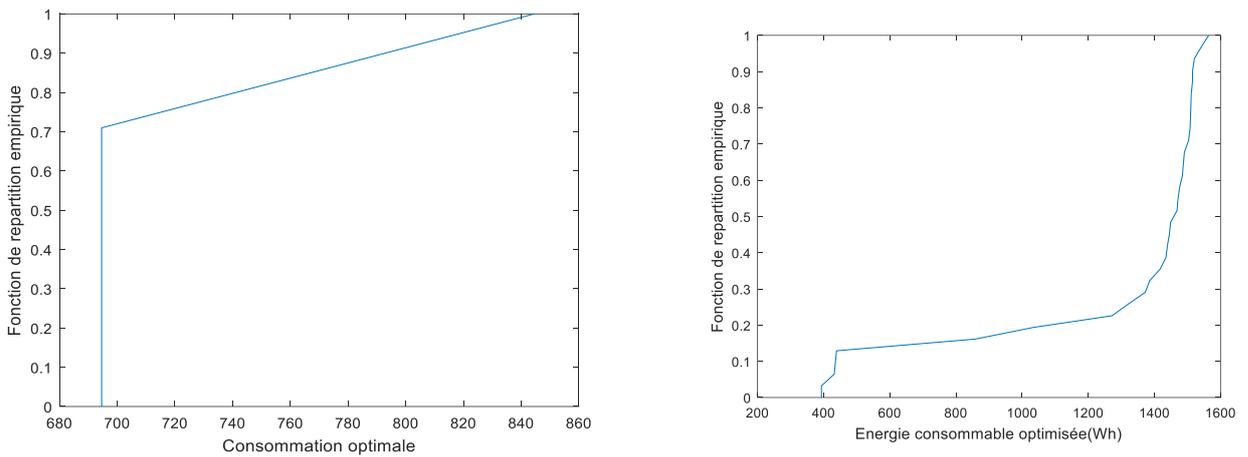


Fig. 6.70. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 11h du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.72, à 12heures midi, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 654,6Wh$  est de 35,48% et la probabilité pour que  $654,6Wh < X_{conso} \leq 1155Wh$  est de 64,52%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 654,6Wh$  est 14,14% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $654,6Wh < X_{out} \leq 2039Wh$  est de 85,86%. La probabilité pour que  $1155Wh < X_{out} \leq 2039h$  est de 79,60%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 11h et 12h midi sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, un ordinateur portable de 80W, une radio de 25W, une machine à laver de 250W, une télévision de 90W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 654,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 654,6Wh$ ,

les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 1155Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $1155Wh < X_{out} \leq 2039Wh$  est de 79,60%. Ainsi, dans 79,60% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 884W comme une chaîne hifi de 500W, une télévision de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W, une machine à laver de 50W.

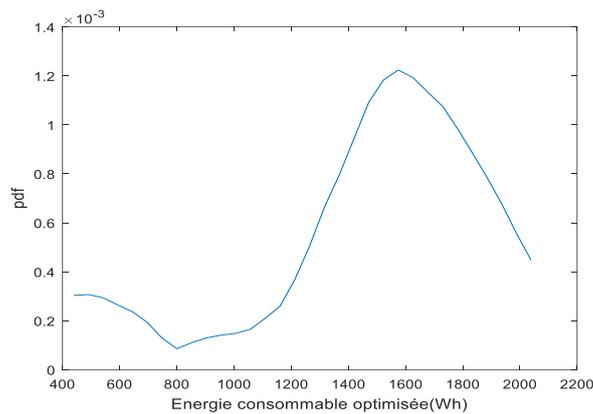


Fig.6.71. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 12h du mois de juillet

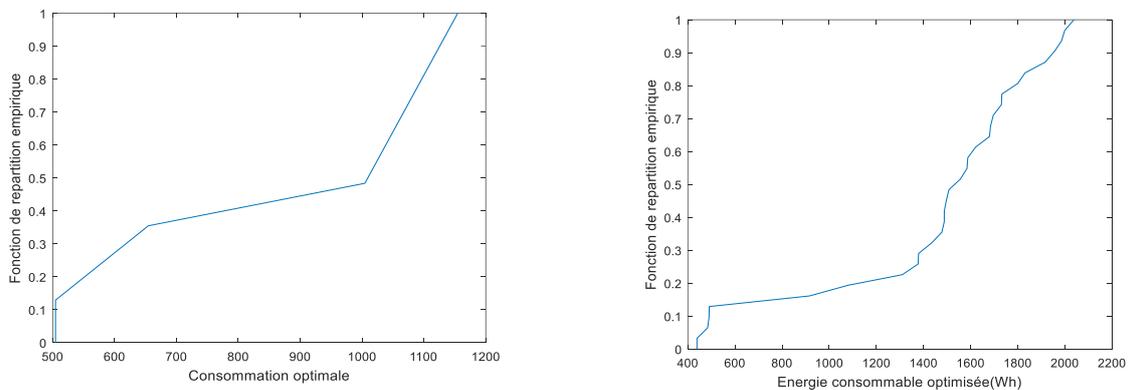
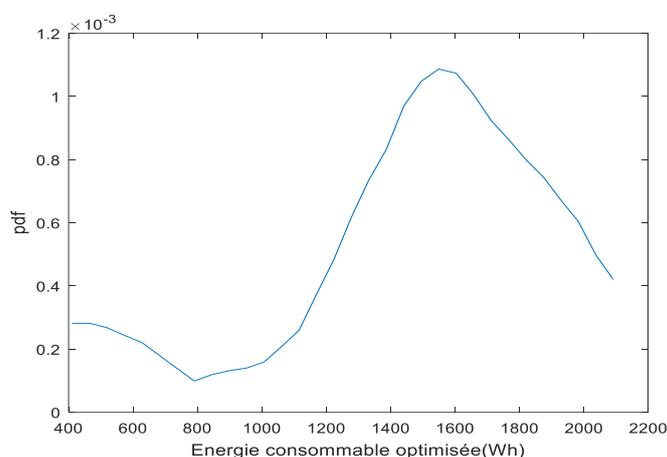


Fig. 6.72. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 12h du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.74, à 13heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 804,6Wh$  est de 64,52% et la probabilité pour que  $804,6Wh < X_{conso} \leq 1305Wh$  est de 34,48%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée

soit  $X_{out} \leq 804,6Wh$  est 15,42% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $804,6Wh < X_{out} \leq 2091Wh$  est de 84,58%. La probabilité pour que  $1305Wh < X_{out} \leq 2091Wh$  est de 76,43%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 12h et 13h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux télévisions de 150W, une télévision de 90W, une lampe de 150W et une lampe de 15W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 804,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 804,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 1305Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $1305Wh < X_{out} \leq 2091Wh$  est de 57,33%. Ainsi, dans 76,43% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 786W comme une chaine hifi de 500W, une télévision de 150W, une télévision de 90W, une radio de 25W.



*Fig.6.73. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 13h du mois de juillet*

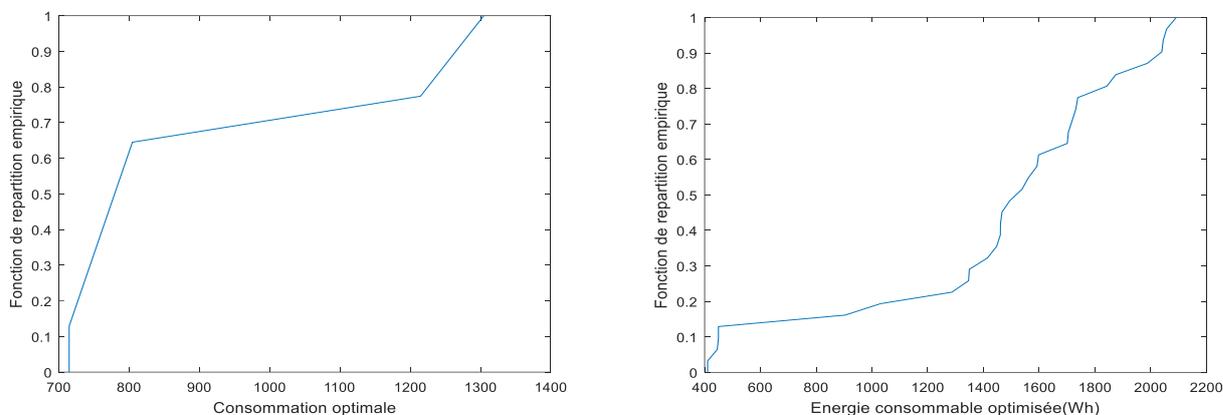


Fig. 6.74. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 13h du matin du mois de juillet

Comme montré dans les figures 5.76, à 14heures , la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 579,6Wh$  est de 74,19% et la probabilité pour que  $579,6Wh < X_{conso} \leq 729,6Wh$  est de 25,81%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 579,6Wh$  est 13,75% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $579,6Wh < X_{out} \leq 1945Wh$  est de 86,25%. La probabilité pour que  $729,6Wh < X_{out} \leq 1945Wh$  est de 85,19%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 13h et 14h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une télévision de 150W, une lampe de 25W, une télévision de 90W, une lampe de 15W et une machine à laver de 50W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 579,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 579,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 729,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $729,6Wh < X_{out} \leq 1945Wh$  est de 85,19%. Ainsi, dans 85,19% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1215W comme une chaine hifi de 500W, une machine à laver de 250W, deux machines à laver de 50W, une télévision de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W, une radio de 25W.

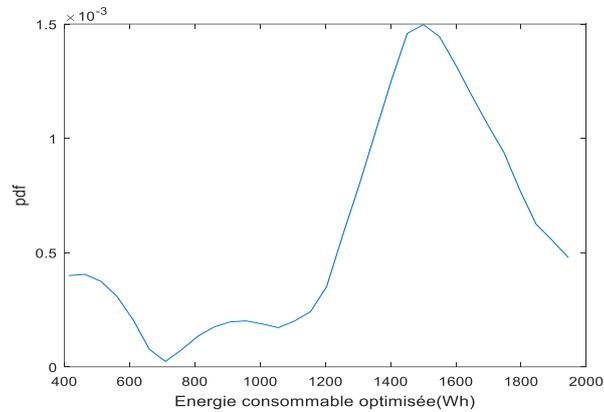


Fig.6.75. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 14h du mois de juillet

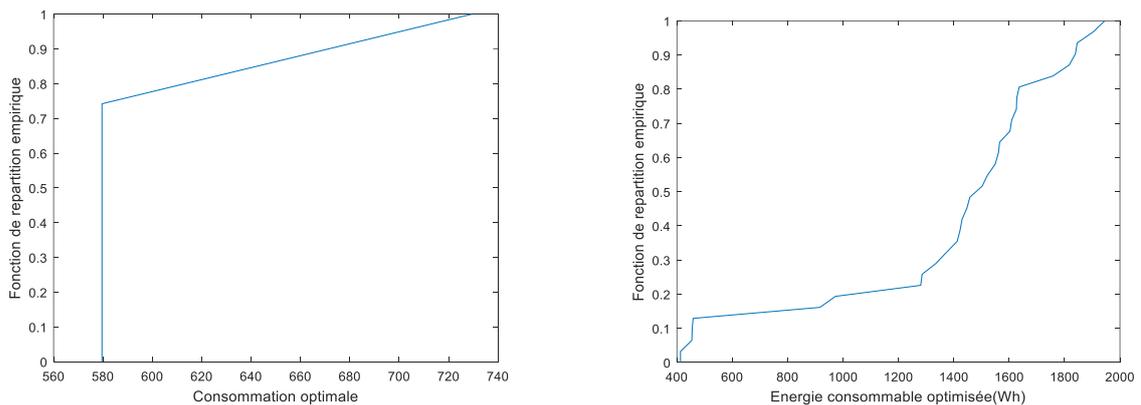


Fig. 6.76. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 14h du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.78, à 15heures , la consommation optimale est de  $609,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 609,6Wh$  est  $28,27\%$  , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $609,6Wh < X_{out} \leq 1493Wh$  est de  $71,73\%$ . Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 14h et 15h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de  $41,6W$ , une lampe de  $75W$ , une télévision de  $150W$ , une radio de  $25W$ , une télévision de  $90W$ , un ordinateur de  $20W$ . Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $609,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $609,6Wh < X_{out} \leq 1493Wh$  est de  $71,73\%$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même

intervalle horaire et dans 71,73% des cas, ils peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure ou égale à 883W comme une machine à laver de 250W, deux télévisions de 150W, une télévision de 90W, deux ordinateurs portable de 80W, trois radio de 25W.

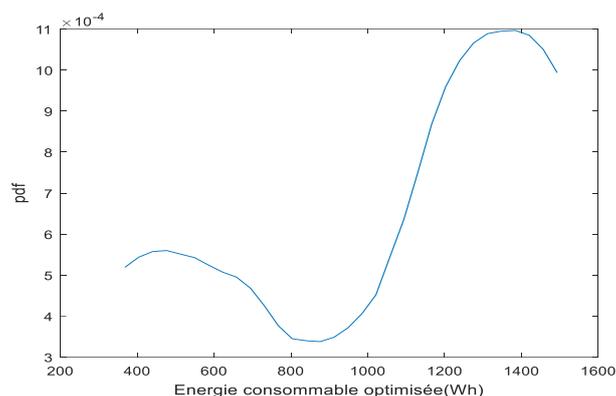


Fig.6.77. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 15h du mois de juillet

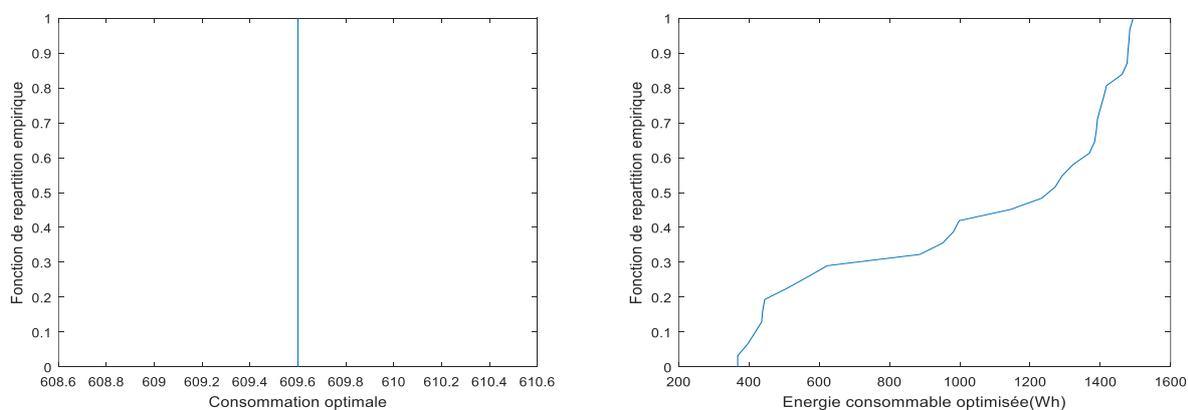
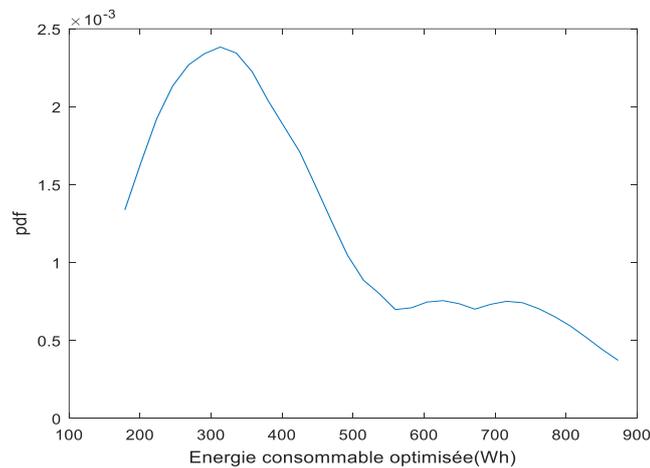


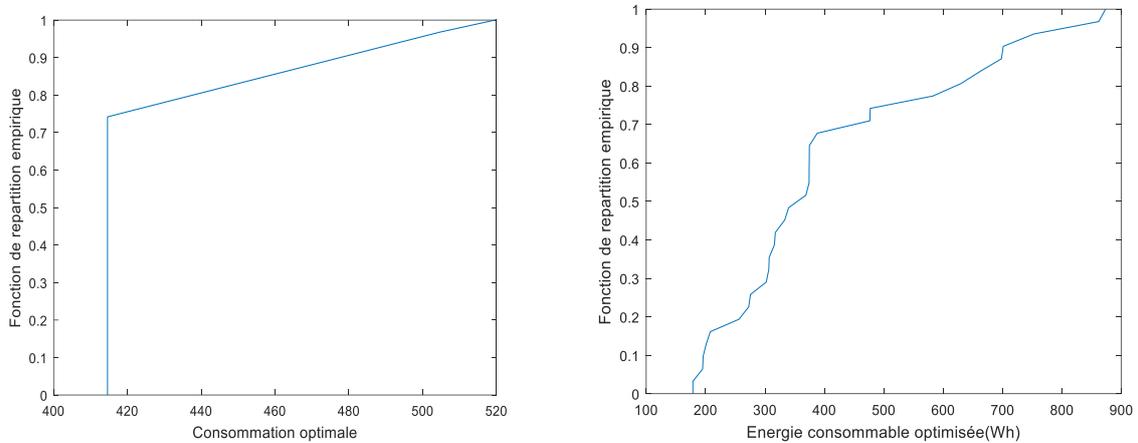
Fig. 6.78. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 15h du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.80, à 16heures , la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 414,6Wh$  est de 74,19% et la probabilité pour que  $414,6Wh < X_{conso} \leq 519,6Wh$  est de 25,81%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 414,6Wh$  est 68,71% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $414,6Wh < X_{out} \leq 873,3Wh$  est de 31,29%. La probabilité pour que  $519,6Wh <$

$X_{out} \leq 873,3Wh$  est de 24,51%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 15h et 16h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 15W, une lampe de 150W. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 414,6Wh$  est supérieure à la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée  $X_{out} \leq 414,6Wh$ , les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. De plus, sachant que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 504,6 Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $519,6Wh < X_{out} \leq 873,3Wh$  est de 24,51%. Ainsi, dans 24,51% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 353W comme une télévision de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W, une radio de 25W.

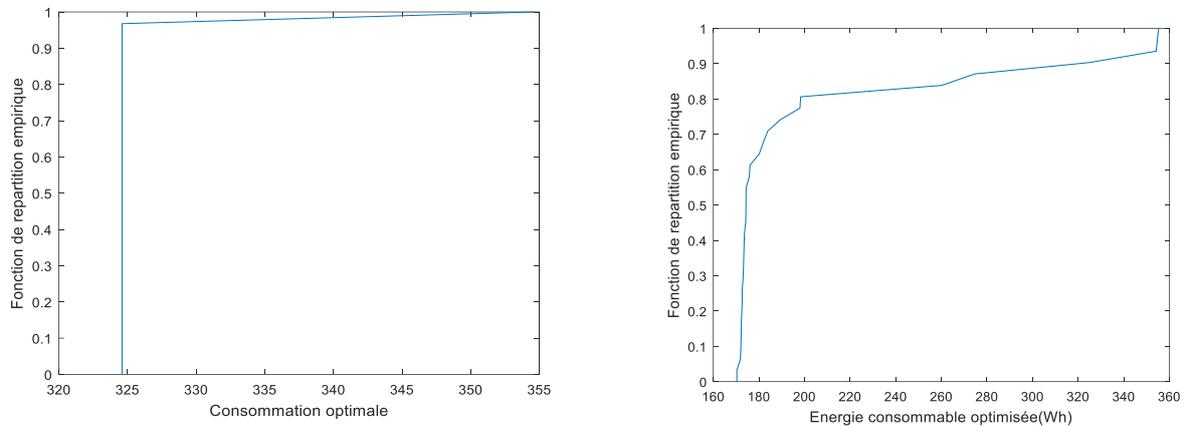


*Fig.6.79. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 16h du mois de juillet*



*Fig. 6.80. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 16h du mois de juillet*

Comme illustré dans les figures 6.81, à 17heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 324,6Wh$  est de 96,77% et la probabilité pour que  $324,6Wh < X_{conso} \leq 354,6Wh$  est de 3,23%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 324,6Wh$  est 90,30%, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $324,6Wh < X_{out} \leq 355,3Wh$  est de 9,70%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 16h et 17h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, une lampe de 30W, 3 lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée. Ce qui garde l'optimisation de la batterie et qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle.



*Fig. 6.81. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 17h du mois de juillet*

Comme illustré dans les figures 6.82, à 18heures, la consommation optimale est de 359,6Wh. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 355,8Wh$  est 100%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 17h et 18h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 7 lampes de 15W, une lampe de 5W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée. Ce qui garde l'optimisation de la batterie et qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle.

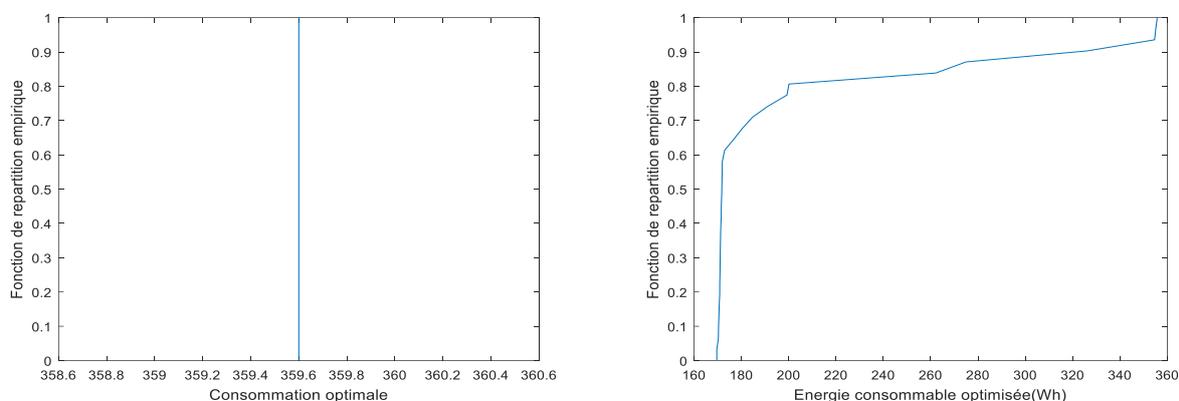


Fig. 6.82. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 18h du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.83, à 19heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 329,6Wh$  est de 3,22% et la probabilité pour que  $329,6Wh < X_{conso} \leq 344,6Wh$  est de 96,78%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 329,6Wh$  est 91,29% et la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $329,6 < X_{out} \leq 349,9Wh$  est de 8,71%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 18h et 19h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 5 lampes de 15W, une lampe de 20W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée. Ce qui garde l'optimisation de la batterie et qui fait que l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire.

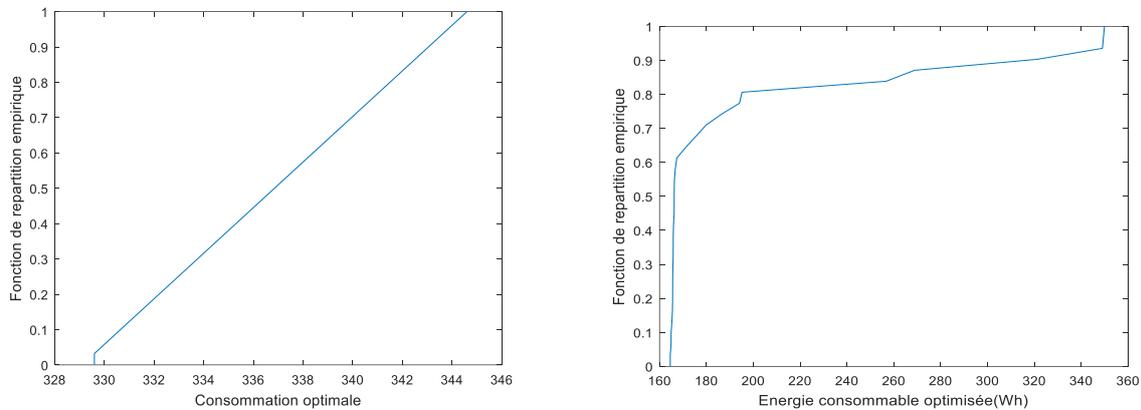


Fig. 6.83. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 19h du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.84, à 20heures , la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 299,6Wh$  est de 29,03% et la probabilité pour que  $299,6Wh < X_{conso} \leq 315,6Wh$  est de 70,97%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 299,6Wh$  est 89,35% , la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $299,6Wh < X_{out} \leq 343,4Wh$  est de 10,65%. La probabilité pour que  $315,6Wh < X_{out} \leq 343,5Wh$  est de 9,71%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 19h et 20h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, deux lampes de 15W, une lampe de 20W, un DVD de 16W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 315,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $315,6Wh < X_{out} \leq 343,5Wh$  est de 9,71%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 27W comme une lampe de 15W et deux lampes de 5W.

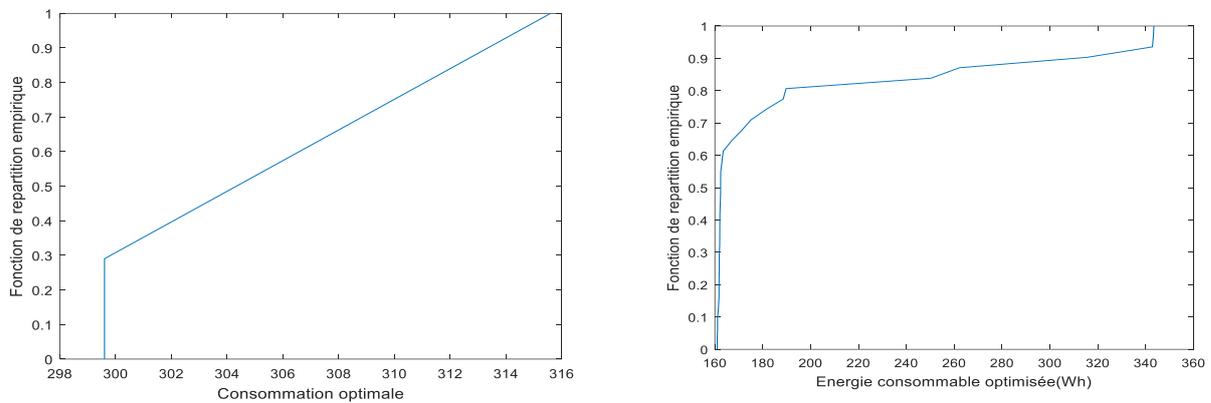
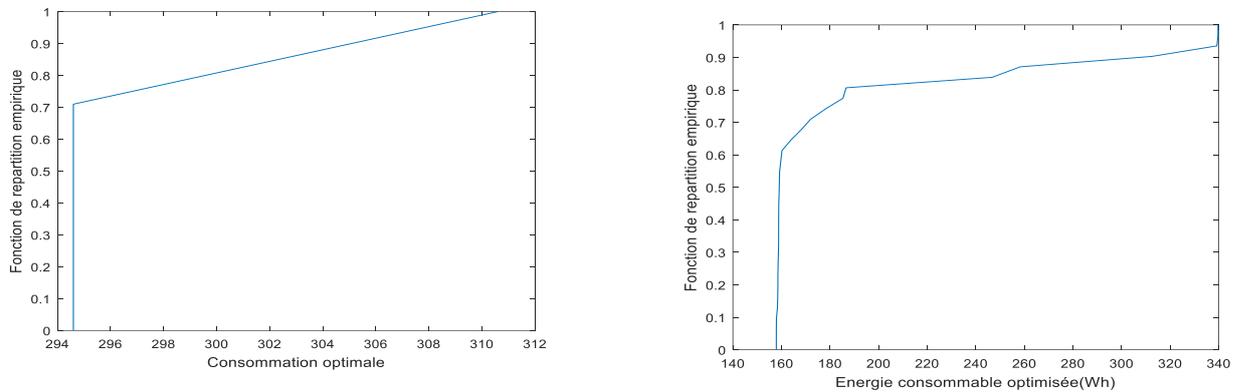


Fig. 6.84. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 20h du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.85, à 21 heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 294,6Wh$  est de 70,97% et la probabilité pour que  $294,6Wh < X_{conso} \leq 310,6Wh$  est de 29,03%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 294,6Wh$  est 89,25%, la probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $294,6Wh < X_{out} \leq 339,7Wh$  est de 10,75%. La probabilité pour que  $310,6Wh < X_{out} \leq 339,7Wh$  est de 9,80%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 20h et 21h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, trois lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 310,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $310,6Wh < X_{out} \leq 339,7Wh$  est de 9,80%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 29W comme une lampe de 15W et deux lampes de 5W.



*Fig. 6.85. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 21h du mois de juillet*

Comme montré dans les figures 6.86, à 22heures , la consommation optimale est de  $279,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 279,6Wh$  est 88,53%. La probabilité pour que  $279,6Wh < X_{out} \leq 336,6Wh$  est de 11,47%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 21h et 22h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 2 lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $279,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $279,6Wh < X_{out} \leq 336,6Wh$  est de 11,47%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 57W comme une lampe de 45W et deux lampes de 5W.

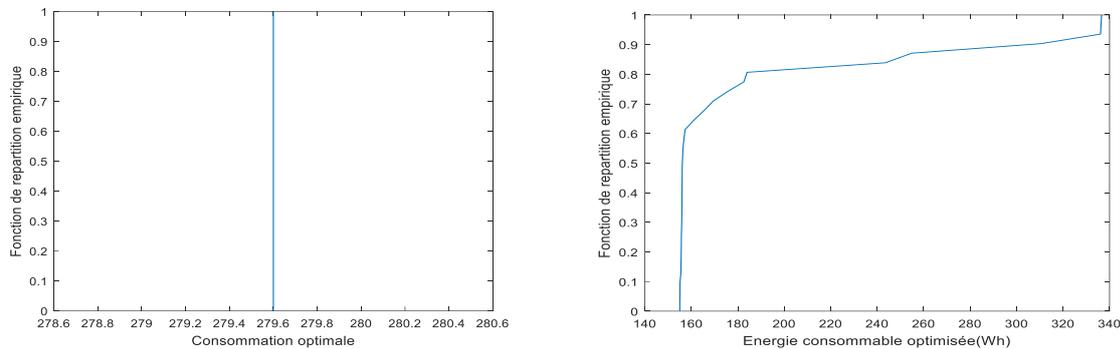


Fig. 6.86. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 22h du mois de juillet

Comme montré dans les figures 6.87, à 23heures, la probabilité pour que la consommation optimale soit  $X_{conso} \leq 249,6Wh$  est de 3,22% et la probabilité pour que  $249,6Wh < X_{conso} \leq 279,6Wh$  est de 96,78%. La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est 87,18%. La probabilité pour que  $279,6Wh < X_{out} \leq 330Wh$  est de 11,13%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 22h et 23h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W, 2 lampes de 15W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 90% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à 279,6Wh est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $279,6Wh < X_{out} \leq 330Wh$  est de 11,13%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 50W comme une lampe de 45W et une lampe de 5W.

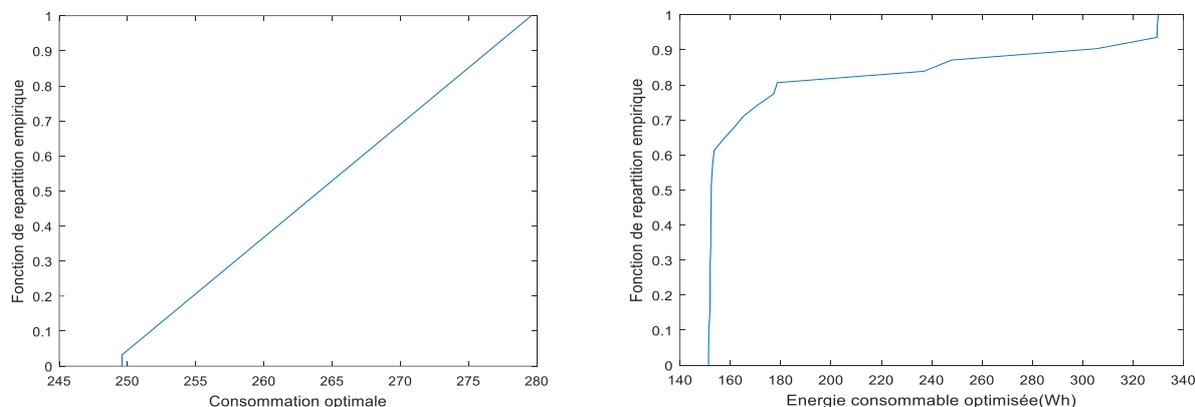


Fig. 6.87. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 23h du mois de juillet

Comme illustré dans les figures 6.88, à 24heures, la consommation optimale est de  $249,6Wh$ . La probabilité pour que l'énergie consommable optimisée soit  $X_{out} \leq 249,6Wh$  est 82,92%. La probabilité pour que  $249,6Wh < X_{out} \leq 399,8Wh$  est de 17,08%. Pour la configuration optimale, les appareils électriques mis en marche entre 23h et 24h sont 3 congélateurs, 3 réfrigérateurs de 41,6W. En cas de fort ensoleillement ou en ciel dégagé, l'écart entre la production et la consommation sera importante sur la zone de radiation solaire, ainsi, le système tend à placer le maximum d'appareils possibles sur la zone de radiation solaire, ce qui rend la zone non ensoleillée moins d'énergie produite pour la configuration optimisée, permettant de garder l'optimisation de la batterie. En effet, l'état de charge de la batterie est à son maximum la fin de la journée si la production solaire est optimiste. Cependant, sachant que l'état de charge de la batterie est à son maximum à la fin de la journée dans les 80% des cas, les usagers sont invités à utiliser les mêmes appareils de même puissance à ce même intervalle horaire. Vu que la probabilité pour que la consommation optimale soit supérieure à  $249,6Wh$  est nulle et la probabilité pour que la puissance consommable optimisée soit  $249,6Wh < X_{out} \leq 399,8Wh$  est de 17,08%. Ainsi, si la journée d'hier, d'aujourd'hui et de demain était/est/sera optimiste, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 150W comme une télévision de 90W, 3 lampes de 15W, 3 lampes de 5W.

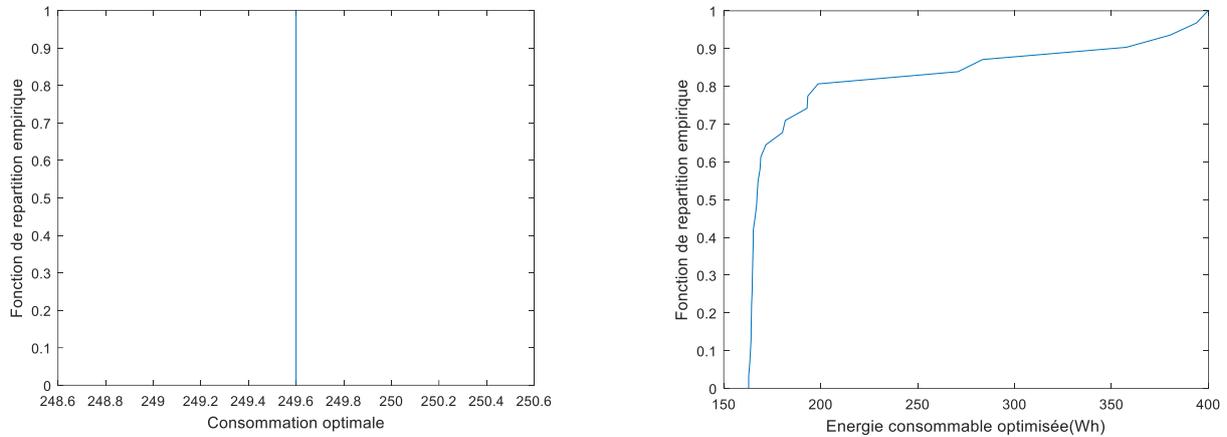


Fig. 6.88. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 24h du mois de juillet

## 2.2.2. Tendence sur l'utilisation des appareils électrique pour chaque mois

En appliquant pour tous les mois, nous avons remarqué que du mois de mai au mois d'octobre pendant l'hiver austral, la différence entre la puissance consommable optimisée donnée par la batterie et le PV ne présente pas des écarts remarquables et la consommation optimale pour chaque heure est presque égale pour chaque mois de l'hiver austral. Ainsi, nous proposons les mêmes conseils, pour l'hiver austral sur l'utilisation de appareils électriques.

## 3.Prise en compte de la production intermittente et de la variation de la consommation sur la modélisation et simulation du micro-réseau

Pour la mise en place du fonctionnement stochastique du micro-réseau autonome, l'intermittence de la production a été prise en compte. Dans cette section3 du chapitre6 de la thèse les incertitudes sur la variation de la consommation d'énergie sont aussi prises en compte dans les résultats. En effet, dans ces résultats, les paramètres d'entrée incertains sont les paramètres

liés à la production et à la consommation des usagers. L'objectif étant d'optimiser et de planifier le système micro-réseau en considérant la production intermittente et le comportement des usagers lorsque les incertitudes se présentent, il est donc nécessaire de prendre en compte les lois qui régissent la consommation des utilisateurs. Pour ce faire, dans le chapitre 4, nous avons étudié les données de mesure réelles d'une année de la consommation des trois habitations concernées par cette étude, et nous avons trouvé que la consommation peut être modélisée par une loi lognormale.

Si dans la section 2 de ce chapitre 6, nous proposons des conseils sur la consommation des usagers, donc sur l'utilisation des appareils électriques pour chaque heure. Premièrement, l'idée ici c'est d'approcher ces conseils aux comportements habituels des usagers lorsque le surplus de production se présente. Donc par rapport aux décisions que nous avons prises pour savoir quels appareils utiliser à quelle heure lorsqu'on a un surplus de production, en incluant la variation de la consommation dans le contrôle du système, nous pourrions aboutir à des décisions beaucoup plus adéquates car la loi qui régissent la consommation de utilisateurs et belle et bien pris en compte. L'objectif est de voir notre possibilité de planifier l'utilisation les appareils électriques conformément aux souhaits des utilisateurs. Car si on connaît les lois que suivent la consommation des usagers, on l'applique aux paramètres d'entrée liés à la consommation, on les propage dans le MILP, on aura ensuite des résultats optimaux impactés bien sûr par ces paramètres d'entrée et nous pouvons ensuite aboutir à des décisions optimales permettant de donner des conseils sur l'utilisation des appareils supplémentaires lors du surplus de la production.

Deuxièmement, il est important de prendre en compte des incertitudes liées aux changements de créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques des usagers, en réalité, on ne peut pas toujours fixer la demande, des tolérances doivent être considérées. S'il a des modifications des créneaux horaires des dernières minutes d'utilisation des appareils électriques, le système doit pouvoir faire face. En effet, il est important d'impliquer dans la gestion optimale du micro-réseau la variation de la consommation comme la variation de la production lorsque les incertitudes se présentent.

### 3.1. Consommation optimale de l'ensemble des services de chaque maison

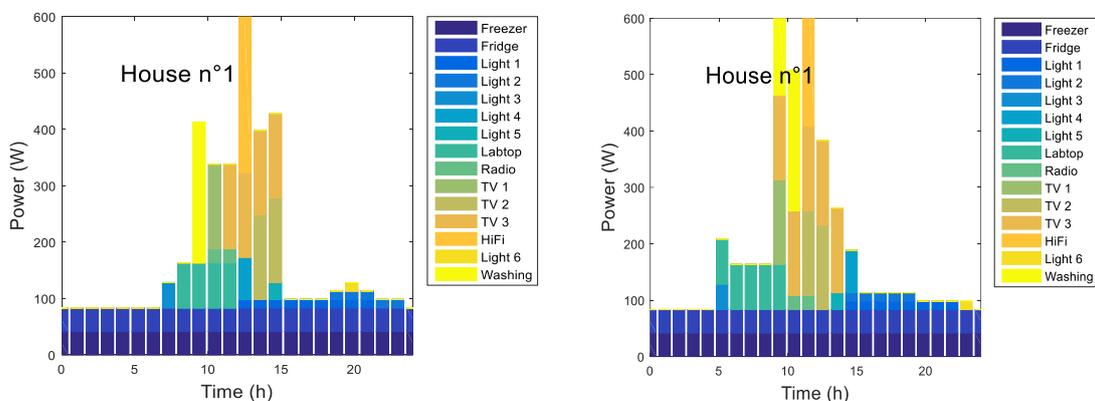
Les figure 6.89,6.90,6.91 nous montrent les deux scénarios aléatoires des séquences des appareils électriques des trois maisons, la grande différence remarquable entre les consommations de chaque maison présentée à travers les deux scénarios nous prouve qu'en plus de la prise en compte de la production intermittente, l'incertitude des charges ont aussi été considérée dans les paramètres d'entrée du système. En effet, l'incertitude des paramètres d'entrée impacte les variables de sortie. Ces figures nous montrent, pour chaque intervalle horaire, la consommation optimale des tous appareils électriques mis en service des trois maisons avec comme paramètres

d'entrée incertains le rayonnement solaire intermittent, l'heure de fin souhaitée et la durée d'exécution des services. Dans le cas stochastiques ces paramètres d'entrée sont aléatoires.

Comme nous pouvons le voir sur les figures, la plupart des consommations sont placées dans la zone de radiation solaire sauf pour les lampes qui sont nécessaires pour répondre aux besoins nocturnes. En effet le système peut bien s'adapter aux contraintes aléatoires dues à la production intermittente ainsi qu'à la variation de la consommation. Cette configuration correspond à la répartition optimale des services proposée par le solveur.

Si on revient à la prise des décisions sur l'utilisation des appareils électriques. Par exemple, si pendant l'été à midi, nous disons que dans 73% des cas, les usagers peuvent ajouter d'autres appareils électriques supplémentaires de puissance inférieure à 1569W comme une chaîne hifi de 500W, une machine à laver de 250W, trois télévisions de 150W, une télévision de 90W, un ordinateur portable de 80W, trois radio de 25W, deux machines à laver de 50W. En regardant les figures, nous pouvons conclure par exemple que l'utilisation de la télévision de 90W en supplément est préférable dans les heures des après-midi au lieu de midi ainsi que la machine à laver de 50W.

En effet, sur les choix des appareils électriques supplémentaires, nous pouvons nous appuyer sur les résultats obtenus par simulations en prenant en compte des incertitudes sur la charge en plus de la production intermittente.



*Fig. 6.89. Deux scénarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison1 avec intermittence de PV et variation de la consommation*

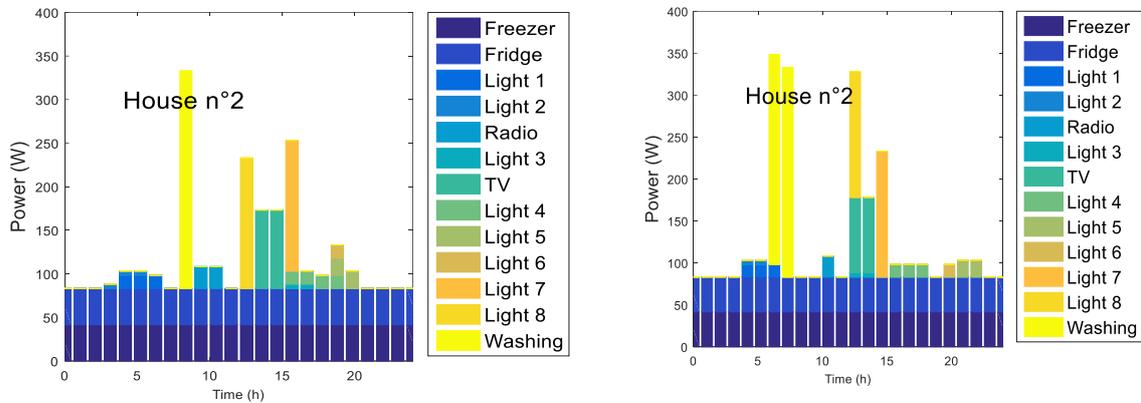


Fig. 6.90. Deux scenarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison2 avec intermittence de PV et variation de la consommation

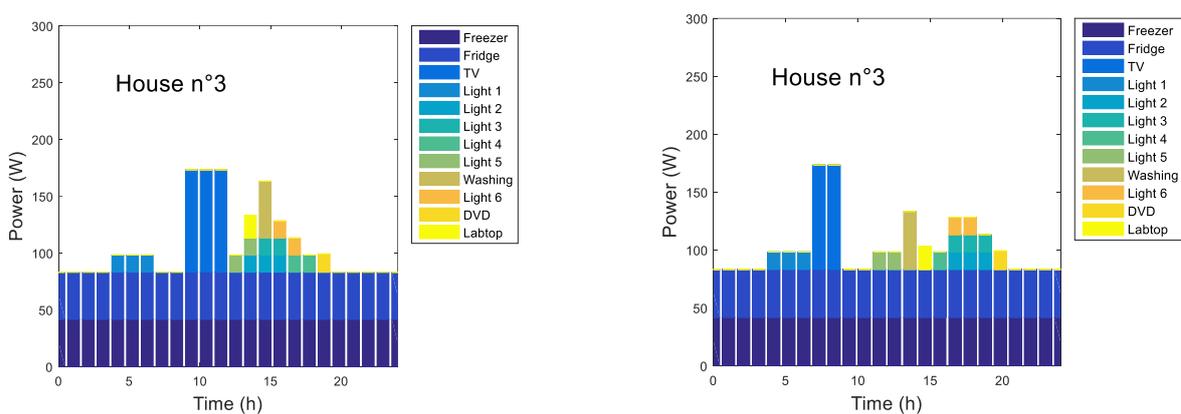


Fig. 6.91. Deux scenarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison3 avec intermittence de PV et variation de la consommation

### 3.2. Comparaison entre la consommation journalière réelle et optimisée pour les trois maisons

Les figures 6.92 montrent les deux scénarios possibles de consommations journalières réelles et optimisées des trois maisons lors de prise en compte des incertitudes de la production

intermittente et de la variation de la consommation. Une comparaison entre l'utilisation actuelle des appareils électriques et la configuration optimisée proposée par le solveur permet de mettre en évidence la faible consommation électrique en fin de journée, même si on a tenu compte de la variation de la consommation, le système reste performant pour la configuration optimisée. En effet dans la configuration optimisée, tout en tenant compte de la production intermittente et de la variation de la consommation, il ne reste que les appareils permanents et les lampes du soir à partir de 18h. Ainsi, le solveur peut bien gérer le système face aux contraintes aléatoires liées à la production et à la consommation du système.

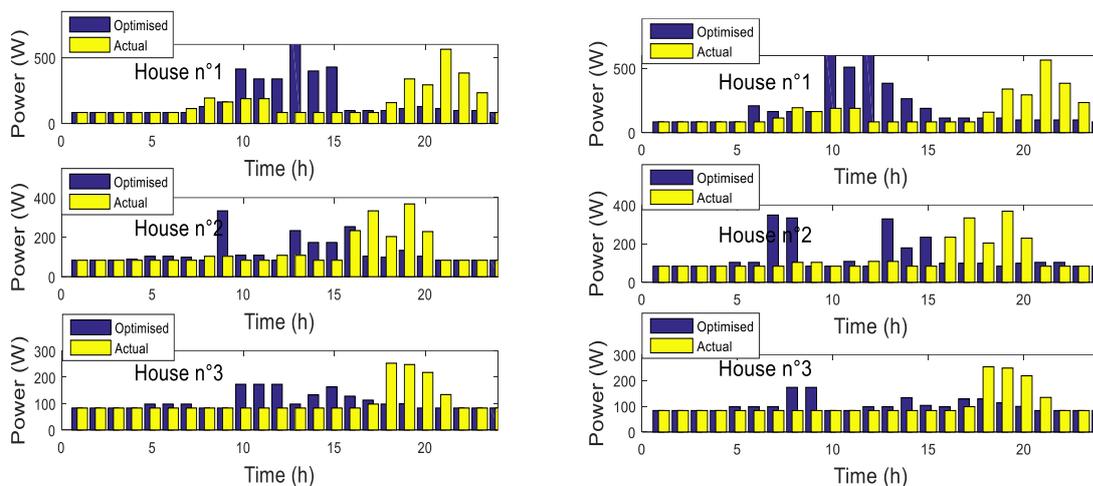


Fig.6.92. Deux scénarios possibles de Consommations journalières réelles et optimisées des trois maisons avec intermittence PV et variation de la consommation

### 3.3. Evaluation du confort de usagers pour chaque maison

Les figures 6.93 nous montrent les deux scénarios possibles du confort des services pour chaque maison. Lors de la prise en compte de la production intermittente et de la variation de la consommation de usagers, un écart de niveau le plus élevé de 50 % est observé pour les deux scénarios, cependant, la variation de la consommation, donc de la durée d'exécution de service, et de l'heure de fin souhaitée du service impacte considérablement le confort des usagers. Le résultat permet ainsi de valider la configuration d'utilisation des services proposée ainsi que l'influence de la variation de la consommation sur le confort des usagers sachant que le but étant de minimiser l'écart entre la production et la consommation, donc de trouver l'équilibre optimale en minimisant les pertes en énergie. C'est-à-dire d'optimiser la batterie en gardant le confort des usagers à un bon niveau.

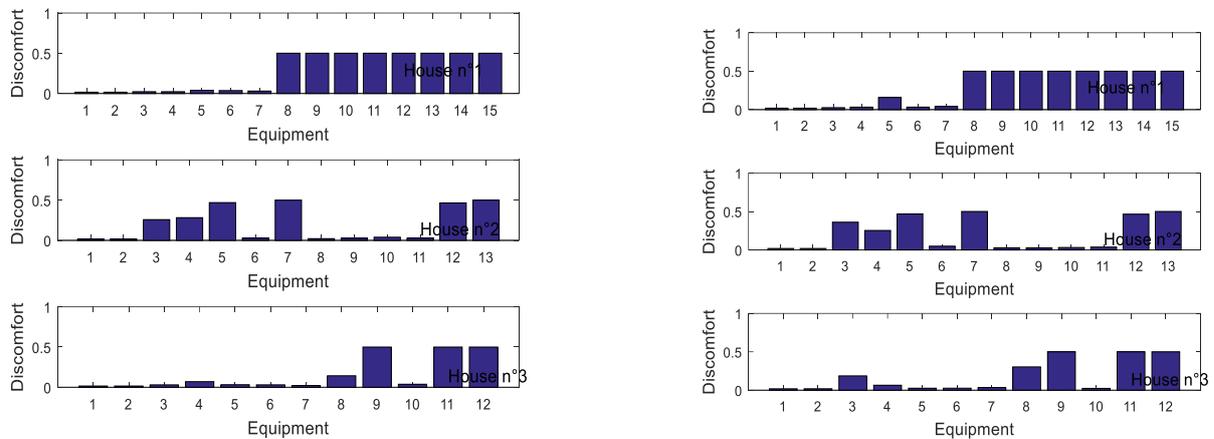
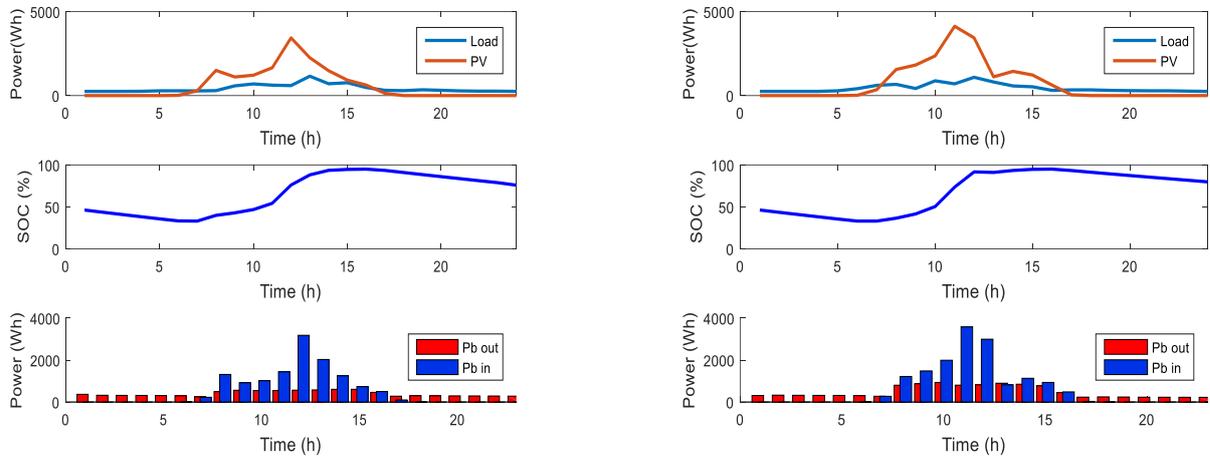


Fig. 6.93. Deux scenarios de l'évaluation du confort aléatoire des utilisateurs ( $U_j$ ) pour chaque service avec intermittence PV et variation de la consommation

### 3.4. Equilibre optimale du système micro-réseau

Les figures 6.94 nous montrent les deux scenarios possibles de la production aléatoire et consommation aléatoire totale optimisée, les deux scénarios aléatoires de l'évolution de l'état de charge de la batterie et les deux scenarios aléatoires de la variation des puissances entrant et sortant de la batterie. Comme montré dans les figures, l'intermittence de la production solaire aussi bien que la variation de la consommation sont observées, la variation de la consommation totale optimisée est ainsi observée d'une manière remarquable due à la variation des paramètres d'entrée liés à la consommation telles que la durée de service et l'heure de fin souhaitée du service, cela ne change pas le fait que la plupart des consommations sont placées dans la zone de radiation solaire. Il est à remarquer que la variation de la consommation est importante sur cette zone, autant que sur la zone non ensoleillée car la consommation est aussi influencée par la variation de la durée d'exécution et de l'heure de fin souhaitée de chaque service. Cependant la consommation reste faible à la fin de la journée malgré les variations. Ce qui permet de mettre en évidence que la configuration correspond bien à la répartition optimale des services proposée par le solveur.

Nous pouvons remarquer dans le deux cas un état de charge de plus de 70% pouvant même dépasser le 80% à la fin de la journée. Le graphe permet de suivre la dynamique des flux échangés entre la production et le stockage. Le flux de puissance  $P_{b\_in}$  donnant la puissance entrant dans les batteries suit logiquement la courbe de rayonnement solaire telle que représentée sur la figure 5.94. Donc l'étude stochastique montre bien la performance du système face aux contraintes aléatoires dues à la source intermittente et à la variation de la demande.



*Fig. 6.94. Deux scénarios possibles de la production et de la consommation totale optimisée, de l'évolution de l'état de charge de la batterie et de la variation des puissances entrant et de sortant  $P_{bin}$  et  $P_{bout}$  avec intermittence PV et variation de la consommation*

## 4. Evaluation de l'expérimentation stochastique

La section 1 du chapitre 6 de la thèse évalue la prise en compte de la production intermittente, donc de la variation du rayonnement solaire dans le système micro-réseau. Les résultats montrent que le système peut bien faire face aux contraintes aléatoires engendrées par l'intermittence de la production solaire. La consommation optimale obtenue correspond bien à la variation de la production disponible, ainsi, elle varie en fonction de l'intermittence de la production comme montré dans les figures 6.1, 6.2 et 6.3. La configuration optimisée proposée par le solveur présente une faible consommation électrique à la fin de la journée et place les appareils ponctuels, à priori de forte puissance dans la zone de radiation solaire comme montré dans les figures 6.4 sur la comparaison entre l'utilisation actuelle des appareils électriques et la configuration optimisée proposée par le solveur. Ainsi il ne reste que les appareils permanents et les lampes au début de la matinée et à partir de 18h. Ainsi, le solveur peut bien gérer le système face aux contraintes aléatoires engendrées par l'intermittence de la production. Pour le confort des services, nous avons priorisé certains appareils électriques par rapport à d'autres et les figures 6.5 nous montrent dans les deux scénarios que les appareils électriques n'ont pas les mêmes confort. Toujours en regardant les figures 6.5, nous pouvons remarquer que les deux scénarios ne présentent pas des différences remarquables, cependant, il y en a bien. Plus la différence entre la production PV de chaque scénario est importante, plus la différence entre le confort des services de chaque scénario est remarquable. Dans tous les cas, un écart de niveau le plus élevé de 50 % est observé pour les deux scénarios, ce qui permet ainsi de valider la configuration d'utilisation des services proposée par le solveur. En ce qui concerne les figures

6.6, les deux scénarios montrent bien la variation de la production solaire et son impact sur les résultats à la sortie, nous pouvons remarquer la différence entre la consommation totale optimisée des trois maisons pour les deux scénarios ainsi que sur l'état de charge de la batterie et les puissances entrant et sortant dans la batterie qui sont tous des variables de sortie. En effet, nous pouvons remarquer l'influence de la variation des paramètres d'entrée aux résultats à la sortie, ce qui justifie l'hypothèse de la méthode de propagation de incertitudes et évalue l'efficacité des résultats en utilisant cette méthode.

Dans la section 2 de ce chapitre 6, pour l'application de la prise en compte de l'intermittence de la production dans le modèle MILP et son impact sur les décisions prises sur le fonctionnement du système micro-réseau, nous expérimentons avec des données de mesure réelles du rayonnement solaire d'un mois du site d'expérimentation, c'est-à-dire, nous avons pris les rayonnements solaires de 31 jours (31 vecteurs) de 24 heures (24 coordonnées) d'un mois et on aura ainsi 31 vecteurs de 24 coordonnées pour chaque variable de sortie. En effet, nous avons un échantillon à chaque variable de sortie dont on peut en calculer une distribution empirique afin d'en estimer les probabilités d'occurrence des événements de chaque variable de sortie, permettant de prendre des décisions afin de donner des conseils aux utilisateurs sur quels appareils utiliser à chaque intervalle horaire pour chaque mois. Nous pouvons donc ici des décisions mensuelles. Comment les habitants faut-il se consommer pour chaque mois c'est-à-dire quels appareils utiliser pour chaque intervalle horaire de chaque mois. Après étude faite mois par mois, les résultats nous ont montré que les décisions peuvent être faites par saison, en été austral, nous pouvons étudier un mois d'été austral pour décider sur l'utilisation des appareils électriques pour toute l'été et un mois d'hiver austral pour décider sur l'utilisation des appareils électriques pendant l'hiver. Ces études nous montrent bien l'efficacité de la méthode de propagation des incertitudes dans la modélisation stochastique de la gestion optimale d'un micro-réseau autonome. Chaque décision prise grâce à la connaissance de la distribution empirique d'un échantillon, cet échantillon créé par les variables de sortie qui sont des variables aléatoires, est très importante pour le bon fonctionnement du système micro-réseau nécessitant la gestion efficace des énergies renouvelables intermittentes.

Dans la section 3 de ce chapitre, la prise en compte de l'intermittence de la production ainsi que de la variation de la consommation est étudiée. Dans la section 2 de ce chapitre, nous avons les conseils sur l'utilisation des appareils électriques pour chaque intervalle horaire. En effet, lorsque qu'on a un surplus de production, nous suggérons les appareils à utiliser en connaissant la puissance disponible comme détaillé dans la section 2 de ce chapitre. Cependant, pour avoir des conseils beaucoup plus adéquats sur l'utilisation des appareils électriques, la prise en compte de la variation de la consommation dans l'étude est importante car cela nous aidera à décider suivant les comportements des usagers. Donc en cas de surplus en énergie, les appareils conseillés à utiliser seront des appareils que les usagers utilisent habituellement en ces créneaux horaires.

La prise en compte de la variation de la consommation autant que la production intermittente dans le modèle permet d'évaluer la performance du système face aux contraintes aléatoires dues aux caractères intermittents de la source et de la variation de la demande, ainsi que l'influence de la variation des paramètres d'entrée sur les variables de sortie. Comme montrée par les figures 6.89, 6.90 et 6.91, une grande différence est observée entre les deux scénarios de

la consommation optimale de chaque maison du fait qu'en plus de la prise en compte de la variation de la production qui a déjà une répercussion directe sur les résultats à la sortie, la variation de la demande est aussi prise en compte, ce qui nous prouvent encore plus l'influence de la variation des paramètres d'entrée aux variables de sortie (méthode de propagation des incertitudes). Cela ne change pas le fait que la configuration correspond toujours à la répartition optimale des services proposée par le solveur car la plupart des consommations sont placées dans la zone de radiation solaire sauf les services permanents et les appareils électriques de faible puissance. En effet, le système peut bien s'adapter aux contraintes aléatoires dues à la l'intermittence de la production et de la variation de la demande. Une comparaison entre l'utilisation actuelle des appareils électriques et la configuration optimisée proposée par le solveur montrée dans les figures 6.92 permet de mettre en évidence la faible consommation électrique en fin de journée. Même si on a tenu compte de la variation de la consommation, le système reste performant pour la configuration optimisée. Les figures 6.93 nous montrent bien que la variation de la consommation, donc de la durée d'exécution de service, et de l'heure de fin souhaitée du service impacte considérablement le confort de usagers et le résultat permet ainsi de valider la configuration d'utilisation des services proposée. Comme montré dans les figures 6.93, l'intermittence de la production solaire ainsi que la variation de la consommation sont observées ainsi que ses influences aux variables de sortie telle que la consommation optimale, la puissance entrant et sortant de la batterie et sur l'état de charge de la batterie.

# CHAPITRE 7

---

## Conclusion générale et perspectives

---

### 1. Conclusion générale

Les travaux que nous avons réalisés dans cette thèse ciblent la gestion optimale d'un micro-réseau autonome en développant un outil d'optimisation qui est un grand système de programmation linéaire mixte en nombre entier. Il s'agit de concevoir des logements avec ses habitants comme un système énergétique qui peut être contrôlé. En effet, le problème est de proposer un outil mathématique qui permet de trouver l'équilibre optimale du système micro-réseau tout en tenant compte des souhaits et des confort des usagers. Le micro-réseau étudié est sur un site isolé non connecté au réseau principal d'électricité, il concerne trois maisons voisines dans une zone montagneuse isolée du village de Roche Plate du cirque de Mafate de L'île de La Réunion. Le site d'expérimentation est doté d'installation électrique avec de production photovoltaïque et de système de stockage batterie ainsi que des stations météorologiques permettant de collecter des données de mesures météorologiques du site. Le contrôle optimale d'un micro-réseau autonome qui cible l'utilisation efficace des énergies renouvelables inclue la modélisation de la source solaire afin de considérer sa nature intermittente. Ainsi en tenant compte de l'intermittence de la ressource, nous avons modélisé, optimisé et simulé le fonctionnement d'un micro-réseau autonome en mutualisant les moyens de production et de stockage d'énergie. Pour commencer, nous avons étudié et caractérisé les services fournisseurs et les services à l'habitant. Il est très important d'avoir une vision globale sur le le fonctionnement des services qui pourraient composer le micro-réseau. Plus de détails ont été donnés pour les services utilisées dans la thèse, donc dans notre système micro-réseau afin de pouvoir les modéliser. En effet, nous avons modélisé la source photovoltaïque donnant l'équation de la puissance de sortie des panneaux photovoltaïques. Nous avons ainsi modélisé les services temporaires définissant les appareils électriques développés dans la thèse.

Les outils mathématiques nécessaires pour le développement du modèle MILP ont été présentés et ont abouti à la formulation mathématique du problème qui a été déjà initié par le laboratoire PIMENT, enchaîné par la mise en place de l'approche déterministe dans le problème d'optimisation ainsi que les raisons démontrant l'insuffisance du dit modèle pour répondre aux critères des phénomènes naturels ou à la nature aléatoire de la vie réelle. En effet, deux approches mathématiques ont été développées telles que l'approche déterministe et l'approche stochastique. Dans l'approche déterministe, nous avons développé le modèle de ciel clair connu qui est le modèle théorique Bird pour modéliser la source solaire, qui est un paramètre d'entrée du modèle MILP. Il s'agit donc d'une prévision sous ciel dégagé, si on suppose que la journée sera sous ciel clair. Ainsi, notre prévision déterministe est basée par le modèle théorique Bird qui est le modèle de ciel clair. Les paramètres d'entrée liés à la consommation des services

telles que l'heure de fin souhaitée et la durée de services sont aussi fixés, ces dernières dépendant des informations obtenues par les usagers et du fonctionnement optimal du système intelligent micro-réseau électrique. Les variables de sortie telles que la consommation optimale des services, les puissances entrant et sortant de la batterie, l'état de charge de la batterie, le confort des services, qui sont des résultats à la sortie du modèle MILP répondent à notre objectif, dont la recherche d'équilibre optimale du système micro-réseau, en optimisant la batterie sans trop dégrader le confort des usagers. Ce qui démontre l'efficacité de l'outil d'optimisation développé et évalue la performance du système pour le modèle déterministe. Cependant, le modèle déterministe est limité du fait que le modèle est basé sur des résultats exactes et fixes et ne peuvent pas apporter des retours fiables aux besoins électriques des usagers. En effet, dans le modèle déterministe les entrées sont modélisées d'une manière déterministe, on fixe la production supposant connue à l'avance en supposant que le ciel sera dégagé tous les jours, on fixe les paramètres liés à la demande. Ainsi, nous aurons une décision fixe et des conseils seront données aux usagers si la journée considérée sera une journée sous ciel dégagé. Des décisions journalières, mensuelles et saisonnières peuvent être prises afin de conseiller les usagers sur l'utilisation des appareils électriques. C'est une décision très sévère car par exemple, pour la décision mensuelle, il s'agit d'un seul scénario pour prendre une décision pour chaque heure durant tous les mois, et pour les décisions saisonnières, un seul scénario pour une décision pour chaque heure pour toute la saison. C'est pour cette raison que dans le problème de gestion du système micro-réseau, l'appel aux modèles qui utilisent les échantillons et en calculer des distributions de probabilité est indispensable d'où le modèle stochastique.

Dans l'approche stochastique, nous avons pris en compte les incertitudes qui pourraient impacter le fonctionnement du système telles que l'intermittence de la production et la variation de la demande. La puissance produite par la source solaire, qui est une production dépendant du rayonnement solaire à caractère intermittent, est donc l'un des paramètres d'entrée incertains du modèle MILP. En utilisant la méthode de propagation des incertitudes, les paramètres d'entrée impactent les variables de sortie. En effet, étant donnée qu'on aura un paramètre d'entrée aléatoire, donc une distribution en entrée, nous aurons une distribution aussi à la sortie, les variables de sortie seront aussi des variables aléatoires dont on déterminera la distribution. Sachant que le rayonnement solaire est un paramètre incertain, donc une variable aléatoire, il est nécessaire qu'on étudie sa nature intermittente et en déduire une distribution de probabilité.

Afin de pouvoir modéliser tous les paramètres incertains ou les incertitudes du système du système, nous avons rappelé les concepts de probabilités statistiques tels que les notions de variables aléatoires ainsi que les différentes lois usuelles et connues, sans oublier la notion de la distribution empirique afin de faciliter la description et le choix du modèle et de mieux comprendre la formulation mathématique du problème stochastique. L'approche stochastique consiste à modéliser le système en tenant compte des incertitudes qui pourraient impacter les paramètres physiques du système, et les micro-réseaux combinent les aspects des systèmes d'alimentation électrique et des marchés de l'électricité qui sont des domaines pleins d'incertitudes. Pour impliquer ces incertitudes dans le système micro-réseau, donc introduire les incertitudes dans le MILP, nous avons utilisé la méthode de propagation des incertitudes, pour rappel le principe est d'associer une distribution de probabilité aux grandeurs d'entrée afin d'avoir une distribution de probabilité aux variables de sortie. Cette méthode a démontré l'influence des

incertitudes associées aux paramètres d'entrée sur les variables de sortie. La méthode de propagation des incertitudes se réalise en étapes telles que la modélisation des incertitudes et échantillonnage, la propagation des incertitudes à travers les algorithmes du MILP ou le modèle MILP et le post-traitement des valeurs du modèle MILP ou les variables de sortie ou les résultats à la sortie. En effet, l'étape 1 consiste à modéliser tous les paramètres incertains du système en en sortir une loi de probabilité correspondante.

Pour modéliser la variation du rayonnement solaire, un des paramètres d'entrée incertain du système, nous avons utilisé les données de mesure réelles d'une année qui seront notre échantillon dont on peut en estimer une distribution de probabilité. Pour estimer la distribution de probabilité, deux méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilité ont été développées, la méthode par histogramme et la méthode par noyau. Ces deux méthodes permettant d'estimer la densité de probabilité de l'échantillon ont été donc utilisées et nous ont permis d'avoir des distributions de probabilité du rayonnement solaire pour chaque heure. En effet, pour chaque heure, le rayonnement solaire peut être modélisé par une distribution de probabilité dont on connaît la loi que suit sa fonction de densité. Les lois trouvées sont donc les lois lognormales, celles qui ont l'allure de l'inverse de la lognormale et les lois bimodales gaussiennes.

Pour la prise en compte de la variation de la consommation des usagers, nous avons considéré les incertitudes sur les créneaux horaires d'utilisation d'appareils électriques des usagers dont l'heure de fin souhaitée et la durée de service. Pour modéliser les paramètres incertains, l'heure de fin souhaitée et la durée d'un service, nous avons analysé les comportements des usagers sur leur utilisation des appareils électriques. Nous avons utilisé les données de mesure réelles d'une année des trois maisons et en estimer une distribution par la méthode d'estimation non paramétriques de fonction de densité de probabilité. Les résultats ont montré que la consommation de services peut être modélisée par une loi lognormale, ce qui nous a permis de conclure que l'heure de fin souhaitée et la durée de service peuvent être modélisées par une loi lognormale. La prise en compte de la variation de la consommation, donc des modifications des créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques, est importante en cas de surplus en énergie et de décider quels appareils y mettre. En connaissant la variation de la consommation, donc en incluant les paramètres d'entrée incertains liées à la consommation dans le MILP, le système micro-réseau connaît la configuration optimale à la sortie permettant de placer les appareils aux meilleurs moments. Ce qui nous aidera par la suite à prendre des décisions correspondant à la variation de la production et de la demande.

Dans le cas déterministe et stochastique, la fonction objectif reste la même, en effet, dans le cas stochastique, la propagation des incertitudes par la méthode de Monte Carlo permettra de propager dans le modèle MILP les distributions en entrée afin d'avoir une distribution en sortie pour chaque variable de sortie. En effet, les paramètres d'entrée incertains tels que le rayonnement solaire, l'heure de fin souhaitée et l'heure de fin calculée par le système seront ainsi des variables aléatoires dont on connaît la loi de probabilité, et les variables de sortie telles que la consommation optimale, la puissance entrant et sortant de la batterie, l'état de charge de la batterie ainsi que l'insatisfaction des services seront donc des variables aléatoires dont on doit chercher la distribution.

Lors de la prise en compte de la variation du rayonnement solaire, donc de la production solaire, deux scénarios montrant la consommation optimale de services de chacune des trois

maisons, montrés par les figures 6.1, 6.2 et 6.3, ont présenté l'influence des incertitudes des grandeurs d'entrée aux variables de sortie. En effet, chacune des maisons ne présentent pas la même configuration pour les deux scénarios. Cependant, les consommations ponctuelles restent localisées sur la zone de radiation solaire et il ne reste que les services permanents et les appareils de faible puissance au début de la matinée à la fin de la journée. Ce qui permet de dire que la configuration correspond bien à la répartition optimale de service proposée par le solveur et le système peut bien s'adapter aux contraintes aléatoires engendrées par la production intermittente. Les figures 6.4 montrant les deux scénarios possibles présentant les consommations journalières réelles et optimisées des trois maisons permettent de mettre en évidence la faible consommation électrique à la fin de la journée pour la configuration optimisée démontrant encore une fois la performance du système face à ces contraintes aléatoires. Les figures 6.5 évaluant le confort des usagers pour chaque service permet de valider la configuration de service proposée avec un niveau plus élevé de 50% de l'insatisfaction des services. Les figures 6.6 montrant les deux scénarios possibles de la production aléatoire, de la consommation optimale aléatoire, de l'évolution de l'état de charge de la batterie et de la puissance entrant et sortant de la batterie présentent l'influence des incertitudes des paramètres d'entrée aux variables de sortie. En effet, les figures permettent de mettre en évidence l'importance de la variation de la consommation sur la zone de radiation solaire et le maintien de la faible consommation à la fin de la journée. L'état de charge de la batterie pour les deux scénarios est de plus de 70% pouvant même dépasser le 80% tel qu'il est montré sur les figures 6.6. Ce qui permet de valider la correspondance de la configuration du système à la répartition optimale des services proposés par le solveur et donc de la performance du système face aux contraintes aléatoires engendrées par la source intermittente. Nous pouvons avoir par exemple 50 scénarios possibles des résultats avec 50 paramètres d'entrée aléatoire de la production solaire choisis par hasard. Ces 50 paramètres d'entrée peuvent être les 50 possibles de la production solaire de la journée à venir, d'un mois à venir et des saisons à venir. Ce qui nous donnera des 50 résultats possibles dont on peut en estimer une distribution et prendre des décisions sur les fonctionnements de appareils électriques de usagers. Pour appliquer ce principe, nous avons expérimenté sur des données de mesure réelles de chaque mois, nous avons en exemple le mois de janvier et le mois de juillet qui contiennent 31 jours de 24h, donc 31 vecteurs de 24 coordonnées comme paramètres d'entrée et donc 31 vecteurs de 24 coordonnées pour chaque variable de sortie. En effet, nous avons pour chaque variable de sortie 31 valeurs pour chaque intervalle horaire et en déduire la probabilité d'occurrence. Les variables de sortie étudiées sont la consommation optimale des usagers et l'énergie consommable optimisée qui est la somme de l'énergie sortant de la batterie et l'énergie restant du PV qui n'est pas envoyée à la batterie. Pour chaque intervalle horaire, la connaissance de la probabilité de la consommation optimale et de l'énergie qu'on peut consommer permet de trouver un compromis pour la prise de décisions sur combien consommer et quels appareils électriques utilisés. En effet, pour chaque intervalle horaire, des méthodes d'estimation non paramétriques de fonction de densité de probabilité et le calcul de la distribution empirique ou fonction de répartition empirique ont été appliqués pour trouver la probabilité d'occurrence de la consommation optimale face à l'énergie consommable optimisée. Ce qui nous a permis de prendre, pour chaque mois et pour chaque intervalle horaire, des décisions sur l'utilisation des appareils électriques afin de donner des conseils aux usagers. En remarquant que pour chaque saison, nous avons à peu près les mêmes décisions pour chaque mois, nous avons donc choisi

un mois de chaque saison, tel que le mois de janvier pour l'été austral, afin de décider pour l'ensemble des mois de l'été austral, et le mois de juillet pour l'hiver austral. Les résultats de probabilités obtenus nous permettent de décider sur la mise en marche tels ou tels appareils à tel intervalle horaire et de suggérer l'ajout des appareils supplémentaires en cas de surplus en énergie produite.

Pour l'ajout des appareils supplémentaires, on peut mettre un appareil ou des appareils de notre choix selon la puissance disponible. Cependant, nous avons des données de mesure réelles de consommation des usagers des trois maisons permettant de définir leur comportement. En effet, il est important de prendre des décisions sur l'ajout des appareils supplémentaires correspondant aux comportements des usagers pour répondre ou s'approcher de leurs utilisations habituelles afin de satisfaire au mieux possible leur confort. En effet, dans la section 3 du chapitre 6 de la thèse, non seulement la variation du rayonnement solaire est prise en compte, mais aussi la variation de la consommation. Les figures 6.89, 6.90 et 6.91 présentant les deux scénarios aléatoires des séquences des appareils électriques pour chacune des maisons permettent de prouver l'influence des incertitudes des paramètres d'entrée liées à la consommation qui sont l'heure de fin souhaitée et la durée d'exécution du service, en montrant des différences remarquables entre les consommations pour les deux scénarios sur la zone de radiation solaire et ainsi qu'à la fin de la journée. Les différences aperçues entre les deux scénarios de chaque maison à la fin de la journée ou sur la zone dont le rayonnement solaire ne devrait pas beaucoup influencer les résultats nous prouvent l'impact direct de la variation des paramètres d'entrées liés à la consommation sur la consommation optimale à la sortie démontrant l'hypothèse de la méthode de propagation des incertitudes sur l'influence des grandeurs d'entrée aux variables de sortie.

Lors de la prise en compte des incertitudes liées à la production intermittente ainsi qu'à la consommation des services, les consommations ponctuelles sont toujours placées dans la zone de radiation solaire, les appareils électriques de faibles puissances et les services permanents sont aperçus au début de la matinée et à la fin de la journée ce qui démontre la performance du système face aux contraintes aléatoires engendrées par la production intermittente et à la variation de la consommation. Les figures 6.92 montrant les deux scénarios possibles de la consommation journalières réelles et optimisée des trois maisons, même en prenant en compte de la variation de la consommation, permettent de mettre en évidence une faible consommation électrique à la fin de la journée pour la configuration optimisée. Les figures 6.93 montrant les comforts des services présentent d'une manière remarquable l'impact de la variation des paramètres d'entrée à l'insatisfaction de service qui est une variable de sortie avec un écart de niveau élevé de 50% permettant de valider la configuration d'utilisation des services proposée. La consommation optimale totale des trois maisons montrées par les deux scénarios des figures 6.94 présentent des différences considérables démontrant l'influence de la prise en compte de la variation de la durée et de l'heure de fin souhaitée en plus du rayonnement solaire. Cependant, la configuration optimale du système reste inchangée en plaçant les consommations ponctuelles sur la zone de radiation solaire et les services permanents plus les appareils électriques de faible puissance au début de la matinée et à la fin de la journée permettant de démontrer la performance du système face aux contraintes aléatoires dû à la variation de la production et de la variation de la demande. Les deux scénarios présentent un état de charge de la batterie de 70%

pouvant même dépasser le 80% à la fin de la journée répondant à notre objectif qui est d'optimiser la batterie, permettant ainsi de valider la performance du système face aux contraintes aléatoires dues à la source intermittente et à la variation de la demande.

La configuration optimale du système en tenant en compte de la production intermittente nous suffise pour décider de la gestion optimale du fonctionnement du système micro-réseau, donc de décider sur les appareils à mettre en marche à priori. Le surplus de la production s'il en a nous donnera un atout d'ajouter des appareils supplémentaires et l'intérêt de l'implication de la variation de la demande dans le système micro-réseau nous aidera à décider quels appareils devraient être mis en marche à telle heure lors du surplus en énergie.

D'autres intérêts en impliquant les incertitudes sur la consommation sont les prises en compte des modifications des créneaux horaires d'utilisations des appareils électriques des usagers dans le système micro-réseau est de démontrer si le système reste performant face aux contraintes aléatoires engendrées par la variation du rayonnement solaire et de la variation des créneaux horaires d'utilisations des appareils électriques des usagers. Lors de la prise en compte de la production intermittente uniquement pour la gestion du système micro-réseau, la variation de la consommation sur la zone de radiation solaire sont aperçues, car l'incertitudes des paramètres d'entrée influence les résultats à la sortie. Lors de la prise en compte de la production intermittente et des paramètres liés aux créneaux horaires d'utilisations des appareils électriques, la variation de la consommation ne se repère pas seulement dans la zone de radiation solaire mais aussi au début et à la fin de la journée, et cette variation devient de plus en plus importante. Ce qui fait que la prise en compte de la variation des créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques a amplifié l'influence des incertitudes des paramètres d'entrée aux variables de sortie du modèle. Il est donc intéressant de considérer les modifications des dernières minutes des créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques des usagers. En effet, c'est un plus par rapport au modèle déterministe, car on ne fixe plus les paramètres liés aux créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques. Tout est incertain. Cependant, il n'est pas primordial de modifier les créneaux horaires d'usages des appareils électriques. La satisfaction des usagers dépend de leurs efforts à suivre les conseils donnés par la gestion optimale du système micro-réseau. La prise en compte de la production intermittente est indispensable car cela dépend de la nature et aucun être humain ne peut contrôler les phénomènes naturels, mais la consommation des usagers peut être contrôlé conformément aux phénomène naturels.

Les complexités du système face aux contraintes aléatoires sont quand même aperçues dans les deux cas, le premier cas, lors de la prise en compte de la variation de la production intermittente uniquement, et le deuxième cas, lors de la prise en compte de la variation de la production intermittente et de la consommation. Les deux cas s'appuient sur la probabilité d'occurrence d'un évènement pour prendre des décisions et en s'appuyant sur la probabilité d'occurrence, nous devons prendre des décisions para rapport aux états les plus probables. Aucune décisions exactes et sûres seront données, tout dépend du hasard, les états les plus probables du hasard sont utilisés pour décider.

## 2.Perspectives

Dans la perspective il est à envisager d'améliorer la performance du fonctionnement stochastique du système en ajoutant d'autres sources d'énergie renouvelables exploitables sur le site d'expérimentation, à priori la source éolienne. Cette source intermittente dépendant du vent pourrait-elle être exploitée sur Mafate ? est que les conditions météorologiques du lieu seraient-elles favorables au fonctionnement d'une éolienne ? Des études dans la littérature et des analyses de données météorologiques devraient être réalisées pour évaluer l'exploitation d'une source d'énergie éolienne sur le lieu. Cette source peut bien seconder la source solaire car elle peut fonctionner 24heures sur 24 sans excepté la journée non ensoleillée, et donc si la prévision solaire est pessimiste dans la journée, l'intermittence de la source solaire et de la source éolienne ne sont pas dans les mêmes conditions. L'ajout du groupe électrogène au système de production peut aussi être envisagé pour secourir les sources d'énergie renouvelables si la condition météorologique ne sont pas favorables pour la journée envisagée. Déjà, la batterie est là pour le stockage d'énergie afin que le système soit autonome, le groupe électrogène peut être ajouté pour seconder la batterie.

Il est aussi à envisager d'ajouter d'autres appareils électriques ou d'augmenter la durée d'utilisation des appareils ou même ajouter des appareils électriques de fortes puissances. Le but étant d'aller au-delà des limites du confort qu'on peut donner au usagers. En effet, d'autres habitations de plus peuvent aussi être ajoutées au programme du contrôle optimal du système si le système de production peut surpasser les attentes des trois maisons.

Pour le bon fonctionnement du système micro-réseau, des incertitudes sur des pannes techniques devraient être étudiées. S'il a des pannes imprévues au niveau de système de production, des stockages, des distributions électriques, des installations électriques, et des appareils électriques, le système doit être capable prévoir le temps de pannes et de réparation des appareils. Plusieurs indices de fiabilité du fonctionnement du système sont à envisager à étudier afin d'approfondir l'étude stochastique du système.



# Bibliographie

- [1] C. Bouchard, « Transition énergétique dans le contexte des petits États et territoires insulaire », présenté à Actes de la 15<sup>ème</sup> Journée Sciences et Savoirs, ACFAS-Sudbury, 2009, p. 197-221. [En ligne]. Disponible sur: <https://zone.biblio.laurentian.ca/bitstream/10219/356/1/bouchard.pdf>
- [2] N. Khefifi, « Élaboration de stratégies de contrôle-commande basées sur la passivité pour le pilotage d'un micro-réseau de génération décentralisée de type AC en mode autonome », PhD Thesis, Nantes, 2021. [En ligne]. Disponible sur: <https://www.theses.fr/2021NANT4031.pdf>
- [3] R. Rigo-Mariani, « Méthodes de conception intégrée" dimensionnement-gestion" par optimisation d'un micro-réseau avec stockage », PhD Thesis, 2014.
- [4] Observatoire Energie Réunion, « Bilan énergétique de la Réunion 2019 », Observatoire Energie Réunion, La Réunion, Rapport Technique, 2020. [En ligne]. Disponible sur: [http://energies-reunion.com/wp-content/uploads/2020/09/BER-2019-e%CC%81d-2020-Technique-V\\_com-presse%CC%81.pdf](http://energies-reunion.com/wp-content/uploads/2020/09/BER-2019-e%CC%81d-2020-Technique-V_com-presse%CC%81.pdf)
- [5] Observatoire Energie Réunion, « Bilan énergétique de la Réunion 2021 », Observatoire Energie Réunion, La Réunion, Rapport Technique, 2022. [En ligne]. Disponible sur: [https://oer.spl-horizon-reunion.com/sites/observatoire-energie-reunion/files/2022-11/241122\\_HORIZON%20REUNION-0822-BER2021-300x220\\_V3.pdf](https://oer.spl-horizon-reunion.com/sites/observatoire-energie-reunion/files/2022-11/241122_HORIZON%20REUNION-0822-BER2021-300x220_V3.pdf)
- [6] F. Sandron, « Facteurs cumulatifs de vulnérabilité dans une population isolée: Mafate (La Réunion) », in *XVI<sup>ème</sup> Colloque National de Démographie*, 2013.
- [7] Wikipédia, « La Réunion department relief location map.jpg », mars 2009. [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:La\\_R%C3%A9union\\_department\\_relief\\_location\\_map.jpg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:La_R%C3%A9union_department_relief_location_map.jpg)
- [8] CRE, « Les microgrids ». <http://www.smartgrids-cre.fr/index.php?p=microgrids-projets-zones-isolees>
- [9] K. Ma, « Système énergétique territorial face à la montée en puissance des énergies renouvelables: modélisation de la transition appliquée à La Réunion », p. 321.
- [10] C. Darras, « Modélisation de systèmes hybrides photovoltaïque/hydrogène : applications site isolé, micro-réseau et connexion au réseau électrique dans le cadre du projet PEPITE (ANR PAN-H). », phd-thesis, Université Pascal Paoli, 2010. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00591013>
- [11] J. P. Sánchez-Mateos, « Reliability-Constrained Microgrid Design », p. 119.
- [12] X. Fang, S. Misra, G. Xue, et D. Yang, « Smart grid—The new and improved power grid: A survey », *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 14, n° 4, p. 944-980, 2011.
- [13] R. Bayindir, I. Colak, G. Fulli, et K. Demirtas, « Smart grid technologies and applications », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 66, p. 499-516, déc. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.08.002.
- [14] A.-M. Imokrane, « Intégration des commandes de statisme aux sources d'énergies renouvelables décentralisées », masters, École de technologie supérieure, Montréal, 2015. [En ligne]. Disponible sur: <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/1592/>
- [15] D. Calogine, O. Chau, et P. Lauret, « A fractional derivative approach to modelling a smart grid-off cluster of houses in an isolated area », *J. Appl. Numer. Optim*, vol. 1, n° 3, p. 347-362, 2019.
- [16] K. Tanguy, « Modélisation et optimisation de la recharge bidirectionnelle de véhicules électriques: application à la régulation électrique d'un complexe immobilier », Mémoire, Université Laval, Québec, Canada, 2013.
- [17] KEMA, « Microgrids – Benefits, Models, Barriers and Suggested Policy Initiatives for the Commonwealth of Massachusetts », *KEMA Inc.: Burlington, MA, USA*, 2014, [En ligne]. Disponible sur: <https://files.masscec.com/research/Microgrids.pdf>

- [18] S. Bahramirad, W. Reder, et A. Khodaei, « Reliability-Constrained Optimal Sizing of Energy Storage System in a Microgrid », *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, n° 4, p. 2056-2062, déc. 2012, doi: 10.1109/TSG.2012.2217991.
- [19] S. Won, « Introduction to smart Microgrids in Remote Communities », *Canmet Energy*, 2013.
- [20] Wikipédia, « Mafate », *Wikipédia*. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.wikipedia.org/wiki/Mafate>
- [21] M. Humbert et L. Stieltjes, « L'érosion dans le cirque de Mafate Ile de La Réunion, ses conséquences sur le maintien de l'économie des îlets ». 1986. [En ligne]. Disponible sur: <http://info-terre.brgm.fr/rapports/86-REU-173-GEG.pdf>
- [22] Wikipédia, « La Réunion », *Wikipédia*. 2023. [En ligne]. Disponible sur: [https://fr.wikipedia.org/wiki/La\\_R%C3%A9union](https://fr.wikipedia.org/wiki/La_R%C3%A9union)
- [23] « Carte du cirque de Mafate - Ile de la Réunion ». [https://www.reunion-mafate.com/fileadmin/user\\_upload/mafate/pdf/carte\\_mafate\\_reunion.pdf](https://www.reunion-mafate.com/fileadmin/user_upload/mafate/pdf/carte_mafate_reunion.pdf)
- [24] Y. Riffonneau, S. Bacha, F. Barruel, et S. Ploix, « Optimal power flow management for grid connected PV systems with batteries », *IEEE Transactions on sustainable energy*, vol. 2, n° 3, p. 309-320, 2011.
- [25] D. L. Ha, « Un système avancé de gestion d'énergie dans le bâtiment pour coordonner production et consommation », PhD Thesis, 2007.
- [26] M. H. Le, « Prise en compte des incertitudes de prédiction dans la gestion des flux d'énergie dans l'habitat », phdthesis, Université de Grenoble, 2011. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00747459>
- [27] R. E. Bird et R. L. Hulstrom, « Simplified clear sky model for direct and diffuse insolation on horizontal surfaces », Solar Energy Research Inst., Golden, CO (USA), SERI/TR-642-761, févr. 1981. doi: 10.2172/6510849.
- [28] R. Bird et R. L. Hulstrom, « Direct insolation models », Solar Energy Research Inst., Golden, CO (USA), SERI/TR-335-344, janv. 1980. doi: 10.2172/5626683.
- [29] M. A. Khallat et S. Rahman, « A probabilistic approach to photovoltaic generator performance prediction », *IEEE Transactions on Energy Conversion*, n° 3, p. 34-40, 1986.
- [30] Y. M. Atwa, E. F. El-Saadany, M. M. A. Salama, et R. Seethapathy, « Optimal renewable resources mix for distribution system energy loss minimization », *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 25, n° 1, p. 360-370, 2009.
- [31] Shaobo Lin, Minxiao Han, Ruixiang Fan, et Xiaodong Hu, « Configuration of energy storage system for distribution network with high penetration of PV », in *IET Conference on Renewable Power Generation (RPG 2011)*, Edinburgh, UK: IET, 2011, p. P16-P16. doi: 10.1049/cp.2011.0213.
- [32] Abdulaziz. A. Alkuhayli, S. Raghavan, et B. H. Chowdhury, « Reliability evaluation of distribution systems containing renewable distributed generations », in *2012 North American Power Symposium (NAPS)*, Champaign, IL, USA: IEEE, sept. 2012, p. 1-6. doi: 10.1109/NAPS.2012.6336324.
- [33] S. A. Arefifar, A.-R. M. Yasser, et T. H. El-Fouly, « Optimum microgrid design for enhancing reliability and supply-security », *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 4, n° 3, p. 1567-1575, 2013.
- [34] A. R. Abul'Wafa et A. T. M. Taha, « Reliability evaluation of distribution systems under  $\mu$  grid-tied and islanded  $\mu$  grid modes using Monte Carlo simulation », *Smart Grid and Renewable Energy*, vol. 2014, 2014.
- [35] S. J. Chiang, H.-J. Shieh, et M.-C. Chen, « Modeling and control of PV charger system with SEPIC converter », *IEEE Transactions on industrial electronics*, vol. 56, n° 11, p. 4344-4353, 2008.
- [36] E. Lorenzo, *Solar electricity: engineering of photovoltaic systems*. Earthscan/James & James, 1994.
- [37] J. A. Nelson, *The physics of solar cells*. World Scientific Publishing Company, 2003.
- [38] O. Gergaud, « Modélisation énergétique et optimisation économique d'un système de production éolien et photovoltaïque couplé au réseau et associé à un accumulateur », phdthesis, École normale

supérieure de Cachan - ENS Cachan, 2002. Consulté le: 5 novembre 2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00439079>

- [39] W. De Soto, S. A. Klein, et W. A. Beckman, « Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance », *Solar energy*, vol. 80, n° 1, p. 78-88, 2006.
- [40] A. O. M. Yahya, A. O. Mahmoud, et I. Youm, « Etude et modélisation d'un générateur photovoltaïque », *Revue des Energies Renouvelables*, vol. 11, n° 3, p. 473-483, 2008.
- [41] S. Abada, « Étude et optimisation d'un générateur photovoltaïque pour la recharge d'une batterie avec un convertisseur Sepic », p. 144.
- [42] T. Mambrini, « Caractérisation de panneaux solaires photovoltaïques en conditions réelles d'implantation et en fonction des différentes technologies », PhD Thesis, Paris 11, 2014.
- [43] W. Shockley et H. J. Queisser, « Detailed balance limit of efficiency of p-n junction solar cells », *Journal of applied physics*, vol. 32, n° 3, p. 510-519, 1961.
- [44] D. M. Chapin, C. S. Fuller, et G. L. Pearson, « A new silicon p-n junction photocell for converting solar radiation into electrical power », *Journal of applied physics*, vol. 25, n° 5, p. 676-677, 1954.
- [45] S. Mukherjee, *Applied mineralogy: applications in industry and environment*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [46] K. T. Osman, *Soils: principles, properties and management*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [47] V. Badescu, « Simple optimization procedure for silicon-based solar cell interconnection in a series-parallel PV module », *Energy Conversion and Management*, vol. 47, n° 9-10, p. 1146-1158, 2006.
- [48] S.-T. Cha, D.-H. Jeon, I.-S. Bae, et I.-R. Lee, « Reliability evaluation of distribution system connected photovoltaic generation considering weather effects », in *2004 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*, IEEE, 2004, p. 451-456.
- [49] S. Diaf, D. Diaf, M. Belhamel, M. Haddadi, et A. Louche, « A methodology for optimal sizing of autonomous hybrid PV/wind system », *Energy Policy*, vol. 35, n° 11, p. 5708-5718, nov. 2007, doi: 10.1016/j.enpol.2007.06.020.
- [50] M. Belhadj, T. Benouaz, et A. Cheknane, « Estimation de la puissance maximale produite par un générateur photovoltaïque », p. 8.
- [51] T. Markvart, *Solar Electricity*. John Wiley & Sons, 2000.
- [52] M. A. Habib, S. A. M. Said, M. A. El-Hadidy, et I. Al-Zaharna, « Optimization procedure of a hybrid photovoltaic wind energy system », *Energy*, vol. 24, n° 11, p. 919-929, nov. 1999, doi: 10.1016/S0360-5442(99)00042-0.
- [53] I. Vechiu, « Modélisation et analyse de l'intégration des énergies renouvelables dans un réseau autonome », PhD Thesis, Université du Havre, 2005.
- [54] T. Ackermann et L. Söder, « An overview of wind energy-status 2002 », *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 6, n° 1-2, p. 67-127, 2002.
- [55] N. Abu-Tabak, « Stabilité dynamique des systèmes électriques multimachines: modélisation, commande, observation et simulation », PhD Thesis, Ecole Centrale de Lyon, 2008.
- [56] H. Suryatmojo, A. A. Elbaset, et T. Hiyama, « Economic and Reliability Evaluation of Wind-Diesel-Battery System for Isolated Island Considering CO2 Emission », *IEEJ Trans. PE*, vol. 129, n° 8, p. 1000-1008, 2009, doi: 10.1541/ieejpes.129.1000.
- [57] T. Senjyu, D. Hayashi, A. Yona, N. Urasaki, et T. Funabashi, « Optimal configuration of power generating systems in isolated island with renewable energy », *Renewable energy*, vol. 32, n° 11, p. 1917-1933, 2007.
- [58] Y. M. Atwa et E. F. El-Saadany, « Reliability evaluation for distribution system with renewable distributed generation during islanded mode of operation », *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, n° 2, p. 572-581, 2009.

- [59] B. S. Borowy et Z. M. Salameh, « Optimum photovoltaic array size for a hybrid wind/PV system », *IEEE Transactions on energy conversion*, vol. 9, n° 3, p. 482-488, 1994.
- [60] R. Karki, P. Hu, et R. Billinton, « A simplified wind power generation model for reliability evaluation », *IEEE transactions on Energy conversion*, vol. 21, n° 2, p. 533-540, 2006.
- [61] J. Li *et al.*, « Steady security risk assessment considering uncertainties of wind power and fault in smart grid », in *Proceedings of the 2010 International Conference on Modelling, Identification and Control*, IEEE, 2010, p. 600-605.
- [62] X. Liu, S. Islam, A. A. Chowdhury, et D. O. Koval, « Reliability evaluation of a wind-diesel-battery hybrid power system », in *2008 IEEE/IAS Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference*, IEEE, 2008, p. 1-8.
- [63] C. G. Justus, « Winds and wind system performance », *Research supported by the National Science Foundation and Energy Research and Development Administration. Philadelphia*, 1978.
- [64] F. Mancini, « Traitement des déchets issus de la biomasse pour la génération d'énergie », phdthesis, Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2006. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00102009>
- [65] C. Baskar, S. Baskar, et R. S. Dhillon, *Biomass conversion: The interface of biotechnology, chemistry and materials science*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [66] A. Missaoui, « Etude de la conversion de la biomasse en énergie par un procédé hydrothermal de carbonisation-Caractérisation des produits issus des grignons d'olive », PhD Thesis, Université d'Orléans, 2018.
- [67] A. Mohammed, J. Pasupuleti, T. Khatib, et W. Elmenreich, « A review of process and operational system control of hybrid photovoltaic/diesel generator systems », *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 44, p. 436-446, 2015.
- [68] J. M. Lujano-Rojas, C. Monteiro, R. Dufo-López, et J. L. Bernal-Agustín, « Optimum load management strategy for wind/diesel/battery hybrid power systems », *Renewable Energy*, vol. 44, p. 288-295, 2012.
- [69] H. Suryoatmojo, A. A. Elbaset, et T. Hiyama, « Economic and reliability evaluation of wind-Diesel-Battery system for isolated island considering CO2 emission », *IEEJ Transactions on Power and Energy*, vol. 129, n° 8, p. 1000-1008, 2009.
- [70] M. Ashari et C. V. Nayar, « An optimum dispatch strategy using set points for a photovoltaic (PV)-diesel-battery hybrid power system », *Solar energy*, vol. 66, n° 1, p. 1-9, 1999.
- [71] Ø. Skarstein et K. Uhlen, « Design considerations with respect to long-term diesel saving in wind/diesel plants », *Wind engineering*, p. 72-87, 1989.
- [72] S. Ashok, « Optimised model for community-based hybrid energy system », *Renewable energy*, vol. 32, n° 7, p. 1155-1164, 2007.
- [73] M. A. Camara, « Modélisation du stockage de l'énergie photovoltaïque par supercondensateurs », PhD Thesis, Université Paris-Est, 2011.
- [74] M. Oswal, J. Paul, et R. Zhao, « A comparative study of Lithium-Ion Batteries », *USA: University of Southern California*, 2010.
- [75] R. Angioletti et H. Despretz, « Maîtrise de l'énergie dans les bâtiments-définitions. usages. consommations », *Techniques des ingénieurs.(cité pages 31, 32, 34, 36, 43, 173 et 175.)*, 2004, [En ligne]. Disponible sur: [http://cregen.free.fr/Guides%20d'audit/Ma%EEtrise%20d'%E9nergie%20dans%20les%20b%2timents%20\(2\).pdf](http://cregen.free.fr/Guides%20d'audit/Ma%EEtrise%20d'%E9nergie%20dans%20les%20b%2timents%20(2).pdf)
- [76] D. Boëda, « Etude de la contribution du pilotage de charges à la fourniture de services aux réseaux électriques », PhD Thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG, 2009.

- [77] T. Abergel et M. Jordan, « Chauffage et climatisation: enjeux et opportunités en France, en Europe et dans le reste du monde », in *Annales des Mines-Responsabilité et environnement*, Cairn/Softwin, 2019, p. 46-49.
- [78] O. Sidler, « Connaissance et Maîtrise des Consommations des Usages de l'Électricité dans le secteur résidentiel », *Rap. tech*, 2002.
- [79] A. Castagnoni, « Applications électrodomestiques: Généralités », *Techniques de l'ingénieur. Génie électrique*, vol. 12, n° D5330, p. D5330-1, 1995.
- [80] R. Angioletti et H. Despretz, « Energy mastery in buildings. Definitions. Uses. Consumptions; Maitrise de l'énergie dans les batiments. Definitions. Usages. Consommations », *Techniques de l'Ingenieur. Genie Energetique*, 2004, [En ligne]. Disponible sur: [http://cregen.free.fr/Guides%20d'audit/Ma%E9trise%20d'%E9nergie%20dans%20les%20b%E2timents%20\(2\).pdf](http://cregen.free.fr/Guides%20d'audit/Ma%E9trise%20d'%E9nergie%20dans%20les%20b%E2timents%20(2).pdf)
- [81] A. Bouras et N. Bellel, « Etude et conception d'un convertisseur solaire pour la production d'eau chaude sanitaire », 2017.
- [82] P. M. Castro et I. E. Grossmann, « An efficient MILP model for the short-term scheduling of single stage batch plants », *Computers & chemical engineering*, vol. 30, n° 6-7, p. 1003-1018, 2006.
- [83] J. M. Pinto et I. E. Grossmann, « A continuous time mixed integer linear programming model for short term scheduling of multistage batch plants », *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 34, n° 9, p. 3037-3051, 1995.
- [84] J. M. Pinto et I. E. Grossmann, « Assignment and sequencing models for the scheduling of process systems », *Annals of Operations Research*, vol. 81, n° 0, p. 433-466, 1998.
- [85] O. Koné, C. Artigues, P. Lopez, et M. Mongeau, « Résolution du RCPSP avec production et consommation de ressources: modeles PLNE basés sur les événements », in *International Conference of Modeling and Simulation (MOSIM'10)*, 2010, p. 10p.
- [86] A. Mingozzi, V. Maniezzo, S. Ricciardelli, et L. Bianco, « An exact algorithm for the resource-constrained project scheduling problem based on a new mathematical formulation », *Management science*, vol. 44, n° 5, p. 714-729, 1998.
- [87] P. Fouilhoux, « Optimisation Combinatoire : Programmation Linéaire et Algorithmes », p. 155.
- [88] M. Minoux, « Programmation mathématique: théorie et algorithmes. tome 1 Dunod ». Paris, 1983.
- [89] M. Minoux, *Programmation mathématique. Théorie et algorithmes*. 2008.
- [90] S. Vajda, *Mathematical programming*. Courier Corporation, 2009.
- [91] H. P. Williams, *Model building in mathematical programming*. John Wiley & Sons, 2013.
- [92] R. Fourer, D. M. Gay, et B. W. Kernighan, « A modeling language for mathematical programming », *Management Science*, vol. 36, n° 5, p. 519-554, 1990.
- [93] R. Fourer, D. M. Gay, et B. W. Kernighan, *AMPL: A mathematical programming language*. AT & T Bell Laboratories Murray Hill, NJ, 1987.
- [94] Saloua CHETTIBI, « Programmation linéaire stochastique ».
- [95] M. Ayala, « Programmation linéaire en nombres entiers pour l'ordonnancement cyclique sous contraintes de ressources », p. 123.
- [96] A. Schrijver, *Theory of linear and integer programming*. John Wiley & Sons, 1998.
- [97] P. Kall, S. W. Wallace, et P. Kall, *Stochastic programming*, vol. 6. Springer, 1994.
- [98] R. J. Vanderbei, *Linear programming*. Springer, 2020.
- [99] J. R. Birge et F. Louveaux, *Introduction to stochastic programming*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [100] L. A. Wolsey et G. L. Nemhauser, *Integer and combinatorial optimization*, vol. 55. John Wiley & Sons, 1999.
- [101] M. Bierlaire, « Optimisation en nombres entiers », p. 83.

- [102] R. E. Gomory, « Outline of an algorithm for integer solutions to linear programs and an algorithm for the mixed integer problem », in *50 Years of Integer Programming 1958-2008*, Springer, 2010, p. 77-103.
- [103] E. Balas, S. Ceria, G. Cornuéjols, et N. Natraj, « Gomory cuts revisited », *Operations Research Letters*, vol. 19, n° 1, p. 1-9, 1996.
- [104] Benoît Chachuat, « Mixed Integer Linear Programming(MILP):Model formulation ».
- [105] M. Conforti, G. Cornuéjols, et G. Zambelli, *Integer programming*, vol. 271. Springer, 2014.
- [106] J. W. Chinneck, « Practical optimization: a gentle introduction », *Systems and Computer Engineering*, Carleton University, Ottawa. <http://www.sce.carleton.ca/faculty/chinneck/po.html>, p. 11, 2006.
- [107] T. Theunissen, « Binary programming and test design », *Psychometrika*, vol. 50, n° 4, p. 411-420, 1985.
- [108] J. P. Vielma, « Mixed integer linear programming formulation techniques », *Siam Review*, vol. 57, n° 1, p. 3-57, 2015.
- [109] M. Benichou, J. M. Gauthier, P. Girodet, G. Hentges, G. Ribiere, et O. Vincent, « Experiments in mixed-integer linear programming », *Mathematical Programming*, vol. 1, n° 1, p. 76-94, déc. 1971, doi: 10.1007/BF01584074.
- [110] C. Nguyen, « Approche de type programmation linéaire mixte. », 2009.
- [111] A. Bemporad et M. Morari, « Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints », *Automatica*, vol. 35, n° 3, p. 407-427, 1999.
- [112] D. Saheb-Koussa, « Reconstitution du rayonnement solaire par ciel clair », p. 7.
- [113] M. Koussa et A. Malek, « Validation de quelques modèles de reconstitution des éclaircissements dus au rayonnement solaire direct, diffus et global par ciel clair », p. 26.
- [114] S. Chakraborty, J.-P. Katoen, F. Sher, et M. Strelec, « Modelling and statistical model checking of a microgrid », *Int J Softw Tools Technol Transfer*, vol. 17, n° 4, p. 537-554, août 2015, doi: 10.1007/s10009-014-0345-y.
- [115] Y. Varetsky et Z. Hanzelka, « Modeling Hybrid Renewable Energy System for Micro Grid », *REPQJ*, p. 429-432, mars 2015, doi: 10.24084/repqj13.347.
- [116] M. Strelec, K. Macek, et A. Abate, « Modeling and simulation of a microgrid as a Stochastic Hybrid System », in *2012 3rd IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe)*, Berlin, Germany: IEEE, oct. 2012, p. 1-9. doi: 10.1109/ISGTEurope.2012.6465655.
- [117] A. R. Abul'Wafa et A. T. M. Taha, « Reliability Evaluation of Distribution Systems under &lt;i>μ</i> Grid-Tied and Islanded &lt;i>μ</i> Grid Modes Using Monte Carlo Simulation », *SGRE*, vol. 05, n° 03, p. 52-62, 2014, doi: 10.4236/sgre.2014.53006.
- [118] Abdulaziz. A. Alkuhayli, S. Raghavan, et B. H. Chowdhury, « Reliability evaluation of distribution systems containing renewable distributed generations », in *2012 North American Power Symposium (NAPS)*, Champaign, IL, USA: IEEE, sept. 2012, p. 1-6. doi: 10.1109/NAPS.2012.6336324.
- [119] S. M. Stigler, *The history of statistics: The measurement of uncertainty before 1900*. Harvard University Press, 1986.
- [120] S. Barry et J. Elith, « Error and uncertainty in habitat models », *Journal of Applied Ecology*, vol. 43, n° 3, p. 413-423, 2006.
- [121] JCGM, « Évaluation des données de mesure, Guide pour l'expression de l'incertitude de mesure ». [https://www.bipm.org/documents/20126/2071204/JCGM\\_100\\_2008\\_F.pdf/53384399-1e6d-b598-dd17-2831a6b5b812](https://www.bipm.org/documents/20126/2071204/JCGM_100_2008_F.pdf/53384399-1e6d-b598-dd17-2831a6b5b812)
- [122] P. Giacomo, « News from the BIPM », *Metrologia*, vol. 17, n° 2, p. 69, 1981.

- [123] S. Wang, Z. Li, L. Wu, M. Shahidehpour, et Z. Li, « New metrics for assessing the reliability and economics of microgrids in distribution system », *IEEE transactions on power systems*, vol. 28, n° 3, p. 2852-2861, 2013.
- [124] B. Falahati, Y. Fu, Z. Darabi, et L. Wu, « Reliability assessment of power systems considering the large-scale PHEV integration », in *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, IEEE, 2011, p. 1-6.
- [125] J. Paniagua Sánchez-Mateos, « Reliability-Constrained Microgrid Design », Master of Science Thesis, KTH royal Institute of Technology School of Electrical Engineering, Stockholm Sweden, 2016. [En ligne]. Disponible sur: <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth:diva-187715>
- [126] M. Moradi Ghahderijani, S. M. Barakati, et A. Jamshidi, « Application of Stochastic Simulation Method in Reliability Assessment of a PV-Wind-Diesel-SOFC Hybrid Microgrid », *IJET*, vol. 4, n° 5, p. 586-589, 2012, doi: 10.7763/IJET.2012.V4.438.
- [127] M. Allahnoori, S. Kazemi, H. Abdi, et R. Keyhani, « Reliability Assessment of Distribution Systems in Presence of Microgrids Considering Uncertainty in Generation and Load Demand », vol. 2, n° 2, p. 8.
- [128] L.-B. Fang et J.-D. Cai, « Reliability Assessment of Microgrid Using Sequential Monte Carlo Simulation », vol. 9, n° 1, p. 4, 2011.
- [129] S. Kahrobaee, « Reliability modeling and evaluation of distributed energy resources and smart power distribution systems », p. 209.
- [130] O. Gergaud, « Modélisation énergétique et optimisation économique d'un système de production éolien et photovoltaïque couplé au réseau et associé à un accumulateur », phdthesis, École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan, 2002. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00439079>
- [131] M. Loève, *Probability theory*. Courier Dover Publications, 2017.
- [132] D. C. Montgomery et G. C. Runger, *Applied statistics and probability for engineers*. John Wiley & Sons, 2010.
- [133] R. A. Johnson, I. Miller, et J. E. Freund, « Probability and statistics for engineers », 2000.
- [134] S. Rubenthaler, « Processus stochastiques et modélisation (Cours et exercices corrigés) L3 MIAGE, Université de Nice-Sophia Antipolis », p. 84.
- [135] M. Lejeune, *Statistique: La théorie et ses applications*. Springer Science & Business Media, 2004.
- [136] G. Saporta, *Probabilités, analyse des données et statistique*. Editions technip, 2006.
- [137] M. Lefebvre, *Processus stochastiques appliqués*. Presses inter Polytechnique, 2005.
- [138] J.-M. Jolion, « Probabilités et statistique », *Cours de 3e année, Département Génie Industriel, Insa Lyon*, 2006.
- [139] M. Émery, « Espaces probabilisés filtrés : de la théorie de Vershik au mouvement brownien, via des idées de Tsirelson », p. 22.
- [140] « Cours et méthodes sur les variables aléatoires discrètes en ECG1 », *Groupe Réussite*. <https://groupe-reussite.fr/ressources/cours-en-ligne-variables-aleatoires-discretes-ecs1/> (consulté le 5 octobre 2022).
- [141] C. Rau, « Cours 2: Variables aléatoires continues, loi normale », p. 65.
- [142] J. I. McCool, *Using the Weibull distribution: reliability, modeling, and inference*, vol. 950. John Wiley & Sons, 2012.
- [143] A. Lyon, « Why are normal distributions normal? », *The British Journal for the Philosophy of Science*, 2014.
- [144] N. L. Johnson, S. Kotz, et N. Balakrishnan, « Normal distributions », *Continuous univariate distributions*, vol. 1, p. 156-157, 1987.

- [145] J. Burkardt, « The truncated normal distribution », *Department of Scientific Computing Website, Florida State University*, vol. 1, p. 35, 2014.
- [146] S. Le Digabel, Ecole Polytechnique de Montréal, « 7. Loi normale et théorème central limite », p. 35, 2017.
- [147] E. L. Crow et K. Shimizu, *Lognormal distributions*. Marcel Dekker New York, 1987.
- [148] J. H. Gaddum, « Lognormal distributions », *Nature*, vol. 156, n° 3964, p. 463-466, 1945.
- [149] A. J. Conejo, M. Carrión, et J. M. Morales, *Decision making under uncertainty in electricity markets*, vol. 1. Springer, 2010.
- [150] G. Kolomvos, « Résolution de grands problèmes stochastiques multi-étapes : Application à un problème de dimensionnement de capacités et de gestion de flux et de stocks », phdthesis, Ecole Centrale Paris, 2007. [En ligne]. Disponible sur: <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00275775>
- [151] G. Bontempi et L. Lerman, « Modélisation et Simulation », p. 29.
- [152] G. Bontempi, « Modélisation et simulation », p. 36.
- [153] J.-C. Breton, « Processus stochastique », *Université de Rennes1*, 2013.
- [154] C. Coccozza-Thivent, *Processus stochastiques et fiabilité des systèmes*, vol. 28. Springer Science & Business Media, 1997.
- [155] V. Denoël, « Eléments de processus stochastiques », 2013.
- [156] E. Parzen, *Stochastic processes*. SIAM, 1999.
- [157] S. M. Ross, *Stochastic processes*. John Wiley & Sons, 1995.
- [158] D. R. Cox, *The theory of stochastic processes*. Routledge, 2017.
- [159] E. Cinlar, *Introduction to stochastic processes*. Courier Corporation, 2013.
- [160] R. Serfozo, *Basics of applied stochastic processes*. Springer Science & Business Media, 2009.
- [161] L. Wu, M. Shahidehpour, et T. Li, « Stochastic security-constrained unit commitment », *IEEE Transactions on power systems*, vol. 22, n° 2, p. 800-811, 2007.
- [162] S. Mahadevan, « Monte carlo simulation », *Mechanical Engineering-New York and Basel-Marcel Dekker-*, p. 123-146, 1997.
- [163] S. Raychaudhuri, « Introduction to monte carlo simulation », in *2008 Winter simulation conference*, IEEE, 2008, p. 91-100.
- [164] J. Baccou, « Prise en compte des incertitudes dans les mo-dèles mécaniques et micromécaniques : Planification, Propagation, Evaluation ». 2018.
- [165] J. Baccou, « Prise en compte des incertitudes dans les modèles mécaniques et micromécaniques : planification, propagation, évaluation », présenté à Colloque national MECAMAT Aussois, 2018, p. 5.
- [166] K. Chokmani, A. A. Viau, et G. Bourgeois, « Analyse de l'incertitude de quatre modèles de phyto-protection relative à l'erreur des mesures des variables agrométéorologiques d'entrée », *Agronomie*, vol. 21, n° 2, p. 147-167, mars 2001, doi: 10.1051/agro:2001100.
- [167] M. Desenfant, N. Fischer, B. Blanquart, et N. Bédiat, « Évaluation de l'incertitude en utilisant les simulations de Monte Carlo », *13ème Congrès International de Métrologie, Lille (France)*, vol. 66, 2007.
- [168] A. Jolid, S. Hariri, J. P. Senelaer, et A. E. Gharad, « Comparaison entre la méthode GUM et Monte Carlo pour l'estimation de l'incertitude en mesure 3D: application à l'étude d'une planéité », p. 11, 2015.
- [169] A. Balsamo, M. Di Ciommo, R. Mugno, B. I. Rebaglia, E. Ricci, et R. Grella, « Evaluation of CMM uncertainty through Monte Carlo simulations », *CIRP Annals*, vol. 48, n° 1, p. 425-428, 1999.
- [170] G. Ebrard, A. Allard, et N. Fischer, « Un logiciel simple d'utilisation pour évaluer l'incertitude de mesure par la méthode de Monte-Carlo A user-friendly software for the evaluation of measurement uncertainty using », 2016.
- [171] M. H. Kalos et P. A. Whitlock, *Monte carlo methods*. John Wiley & Sons, 2009.

- [172] J. Hammersley, *Monte carlo methods*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [173] « Reactivity-initiated Accident Fuel-rod-code Benchmark Phase II: Uncertainty and Sensitivity Analyses », p. 91, 2017.
- [174] M. Desenfant, N. Fischer, B. Blanquart, et N. Bédiat, « Evaluation of uncertainty using Monte Carlo simulations », in *Transverse Disciplines in Metrology: Proceedings of the 13th International Metrology Congress, 2007—Lille, France*, Wiley Online Library, 2009, p. 627-638.
- [175] A. B. Forbes, « Approaches to evaluating measurement uncertainty », *International Journal of Metrology and Quality Engineering*, vol. 3, n° 2, p. 71-77, 2012.
- [176] W. C. B. Vicente, « Modélisation des réseaux de distribution sous incertitudes », p. 152.
- [177] F. Hennebelle et T. Coorevits, *Propagation des distributions-Détermination des incertitudes par la méthode de Monte Carlo*. Techniques de l'ingénieur, 2013.
- [178] J.-P. Kruth, N. Van Gestel, P. Bleys, et F. Welkenhuyzen, « Uncertainty determination for CMMs by Monte Carlo simulation integrating feature form deviations », *CIRP annals*, vol. 58, n° 1, p. 463-466, 2009.
- [179] C. Z. Mooney, *Monte carlo simulation*. Sage, 1997.
- [180] P. H. P. Deheuvels, « Estimation non paramétrique de la densité compte-tenu d'informations sur le support », p. 23.
- [181] P. Deheuvels, « Estimation non paramétrique de la densité par histogrammes généralisés », *Revue de Statistique Appliquée*, vol. 25, n° 3, p. 5-42, 1977.
- [182] E. J. Wegman, « Nonparametric probability density estimation: I. A summary of available methods », *Technometrics*, vol. 14, n° 3, p. 533-546, 1972.
- [183] E. Parzen, « On estimation of a probability density function and mode », *The annals of mathematical statistics*, vol. 33, n° 3, p. 1065-1076, 1962.
- [184] M. Rosenblatt, « Curve estimates », *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 42, n° 6, p. 1815-1842, 1971.
- [185] M. Rosenblatt, « Remarks on some nonparametric estimates of a density function », *The annals of mathematical statistics*, p. 832-837, 1956.
- [186] M. Rudemo, « Empirical Choice of Histograms and Kernel Density Estimators », *Scand J Statist*, p. 15, 2020.
- [187] R. Moche, « Estimation de la densité par les histogrammes et les estimateurs à noyau », p. 40.
- [188] M. Crucianu, « Reconnaissance des formes et méthodes neuronales (RCP208) », p. 26.
- [189] M. P. Wand et M. C. Jones, *Kernel smoothing*. CRC press, 1994.
- [190] W. Zucchini, « Applied smoothing techniques », p. 20.
- [191] « Histogramme », *Wikipédia*. 11 octobre 2020. Consulté le: 12 octobre 2020. [En ligne]. Disponible sur: <https://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Histogramme&oldid=175474066>
- [192] W. Charytoniuk, M. S. Chen, P. Kotas, et P. Van Olinda, « Demand forecasting in power distribution systems using nonparametric probability density estimation », *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 14, n° 4, p. 1200-1206, nov. 1999, doi: 10.1109/59.801873.
- [193] A. LEKINA, « Estimateur par Histogramme.\*\*\* Estimation de Densités ».
- [194] J.-C. Regnier, « Histogramme », p. 21, 1998.
- [195] A. Z. Zambom et R. Dias, « A Review of Kernel Density Estimation with Applications to Econometrics », *arXiv:1212.2812 [stat]*, déc. 2012, [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1212.2812>
- [196] W. K. Härdle, *Smoothing techniques: with implementation in S*. Springer Science & Business Media, 1991.
- [197] Wikipédia, « Estimation par noyau », *Wikipédia*. 2020. [En ligne]. Disponible sur: [https://fr.wikipedia.org/wiki/Estimation\\_par\\_noyau](https://fr.wikipedia.org/wiki/Estimation_par_noyau)

- [198] G. Banon, « Sur un estimateur non paramétrique de la densité de probabilité », *Revue de statistique appliquée*, vol. 24, n° 4, p. 61-73, 1976.
- [199] B. W. Silverman, « Using kernel density estimates to investigate multimodality », *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, vol. 43, n° 1, p. 97-99, 1981.
- [200] B. W. Silverman, « Algorithm AS 176: Kernel density estimation using the fast Fourier transform », *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, vol. 31, n° 1, p. 93-99, 1982.
- [201] D. W. Scott, *Multivariate density estimation: theory, practice, and visualization*. John Wiley & Sons, 2015.
- [202] R. Servien, « Estimation de la fonction de répartition: revue bibliographique », *Journal de la Société Française de Statistique*, vol. 150, n° 2, p. 84-104, 2009.
- [203] D. Pollard, « Empirical processes: theory and applications », Ims, 1990.
- [204] W. Shorack, « Empirical Processes with Applications to Statistics ».
- [205] F. Picard, « Premières notions de statistique statistiques descriptives, estimation, modèles et intervalles de confiance », p. 84.
- [206] G. R. Shorack et J. A. Wellner, *Empirical processes with applications to statistics*. in Classics in applied mathematics, no. 59. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009.
- [207] P. Rasoavonjy, T. Fanjirindratovo, O. Chau, O. Ramiarinjanahary, et S. Dotti, « Stochastic modeling of the optimal management of an autonomous microgrid », *IJSGCE*, p. 109-117, 2022, doi: 10.12720/sgce.11.3.109-117.
- [208] P. Rasoavonjy, T. Fanjirindratovo, O. Chau, O. Ramiarinjanahary, et S. Dotti, « Stochastic simulations of the optimal control of a stand alone microgrid at the scale of two houses », in *IEEE, 2022 3rd International Conference on Smart Grid and Renewable Energy (SGRE)*, Doha, Qatar: IEEE, 2022, p. 1-6. doi: 10.1109/SGRE53517.2022.9774192.



---

# Liste des tableaux

---

Tableau 0.1. Consommations journalières de chaque maison [15] .....	36
Tableau 3.1. Consommation optimale des Services de la maison1 .....	109
Tableau 3.2. Consommation optimale des Services de la maison2 .....	110
Tableau 3.3. Consommation optimale des Services de la maison3 .....	111



---

# Liste des figures

---

CHAPITRE 0.....	18
Figures 0.1 : Répartition des unités de production d'énergie électrique en puissance(a) et répartition de production électrique totale par type d'énergie(b) , en 2021 de l'île de La Réunion, source : Bilan Energétique de La Réunion 2021, Observatoire Energie Réunion, 2022 [5].....	20
Figure 0.2 : Répartition des consommations d'énergie primaire en 2021 de l'île de La Réunion, Source : Bilan Energétique de La Réunion 2021, Observatoire Energie Réunion, 2022 [5].....	20
Figure 0.3 : Puissance installée sur le réseau électrique principal au 31 décembre 2021 de l'île de la Réunion, Source : Bilan Energétique de La Réunion 2021, Observatoire Energie Réunion, 2022 [5].....	21
Figure 0.4 : Puissance contractuelle de panneaux photovoltaïques fin 2021 sur l'île de La Réunion, Source : Bilan Energétique de La Réunion 2021, Observatoire Energie Réunion, 2022 [5].....	22
Figure 0.5 : Carte de l'île de La Réunion présentant les trois cirques de l'île dont le cirque de Mafate, Source :Wikipédia [7].....	23
Figure 0.6. Structure d'un micro-réseau électrique connecté au réseau principal d'électricité .....	27
Figure 0.7. Structure d'un micro-réseau électrique en ilotage .....	27
Figure 0.8. Schématisation du réseau principal, .....	28
Figure 0.9. Schématisation d'interconnexion du réseau principal avec un micro réseau.....	29
Figure 0.10 : Image satellitaire de l'île de La Réunion.....	31
Figure 0.11 : Carte du cirque de Mafate-île de La Réunion.....	33
Figure 0.12. Installation électrique des trois habitations isolées de Roche Plate dans le cirque de Mafate	34
Figure 0.13. 1ère station météorologique installée à Roche Plate dans le cirque de Mafate .....	34
Figure 0.14. Configuration du micro-réseau étudié .....	35
CHAPITRE 1.....	45
Figure 1.1. Modélisation d'un service temporaire .....	58
CHAPITRE 2.....	59
Figure 2.1. Rayonnement solaire obtenu par le modèle de ciel clair Bird de la journée du mois de juin(hiver) et du mois de décembre (été) du cirque de Mafate de l'île de La Réunion .....	74
CHAPITRE 3.....	82
Figure 3.1. Consommation optimale du service réfrigérateur de la maison1.....	84
Figure 3.2. Consommation optimale du service Congélateur de la maison1.....	85
Figure 3.3. Consommation optimale du service lampe1 de la maison1 .....	86

Figure 3.4. Consommation optimale du service lampe2 de la maison1 .....	86
Figure 3.5. Consommation optimale du service de la lampe3 de la maison1.....	87
Figure 3.6. Consommation optimale du service de la lampe 4 de la maison1.....	87
Figure 3.7. Consommation optimale du service de la lampe5 de la maison1.....	88
Figure 3.8. Consommation optimale du service ordinateur de la maison1 .....	88
Figure 3.9. Consommation optimale du service radio de la maison1 .....	89
Figure 3.10. Consommation du service TV1 de la maison1 .....	90
Figure 3.11. Consommation du service de TV2 de la maison1 .....	90
Figure 3.12. Consommation optimale du service de TV3 de la maison1 .....	91
Figure 3.13. Consommation optimale du service chaine Hifi de la maison1 .....	91
Figure 3.14. Consommation optimale du service lampe6 de la maison1 .....	92
Figure 3.15. Consommation du service machine à laver maison1.....	92
Figure 3.16. Consommation optimale du service réfrigérateur maison2 .....	93
Figure 3.17. Consommation optimale du service congélateur de la maison2 .....	94
Figure 3.18. Consommation optimale du service lampe1 de la maison2 .....	94
Figure 3.19. Consommation optimale du service lampe2 de la maison2 .....	95
Figure 3.20. Consommation optimale du service radio3 de la maison2.....	95
Figure 3.21. Consommation optimale du service lampe4 de la maison2 .....	96
Figure 3.22. Consommation optimale du service TV5 de la maison2 .....	96
Figure 3.23. Consommation optimale du service lampe6 de la maison2 .....	97
Figure 3.24. Consommation optimale du service lampe7 de la maison2 .....	97
Figure 3.25. Consommation optimale du service lampe8 de la maison2 .....	98
Figure 3.26. Consommation optimale du service lampe9 de la maison2 .....	99
Figure 3.27. Consommation optimale du service lampe10 de la maison2 .....	99
Figure 3.28. Consommation optimale du service Machine à laver11 de la maison2.....	100
Figure 3.29. Consommation optimale du service réfrigérateur de la maison3.....	100
Figure 3.30. Consommation optimale du service congélateur de la maison3 .....	101
Figure 3.31. Consommation optimale du service TV1 de la maison3 .....	102
Figure 3.32. Consommation optimale du service lampe2 de la maison3 .....	102
Figure 3.33. Consommation optimale du service lampe3 de la maison3 .....	103
Figure 3.34. Consommation optimale du service lampe4 de la maison3 .....	103
Figure 3.35. Consommation optimale du service lampe5 de la maison3 .....	104

Figure 3.36. Consommation optimale du service lampe6 de la maison3 .....	104
Figure 3.37. Consommation optimale du service machine à laver de la maison3.....	105
Figure 3.38. Consommation optimale du service lampe8 de la maison3 .....	105
Figure 3.39. Consommation optimale du service DVD9 de la maison3 .....	106
Figure 3.40. Consommation optimale du service ordinateur10 de la maison3 .....	106
Figure 3.41. Consommation optimale de l'ensemble des services de la maison1.....	108
Figure 3.42. Consommation optimale de l'ensemble des services de la maison2.....	108
Figure 3.43. Consommation optimale de l'ensemble des services de la maison3.....	109
Fig. 3.44. Consommations journalières réelle et optimisée des trois maisons.....	112
Fig. 3.45. Évaluation du confort des utilisateurs (Uj) pour chaque service.....	113
Fig. 3.46. Production et consommation totale optimisée, évolution de l'état de charge de la batterie et variation des puissances entrant et sortant Pbin et Pbout.....	114
CHAPITRE 4.....	116
Fig.4.1. Etapes génériques d'une analyse d'incertitudes .....	127
CHAPITRE 5.....	161
Article1 .....	163
Fig. 1. (a) Estimated probability density function of solar radiation at 4 p.m., (b) estimated probability density function of solar radiation at 11 a.m.....	169
Fig. 2. (a) Estimated probability density function of solar radiation at 1 p.m., (b) estimated probability density function of solar radiation at 2 p.m.....	169
Fig. 3. Consumption of electrical appliances in a house .....	171
Fig. 4. Classic and optimized daily electrical consumptions for a house.....	171
Fig. 5. Evaluation of users' comfort for each consumption service .....	172
Fig. 6.(a) scenarios 1 of predicted production and optimized consumption, evolution of the battery state of charge and variation of charge and transfer power for the battery, (b) scenarios 2 of predicted production and optimized consumption, evolution of the battery state of charge and variation charge and transfer power for the battery.....	173
Article2 .....	176
Fig. 1. Estimated probability density function of solar radiation at 6 a.m., and at 5 p.m.....	179
Fig. 2. Estimated probability density function of solar radiation at 10a.m., and at 12a.m.,.....	179
Fig. 5. Estimated probability density function of solar radiation at 2 p.m., and at 3 p.m.,.....	180
Fig. 7. Consumption of electrical appliances in the first house and the second house. ....	181
Fig. 9. Classic and optimized daily electrical consumptions for the first and the second houses.....	181

Fig. 10. Evaluation of users' comfort for each consumption service for the first and the second houses.	182
Fig. 11. Scenarios 1 and scenarios 2 of predicted production and optimized consumption, evolution of the battery state of charge and variation of charge and transfer power for the battery.	183
CHAPITRE 6	185
Fig. 6.1 Deux scénarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison1 avec intermittence de PV	188
Fig. 6.2 Deux scénarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison2 avec intermittence de PV	188
Fig. 6.3 Deux scénarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison3 avec intermittence de PV	189
Fig. 6.4. Deux scénarios possibles de Consommations journalières réelles et optimisées des trois maisons avec intermittence de PV	190
Fig. 6.5 Deux scénarios de l'évaluation du confort aléatoire des utilisateurs ( $U_j$ ) pour chaque service avec intermittence de PV	191
Fig. 6.6. Deux scénarios possibles de la production et de la consommation totale optimisée, de l'évolution de l'état de charge de la batterie et de la variation des puissances d'entrant et de sortant $P_{bin}$ et $P_{bout}$ avec intermittence de PV	192
Fig. 6.7. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 1h du matin du mois de janvier	194
Fig. 6.8. Distribution empirique de l'état de charge de la batterie à 24h du mois de janvier	194
Fig.6.9. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie consommable optimisée à 2h du matin du mois de janvier	195
Fig.6.10. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 2h du matin du mois de janvier	196
Fig.6.11. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 3h du matin du mois de janvier	197
Fig.6.12. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 3h du matin du mois de janvier	197
Fig.6.13. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 4h du matin du mois de janvier	198
Fig.6.14. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 4h du matin du mois de janvier	199
Fig.6.15. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 5h du matin du mois de janvier	200
Fig.6.16. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 5h du matin du mois de janvier	200

Fig.6.17. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 6h du matin du mois de janvier.....	201
.....	201
Fig.6.18. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 6h du matin du mois de janvier.....	201
Fig.6.19. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 7h du matin du mois de janvier.....	202
Fig.6.20. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 7h du matin du mois de janvier.....	202
Fig.6.21. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 8h du matin du mois de janvier.....	203
Fig.6.22. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 8h du matin du mois de janvier.....	203
Fig.6.23. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 9h du mois de janvier .....	204
Fig.6.24. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 9h du mois de janvier .....	205
Fig.6.25. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 10h du mois de janvier .....	206
Fig.6.26. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 10h du mois de janvier .....	206
Fig.6.27. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 11h du mois de janvier .....	207
Fig.6.28. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 11h du mois de janvier .....	207
Fig.6.29. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 12h du mois de janvier .....	208
Fig.6.30. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 12h du mois de janvier .....	209
Fig.6.31. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 13h du mois de janvier .....	210
Fig.6.32. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 13h du mois de janvier .....	210
Fig.6.33. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 14h du mois de janvier .....	211
Fig.6.34. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 14h du mois de janvier .....	212

Fig.6.35. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 15h du mois de janvier .....	213
Fig.6.36. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 15h du mois de janvier .....	213
Fig.6.37. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 16h du mois de janvier .....	214
Fig.6.38. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 16h du mois de janvier .....	214
Fig.6.39. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 17h du mois de janvier .....	215
Fig.6.40. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 17h du mois de janvier .....	216
Fig.6.41. Fonction de densité de probabilité de l'énergie produite consommable optimisée à 18h du mois de janvier.....	216
Fig.6.42. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 18h du mois de janvier .....	217
Fig.6.43. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 19h du mois de janvier .....	218
Fig.6.44. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 20h du mois de janvier .....	219
Fig.6.45. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 21h du mois de janvier .....	220
Fig.6.46. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 22h du mois de janvier .....	221
Fig.6.47. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 23h du mois de janvier .....	222
Fig.6.48. Distribution empirique de la consommation optimale et de l'énergie consommable optimisée à 24h du mois de janvier .....	223
Fig. 6.49. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 1h du matin du mois de juillet.....	224
Fig. 6.50. Distribution empirique de l'état de charge de la batterie à 24h du mois de juillet .....	224
Fig.6.51. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 2h du matin du mois de juillet.....	225
Fig. 6.52. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 2h du matin du mois de juillet.....	225
Fig.6.53. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 3h du matin du mois de juillet.....	226

Fig. 6.54. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 3h du matin du mois de juillet.....	227
Fig.6.55. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 4h du matin du mois de juillet.....	228
Fig. 6.56. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 4h du matin du mois de juillet.....	228
Fig.6.57. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 5h du matin du mois de juillet.....	229
Fig. 6.58. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 5h du matin du mois de juillet.....	229
Fig.6.59. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 6h du matin du mois de juillet.....	230
Fig. 6.60. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 6h du matin du mois de juillet.....	231
Fig.6.61. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 7h du matin du mois de juillet.....	232
Fig. 6.62. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 7h du matin du mois de juillet.....	232
Fig.6.63. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 8h du matin du mois de juillet.....	233
Fig. 6.64. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 8h du matin du mois de juillet.....	233
Fig.6.65. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 9h du mois de juillet.....	234
Fig.6.66. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 9h du mois de juillet.....	234
Fig.6.67. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 10h du mois de juillet.....	235
Fig. 6.68. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 10h du mois de juillet.....	236
Fig.6.69. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 11h du mois de juillet.....	237
Fig. 6.70. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 11h du mois de juillet.....	237
Fig.6.71. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 12h du mois de juillet.....	238

Fig. 6.72. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 12h du mois de juillet.....	238
Fig.6.73. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 13h du mois de juillet.....	239
Fig. 6.74. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 13h du matin du mois de juillet.....	240
Fig.6.75. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 14h du mois de juillet.....	241
Fig. 6.76. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 14h du mois de juillet.....	241
Fig.6.77. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 15h du mois de juillet.....	242
Fig. 6.78. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 15h du mois de juillet.....	242
Fig.6.79. Fonction de densité de probabilité estimée de l'énergie produite consommable optimisée à 16h du mois de juillet.....	243
Fig. 6.80. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 16h du mois de juillet.....	244
Fig. 6.81. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 17h du mois de juillet.....	245
Fig. 6.82. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 18h du mois de juillet.....	246
Fig. 6.83. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 19h du mois de juillet.....	247
Fig. 6.84. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 20h du mois de juillet.....	248
Fig. 6.85. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 21h du mois de juillet.....	249
Fig. 6.86. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 22h du mois de juillet.....	250
Fig. 6.87. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 23h du mois de juillet.....	251
Fig. 6.88. Distribution empirique de la consommation optimale, de l'énergie consommable optimisée à 24h du mois de juillet.....	252
Fig. 6.89. Deux scenarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison1 avec intermittence de PV et variation de la consommation.....	254

Fig. 6.90. Deux scenarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison2 avec intermittence de PV et variation de la consommation .....	255
Fig. 6.91. Deux scenarios possibles de séquence des appareils électriques de la maison3 avec intermittence de PV et variation de la consommation .....	255
Fig.6.92. Deux scénarios possibles de Consommations journalières réelles et optimisées des trois maisons avec intermittence PV et variation de la consommation.....	256
Fig. 6.93. Deux scenarios de l'évaluation du confort aléatoire des utilisateurs (Uj) pour chaque service avec intermittence PV et variation de la consommation .....	257
Fig. 6.94. Deux scenarios possibles de la production et de la consommation totale optimisée, de l'évolution de l'état de charge de la batterie et de la variation des puissances entrant et de sortant Pbin et Pbout avec intermittence PV et variation de la consommation .....	258

---

# Acronymes

---

AC	Courant Alternatif
CDF	Fonction de Distribution Cumulative (Cumulative Distribution Function)
DC	Courant Continu
DG	Diesel Generator
DSM	Demand Side Management
EDF	Electricité de France
FCDG	Fuel Consumption Diesel Generator
EnR	Energie Renouvelable
FEDER	Fond Européen de Développement Régional
IP	Integer Programming
LOLE	Loss Of Load Expectation
LOLP	Loss Of Load Probability
LPE	Laboratoire de Physique et de l'Environnement
MDE	Maîtrise de la Demande en Energie
MIP	Mixed Integer Programming
MILP	Mixed Integer Linear Programming
OER	Observatoire Energie Réunion
PDF	Fonction de Densité de Probabilité (Probability Density Function)
PIMENT	Physique et Ingénierie Mathématique pour l'Energie l'environnement et le bâtiment
PL	Programmation linéaire
PLNE	Porgrammation Linéaire en Nombre Entiers (ou en nombre entiers mixtes)
PM	Programmation Mathématique
PO FEDER	Programme Opérationnel pour le Fond Européen de Développement Régional
PV	Photovoltaïque
SAIDI	System Average Interruption Duration Index
SAIFI	System Average Interruption Frequency Index
SG	Smart Grid
SIDELEC	Syndicat intercommunal de l'électricité de La Réunion
TV	Télévision
ZNI	Zones Non Interconnectées
WT	Wind Turbine



## Résumé :

Le laboratoire PIMENT a développé un outil de gestion de la consommation électrique d'un logement, un modèle à variables mixtes (MILP) dont la première approche fut de linéariser un modèle non linéaire définissant le mode d'utilisation des appareils électriques pour un îlot de maisons. Basé sur une plateforme de communication développée sous Android, l'outil d'aide à la décision enregistre les différentes demandes énergétiques des familles au sein d'un micro-réseau puis optimise un modèle mathématique pour la recherche du minimum de consommation électrique. Ce modèle est contraint par des critères physiques, financiers et les souhaits des utilisateurs. Dans un endroit isolé non connecté au réseau de distribution principal d'électricité, l'utilisation efficace des énergies renouvelables intermittentes nécessite une gestion optimale de la consommation électrique. L'étude concerne un micro-réseau électrique isolé constituant trois maisons voisines du village de Roche Plate du cirque de Mafate de l'île de La Réunion. L'objectif de la thèse est de trouver l'équilibre optimale du système micro-réseau afin de minimiser les pertes en énergie, optimiser le système de stockage sans trop dégrader les confort des utilisateurs. Deux approches sont développées dans cette thèse, l'approche déterministe et l'approche stochastique. Si le modèle déterministe consiste à modéliser le système sans tenir compte des incertitudes causées par la source intermittente et des changements des créneaux horaires d'utilisations des appareils électriques des utilisateurs, conduisant ainsi à une décision déterministe, la thèse cible la prise en compte de ces incertitudes qui pourraient impacter les grandeurs physiques du modèle. Ainsi l'objectif principal de la thèse est de modéliser, optimiser et simuler le fonctionnement stochastique du micro-réseau autonome en mutualisant des moyens de production et de stockage d'énergie. En effet la prédiction de la ressource intermittente constitue les clés du bon fonctionnement du micro-réseau en mode autonome. Cette réussite nécessite l'utilisation combinée des moyens de production électrique et du stockage, la prise en compte de l'intermittence de la ressource, et dans certains cas, les modifications des créneaux horaires d'utilisation des appareils électriques. Des méthodes non paramétriques d'estimation de densité de probabilité sont développées pour estimer les distributions de probabilité de la variation du rayonnement solaire, autant que celles de la variation de la durée et de l'heure de fin de souhaitée des services. Dans le cas stochastique comme dans le cas déterministe, la fonction objectif reste inchangée, en effet, dans le cas stochastique, la propagation des incertitudes par la méthode de Monte Carlo permettra de propager dans le modèle MILP les distributions des paramètres d'entrée afin d'obtenir des distributions pour chaque variable de sortie. Cette méthode permet d'évaluer la performance du système face à des contraintes aléatoires. Chaque variable de sortie aura ainsi un échantillon permettant d'en estimer une fonction de répartition empirique donnant les probabilités des scénarios permettant de prendre des décisions sur l'utilisation des appareils électriques afin de donner des conseils aux consommateurs des trois maisons du micro-réseau autonome. La complexité du système sous l'influence de l'incertitude de la source de production est aperçue lors de la prise des décisions. La modélisation stochastique à travers les méthodes non paramétriques d'estimation de fonction de densité de probabilité pour chaque intervalle horaire permet de quantifier l'évolution dans le temps de l'incertitude sur les paramètres du système. La disposition des données de mesure réelles du rayonnement solaire de la station météorologique installée sur le site d'expérimentation et des données de me-

sure des consommations des usagers des trois maisons nous a permis de faire une expérimentation avec des données de mesure réelles et prendre des décisions afin de donner des conseils sur l'utilisation des appareils électriques des usagers.

### **Mots clés :**

Maîtrise de la Demande en Energie(MDE), gestion de l'énergie, micro-réseau autonome, réseau électrique intelligent, gestion optimale, modélisation des systèmes physiques, optimisation, programmation linéaire en nombre entiers mixtes (PLNE), modélisation stochastique, simulation numérique.

### **Abstract :**

The PIMENT laboratory has developed a tool for managing the electrical consumption of a dwelling, a mixed variable model (MILP) whose first approach was to linearise a non-linear model defining the use of electrical appliances for a group of houses. Based on a communication platform developed under Android, the decision support tool records the different energy demands of the families within a microgrid and then optimises a mathematical model to find the minimum electricity consumption. This model is constrained by physical and financial criteria and the users' wishes. In an isolated location not connected to the main electricity grid, the efficient use of intermittent renewable energies requires optimal management of electricity consumption. The study concerns an isolated electrical microgrid constituting three neighbouring houses in the village of Roche Plate in the Cirque of Mafate on the island of La Réunion. The objective of the thesis is to find the optimal balance of the microgrid system in order to minimize energy losses, optimize the storage system without too much degradation of the users' comfort. Two approaches are developed in this thesis, the deterministic approach and the stochastic approach. If the deterministic model consists in modelling the system without taking into account the uncertainties caused by the intermittent source and the changes in the time slots of the users' electrical appliances, thus leading to a deterministic decision, the thesis focuses on taking into account these uncertainties which could impact the physical quantities of the model. Thus, the main objective of the thesis is to model, optimize and simulate the stochastic operation of the autonomous microgrid by pooling energy production and storage resources. Indeed, the prediction of the intermittent resource is the key to the good functioning of the microgrid in autonomous mode. This success requires the combined use of electrical production means and storage, taking into account the intermittence of the resource, and in certain cases, modifications to the time slots for the use of electrical appliances. Non-parametric probability density estimation methods are developed to estimate the probability distributions of the variation of solar radiation, as well as those of the variation of the desired duration and end time of the services. In the stochastic case as in the deterministic case, the objective function remains unchanged, in fact, in the stochastic case, the propagation of uncertainties by the Monte Carlo method will allow to propagate in the MILP model the distributions of the input parameters in order to obtain distributions for each output variable. This method allows the performance of the system to be

evaluated under random constraints. Each output variable will thus have a sample to estimate an empirical distribution function giving the probabilities of the scenarios to make decisions on the use of electrical appliances in order to give advice to consumers in the three houses of the autonomous microgrid. The complexity of the system under the influence of the uncertainty of the generation source is seen when making decisions. Stochastic modelling through non-parametric probability density function estimation methods for each hourly interval allows to quantify the evolution in time of the uncertainty on the system parameters. The arrangement of real solar radiation measurement data from the weather station installed on the site and the consumption measurement data of the users of the three houses allowed us to make a real experiment and to take decisions in order to give advice on the use of the users' electrical appliances.

**Keywords :**

Demand side management (DSM), energy management, autonomous microgrid, smart grid, optimal management, physical system modelling, optimization, mixed integer linear programming (MILP), stochastic modelling, numerical simulation.