



HAL
open science

Optimisation des alimentations électriques des Data Centers

Nouhaila Lazaar

► **To cite this version:**

Nouhaila Lazaar. Optimisation des alimentations électriques des Data Centers. Energie électrique. Normandie Université; Université Moulay Ismaïl (Meknès, Maroc), 2021. Français. NNT : 2021NORMC206 . tel-03176623

HAL Id: tel-03176623

<https://theses.hal.science/tel-03176623v1>

Submitted on 22 Mar 2021

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.



Normandie Université

THÈSE

Pour obtenir le diplôme de doctorat

Spécialité GENIE ELECTRIQUE

Préparée au sein de l'Université de Caen Normandie

En cotutelle internationale avec Université Moulay Ismail , MAROC

Optimisation des alimentations électriques des Data Centers

**Présentée et soutenue par
Nouhaila LAZAAR**

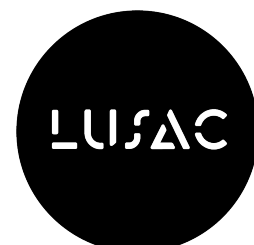
**Thèse soutenue publiquement le 25/02/2021
devant le jury composé de**

M. ABDESSLEM DJERDIR	Professeur des universités, Univ Tech de Belfort Montbelliard - UTBM	Rapporteur du jury
M. ADIL SAADI	Professeur des universités, Université Moulay Ismail	Rapporteur du jury
M. ALI YAHYAOUY	Maître de conférences HDR, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah	Rapporteur du jury
M. MOHAMMED M'SAAD	Professeur des universités, Université Caen Normandie	Membre du jury
M. STEPHANE RAEL	Professeur des universités, Université de Lorraine	Membre du jury
M. JALAL SABOR	Professeur des universités, Université Moulay Ismail	Membre du jury
M. HAMID GUALOUS	Professeur des universités, Université Caen Normandie	Directeur de thèse
M. MOHAMMED EL HAMMOUMI	Professeur des universités, Faculté des sciences et techniques Fès	Président du jury

Thèse dirigée par HAMID GUALOUS, Laboratoire universitaire des sciences appliquées de cherbourg (Caen)



UNIVERSITÉ
CAEN
NORMANDIE



Remerciements

Le travail présenté dans ce rapport a été effectué dans le cadre d'une thèse de doctorat en cotutelle entre le Laboratoire Universitaire des Sciences Appliquées de Cherbourg (LUSAC) - Université de Caen Normandie, France et le laboratoire LSMI - Université Moulay Ismail, Maroc.

Je remercie M. Abdesslem DJERDIR, Professeur à l'Université de technologie de Belfort Montbéliard (UTBM), M. Ali YAHYAOUY, Maître de Conférence-HDR à l'Université Sidi Mohamed Ben Abdellah (Fès, Maroc) et M. Adil SAADI, Professeur à l'Université Moulay Ismail (Meknès, Maroc), pour avoir accepté de rapporter sur ce travail.

Je remercie également M. Mohammed EL HAMMOUMI, Professeur à la Faculté des Sciences et Techniques de Fès, M. Mohamed MSAAD, Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure d'Ingénieurs de Caen (ENSICAE) et M. Stéphane RAEL, Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure d'Electricité et de Mécanique (ENSEM), pour avoir accepté d'examiner cette thèse.

Mes sincères remerciements à M. Hamid GUALOUS, mon directeur de thèse, pour m'avoir accueillie au laboratoire LUSAC et m'avoir proposé un sujet de recherche me permettant d'être au plus près de l'actualité. Au cours de ce doctorat, il m'a guidé vers la bonne voie dans mes travaux, tout en me laissant faire mes propres choix.

Mes remerciements vont également à M. Jalal SABOR, mon second directeur de thèse, pour ses précieux conseils, suggestions et encouragements. Il a toujours été là et m'a poussé à faire ressortir le meilleur de moi-même. Je le remercie aussi de m'avoir donné l'opportunité de faire cette thèse, sans lui, je n'aurais peut-être pas pu aller dans cette direction.

J'adresse ma profonde gratitude à Mahmoud BARAKAT, pour m'avoir beaucoup aidée et accompagnée dans la partie modélisation, pour ses idées toujours intéressantes qui ont contribué à l'amélioration de mon travail. Je remercie également Morad HAFIANE pour ses remarques constructives, son apport scientifique et son savoir partagé généreusement.

Je tiens également à remercier l'ensemble du personnel du site universitaire de Cherbourg et le service informatique pour leur aide en cas de problèmes techniques.

Un grand merci au corps enseignant et administratif de l'Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers de Meknès (ENSAM) pour leur contribution à l'accomplissement de ce travail.

Je remercie chaleureusement tous mes collègues du laboratoire du LUSAC à Cherbourg pour leur sympathie et leur bonne humeur. Ce fut un plaisir de travailler avec eux dans une ambiance

aussi agréable. Je tiens également à remercier Eyman, Fernando et Hamza pour leur soutien technique et moral.

Merci infiniment à mes amis Hajar, Jihane, Lamiae et Simon qui m'ont fait part de leurs remarques et conseils, notamment pendant la phase de rédaction de la thèse.

Je tiens également à exprimer ma gratitude à mes parents, mes sœurs Sokayna et Manal, mes frères Otman et Salaheddine, pour leur soutien moral et financier, ainsi que pour leurs conseils et orientations durant toutes ces années. Merci également à mes chères tantes, en particulier Khadija pour son amour inconditionnel. De plus, je voudrais dédier cette thèse à mon oncle Mohamed qui nous a quitté en chemin et qui m'a toujours encouragé à tenir jusqu'au bout, j'espère avoir été à la hauteur de ses attentes.

Enfin, merci à tous mes amis d'être toujours disponibles pour m'aider, Hasna, Kawtar, Loubna, Nouhaila, Rajae, Salwa et Yassine, je ne vous ai pas oubliés !

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Contexte et Etat de l'art.....	3
I. Généralités sur les data centers.....	4
I. 1. Définition.....	4
I. 2. Consommation d'énergie dans les data centers.....	5
I. 3. Stratégies d'efficacité énergétique.....	6
II. Ressources énergétiques distribuées.....	7
II. 1. Consommation d'énergie dans le monde.....	7
II. 2. Les énergies renouvelables.....	10
II. 3. Les enjeux d'intégration des énergies renouvelables.....	15
III. Système de stockage d'énergie.....	17
III. 1. Stockage mécanique.....	20
III. 2. Stockage électrique.....	23
III. 3. Stockage électrochimique.....	24
III. 4. Stockage chimique.....	25
III. 5. Stockage thermique.....	26
IV. Modélisation, simulation et représentation.....	26
V. Dimensionnement d'un système énergétique hybride.....	28
V. 1. Méthodes probabilistes.....	30
V. 2. Méthodes analytiques.....	31
V. 3. Méthodes itératives.....	31
V. 4. Méthodes d'intelligence artificielle.....	32
V. 5. Méthodes hybrides.....	34
VI. Gestion des sources d'énergie renouvelable.....	35
VI. 1. Gestion d'énergie dans les data centers écologiques.....	35
VI. 2. Méthodes de gestion d'énergie dans les systèmes hybrides.....	37
VII. Conclusion.....	41
Chapitre 2 : Système énergétique hybride : Modélisation et Simulation.....	43
I. Revue de littérature.....	44
II. Modélisation du système.....	47
II. 1. Modélisation de la charge.....	47
II. 2. Modélisation de l'hydrolienne.....	49
II. 3. Modélisation du champ photovoltaïque.....	51
II. 4. Modélisation du système de stockage d'hydrogène.....	54

II. 5. Modèle de la batterie	59
III. Système de gestion d'énergie	61
IV. Etude de cas.....	64
V. Analyse de sensibilité.....	68
VI. Synthèse.....	72
VII. Conclusion.....	73
Chapitre 3 : Dimensionnement optimal du <i>microgrid</i>	75
I. Modélisation du système hybride	76
I. 1. Modèle du générateur photovoltaïque	76
I. 2. Modèle de l'hydrolienne.....	77
I. 3. Modèle de la batterie	78
I. 4. Modèle du système de stockage d'hydrogène	80
II. Stratégie de la gestion d'énergie.....	81
III. Processus d'optimisation du système hybride.....	85
III. 1. Fonction objectif.....	85
III. 2. Analyse de fiabilité.....	86
III. 3. Contraintes.....	87
III. 4. Algorithmes d'optimisation	87
IV. Résultats	93
IV. 1 Configuration uni-source.....	96
IV. 2 Configuration multi-sources.....	99
IV. 3 Synthèse.....	103
V. Analyse de sensibilité.....	105
V. 1. Variation du NPC de chaque composant.....	105
V. 2. Influence de la vitesse horaire des courants de marée.....	106
V. 3. Influence du profil de la charge.....	107
V. 4. Influence du taux d'intérêt.....	108
V. 5. Influence des conditions initiales du système de stockage d'hydrogène.....	109
V. 6. Influence de la résolution temporelle	110
V. 7. Influence de l'énergie excédentaire produite	112
V. 8. Synthèse.....	113
VI. Conclusion.....	114
Chapitre 4 : Nouvelle approche d'optimisation de la gestion d'énergie du <i>microgrid</i>	116
I. Présentation de la nouvelle approche de la gestion d'énergie	117
II. Modélisation du problème d'optimisation.....	118
II. 1. Fonction objectif.....	118

II. 2. Formulation du problème	123
III. Résultats	124
III. 1. Configuration multi-sources	126
IV. Analyse de sensibilité	129
IV. 1. Influence de l'état de charge initial des batteries et des réservoirs d'hydrogène	130
IV. 2. Influence de la dégradation des batteries et du système de stockage d'hydrogène	139
IV. 3. Influence de la résolution temporelle	141
IV. 4. Résultats et discussions	145
V. Conclusion	146
Conclusion générale	147
Annexe A : Paramètres techniques des composants du système hydrolienne/PV/batterie/hydrogène	149
Bibliographie	153
Liste des figures	170
Liste des tableaux	173

Nomenclature

Acronymes

AC	Courant alternatif (Alternating Current)
ACO	Algorithmes de colonies de fourmis (Ant Colony Optimization)
AD	Avec Dégradation
ADEME	Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie
AEMO	Algorithme Evolutif Multi-Objectif
AFC	Pile à combustible alcaline (Alkaline Fuel Cell)
AG	Algorithme Génétique
AIE	Agence Internationale de l'Energie
ANN	Réseaux de neurones artificiels (Artificial neural network)
API	Automate Programmable Industriel
ATEE	Association Technique Énergie Environnement
ATEP	Approvisionnement Total en Énergie Primaire
BA	Algorithme de chauve – souris (BAT Algorithm)
BG	Graphe de Liaison (bond graph)
CAES	Stockage par air comprimé (Compressed Air Energy Storage)
CANT	Coût Actuel Net Total
CAPEX	Coûts d'investissement (Capital Expenditure)
CC	Coût Capital
CCV	Coût Du Cycle De Vie
CE	Création d'Emplois
CM	Coût de Maintenance
COE	Coût de l'électricité (Cost of Electricity)
COP21	21e conférence des parties (21th Conference of the Parties)
CP	Coûts d'investissement (Capital Cost)
CR	Coût de Remplacement
CS	Recherche coucou (Cuckoo Search)
CSP	Centrale Solaire à Concentration (Concentrated Solar Power)
CTE	Coût total de l'électricité
DC	Courant Continu (Direct Current)
DGIS	Direction Générale de la Compétitivité de l'Industrie et des Services
DMPC	Contrôle prédictif par modèle distribué (Distributed Model Predictive Control)
ECES	Conservation d'énergie et stockage d'énergie (Energy Conservation and Energy Storage)
EGS	Géothermie en milieu discontinu (Enhanced Geothermal System)
ELF	Facteur de perte équivalent (Equivalent Loss Factor)
EL	Électrolyseur
EMEC	Centre Européen pour l'Énergie Marine (European Marine Energy Centre)
EMS	Système de gestion d'énergie (Energy Management System)
FA	Algorithme de la luciole (Firefly Algorithm)
FES	Stockage à volant d'inertie (Flywheel Energy Storage)
FPA	Algorithme intelligent de pollinisation de fleurs (Flower Pollination Algorithm)
FR	Fréquence de Répétition
GES	Gaz à Effet de Serre

GIEC	Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat
GSAP	Génératrice Synchrones à Aimants Permanents
GWO	Méthode du loup gris (Grey Wolf Optimizer)
HOMER	Modèle d'optimisation hybride pour les énergies renouvelables (Hybrid Optimization Model for Electric Renewable Energy)
IDH	Indice de Développement Humain
IRENA	Agence internationale pour les énergies renouvelables (International Renewable Energy Agency)
LCOE	Coût Actualisé de l'Energie (Levelized Cost of Energy)
LCOE	Coût actualisé de l'énergie (Levelized Cost Of Energy)
LLP	Probabilité de perte de charge (Loss of Load Probability)
LOEE	Indice de perte d'énergie prévue (Loss of Energy Expectation)
LOH	Niveau d'hydrogène (Level of Hydrogen)
LOLE	Indice de perte de charge prévue (Loss of Load Expectation)
LPSP	Probabilité de perte d'alimentation électrique (Loss of Power Supply Probability)
LUSAC	Laboratoire Universitaire des Sciences Appliquées de Cherbourg
MPC	Commande prédictive (Model predictive control)
MPPT	Suivi du point de puissance maximum (Maximum Power Point Tracking)
Mtep	Millions de Tonnes d'Equivalent Pétrole
NOCT	Température nominale de fonctionnement de la cellule (Normal Operating Cell Temperature)
NPC	Coût actuel net (Net Present Cost)
OCDE	Organisation de Coopération et de Développement Economiques
OM	Coût d'exploitation (Operation and Maintenance)
OPEX	Coûts d'exploitation (Operation Expenses)
P2G	Conversion d'électricité en gaz (Power-to-Gas)
PAC	Pile à Combustible
PbA	Accumulateurs au plomb-acide
PD	Programmation Dynamique
PDF	Fonction de densité de probabilité (Probability Density Functions)
PEMEL	Électrolyseur à membrane échangeuse de protons (Proton Exchange Membrane Electrolyzer)
PEMFC	Pile à combustible à membrane échangeuse de protons (Proton Exchange Membrane Fuel Cell)
PHS	Stockage par pompage-turbinage (Pumped-Hydro storage)
PL	Programmation Linéaire
PLMNE	Programmation Linéaire Mixte en Nombres Entiers
PMIE	Projet Marocain Intégré de l'Énergie Eolienne
PNL	Programmation Non Linéaire
PNLMNE	Programmation Non Linéaire Mixte en Nombres Entiers
PPE	Programmation Pluriannuelle de l'Energie
PSO	Optimisation par essaims particuliers (Particle Swarm Optimization)
PUE	Indicateur d'efficacité énergétique (Power Usage Effectiveness)
PV	Photovoltaïque
PVC	Panneaux Photovoltaïques à Concentration
REM	Représentation Énergétique Macroscopique
REN21	Communauté mondiale des énergies renouvelables (Renewable Energy Policy Network for the 21st Century)

SA	Recuit simulé (Simulated annealing)
SCL	Stockage de la Chaleur Latente
SCS	Stockage de la Chaleur Sensible
SD	Sans Dégradation
SLLPR	Probabilité de perte de charge saisonnière (Seasonal Loss of Load Probability Ratio)
SMES	Stockage d'énergie à aimants supraconducteurs (Superconducting Magnetic Energy Storage)
SOC	État de charge (State of Charge)
SSH	Système de Stockage de l'Hydrogène
STC	Conditions d'essai standard (Standard Test Conditions)
TLBO	Optimisation basée sur l'enseignement et l'apprentissage (Teaching Learning-Based Optimization)
UCE	Unité de Conditionnement de l'Énergie
UE	Union Européen
UTBM	Université de Technologie de Belfort-Montbéliard
VAN	Valeur Actuelle Nette
VRFB	Flux redox au vanadium (vanadium redox flow battery)
<i>LF</i>	Durée de vie (Lifetime)
<i>LS</i>	Délestage de la charge (Load Shedding)

Lettres grecques

Chapitre 2

ρ	Masse Volumique
Ω	Vitesse de rotation de la turbine
λ	Vitesse tangentielle en bout de pale
β	Angle de pas des pales de la turbine
Ω_{ref}	Vitesse de référence du rotor
ΔG	Variation de l'énergie libre de Gibbs
α_A	Coefficient de transfert de charge de l'anode
α_C	Coefficient de transfert de charge de la cathode
γ	Épaisseur de la membrane
σ	Conductivité protonique
η_F	Rendement de Faraday
α	Coefficient de transfert
τ	Constante de temps

Chapitre 3

η_{pv}	Rendement de conversion des panneaux photovoltaïque
σ	Taux horaire d'autodécharge de la batterie
η_b^{ch}	Rendement de charge de la batterie
η_b^{dch}	Rendement de décharge de la batterie
η_{inv}	Rendement de l'onduleur
η_{el}	Rendement de l'électrolyseur
η_{fc}	Rendement de la PAC

Chapitre 4

α	Coefficient de pénalité pour décourager le délestage de la charge
----------	-------------------------------------------------------------------

β	Coefficient de pénalité pour décourager l'écrêtage de l'énergie hydrolienne
γ	Coefficient de pénalité pour décourager l'écrêtage de l'énergie photovoltaïque
δ	Coefficient de pénalité pour décourager l'échange d'énergie avec le réseau
Δz_{el}	Fluctuation de puissance de l'électrolyseur
Δz_{fc}	Fluctuation de puissance de la PAC
$\lambda_i(t)$	Décrit si l'équipement i est en marche ou en arrêt à l'instant t
σ_i^{on}	Etat de démarrage (on) de l'élément i , $i = el$ et fc
σ_i^{off}	Etat d'arrêt (off) de l'élément i , $i = el$ et fc

Lettres latines

Chapitre 2

A	Surface balayée par les pales de la turbine
A_{act}	Surface active de la cellule PEMEL
A, B et K	Paramètres du modèle de Shepherd
C	Capacité
C_{H_2me}	Concentration d'hydrogène au niveau de la membrane
C_{H_20}	Concentration d'hydrogène dans les conditions de référence
C_{O_2me}	Concentration d'oxygène au niveau de la membrane
C_{O_20}	Concentration d'oxygène dans les conditions de référence
C_p	Coefficient de puissance de la turbine
E	Tension en circuit ouvert
E_{nernst}	Tension d'équilibre
E_0	Force électromotrice
E_{ref}	Tension thermodynamique de décomposition de l'eau dans les conditions standards
F	Constante de Faraday
f_c	Fréquence de coupure du filtre
i	Densité de courant électrique
I_0	Courant de saturation de la diode
i_{0A}	Densité de courant d'échange de l'anode
i_{0C}	Densité de courant d'échange de la cathode
I_{Cd}	Composantes du courant de la charge dans le plan dq
I_{Cq}	
I_{dFW}	Composante « d » du courant de défluxage
$I_{dMaxT/A}$	Composante de l'axe « d » du couple/courant maximale
$I_{d,q}$	Composantes d-q du courant de la génératrice
I_{EL}	Courant de l'électrolyseur
$I_{EL,ref}$	Puissance de référence de l'électrolyseur
I_{FC}	Courant d'une cellule élémentaire de la PEMFC
$I_{FC,ref}$	Puissance de référence de la PAC
I_{ph}	Photocourant
I_{PV}	Courant délivré par un module solaire photovoltaïque
I_{qmax}	Limite maximale de la composante « q » du courant
J_0	Densité de courant d'échange
J_{max}	Densité de courant maximale
k	Constante de Boltzmann

n	Facteur d'idéalité de la diode
N_{EL}	Nombre de cellules en série de l'électrolyseur
n_i^{\bullet}	Débit molaire du composé i
P	Puissance mécanique extraite par l'hydrolienne
P_{BAT}	Puissance de la batterie
P_C	Puissance active
$P_{dist,dc}$	Puissance consommée par les équipements de distribution d'énergie
P_{EL}	Puissance de l'électrolyseur
P_{FC}	Puissance de la PAC
P_g	Puissance générée par les sources renouvelables
P_{H_2}	Concentration d'hydrogène
P_{H_2O}	Concentration d'eau
$P_{IT,dc}$	Consommation énergétique du data center
P_{in}	Puissance à l'entrée du filtre passe-bas
P_L	Puissance consommée par la charge
P_{O_2}	Concentration d'oxygène
P_{out}	Puissance en sortie du filtre passe-bas
$P_{réseaux,dc}$	Puissance consommée par les équipements réseaux
$P_{serveur,dc}$	Puissance consommée par les serveurs
Q	Capacité de la batterie
q	Charge élémentaire de l'électron
Q_C	Puissance réactive
R	Constante universelle des gaz parfaits
R_C	Résistance de contact
R_{mem}	Impédance équivalente de la membrane
R_{ohm}	Résistance ohmique
R_s	Résistance série du module
R_{sh}	Résistance shunt du module
s	Opérateur de Laplace
S_{act}	Surface active de la membrane
T	Température du module
T_m	Couple mécanique de la turbine
T_{pv}	Température du module
T_{std}	Température de la cellule du PEMEL en conditions standards
U_{act}	Surtension d'activation de la PEMFC
U_{Cd}	Composantes de la tension aux bornes de la charge dans le plan dq
U_{Cq}	
U_{cell}	Tension de sortie d'une cellule élémentaire de la PEMFC
U_{con}	Surtension de concentration
U_{FC}	Tension de sortie de la PEMFC
U_{ohm}	Surtension ohmique de la PEMFC
v	Vitesse du courant de marée
V_{act}	Surtension d'activation du PEMEL
V_{cell}	Tension de la cellule d'un PEMEL
V_{DC}	Tension du bus DC
V_{diff}	Surtension de diffusion du PEMEL

V_{EL}	Tension du module de l'électrolyseur PEM
v_n	Vitesse nominale de la turbine
V_{ohm}	Surtension ohmique du PEMEL
V_{PV}	Tension du module solaire photovoltaïque
V_{std}	Tension de la cellule du PEMEL en conditions standards
V_T	Tension thermique de la diode
V_t	Tension aux bornes de la batterie

Chapitre 3

C_1	Coefficient cognitif des particules
C_2	Coefficient social des particules
DOD_{max}	Profondeur de décharge maximale (Depth of Discharge)
E_{1kgH_2}	Quantité d'énergie nécessaire pour produire 1 kg d'hydrogène
E_b	Energie disponible dans la batterie
E_{b_n}	Capacité nominale de la batterie
E_{bmax}	Capacité de stockage maximale des batteries
E_{bmin}	Capacité de stockage minimale des batteries
E_{dump}	Energie dissipée d'une charge résistive
E_{elmin}	Puissance de démarrage minimale des électrolyseurs
E_{fc}	L'énergie électrique produite par la PAC
E_{fcmin}	Puissance de démarrage minimale des piles à combustible
E_g	Energie produite par les énergies renouvelables
E_{jmax}	Capacité maximum de stockage du composant $j, j=be, tr$.
E_{jmin}	Capacité minimum de stockage du composant $j, j=be, tr$.
E_L	Energie demandée par la charge
E_r	Energie disponible dans les réservoirs d'hydrogène
E_{rmax}	Capacité de stockage maximale des réservoirs
E_{rmin}	Capacité de stockage minimale des réservoirs
E_{r_n}	Capacité nominale d'un seul réservoir
E_{unmet}	Charge non satisfaite
E_{xmax}	Puissance maximale du composant x
E_{xmin}	Puissance minimale du composant x
$f(d(c_i))$	Aptitude (i.e. la fonction objectif) d'un chromosome particulier
G	Rayonnement solaire
$\overrightarrow{G_{best}}$	Meilleure position de tout l'essai
G_{ref}	Rayonnement solaire maximal
H_{2p}	Quantité d'hydrogène produite par l'électrolyseur
$H_2 \text{ utilisé}$	Quantité d'hydrogène utilisée par la PAC
HHV_{H_2}	Pouvoir calorifique supérieur de l'hydrogène
i	Nombre de variables d'optimisation
i_r	Taux d'intérêt
itr_{max}	Nombre maximal d'itérations
J_{H_2}	Densité de l'hydrogène
k	Coefficient de constriction
l_1	Fréquence de remplacement d'une source renouvelable
l_2	Durée de vie de la source renouvelable

m	Taille de la population de l'AG
m_{nr}	Capacité nominale du réservoir d'hydrogène
m_r	Quantité d'hydrogène stocké
n	Taille de la population de l'algorithme PSO
N_b	Nombre de batteries
N_h	Nombre d'hydroliennes
N_{imax}	Nombre maximum possible du composant i
N_{imin}	Nombre minimum possible du composant i
N_j	Nombre du composant x
N_{pv}	Nombre de panneaux PV
N_r	Nombre de réservoirs d'hydrogène
n_{var}	Nombre de variables de l'AG
\vec{P}_{best}	Meilleure position de la particule
p_c	Taux de croisement
PC_{H_2}	Pouvoir calorifique de l'hydrogène dans les conditions standards
P_h	Puissance extraite d'une hydrolienne
p_{mu}	Probabilité de mutation
P_{n_h}	Puissance nominale de l'hydrolienne
P_{n_i}	Puissance nominale du composant i, $i = h, pv, el$ et fc
$P_{n_{pv}}$	Puissance nominale dans les conditions d'essai standard
P_{pv}	Puissance de sortie des panneaux PV
P_{trans}	Puissance transférée à l'électrolyseur
R	Rayon de la turbine
R	Durée de vie totale du projet
t	Numéro d'itération
T_a	Température ambiante
T_c	Température de la cellule
T_{ref}	Température de référence
v_{cut-in}	Vitesse minimale de démarrage
$v_{cut-out}$	Vitesse d'arrêt
\vec{v}_i	Vecteur vitesse de la particule
w	Poids d'inertie
w_{max}	Valeur maximale du poids d'inertie
w_{min}	Valeur minimale du poids d'inertie
\vec{x}_i	Vecteur position de la particule

Chapitre 4

A	Matrice désignant les contraintes d'inégalité
A_{eq}	Matrice désignant les contraintes d'égalité
C_a	Coût d'achat de l'électricité du réseau
$C_{arrêt,i}$	Coûts de dégradation associés aux processus d'arrêt de l'élément $i, i=el$ et fc
CC_b	Coût d'investissement des batteries
CC_{el}	Coût d'acquisition de l'électrolyseur
CC_{fc}	Coût d'acquisition de la PAC
$C_{degr,ch}$	Coût de dégradation lié au processus de charge des batteries
$C_{degr,dch}$	Coût de dégradation lié au processus de décharge des batteries

$C_{degr,i}$	Coût de dégradation associé aux fluctuations de la puissance de stockage de l'hydrogène, $i=el$ et fc
$C_{démarrage}$	Coûts de dégradation associés aux processus du démarrage de l'élément i , $i=el$ et fc
C_h	Coût de l'énergie hydrolienne
C_{PV}	Coût de l'énergie solaire photovoltaïque
C_v	Coût de vente de l'électricité au réseau
E_{TP}	Energie produite pendant une année
$f(x)$	Fonction objectif
$H_{elz_{max}}$	Heures de fonctionnement maximums de l'électrolyseur
$H_{fc_{max}}$	Heures de fonctionnement maximums de la PAC
J_{bch}	Coût associé au processus de charge de la batterie
J_{bdch}	Coût associé au processus de décharge de la batterie
J_{el}	Coût d'exploitation de l'électrolyseur
J_{fc}	Coût d'exploitation de la PAC
J_g	Coût total de production d'énergie renouvelable
J_{res}	Coût de l'échange d'énergie avec le réseau principal
J_T	Coût total d'exploitation du système hybride
$J_{T'}$	Coût global auquel on soustrait les coûts générés par les différents coefficients de pénalité α , β , γ et δ
lb	Limite inférieure de x (Lower Bound)
P_a	Puissance achetée du réseau
P_a	Puissance fournie par le réseau
$P_{b,ch}$	Puissance de décharge des batteries
P_{eT}	Puissance totale écrêtée
P_{h-dis}	Puissance hydrolienne réellement disponible
P_i^{max}	Valeur maximale de la puissance de l'élément i
P_j^{min}	Valeur minimale de la puissance de l'élément i
$P_{L_{max}}$	Consommation maximale de la charge
P_{LS}	Charge délestée
$P_{l_{ST}}$	Charge totale délestée
P_{PV-dis}	Puissance PV réellement disponible
ub	Limite supérieure de x (Upper Bound)

Introduction générale

Au cours des dernières décennies, la consommation d'énergie des data centers, en constante augmentation de par la croissance massive des capacités de calcul et des services numériques, est devenue la préoccupation majeure de ceux-ci. Ensembles, ces derniers représentent des centaines de milliers de serveurs, des équipements réseaux et des systèmes de refroidissement, contribuant à l'augmentation des émissions de gaz à effet de serre et des coûts associés. En effet, les besoins énergétiques des data centers sont principalement satisfaits par des sources conventionnelles telles que le pétrole, le gaz naturel ou le charbon. Au rythme actuel de la consommation mondiale, les réserves de combustibles fossiles commencent à s'épuiser. Dans ce contexte, plusieurs mesures ont été prises pour limiter l'impact écologique des data centers. De nombreux chercheurs se sont concentrés sur la réduction de la consommation d'énergie des équipements informatiques grâce à l'échelle dynamique de la tension et de la fréquence, la virtualisation ou encore la réduction de la demande de refroidissement. D'autres se sont tournés vers des solutions d'alimentations électriques basées sur des sources propres et renouvelables. Celles-ci sont des sources inépuisables, gratuites et à un faible impact environnemental. Néanmoins, leur caractère imprédictible et leur dépendance aux conditions climatiques constituent un défi lors de leur intégration dans les systèmes énergétiques. Par conséquent, le développement d'un système hybride intégrant plusieurs sources renouvelables est nécessaire pour fournir une énergie de haute qualité et garantir une alimentation sûre et durable.

Dans cette thèse, deux technologies de production d'énergie renouvelable sont utilisées ; les panneaux photovoltaïques (PV) et les hydroliennes. La production d'énergie PV ne nécessite que la présence du soleil, ce qui en fait une source d'énergie propre et abondante. De plus, elle n'émet aucun gaz nocif dans l'atmosphère et ne présente pas de danger pour la biodiversité. Quant à l'énergie hydrolienne, en plus d'être respectueuse de l'environnement, elle est fortement prévisible et peut être produite de manière quasi permanente à partir des courants de marée. L'utilisation des énergies solaire et hydrolienne combinées permet de trouver un équilibre entre les coûts d'investissement et la surface nécessaire pour construire un data center écologique. Cependant, si ces énergies apportent plusieurs avantages (gratuites, propres et inépuisables), elles ne peuvent pas, à elles seules, satisfaire la consommation de la charge en continu, en raison de leur nature fluctuante. En effet, les performances de l'énergie solaire diminuent lorsque le temps est nuageux, particulièrement en hiver. L'énergie hydrolienne

souffre également de variations quotidiennes et saisonnières. Ces variations peuvent provoquer une grande instabilité dans le système électrique. Par conséquent, l'insertion d'un système de stockage capable de faire face à ces situations est primordiale pour assurer une alimentation électrique ininterrompue au data center. L'hydrogène est un vecteur énergétique prometteur en raison de ses multiples caractéristiques. Outre son caractère non polluant (s'il est produit à partir d'une source renouvelable), il se caractérise par une forte densité énergétique et un long cycle de charge/décharge, qui se prête à un stockage à long terme. Les batteries, en revanche, sont plus adaptées aux applications à court terme en raison de leur densité énergétique moyenne. Ainsi, l'hybridation de ces deux moyens de stockage améliore l'efficacité du système multi-sources et prolonge sa durée de vie. Le premier est sélectionné pour remédier aux fluctuations des courants de marée, tandis que le second est choisi pour couvrir la dynamique rapide du système. En résumé, notre système se compose de deux sources principales d'énergie, les panneaux photovoltaïques et les hydroliennes, et de deux systèmes de stockage de l'énergie, le stockage d'hydrogène (combinant l'électrolyseur, la pile à combustible et les réservoirs d'hydrogène) et les batteries. L'électrolyseur est utilisé pour produire de l'hydrogène *in situ* à partir de l'énergie excédentaire produite, alors que la pile à combustible est utilisée pour produire de l'électricité en cas de déficit énergétique (faibles ensoleillement et courants de marée) via l'hydrogène stocké dans les réservoirs.

Il est à noter que cette thèse est effectuée dans le cadre d'une cotutelle entre l'Université de Caen Normandie-France et l'Université Moulay Ismail-Maroc. Notre objectif est d'optimiser l'alimentation électrique d'un data center à l'échelle du MW, reposant sur les énergies renouvelables. Le premier aspect de mes activités concernera la modélisation du système d'alimentation électrique multi-sources en utilisant la représentation énergétique macroscopique (REM). Le deuxième consistera à déterminer la taille optimale de ce système via des algorithmes d'optimisation, en particulier l'algorithme génétique (AG) et l'optimisation par essaims particulaires (PSO), en tenant compte des contraintes technico-économiques. La gestion d'énergie sera également un axe majeur de mes travaux de recherche, visant à optimiser le fonctionnement du *microgrid* (Smart Grid) en considérant les différentes contraintes liées à la dégradation des composants et aux conditions d'exploitation afin de maximiser leur durée de vie. Tous ces travaux seront réalisés dans la plateforme Matlab/Simulink. La thèse est principalement composée de quatre chapitres, présentés dans les paragraphes suivants.

Le premier chapitre présentera un aperçu sur les data centers, leur consommation électrique, suivi des techniques qui ont été proposées dans la littérature pour améliorer leur efficacité

énergétique. En tant que grands consommateurs d'énergie, principalement d'origine fossile, leur impact environnemental a fait l'objet d'une attention croissante. Le contexte écologique actuel, suite notamment à la COP21, donne aux énergies renouvelables un poids de plus en plus important et leur intégration est désormais plébiscitée. Par conséquent, une introduction à ces technologies et aux systèmes de stockage qui les soutiennent pour assurer la continuité des systèmes d'alimentation électrique sera donnée. Toutefois, plusieurs verrous économiques pénalisent leur développement. Il s'agit de rendre leur coût de production compétitif par rapport aux autres filières d'énergie fossiles, tout en augmentant la fiabilité des installations qui les utilisent. Ainsi, un état de l'art sur les techniques existantes pour optimiser le dimensionnement des systèmes hybrides ainsi que la gestion d'énergie sera présenté à la fin de ce chapitre. A la lumière de cette étude bibliographique, nous pourrons choisir l'architecture générale du data center basée sur les énergies renouvelables et identifier les algorithmes d'optimisation adaptés à notre application.

Le deuxième chapitre se focalisera sur la modélisation du système multi-sources proposé, composé d'hydroliennes, de panneaux photovoltaïques, de batteries et du système de stockage d'hydrogène. La représentation énergétique macroscopique (REM) sera sélectionnée pour modéliser de manière fidèle et concise les différents éléments du système électrique. Il s'agit d'un modèle permettant de suivre l'évolution de plusieurs paramètres, dont la puissance, la tension et le courant. La méthode de gestion d'énergie adoptée sera basée sur le principe de la séparation de fréquence, où la puissance requise par la charge est répartie entre les différents dispositifs de stockage à travers un filtre passe-bas, en respectant leurs caractéristiques dynamiques distinctes. Notre objectif sera de visualiser et d'évaluer le comportement du data center vert dans différentes conditions de fonctionnement sans avoir à recourir à des prototypes coûteux. Enfin, une analyse de sensibilité sera élaborée pour étudier l'impact des données d'entrée (vitesse des courants de marée et rayonnement solaire) sur les performances du système considéré, en particulier l'évolution de l'état de charge des batteries et le niveau d'hydrogène stocké dans les réservoirs.

Le troisième chapitre détaillera la stratégie de dimensionnement optimal mise en œuvre pour assurer une alimentation électrique pérenne au data center. Le modèle mathématique de chaque source d'énergie sera introduit ainsi que la procédure de calcul du coût global du système sur sa durée de vie. Deux méthodes d'optimisation seront utilisées pour s'assurer de la convergence de notre solution finale vers un optimum global, à savoir l'optimisation par essais particuliers (PSO) et l'algorithme génétique (AG). En outre, afin de démontrer la pertinence de la méthode

proposée, plusieurs scénarios et études de cas seront considérés. L'influence de plusieurs facteurs sur le coût et la conception du système sera étudiée, tels que l'emplacement et le profil de charge, et les résultats des simulations seront analysés en détail. Il convient de noter que notre système fonctionnera de manière autonome, où l'énergie verte sera produite localement, stockée et réutilisée en cas de besoin. Bien que l'autoproduction offre de nombreux avantages en termes de réduction des coûts d'investissement et des émissions de gaz à effet de serre, il existe toujours un risque de coupures de courant inopinées, ce qui est inenvisageable dans les data centers. De plus, une importante quantité d'énergie est dissipée dans une charge résistive puisque les moyens de stockage utilisés ne sont pas capables de l'absorber en totalité. De ce fait, nous avons décidé d'étudier notre système en mode connecté et d'évaluer ses performances dans le dernier chapitre.

Le quatrième chapitre sera consacré à la gestion optimale de l'énergie au sein du *microgrid* considéré. Une nouvelle stratégie sera proposée, tenant compte de nombreux facteurs décisifs pour l'optimisation des flux d'électricité. La fonction coût intégrera l'aspect vieillissement associé aux processus de production d'hydrogène par l'électrolyseur et de production d'électricité par la pile à combustible ainsi qu'au cycle de charge/décharge de la batterie. L'énergie échangée avec le réseau sera contrôlée par un coefficient de pénalité imposé, lié au dépassement de la puissance souscrite. Le but étant d'avoir un équilibre entre consommation et production tout au long de la durée de vie du projet, une variété de leviers sera exploitée. Du côté de la demande, l'effacement ou le report de certaines charges non prioritaires est une solution efficace aux heures de pointe. Quant aux périodes creuses, lorsque les conditions météorologiques sont favorables, l'écrêtage des puissances fatales est également avantageux d'un point de vue technico-économique. Par conséquent, toutes ces pratiques seront prises en compte dans l'élaboration de la fonction objectif finale. L'optimisation de la gestion de l'énergie sera réalisée via la fonction « ga », qui fait partie de la boîte à outils d'optimisation globale utilisant l'algorithme génétique, disponible sur Matlab. Ce chapitre se terminera par une analyse de sensibilité visant à valider les résultats obtenus par la technique de gestion d'énergie adoptée.

Chapitre 1 : Contexte et Etat de l'art

Dans ce chapitre, nous nous concentrerons sur les éléments fondamentaux qui serviront à mieux comprendre notre travail visant à optimiser la gestion d'énergie dans un data center alimenté par des sources renouvelables.

Tout d'abord, nous commencerons par un aperçu de la structure des data centers et de leur consommation électrique. Ensuite, nous présenterons un état de l'art des différents systèmes d'énergie renouvelable existants et des technologies de stockage d'énergie. Enfin, nous discuterons des différentes solutions proposées par les chercheurs pour optimiser la gestion d'énergie au sein des data centers.

La croissance rapide du secteur numérique et les besoins en matière de traitement et de stockage des données ont entraîné une augmentation spectaculaire du nombre de data centers (Centres de données en français) dans le monde. Leur alimentation électrique est principalement basée sur les combustibles fossiles, ce qui contribue aux émissions de gaz à effet de serre (GES), au réchauffement climatique et à l'augmentation des coûts d'exploitation. Le passage au réseau intelligent distribué modifierait le scénario énergétique des réseaux conventionnels et favoriserait l'utilisation des énergies renouvelables.

I. Généralités sur les data centers

I. 1. Définition

Un data center est un site physique qui contient des serveurs hébergeant divers services informatiques à travers un réseau interne ou via un accès internet. Il dispose d'un système d'alimentation électrique et d'un système de refroidissement, ainsi que de tous les équipements appropriés pour assurer le contrôle des opérations et la sécurité nécessaire pour fournir la qualité de service requise [1]. Il rend accessibles plusieurs fonctions telles que l'échange, le stockage et le traitement des données, quelles que soient leurs origines [2], [3]. L'échelle du data center peut être définie par le nombre de serveurs, la surface occupée (m^2 ou ft^2), ou sa puissance électrique totale (kW). Par exemple, les centres de données dont la charge informatique varie entre 10 kW et 150 kW sont appelés "petits" et disposent d'une douzaine de serveurs dans de petites entreprises ou universités tandis que ceux dont la charge informatique est comprise entre 750 kW et 2,5 MW sont considérés comme "grands" et disposent de plusieurs milliers de serveurs comme les data centers de Google ou d'Apple, tel présenté dans le tableau 1.1.

Tableau 1.1. Les classifications des data centers en fonction de la charge informatique.

Catégorie	Charge informatique	Espace de calcul (ft^2)
Mini	<10 kW	1 - 250
Petit	10 - 150 kW	251 - 5000
Moyen	150 - 750 kW	5001 – 20 000
Grand	750 – 2,5 MW	20 001 – 225 000
Méga	> 2,5 MW	> 225 000

I. 2. Consommation d'énergie dans les data centers

Avec la croissance de la demande de services numériques et de capacité de calcul, les data centers ont vu leur capacité augmenter de manière significative. L'étude réalisée par Andrae *et al.* a estimé que les data centers ont consommé 2% de l'électricité mondiale en 2013, ce qui équivaut à la puissance de 60 réacteurs nucléaires en fonctionnement continu [4]. Selon l'association Négawatt, la consommation d'énergie des data centers français a été de 2% de la production nationale d'électricité en 2015 [4]. Aux Etats-Unis, cette consommation devrait atteindre 139 milliards de kWh en 2020 [5]. Selon [6], [7] la consommation totale des data centers représentera entre 3% et 13% de la production mondiale d'électricité en 2030, soit la puissance de 1130 réacteurs nucléaires. Les prévisions indiquent que la demande en électricité des data centers continuera à augmenter et doublera tous les 5 ans [8], comme le montre la figure 1.1 [2].

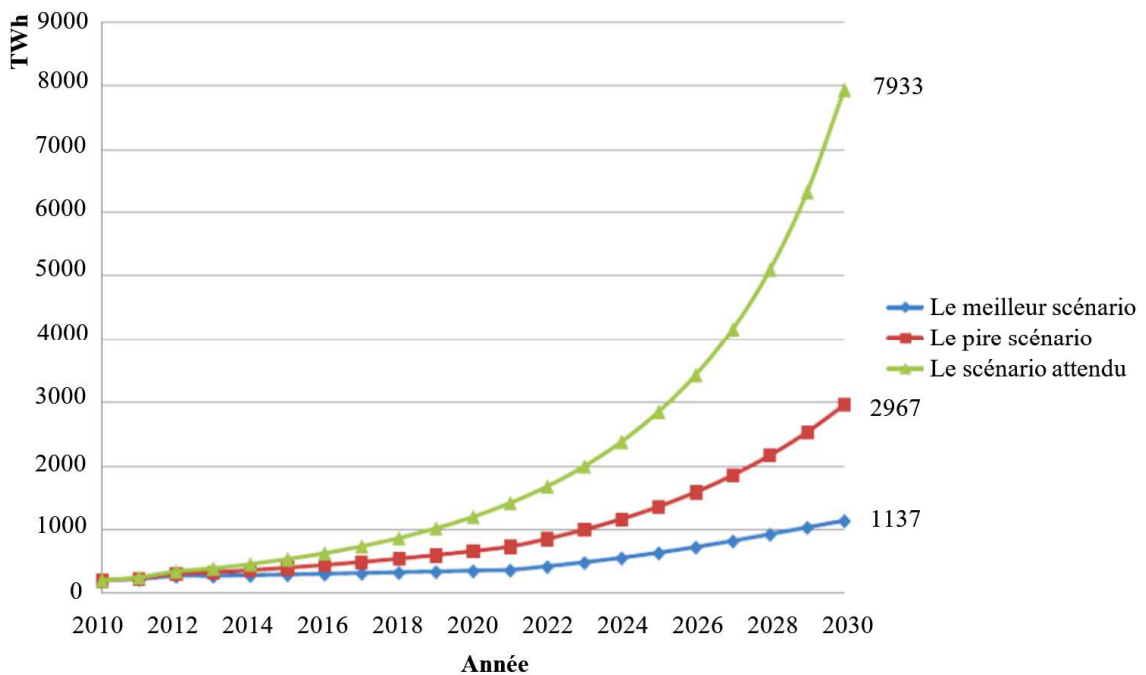


Figure 1.1. Estimations de la consommation mondiale d'électricité des data centers (en TWh/an).

La consommation d'énergie des data centers peut être divisée en deux parties distinctes : d'une part, la consommation des équipements informatiques y compris les serveurs, les équipements réseaux et le stockage et, d'autre part, la consommation des infrastructures, e.g. les systèmes de conditionnement de l'énergie et de refroidissement [9], [10]. D'après la figure 1.2, les serveurs et les systèmes de refroidissement sont les principaux consommateurs d'énergie dans un data center traditionnel. Leur consommation représente 40% chacun, tandis que les équipements de communication, les systèmes de stockage et d'alimentation électrique

en consomment respectivement 5, 5 et 10%. Ces valeurs peuvent différer d'un data center à l'autre, selon son architecture et les performances de ses équipements [10].

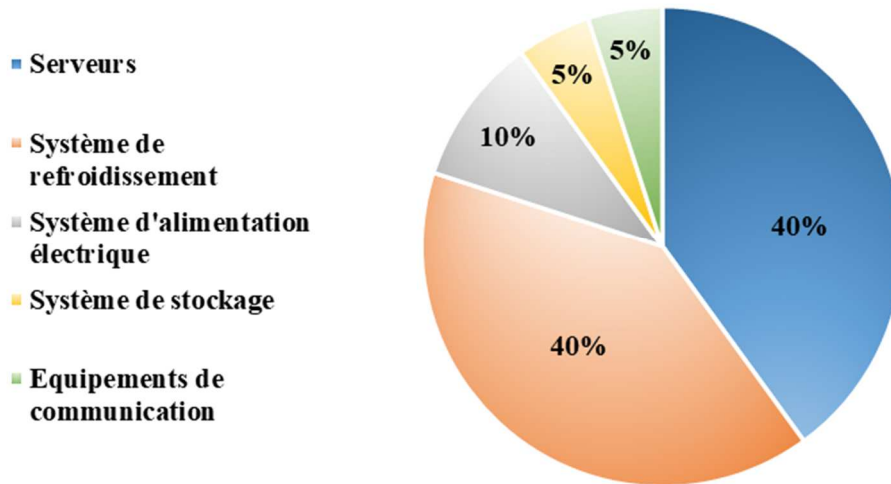


Figure 1.2. Répartition type de la consommation d'énergie dans les data centers.

La réduction de la consommation électrique des data centers est non seulement nécessaire pour minimiser les coûts d'exploitation associés, mais aussi pour réduire les émissions de GES qui en résultent. La situation aujourd'hui constitue une alarme mondiale, les data centers devraient produire 340 mégatonnes d'émissions de CO₂ par an d'ici 2030 [11].

I. 3. Stratégies d'efficacité énergétique

Plusieurs méthodes ont été proposées pour améliorer l'efficacité énergétique des data centers. Des chercheurs se sont concentrés sur la réduction de la consommation d'énergie des serveurs informatiques par une mise à l'échelle dynamique de la tension et de la fréquence [12], ou par une gestion dynamique de la puissance [13], [14]. D'autres se sont focalisés sur la réduction de la demande de refroidissement. La méthode appelée *free cooling* est considérée économe par rapport à d'autres systèmes de refroidissement, elle implique l'utilisation de refroidissement naturel pour réduire la chaleur générée par les data centers [2]. Cette méthode offre deux solutions techniques, notamment le refroidissement libre côté air et le refroidissement libre côté eau [15]–[17]. La première méthode peut être réalisée soit en introduisant l'air froid extérieur directement dans le data center pour refroidir ses équipements (*free cooling* à air direct), soit en utilisant un échangeur de chaleur pour isoler les circuits d'air intérieur et extérieur, afin d'empêcher tout polluant de pénétrer dans l'environnement intérieur (*free cooling* à air indirect) [8]. Selon [18], les conditions naturelles en Europe sont favorables au *free cooling*. Microsoft et Google fournissent à leurs installations en Europe des systèmes

de refroidissement avancés basés sur des économiseurs côté air, évitant l'utilisation de refroidisseurs traditionnels [18]. La deuxième méthode consiste à utiliser une source de froid naturelle telle que les rivières, la mer, etc. Cette méthode peut être classée en 3 types [18]:

- Le refroidissement direct à eau, qui consiste à utiliser directement de l'eau froide pour refroidir le data center sans transfert de chaleur ;
- Le refroidissement direct à air, qui consiste à refroidir l'eau circulant dans les climatiseurs des salles informatiques lorsque la température de l'air extérieur est suffisamment basse ;
- Le système de tour de refroidissement, qui refroidit l'eau circulant dans les climatiseurs des salles informatiques et les échangeurs de chaleurs.

Le refroidissement libre côté eau a été adopté par plusieurs data centers. Par exemple, Microsoft a plongé un data center de 450 kW dans la mer au large des orcades en Ecosse pour profiter de l'énorme capacité de refroidissement de l'eau de mer et réduire la consommation des systèmes de refroidissements. Le projet « Natick » a été déployé au Centre Européen pour l'Energie Marine (EMEC) [19], [20].

Il existe plusieurs paramètres pour déterminer l'efficacité énergétique d'un data center. Le Power Usage Effectiveness (PUE) est le plus largement utilisé [21]. Cet indicateur permet de classer les data centers en fonction de leur efficacité. Il est défini comme le rapport entre l'énergie totale consommée par le data center et l'énergie consommée par ses équipements informatiques (serveurs, équipements réseaux, etc.) [22], [23].

$$PUE = \frac{\text{Energie totale consommée par le data center}}{\text{Energie consommée par les équipements informatiques}} \quad (1)$$

Le PUE dépend dans une large mesure des températures ambiantes. Ainsi, un data center installé dans un climat froid aura un meilleur PUE. Un PUE égale à 1 signifie qu'un système de refroidissement efficace est intégré et que toute l'énergie du data center est absorbée par ses équipements informatiques. Google a réussi à atteindre un PUE de 1,14 en utilisant un système de refroidissement à l'eau de mer pour réduire la consommation du système de refroidissement du data center situé dans la baie de Hamina, en Finlande [24].

II. Ressources énergétiques distribuées

II. 1. Consommation d'énergie dans le monde

Un data center dispose de plusieurs solutions d'alimentation électrique. Les sources conventionnelles telles que le pétrole, le gaz naturel ou le charbon sont les plus utilisées, ce qui

a augmenté les émissions de carbone dans l'atmosphère [25]. Ces sources sont par nature non renouvelables et des millions d'années sont nécessaires à leur reformation [26]. La production de gaz naturel dans l'Union Européen (UE) a diminué entre 1998 et 2018 [27]. En ce qui concerne la consommation, 2018 s'est vu être la troisième année consécutive d'augmentation de la demande, jusqu'à 458,5 milliards de mètres cubes (dont 42,7 milliards de mètres cubes en France). La réserve de cette ressource en France est insuffisante pour répondre à la demande, ce qui rend le pays plus dépendant des importations internationales. Les centrales thermiques au diesel sont capables de répondre à la demande d'énergie, en particulier lorsque la demande augmente fortement. Pour une région éloignée, elles sont considérées comme le moyen le plus efficace de faire face aux fluctuations rapides de la consommation d'électricité. En France, le prix du diesel a augmenté de 2016 à 2018. Un pic de 1,5 €/l a été atteint en janvier 2018 [28]. Le pays est l'un des plus grands consommateurs de diesel au monde, les moteurs diesel sont utilisés comme alimentation de secours pour assurer la sécurité des centrales nucléaires. Les chercheurs se penchent sur la probabilité d'une baisse inévitable de la production de pétrole, qui joue un rôle important dans l'industrie pétrochimique. Les estimations des réserves naturelles indiquent que ce siècle verra une diminution des ressources fossiles traditionnelles disponibles pour le grand public, en grande partie à cause du volume de consommation actuel [29]. Le remplacement éventuel par le nucléaire peut être une solution. En France, l'énergie nucléaire représente une part importante de la production totale d'électricité, plus de 71% en 2018, soit 393,2 TWh [30], [31]. Cette ressource a moins d'impacts environnementaux que les ressources conventionnelles et est considérée comme une énergie propre puisque la fission nucléaire ne libère aucun gaz nocif lors de la production d'énergie. Néanmoins, cela entraînera d'autres problèmes liés à la sécurité et l'acceptance sociale [32]. Quant au Maroc, les combustibles fossiles occupent une place importante dans le secteur énergétique, principalement importés. En 2017, le pétrole, le charbon et le gaz naturel représentaient respectivement 62 %, 22 % et 5 % de l'approvisionnement total en énergie primaire (ATEP), ce qui a porté la facture des importations énergétiques à 6,3 milliards d'euros. Le royaume a mis en place des politiques visant à supprimer progressivement les subventions aux énergies fossiles, ce qui permettra de réduire les émissions de GES [33].

Outre l'épuisement des ressources conventionnelles et les crises socio-économiques que cela peut engendrer, la démographie mondiale et la croissance économique ont entraîné une augmentation de la consommation totale d'énergie au cours des dernières décennies. Celle-ci a

atteint 14 000 millions de tonnes d'équivalent pétrole (Mtep)¹ en 2018 (figure 1.3) [34], [35]. Cette augmentation devrait atteindre 25 000 Mtep en 2050, corrélée à l'augmentation de la population, 9,9 milliards habitants en 2050 contre 7,8 milliards en 2020 [15], [36].

L'industrie de l'approvisionnement en énergie contribue à près de 75% des émissions totales de CO₂ [37]. Ces émissions sont étroitement liées à l'augmentation de la consommation d'énergie. Selon le 5-ème rapport d'évaluation du Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC en français, IPCC en anglais) publié en 2014, la combustion des ressources fossiles conduit à une augmentation de la température moyenne observée du climat terrestre [38], [39]. Il est donc urgent de se tourner vers des sources d'énergie alternatives, économiquement viables et propres, comme l'énergie solaire, éolienne et hydrolienne. En décembre 2015, l'accord de paris sur le climat signé par tous les pays vise à limiter le réchauffement climatique à moins de 2 °C d'ici 2100 afin de prévenir un changement climatique irréversible [40]. Hormis les économies d'énergie, le développement du secteur des énergies renouvelables permettra une grande stabilité des émissions des gaz à effet de serre dues à la production d'électricité jusqu'en 2030 environ. Les émissions de CO₂ associées à la production d'électricité dans les pays développés tels que l'UE et les États-Unis diminueront, tandis qu'elles augmenteront dans les pays en développement en dehors de l'Organisation de Coopération et de Développement Economiques (OCDE), notamment en Chine et en Inde (figure 1.4) [41]–[43].

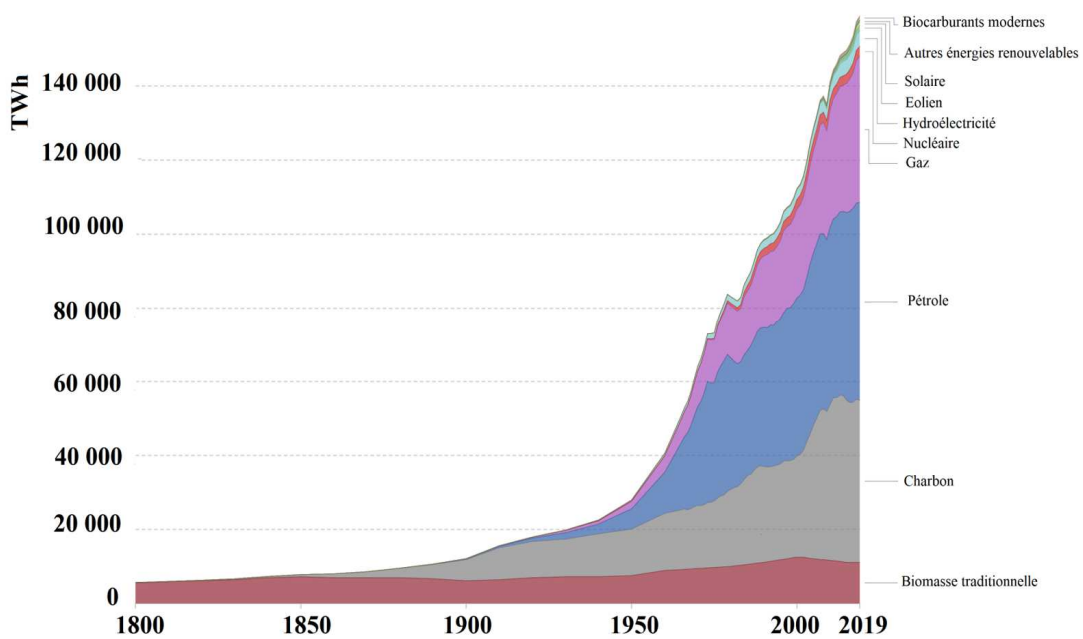


Figure 1.3. Consommation d'énergie primaire directe mondiale (1800-2019) [35].

¹ Selon l'AIE, 1 Mtep correspond à 11,63 TWh (térawatt-heures).

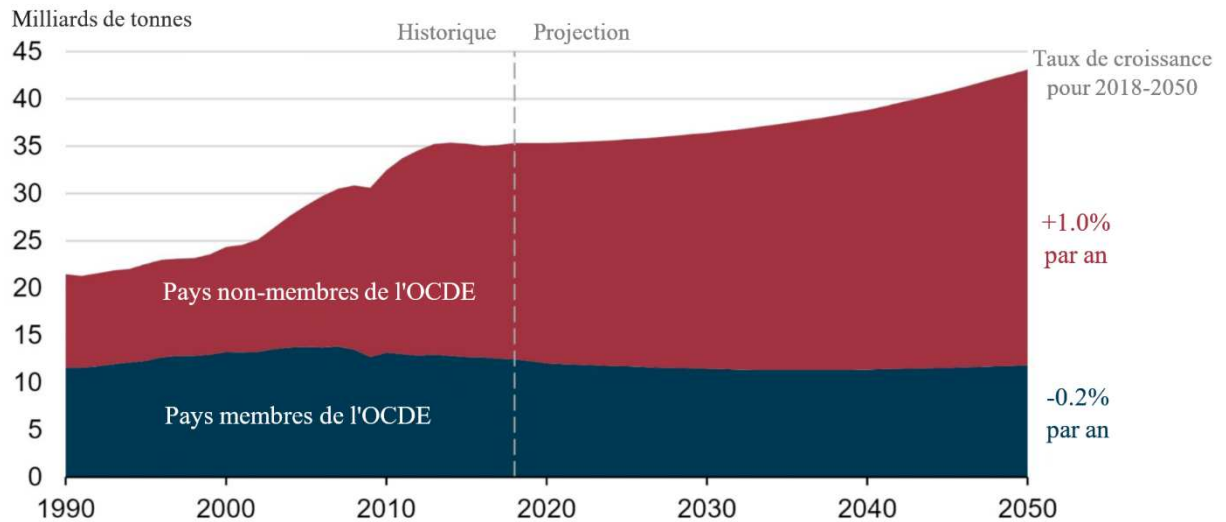


Figure 1.4. Emissions mondiales de CO₂ liées à l'énergie dans le scénario de référence IEO2019 (1990-2050) [43].

II. 2. Les énergies renouvelables

Compte tenu de l'impact environnemental des combustibles fossiles et de leur coût croissant, les énergies renouvelables ont suscité l'intérêt de grandes entreprises telles que Google, Facebook et Amazon pour réduire leur impact environnemental, grâce à leur disponibilité gratuite, leur durabilité et leur respect de l'environnement [44]. Plusieurs études ont été menées pour intégrer les énergies renouvelables dans le bouquet énergétique du futur. Sheme *et al.* [45] ont étudié la possibilité de construire des data centers à des latitudes plus élevées pour tirer parti du refroidissement naturel, en utilisant l'énergie éolienne et solaire. Liu *et al.* [46], [47] ont proposé un autre concept appelé "*Follow the renewables*" (suivre les énergies renouvelables en français). Cette approche est basée sur le transfert des charges de travail entre des data centers répartis géographiquement tout en suivant les ressources renouvelables.

En 2018, la production d'électricité à partir de sources d'énergie renouvelables a augmenté de 450 TWh, soit 7 % par rapport à 2017, ce qui représente plus d'un quart de la production mondiale d'électricité ². La quantité produite d'énergie renouvelable passera de 6777 en 2018 à 25 258 TWh en 2040, estime l'agence internationale de l'énergie (AIE) dans le scénario du développement durable, comme le montre la figure 1.5 [42].

² A partir du charbon, du gaz naturel, du nucléaire, des énergies renouvelables et d'autres sources.

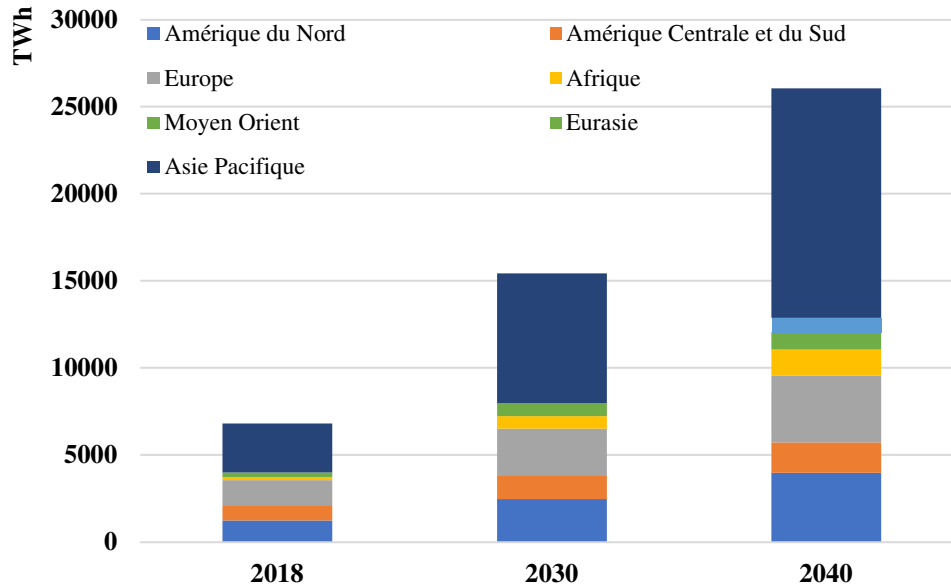


Figure 1.5. Production d'électricité renouvelable par région, 2018-2040.

Il existe plusieurs types d'énergies renouvelables, notamment, l'énergie solaire, éolienne, marine, biomasse, hydroélectrique et géothermique.

II. 2. 1. L'énergie solaire

L'énergie solaire est l'énergie fournie par le soleil sous forme de lumière ou de chaleur. Cette énergie est gratuite, propre et inépuisable. Elle convient soit pour convertir le rayonnement solaire en électricité grâce à des cellules photovoltaïques (énergie photovoltaïque (PV)), soit pour chauffer un fluide au moyen du rayonnement solaire (centrale solaire thermodynamique, centrale solaire à concentration (CSP)). Comme les entreprises visent à réduire leur dépendance aux combustibles fossiles, l'énergie solaire est apparue comme une alternative viable pour la France pour produire de l'énergie, puisque son coût actualisé de l'énergie (Levelized Cost Of Energy en anglais (LCOE)) a diminué au cours des dernières décennies. Sa production d'énergie photovoltaïque a atteint 7,17 MW en 2018 [48]. Quant au Maroc, étant un pays très ensoleillé, il a envisagé la production d'énergie solaire comme un moyen de moderniser son bouquet énergétique [49], [50]. Des plans avancés ont été lancés pour produire 2000 MW de puissance électrique, d'origine solaire, à l'horizon 2020 [51]. Suite au succès de la centrale solaire Noor Ouarzazate d'une capacité totale de 580 MW, le Maroc prévoit également de construire Noor Midelt d'ici 2022 pour fournir 825 MW d'énergie solaire, répartis entre 300 MW d'énergie solaire concentrée (CSP) et 525 MW d'énergie photovoltaïque [52]. À la fin de 2018, la capacité installée mondiale du PV a atteint 480 GW [53].

II. 2. 2. L'énergie éolienne

Outre l'énergie solaire, l'énergie éolienne reste l'une des principales sources d'énergie renouvelables. Cette énergie consiste à convertir l'énergie cinétique produite par le vent en électricité, à l'aide d'éoliennes situées à terre (*onshore*) ou en mer (*offshore*). Son efficacité dépend fortement des conditions atmosphériques, de sorte qu'un mauvais emplacement peut entraîner une grave perte d'investissement [54]. La France dispose d'un énorme potentiel de développement de l'énergie éolienne, ce qui réduit la dépendance du pays à l'égard de l'énergie nucléaire. En France, la capacité éolienne terrestre installée est de plus de 14 GW et devrait atteindre 34 GW d'ici 2030 [55], [56]. Au Maroc, le potentiel éolien des zones côtières est caractérisé par une vitesse moyenne de vent supérieure à 6m/s et est estimé à 25 GW [50], [57]. Le Projet Marocain Intégré de l'Energie Eolienne (PMIE) vise à porter la capacité de production annuelle à 6600 GWh, soit 26 % de la production actuelle d'électricité, avec un investissement d'environ 3,2 milliards de dollars [57]. Dans le cadre de la production privée d'énergie, le Maroc se prépare également à installer un parc éolien de 180 MW, en 2020, à Midelt, avec une production annuelle estimée à 560 GWh/an, évitant ainsi l'émission de 280 000 tonnes de CO₂ par an [51]. Au niveau mondial, la capacité éolienne installée en 2018 était de 563,820 GW, dont 540,191 GW sur terre et 23,629 GW en mer [58].

II. 2. 3. L'énergie marine

Les océans sont reconnus comme une ressource renouvelable prometteuse pour la production d'électricité, ils couvrent plus de 70 % de la terre [59], [60]. L'énergie produite se présente sous plusieurs formes, englobant l'énergie hydrolienne, l'énergie marémotrice, l'énergie des vagues, l'énergie thermique et l'énergie osmotique. Selon l'Agence Internationale pour les Energies Renouvelables (IRENA), en 2019, l'électricité produite à partir des énergies marines s'élève à 531 MW dans le monde [58]. L'énergie hydrolienne est nettement plus attrayante étant donné la prévisibilité des courants qui facilite la gestion et la commercialisation de l'électricité produite, avec une prévision de 98% [59]. Elle consiste à exploiter l'énergie extraite des courants de marée et la convertir en électricité selon le même principe que les éoliennes. Bien que ce secteur soit en plein essor, la capacité installée est actuellement très limitée au niveau mondial. Après la Grande-Bretagne, la France possède le deuxième grand potentiel de production d'énergie hydrolienne, estimé entre 5 et 14 TWh/an [61]. Néanmoins, le plus grand gisement au Raz Blanchard, situé entre l'île d'Aurigny (îles anglo-normandes) et le Cap de la Hague, est encore sous-développé [62]. De nombreuses fermes hydroliennes ont été développées d'octobre 2018 à mai 2019. En collaboration avec Voies Navigables de France,

Hydroquest a installé un parc de turbines pilotes fluviales de 4 machines sur le Rhône [53]. Contrairement à la France, le Maroc n'a pas encore mis en place un centre dédié à l'exploitation de l'énergie hydrolienne. Toutefois, les façades maritimes marocaines de l'atlantique et de la méditerranée, qui s'étendent sur 3500 km de long, constituent une opportunité pour développer cette technologie [63].

II. 2. 4. L'énergie biomasse

L'énergie de la biomasse est l'énergie produite par la combustion de matières organiques d'origine végétale telles que le bois, les déchets agricoles et les plantes ou après des transformations chimiques (ex : biocarburants) [15]. Il s'agit de la quatrième source renouvelable au monde, représentant environ 8,5 % de l'énergie totale de la planète. En 2012, la puissance produite à partir de la biomasse aux États-Unis était d'environ 15 GW, soit près de 18 % de la production mondiale d'électricité via cette source d'énergie [64]. Elle se positionne aussi comme première énergie renouvelable utilisée en France [62]. Depuis 1995, l'Agence de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie (ADEME) soutient le plan bois énergie, dans lequel la filière biomasse connaît une forte croissance. Le projet de Programmation Pluriannuelle de l'Énergie (PPE) s'est fixé un objectif de 65 TWh pour la production de chaleur en 2023 à 89 TWh d'ici 2028 [53]. Le Maroc possède également un grand potentiel pour l'énergie de la biomasse via des déchets agricoles. La région de rabat, par exemple, a généré en 2014 une quantité de déchets d'environ 714 350 kg, soit 0,96 kg par personne et par jour [65].

II. 2. 5. L'énergie hydroélectrique

L'énergie hydroélectrique est une option intéressante pour produire de l'électricité à partir des flux d'eau (rivières, fleuves, courants marins, etc.). Cette technologie présente de nombreuses avantages, à savoir son coût d'exploitation relativement faible et son approvisionnement continu [66]. En effet, sa flexibilité permet de maintenir un équilibre entre l'offre et la demande pendant les périodes où le système électrique est sous pression, au lieu de recourir à des installations de production thermique onéreuses et difficiles à déployer rapidement. Selon REN21 ³, la capacité totale de production d'hydroélectricité a été portée à 1150 GW en 2019, où la Chine est le plus grand producteur de cette énergie, suivie par le Brésil, le Canada et les États-Unis [66], [68]. Ce secteur est bien implanté en France. La production d'énergie hydroélectrique non pompée était de 50 TWh en 2017. Le projet PPE vise une

³ REN21 : « Communauté mondiale des énergies renouvelables. Ils fournissent des faits, des chiffres et des analyses actualisés et examinés par des pairs sur les évolutions mondiales en matière de technologies, de politiques et de marchés » [67].

amélioration de la production du parc d'environ 200 MW d'ici 2023 et de 900 MW à 1200 MW en 2028, permettant ainsi une production supplémentaire de 3 à 4 TWh [53]. Quant au Maroc, le gouvernement vise à atteindre une puissance hydroélectrique de 2000 MW d'ici 2020. Les centrales hydroélectriques devraient produire 1330 MW d'électricité. Le secteur privé développera 550 MW et les opérateurs publics généreront environ 100,6 MW de petites centrales hydroélectriques [65].

II. 2. 6. L'énergie géothermique

La chaleur générée dans le sous-sol de la terre est appelée énergie géothermique. Cette énergie est généralement liée aux activités volcaniques et tectoniques [69]. Elle est transférée à la surface de la terre par l'eau ou la vapeur et, selon ses caractéristiques, peut être utilisée pour le chauffage, le refroidissement ou la production d'énergie électrique [70]. L'énergie géothermique est une source renouvelable respectueuse de l'environnement. Les émissions de CO₂ des centrales géothermiques sont 24 fois inférieures à celles des centrales à charbon, les émissions de SO_x sont réduites de 10 837 fois et celles de NO_x de 3865 fois [71]. En janvier 2016, le marché mondial de la géothermie était estimé à une capacité d'environ 13,3 GW, selon l'association de l'énergie géothermique, et devrait atteindre 18,4 GW en 2021 et 32 GW en 2030 [72], [73]. Les ressources géothermiques sont généralement concentrées dans la vallée du Grand Rift, également connue sous le nom de Grand Rift Est-Africain, où le potentiel énergétique s'élève à plus de 15 GW [42]. On distingue deux types de géothermie : la géothermie volcanique et la géothermie en milieu discontinu ou EGS (Enhanced Geothermal System en anglais). En France, il n'existe qu'une seule centrale de production d'énergie par géothermie volcanique, située en Guadeloupe, d'une capacité totale de 15,5 MW. Quant au second type, le nombre de centrales en fonctionnement reste limité. Le premier site de type EGS au monde se trouve à Soultz-sous-Forêts en Alsace avec une capacité électrique de 1,7 MW [53]. Le Maroc n'a actuellement aucun projet d'installation de centrales géothermiques. Néanmoins, le pays dispose de ressources énergétiques pour développer cette technologie dans le nord-est, notamment à Berkane et à Oujda. La capacité totale du Maroc en matière d'énergie géothermique est estimée à 5MW [65].

Pour synthétiser, la figure 1.6 présente la production d'électricité à partir de sources renouvelables [74]. L'utilisation des technologies d'énergie renouvelable a augmenté au fil des années, y compris l'hydroélectricité qui occupe une place importante dans le mix énergétique mondial. Son LCOE reste très compétitif par rapport aux sources fossiles même s'il a augmenté par rapport à 2010. Selon les données de l'IRENA, il est passé à 47 US\$/MWh en 2019, comme

le montre la figure 1.7 [75]. Le coût de l'énergie photovoltaïque est tombé à 68 US\$/MWh. Le coût moyen de l'énergie éolienne onshore et offshore a atteint respectivement 53 et 115 US\$/MWh, soit une baisse d'environ 9 % par rapport à 2018. Le coût du CSP est encore sous-développé, s'élevant à 182 US\$/MWh. Quant à l'énergie marine, c'est la technologie la plus coûteuse, avec un coût estimé entre 145,09 et 673,55 US\$/MWh [62].

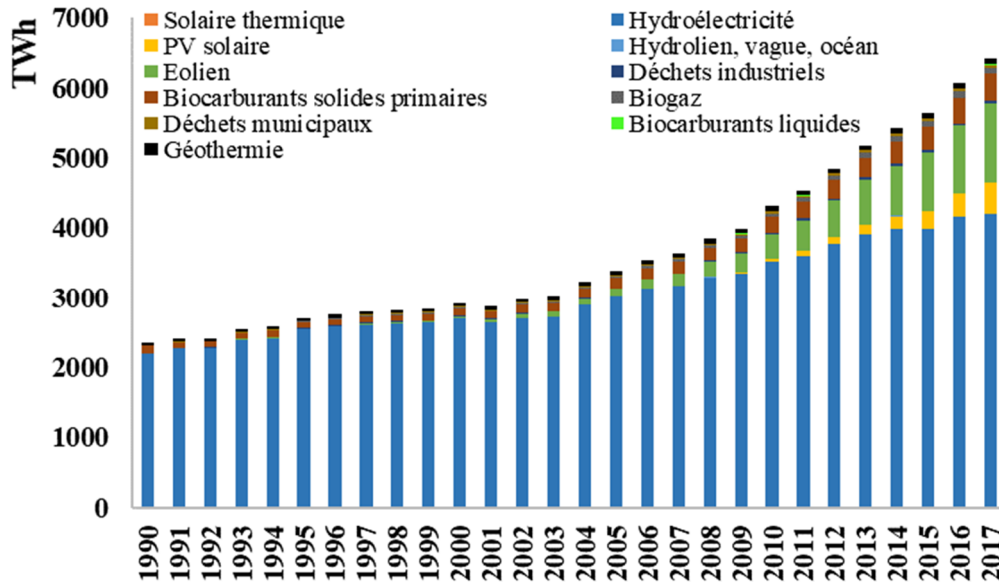


Figure 1.6. Production d'électricité renouvelable par source.

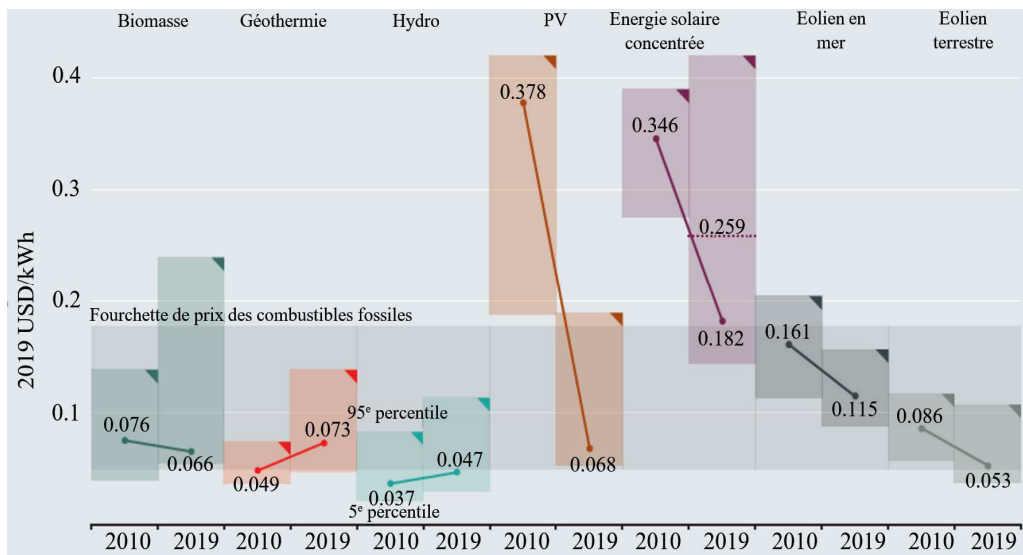


Figure 1.7. L'évolution du LCOE des différentes filières renouvelables entre 2010 et 2019.

II. 3. Les enjeux d'intégration des énergies renouvelables

Bien que les technologies des énergies renouvelables soient prometteuses, leur exploitation révèle de nombreux défis. On notera en priorité leur coût relativement élevé par rapport aux sources fossiles malgré sa baisse significative ces dernières années. L'exploitation de la

biomasse et du gaz nécessitent une logistique adéquate ou des connexions au réseau gazier [76]. En outre, la biomasse et la géothermie sont naturellement limitées et ne peuvent être utilisées en continu au risque de les épuiser rapidement.

Un autre défi important lié à l'adoption des énergies renouvelables est leur nature intermittente. En effet, les technologies les plus courantes- éoliennes et PV dépendent fortement des conditions météorologiques. Un manque du vent, d'ensoleillement ou un ciel nuageux peut entraver considérablement la production d'électricité. Cela réduit la fiabilité du système d'alimentation et pose des problèmes techniques liés à la qualité de l'électricité fournie tels que les fluctuations de tension et de fréquence, problème de synchronisation, etc. Par exemple, la production de PV ne suffit pas pour répondre en permanence à la demande énergétique, ce qui peut provoquer une chute de tension à l'extrémité de réception, notamment lors des heures de pointe. L'équipement de protection peut mal fonctionner ou être endommagé [77]. Ainsi, d'autres sources d'énergie fiables sont nécessaires pour réguler la tension et la fréquence et compenser le manque de production. Les éoliennes sont généralement des générateurs à inductions qui ont besoin d'une source de puissance réactive pour l'excitation. Par conséquent, ils ne sont pas en mesure de supporter le réseau avec de la puissance réactive lors de l'effondrement de la tension [78]. La compensation de la puissance réactive est donc nécessaire pour contrôler la puissance réactive et la tension du réseau auquel ces éoliennes sont connectées.

Outre le caractère intermittent des énergies renouvelables, elles sont difficiles à prévoir, même si de nombreux travaux sont menés pour favoriser leur intégration dans les systèmes électriques et améliorer leur gestion [15]. La prévision joue un rôle clé dans la réduction des coûts d'exploitation ainsi que dans la gestion du réseau, elle permet d'éviter une grande quantité de réserves inutiles. On distingue 4 types de prévisions en fonction des besoins de fonctionnement : les prévisions intra-heure variant de 1 à 60 minutes, les prévisions à court terme, allant d'une heure à 6 heures, utilisées pour suivre la demande et mettre à jour la gestion d'énergie, les prévisions à moyen terme allant d'un jour à 3 jours, généralement réalisées la veille pour une gestion optimisée de l'énergie le lendemain. Et les prévisions à long terme (une semaine, un an ou plus) [15], [78]. L'impact visuel et sonore des centrales solaires et éoliennes n'est pas non plus négligeable et constitue un défi lors de leur mise en œuvre. Enfin, les barrages hydroélectriques et les hydroliennes ont un impact négatif sur l'écosystème des espèces marines (bruit sous-marin, perturbation de la migration des poissons, etc.).

En résumé, la qualité de l'électricité fournie, la prévision des sources d'énergie, la stabilité du système, la fiabilité et l'efficacité sont les principaux défis à relever lors de l'intégration des technologies renouvelables dans les réseaux électriques.

III. Système de stockage d'énergie

Contrairement aux sources conventionnelles, qui sont contrôlables et capables de fournir une alimentation électrique durable à la charge, les énergies renouvelables telles que l'énergie éolienne et photovoltaïque sont soumises à plusieurs contraintes et ne peuvent pas adapter leur production aux variations de la demande. Les systèmes de stockage sont donc nécessaires afin d'assurer la fiabilité et la stabilité des systèmes énergétiques et donner aux opérateurs de *microgrids* (micro-réseaux en français, i.e. combinaison de générateurs distribués, de systèmes de stockage d'énergie et de charges [79]) une plus grande flexibilité [80]. Les systèmes de stockage d'énergie sont destinés à sauvegarder l'énergie en cas de production abondante, comme les journées à fort ensoleillement pour les panneaux photovoltaïques, et à la fournir lorsqu'un déficit énergétique se produit, afin de maintenir à tout moment l'équilibre entre l'offre et la demande.

Aujourd'hui, le déficit énergétique qui survient en période de forte demande d'électricité est principalement comblé par l'importation d'énergie du réseau électrique ou par le stockage hydraulique. L'utilisation de systèmes de stockage pourrait non seulement alléger les coûts d'investissement liés aux nouvelles centrales thermiques avancées, mais aussi contribuer à atteindre l'objectif fixé par l'Accord de Paris pour la lutte contre le réchauffement climatique en réduisant les émissions de CO₂ [15]. En plus, ces systèmes offrent un certain degré d'autonomie énergétique en cas de défaillance du réseau de distribution. Dans le but d'accroître l'efficacité des systèmes énergétique et de promouvoir l'utilisation des énergies renouvelables moyennant des systèmes de stockage, le programme Energy Conservation and Energy Storage (ECES) a été établi en 1978 par l'AIE [81]. Une étude réalisée par l'ADEME, l'ATEE⁴ et la DGIS⁵ a affirmé que la France aurait des possibilités complémentaires de stockage d'électricité en 2030 si les autres pays européens ne développaient pas ce secteur sur leur territoire, sinon le gisement français de stockage d'énergie serait réduit [82]. En 2015, la demande totale de systèmes de stockage d'énergie est estimée à 33 TWh_{el} et devrait passer à 15 128 TWh_{el} en 2050 [83].

⁴ ATEE : l'Association Technique Énergie Environnement

⁵ DGIS : Direction Générale de la Compétitivité de l'Industrie et des Services

On distingue deux types d'applications pour les systèmes de stockage d'énergie : stationnaires et embarqués. Les systèmes de stockage stationnaires soutiennent les centrales de production d'électricité d'origine renouvelable ou fossile. Il s'agit principalement de grands systèmes de stockage dont la capacité installée est supérieure à quelques mégawatts-heures (MWh). Les systèmes de stockage embarqués sont principalement utilisés dans le secteur des transports, notamment dans les véhicules électriques et hybrides rechargeables. Contrairement au premier type, ils sont de petite taille et de puissance réduite [84]. Le stockage stationnaire est le plus pertinent pour notre étude des *microgrids* autonomes ou raccordés au réseau principal. De nombreuses options de stockage existent, chacune ayant des caractéristiques différentes. Le système de stockage approprié est choisi en fonction de l'application et sur la base des performances requises. Il dépend de plusieurs paramètres, à savoir les performances technico-économiques, l'impact environnemental et l'acceptabilité sociale. [83], [85]. Par conséquent, aucune technologie de stockage ne peut répondre à tous les critères imposés.

Les systèmes de stockage peuvent être classés en 5 catégories [83], [86], [87]:

- Stockage mécanique de l'énergie : Stockage par pompage-turbinage (PHS)⁶, stockage à volant d'inertie (FES)⁷, Stockage par air comprimé (CAES)⁸ ;
- Stockage électrique : Supercondensateurs, stockage d'énergie à aimants supraconducteurs (SMES)⁹ ;
- Stockage électrochimique : Batteries, e.g., Lithium-ion, accumulateurs au plomb-acide (PbA), flux redox au vanadium (VRFB), NiCd etc. ;
- Stockage chimique : Hydrogène ;
- Stockage thermique : stockage de la chaleur sensible et latente.

Dans cette section nous présenterons une brève description de chaque technologie. Les caractéristiques technico-économiques de quelques systèmes de stockage sont données dans le tableau 1.2 [86], [88], [89]. Les technologies telles que les batteries Li-ion, les supercondensateurs, le stockage à volant d'inertie et le stockage d'énergie à aimants supraconducteurs conviennent aux applications à court terme et ont une réponse rapide leur permettant d'assurer la stabilité de la tension et de la fréquence des réseaux électriques. Bien qu'il s'agisse de technologies bien développées, leur intégration dans des applications à grande

⁶ PHS: Pumped-Hydro storage

⁷ FES: Flywheel Energy Storage

⁸ CAES: Compressed Air Energy Storage

⁹ SMES: Superconducting Magnetic Energy Storage

Tableau 1.2. Caractéristiques techno-économiques des systèmes de stockage.

Technologie	Durée de vie (Années)	Rendement de cycle (%)	Densité d'énergie et de puissance		Puissance nominale (MW)	Temps de décharge	Coût capital	
			Wh/L	W/L			\$/kWh	\$/kW
PHS [86]	40 - 60	70 - 85	0,5 - 2	0,5 - 1,5	100-5000	1 - 24 h+	5 - 100	600 - 2000
CAES [86]	20 - 40	90 - 95	20 - 80	1000 - 5000	5-300	1 - 24 h+	2 - 50	400 - 800
FES [88]	~15	98 - 95	20 - 80	1000 - 2000	0-0,25	ms -15 min	1000 - 5000	250 - 350
Supercondensateurs	20+	90 - 95	2 - 10	1e5+	0 - 0,3	ms - 60 min	300 - 2000	100 - 300
SMES [88]	20+	95 - 98	0,2 - 2,5	1000 - 4000	0,1 - 10	ms - 8 s	1000 - 10 000	200 - 300
Li-ion [86]	5 - 16	75 - 97	200 - 500	1500 - 10 000	0-0,1	min - h	600 - 2500	1200 - 4000
PbA [86]	5 - 15	63 - 90	50 - 90	10 - 400	0 - 20	s - h	200 - 400	300 - 600
VRFB [86]	5 - 20	65 - 85	16 - 35	< 2	0,03-3	s - 10 h	150 - 1000 [88]	600 - 1500
NiCd	10 - 20	-	60 - 150	-	0 - 40	s - h	800 - 1500	500 - 1500
SSH ¹⁰ (PAC) ¹¹ [88]	5 - 15	20 - 35	500 - 3000	500+	0 - 50	s - 24 h+	-	10 000 +

¹⁰ SSH : Système de Stockage de l'Hydrogène¹¹ PAC: Pile à Combustible

échelle est rare [84]. Les technologies de stockage mécanique telles que PHS et CAES ont une capacité de stockage considérable et sont plus adaptées aux applications à moyen terme (e.g., *intra-day trading* et *load shifting*) [79]. Enfin, le stockage de l'hydrogène convient aux applications à long terme avec une densité énergétique élevée et une faible efficacité de cycle. La figure 1.8 présente les différents systèmes de stockage en fonction de leur densité d'énergie et de puissance.

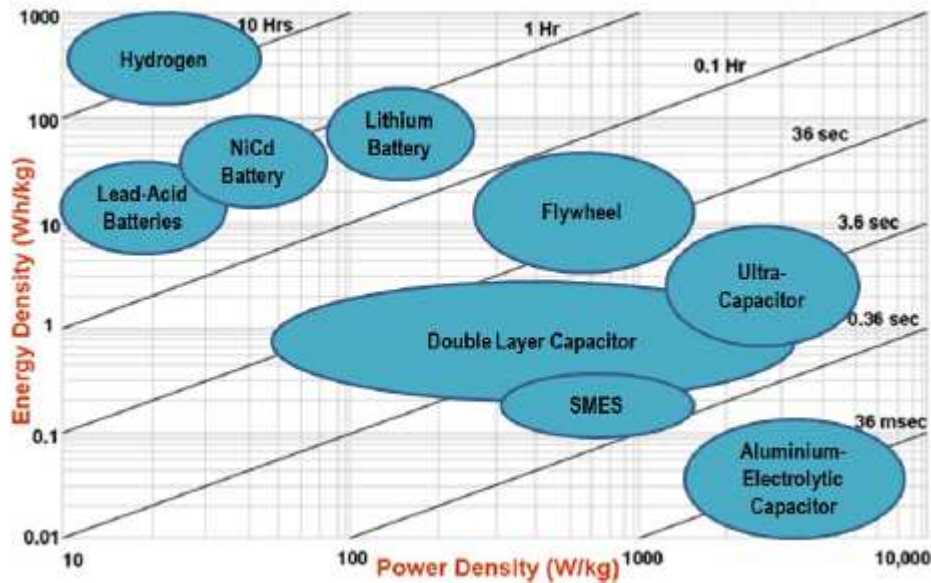


Figure 1.8. Répartition des systèmes de stockage par densité de puissance / temps de réponse.

III. 1. Stockage mécanique

III. 1. 1. Stockage de l'électricité par pompage (PHS)

Jusqu'à présent, le stockage hydroélectrique par pompage a été la méthode de stockage d'énergie la plus efficace parmi toutes les technologies de stockage d'énergie. Cette méthode consiste à transférer l'eau entre deux réservoirs d'eau placés à des altitudes différentes. Lorsque l'énergie produite est supérieure à la demande, l'eau est pompée du réservoir situé à basse altitude vers le réservoir situé à haute altitude. L'énergie est récupérée et stockée sous forme d'énergie potentielle gravitationnelle de l'eau. L'eau est ensuite renvoyée au réservoir inférieur pour produire de l'électricité en cas de besoin, grâce à des turbines hydrauliques. Les performances des systèmes PHS varient largement selon la durée de vie des installations. Pour les plus anciennes installations, le rendement peut atteindre 60 %. Pour une installation avancée, il peut aller jusqu'à 85%. Certaines installations auraient même atteint un rendement de 87 % [87]–[89]. La technologie PHS peut fournir une alimentation fiable. Néanmoins, la construction de stations de pompage d'eau pose de graves problèmes environnementaux. Elles nécessitent

de nombreuses caractéristiques géologiques naturelles, notamment des zones terrestres appropriées, qui peuvent être situées dans des parcs nationaux, impliquant une destruction massive de la végétation. Il faut également prévoir un approvisionnement adéquat en eau [88], [90].

III. 1. 2. Stockage à volant d'inertie (FES)

Le stockage à volant d'inertie consiste à faire tourner un rotor (volant d'inertie) autour de son axe central à une vitesse très élevée, stockant ainsi de l'énergie cinétique [15], [89]. Pendant le chargement, la machine électrique sert de moteur, tandis qu'en déchargement, elle fonctionne comme générateur. Pendant le processus de chargement, le moteur connecté au rotor par un arbre est accéléré en utilisant l'énergie électrique. La rotation de l'arbre transmet un moment angulaire au rotor, ce qui augmente l'énergie stockée. Pendant le processus de déchargement, la masse tournante (le rotor) transfère en décélérant l'énergie cinétique au générateur, connecté au même arbre, pour la convertir en énergie électrique [88], [91]. Les systèmes FESs ont un temps de réponse rapide. Cela leur permet de fournir au moins le double de l'électricité produite par les centrales électriques au gaz naturel, de réduire à moitié les émissions de CO₂ et de résoudre le problème des transitoires à court terme lié aux changements brutaux de la charge du réseau, comme les chutes de tension susceptibles de provoquer une panne de courant [90]. Les FESs ont un rendement élevé et nécessitent peu d'entretien comparés aux batteries. Compacts et à faible impact environnemental, ils tolèrent les décharges profondes et réagissent peu aux fluctuations de température. Cependant, ces systèmes ne conviennent pas au stockage d'énergie à long terme en raison des pertes par friction, qui réduisent le rendement des FESs au cours de leur fonctionnement [32], [88], [89]. La figure 1.9 montre le schéma d'un volant d'inertie [88], [90].

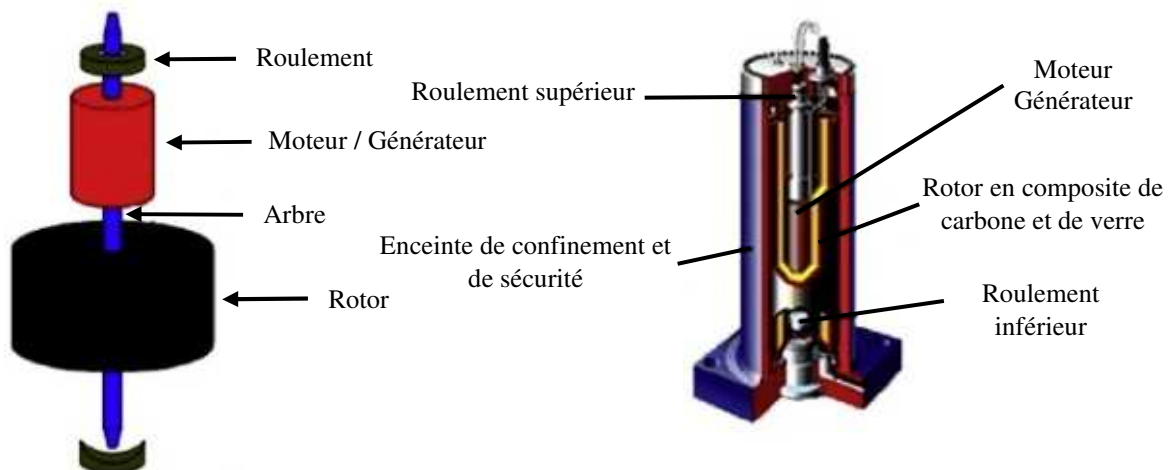


Figure 1.9. Volant d'inertie.

III. 1. 3. Stockage par air comprimé (CAES)

Le stockage par air comprimé est une technologie relativement peu répandue. Elle utilise l'électricité en heures creuses pour comprimer et stocker l'air dans des cavernes souterraines à haute pression, ou dans des réservoirs de surface sous forme de citernes ou de tuyaux [88]. Lors des périodes à forte demande d'énergie, l'air comprimé passe par une turbine à gaz naturel qui fait tourner un générateur d'électricité [92]. Le mécanisme de fonctionnement du CAES ressemble à celui d'une centrale traditionnelle à gaz, sauf qu'il fonctionne par lots. Dans la chambre de combustion, l'air est comprimé par un compresseur pour atteindre une densité énergétique plus élevée et est chauffé avant d'entrer dans le détendeur (régulateur de pression) pour produire de l'électricité. Les centrales à gaz compriment en permanence l'air et injectent du carburant dans la chambre de combustion pour obtenir une densité énergétique suffisante pour alimenter la turbine [93], [94]. La figure 1.10 ci-dessous présente le schéma du processus d'un CAES conventionnel [94].

Si la technologie CAES est plus adaptée aux systèmes à grande échelle (de 50 à 300 MW), les petites unités CAES présentent aussi une utilité fortement appréciable vu qu'elles ne nécessitent pas de réservoirs de stockage d'air souterrains [92]. Le système de stockage CAES présente de nombreux avantages considérables, dont sa durée de vie allant jusqu'à 40 ans et une efficacité estimée à 70%. En plus, il ne nécessite ni maintenance intensive, ni lourd investissement pour une durée de stockage moyenne à longue. Toutefois, la réponse de ces systèmes est lente et ils reposent sur les combustibles fossiles, qui ont un impact négatif sur l'environnement [32], [88], [94].

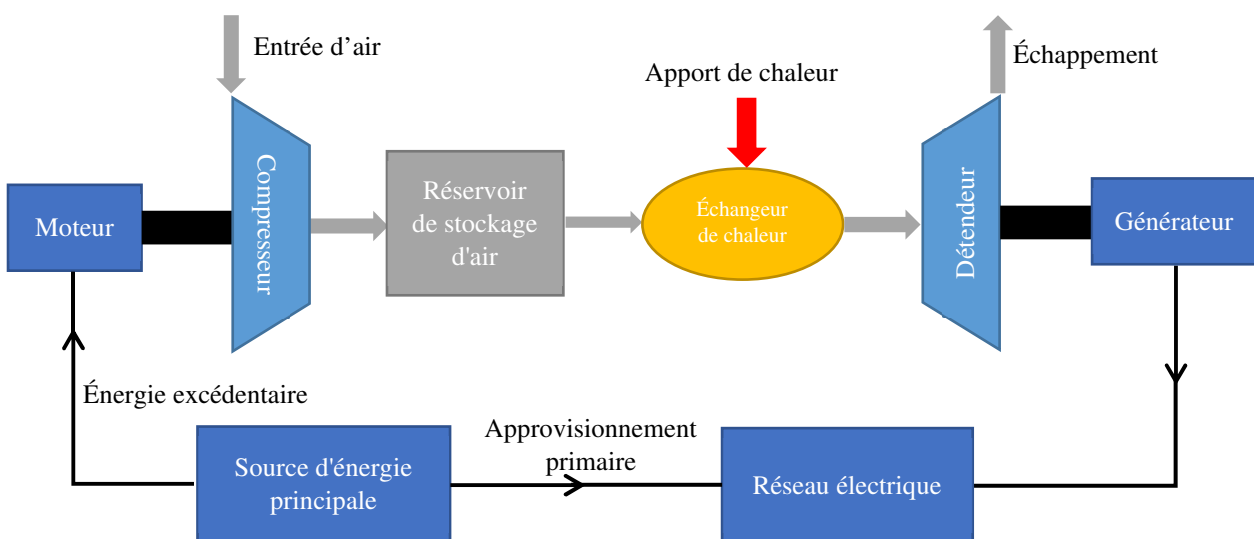


Figure 1.10. Schéma d'un CAES conventionnel.

III. 2. Stockage électrique

III. 2. 1. Supercondensateurs

Les supercondensateurs, également appelés ultracondensateurs ou condensateurs électriques à double couche, font partie des systèmes qui peuvent stocker l'énergie directement sous forme électrique sans la convertir en une autre forme d'énergie. Citons comme exemple les batteries qui stockent l'énergie électrique sous forme d'énergie chimique. Ils se composent de deux plaques métalliques séparées par un milieu dit diélectrique, comme présenté dans la figure 1.11 [91]. Lorsqu'une tension est appliquée aux électrodes, des charges positives s'accumulent sur une électrode et des charges négatives s'accumulent sur l'autre [90]. Contrairement aux batteries, ils peuvent stocker une densité d'énergie élevée et réagissent en quelques dizaines ou centaines de millisecondes à tout changement de la demande d'énergie [88]. Néanmoins, ils ne conviennent pas aux applications de stockage à long terme. Leur densité énergétique étant faible, ils ne peuvent pas stocker une grande quantité d'énergie et l'énergie stockée doit être utilisée rapidement [15], [88].

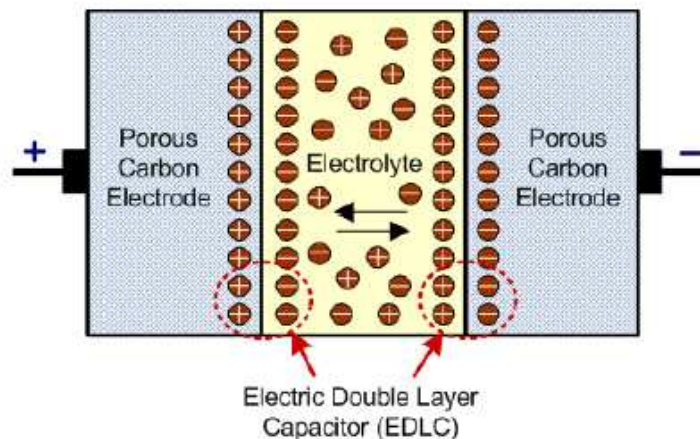


Figure 1.11. Schéma d'un supercondensateur.

III. 2. 2. Stockage d'énergie à aimants supraconducteurs (SMES)

L'une des technologies, qui fait l'objet de recherche dans le monde entier, est le stockage d'énergie par supraconducteurs (SMES) [95]. Il consiste à stocker l'énergie sous forme d'un champ magnétique. Il se compose de 3 éléments majeurs : une bobine supraconductrice, un système de conditionnement d'énergie et une unité cryogénique [88], [91]. Pendant la phase de charge du SMES à une température cryogénique, le courant continu est transporté et stocké sous forme de champ magnétique à l'aide de bobines supraconductrices, puis converti en énergie électrique [96]. La bobine supraconductrice est maintenue froide en dessous de sa température

supraconductrice critique [91]. Pendant la phase de décharge, l'unité de conditionnement de l'énergie (UCE) est utilisée pour connecter le SMES au réseau électrique. Généralement, l'UCE utilise des équipements de commutation électronique de puissance à haute fréquence et peut réguler rapidement et en toute indépendance le transfert d'énergie entre la bobine supraconductrice et le réseau dans quatre quadrants [97]. Le SMES devient de plus en plus important. Grâce à sa forte densité de puissance, son excellent rendement de conversion et sa longue durée de vie, il sera possible de répondre aux pics de demandes. En outre, sa réponse rapide à la charge ou la décharge (inférieur à 100 ms) en fait l'outil idéal pour réguler la stabilité du réseau [88], [89], [97]. Cependant, les applications SMES sont encore limitées et leur coût est très élevé en raison du besoin d'hydrogène pour maintenir la bobine à basse température [96].

III. 3. Stockage électrochimique

Les batteries restent le moyen le plus classique de stocker l'électricité sous forme d'énergie chimique en raison de la démocratisation de leur coût et de leurs performances avantageuses [98]. En termes de densité énergétique et de dynamique, les batteries lithium-ion (Li-ion) et sodium-soufre sont les plus prometteuses, tant pour les *microgrids* autonomes que pour les systèmes connectés, avec un prix concurrentiel pour la régulation de la fréquence, remplaçant les systèmes au plomb-acide [99]. Les cellules des batteries Li-ion comprennent une électrode négative (anode) essentiellement composée de carbone (graphite), une électrode positive (cathode) composée d'oxyde de lithium métallique, un séparateur composé de matériaux polymères poreux en polyéthylène ou en polypropylène et un électrolyte composé d'un sel conducteur (figure 1.12) [98]. Pendant la décharge, des réactions électrochimiques se produisent à l'intérieur des cellules individuelles, générant ainsi un flux d'électrons à travers le circuit externe. Les réactions étant réversibles, la batterie peut être rechargée sous tension externe entre l'anode et la cathode [89], [91]. Ce type de batteries existe depuis des décennies et est utilisé dans les appareils électroniques et médicaux. Son plus grand avantage est son énergie spécifique élevée qui, pour les produits commerciaux, peut atteindre jusqu'à 250 kWh/kg. Toutefois, leur cycle de vie dépend de la température, de sorte que des mesures supplémentaires doivent être mises en œuvre pour éviter toute surcharge. En outre, bien que leur coût ait fortement chuté ces dernières années, les batteries Li-ion restent chères, ce qui limite leur utilisation dans les systèmes énergétiques à grande échelle [88], [98].

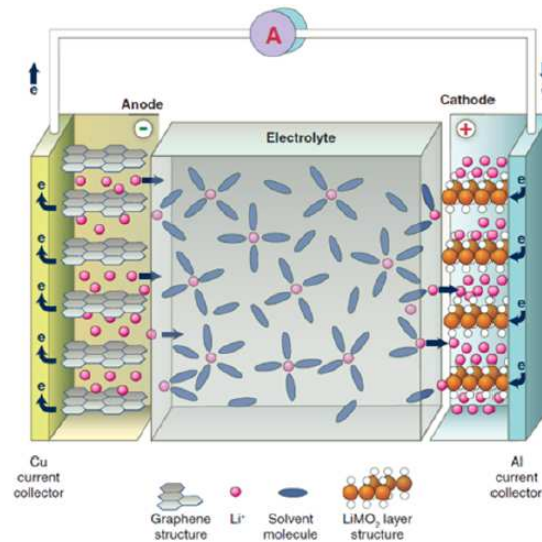


Figure 1.12. Batteries Lithium-ion.

III. 4. Stockage chimique

Le stockage chimique comprend toute technologie qui utilise l'énergie électrique pour produire des éléments chimiques stockables en vue d'une utilisation ultérieure. De nombreuses substances chimiques sont envisagées pour le stockage de l'énergie, notamment l'hydrogène, l'azote, les hydrocarbures, etc. Selon Aneke *et al.*[88], l'hydrogène est la technologie de stockage chimique la plus prometteuse avec des perspectives d'applications industrielles à grande échelle. L'hydrogène pourrait être renouvelable en fonction de la source et avoir une combustion propre. Contrairement aux combustibles fossiles qui émettent des gaz à effet de serre, la combustion de l'hydrogène ne forme pas de dérivés du soufre ou du carbone lors de sa production, son stockage ou son transport, ce qui en fait un combustible propre [100], [101]. Les molécules contenant de l'hydrogène sont certes abondantes sur terre, néanmoins ce dernier n'existe pas à l'état libre, mais plutôt combiné, dans l'eau ou les hydrocarbures par exemple [89]. Selon les caractéristiques technico-économiques et environnementales des technologies disponibles, l'hydrogène peut être stocké sous forme de gaz liquéfié, d'air comprimé, d'hydrures métalliques ou de nanostructures de carbone [88]. Le système de stockage de l'hydrogène comprend un électrolyseur, une pile à combustible et un réservoir d'hydrogène. L'électrolyseur (EL) est un dispositif non réversible qui convertit l'énergie électrique, provenant de sources renouvelables, nucléaires ou fossiles, en hydrogène à stocker dans des réservoirs. Ce processus consiste à séparer la molécule d'eau (H₂O) en atomes d'hydrogène et d'oxygène, sous l'effet d'un courant électrique élevé. La pile à combustible (PAC) effectue l'opération inverse de l'électrolyseur, en transformant l'énergie chimique de l'hydrogène en énergie électrique. Les réactions qui se produisent au niveau des cellules électrochimiques sont appelées réactions

d'oxydoréduction ou redox [90], [102]. L'hydrogène est un vecteur d'énergie propre pouvant être utilisé à la fois pour des applications à petite échelle et à court terme, comme pour des applications à grande échelle et à long terme, avec une densité de stockage élevée. Cependant, son efficacité est faible (de l'ordre de 30 à 40 %) à cause des pertes au cours d'un seul cycle, [87], [88].

III. 5. Stockage thermique

L'énergie thermique peut être stockée en refroidissant ou en chauffant le support de stockage. L'énergie stockée peut être utilisée dans les bâtiments et les procédés industriels (chauffage, refroidissement, production d'électricité, etc.). Selon le type de chaleur, il existe différentes méthodes de stockage de l'énergie thermique, notamment le stockage de la chaleur sensible (SCS) et le stockage de la chaleur latente (SCL). Le SCS est le plus répandu, et consiste à échanger de la chaleur à travers un système sans changement de phase, qui modifie linéairement la température du matériau de stockage en fonction de la chaleur stockée. Tandis que le SCL est le transfert de chaleur dans les matériaux à changement de phase, souvent du sel fondu, de la cire de paraffine, dans une plage de température limitée et étroite. Le stockage de l'énergie thermique améliore l'efficacité des systèmes énergétiques et contribue à réduire l'écart entre l'offre et la demande en fournissant de l'énergie pendant les heures de pointe et en réduisant les émissions de CO₂. En outre, des économies considérables peuvent être réalisées en termes de coûts d'investissement et de fonctionnement [103], [104].

IV. Modélisation, simulation et représentation

La modélisation et la simulation sont des étapes importantes dans la conception des systèmes énergétiques hybrides. Elles permettent d'évaluer leur comportement dans différentes conditions de fonctionnement et de concevoir des systèmes de contrôle efficaces. Cependant, l'intégration de plusieurs sources d'énergie et de systèmes de stockage ayant des réponses dynamiques différentes entraîne des efforts de calcul coûteux. Il est donc nécessaire d'utiliser des outils qui représentent avec précision la physique de ces sources et leurs interactions, évitant ainsi le recours à des prototypes. On distingue deux façons pour décrire un processus, à savoir une description structurelle qui organise le modèle selon la topologie du système et une description fonctionnelle qui se concentre sur les fonctions du système et vise la conception de la commande [105]. La fonctionnalité du système peut être décrite grâce à des équations mathématiques, des fonctions de transferts ou des représentations graphiques [106]. Le formalisme graphique est une méthode intéressante basée sur les mêmes équations et

fondements que les modèles théoriques, permettant de décrire de manière synthétique des systèmes complexes et multiphysiques [107]. Plusieurs outils de modélisation graphique capables de représenter les différents éléments intégrés dans les systèmes hybrides existent. Une comparaison entre les différentes approches de modélisation graphique peut être trouvée dans [108]. Parmi elles, nous citerons le graphe de liaison (BG)¹² et la représentation énergétique macroscopique (REM). Ces outils utilisent des représentations graphiques causales pour décrire les conversions et les échanges d'énergie qui se produisent dans les systèmes multi-énergétiques [109]. Les deux outils conviennent pour modéliser ces systèmes, mais la REM présente certains avantages par rapport à la méthode de BG. La REM est plus fonctionnelle et toute relation dérivée qui viole le principe de causalité est évitée, contrairement au BG, qui représente tous les sous-systèmes conduisant parfois à des relations dérivées qui violent ce principe [107]. De plus, cette méthode peut être appliquée sans qu'il soit nécessaire de connaître la fonction de transfert globale, ne nécessitant que la représentation individuelle de chaque bloc [106]. Dans cette thèse, le but est de décrire le comportement des data centers basés sur les énergies renouvelables. La REM est donc un outil adapté pour modéliser le système d'alimentation intégrant différentes sources énergétiques et unités de stockage, de manière claire et concise. Cet outil nous permettra de visualiser et d'analyser les performances des data centers, puis de choisir la stratégie de gestion de l'énergie la plus appropriée pour leur assurer un fonctionnement optimal.

La REM est une représentation graphique du système, tenant compte des principes d'interaction et de causalité intégrale des grandeurs d'échange entre le système et son environnement [59]. La puissance échangée par les éléments connectés est le résultat du produit des variables d'action et de réaction. La REM a été développée en 2000 pour décrire synthétiquement des systèmes électrochimiques complexes. Il s'agit d'une technique simple permettant de décrire et modéliser différents processus et systèmes, à savoir les véhicules électriques, les systèmes de conversions des sources énergétiques (e.g., énergie hydrolienne, éolienne et PV), etc. La REM a été adoptée par plusieurs chercheurs dans la littérature. Barakat *et al.* [100] ont proposé une stratégie de REM détaillée, qui représente un système hybride comprenant une hydrolienne, une batterie et un système de stockage de l'hydrogène. L'objectif de la REM est de concevoir des méthodes de contrôle appropriées pour l'ensemble du système afin d'assurer un équilibre entre la puissance produite à partir des courants de marée et la demande d'une charge insulaire résidentielle. Lopez *et al.* [109] ont proposé un système de

¹² BG: Bond Graph

gestion d'énergie dans lequel un filtre passe-bas partage l'énergie entre des sources ayant des dynamiques différentes. La REM a été utilisée pour fournir des modèles dynamiques adaptés des supercondensateurs et des piles à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC)¹³. Les auteurs ont confirmé que le simulateur basé sur la REM est simple et tient compte des phénomènes qui se produisent au sein du système multiphysique. K. Agbli *et al.* [107] ont présenté un modèle graphique d'électrolyseur à membrane échangeuse de protons (PEMEL)¹⁴ basé sur la REM. Ce modèle permet de mettre en évidence les différents phénomènes multiphysiques qui ont lieu dans l'électrolyseur, notamment les interactions thermodynamiques, électrochimiques, fluidiques et thermiques. Dans un autre article [110], la modélisation multiphysique d'un système énergétique hybride autonome a été étudiée par le biais de la REM. Ce système est constitué de panneaux PV, de batteries, de supercondensateurs et du système de stockage de l'hydrogène. Les résultats ont montré que la REM peut décrire de manière fidèle des systèmes complexes comprenant des entités aux caractéristiques différentes en associant les modèles de chaque sous-système pour construire le modèle global du système énergétique. De plus, en raison de ses caractéristiques structurelles et fonctionnelles, la REM peut être utilisée à des fins multiples, y compris la prédiction, le contrôle et l'optimisation de la gestion d'énergie.

V. Dimensionnement d'un système énergétique hybride

Comme mentionné précédemment, contrairement aux sources renouvelables, les sources d'énergie fossiles sont contrôlables et peuvent assurer la stabilité des réseaux électriques en régulant la tension et la fréquence, respectivement par le contrôle de la puissance réactive et active. Les énergies renouvelables sont intermittentes et imprédictibles. Elles sont définies comme des générateurs passifs et ne peuvent pas répondre au besoin total de la demande tout au long de la journée sans une autre source auxiliaire. Il reste donc un long chemin à parcourir avant qu'un grand pays industrialisé puisse remplacer durablement les combustibles fossiles par des énergies renouvelables. Les systèmes de stockage sont une solution prometteuse pour parachever la transition énergétique et pallier les fluctuations stochastiques des sources renouvelables. Cependant, le choix de la technologie appropriée dépend d'un certain nombre de paramètres, notamment les performances techno-économiques, les contraintes

¹³ PEMFC : Proton Exchange Membrane Fuel Cell

¹⁴ PEMEL: Proton Exchange Membrane Electrolyzer

environnementales, etc. Par conséquent, une seule technologie ne peut pas satisfaire toutes les exigences du domaine d'application envisagé.

Le développement d'un système hybride multi-sources à base de sources d'énergie renouvelables est donc nécessaire pour garantir l'approvisionnement durable en électricité de la demande et fournir une qualité d'énergie élevée. Il s'agit d'un système comprenant une ou plusieurs sources d'énergie, renouvelables et/ou conventionnelles, combiné à un système de stockage pour compenser le manque ou l'excès de production. Il peut être connecté au réseau électrique ou fonctionner en mode autonome (isolé). La figure 1.13 illustre l'architecture d'un système hybride isolé. Les différents éléments du système sont connectés à un bus continu DC via des convertisseurs statistiques pour gérer les échanges d'énergie électrique.

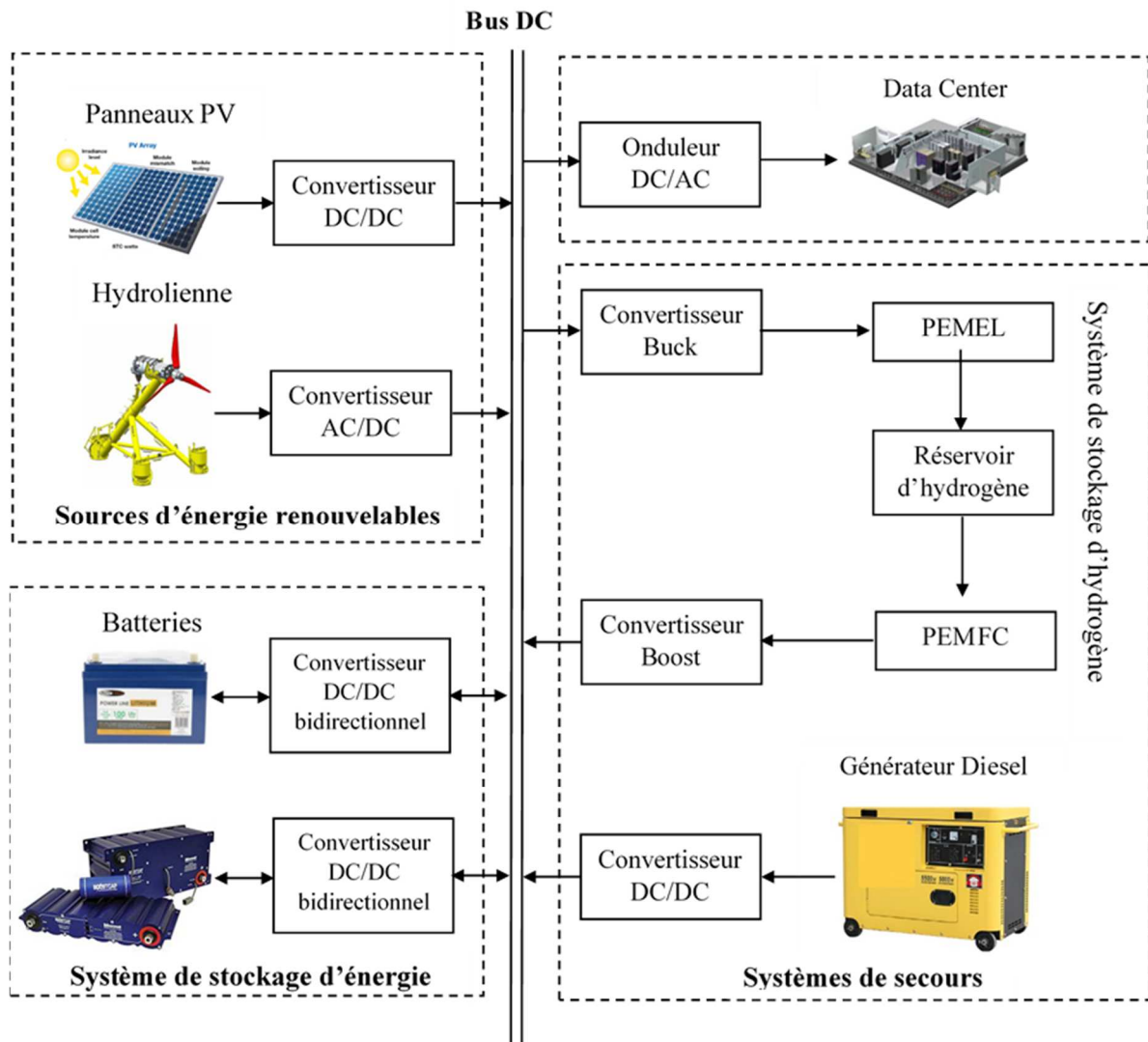


Figure 1.13. Architecture d'un système hybride isolé.

Le dimensionnement des composants du système hybride est une étape clé dans la conception d'un système fiable et rentable avec une forte pénétration des énergies renouvelables

dans le mix énergétique [102]. L'objectif est de trouver la configuration optimale pour réduire les coûts d'investissement et de maintenance associés, en tenant compte des contraintes liées aux exigences techniques, à l'énergie disponible et aux besoins de la charge. De multiples techniques d'optimisation ont été utilisées pour répondre à ce problème. Nous distinguons 5 catégories différentes : les méthodes probabilistes, les méthodes analytiques, les méthodes itératives, les méthodes d'intelligence artificielle et les méthodes hybrides. Dans cette section, nous présenterons une brève description de chaque méthode.

V. 1. Méthodes probabilistes

Il s'agit des méthodes basées sur des données collectées, où les variables d'état sont représentées par les lois statistiques de la probabilité. Ce sont des méthodes reposant sur le hasard et l'échantillonnage aléatoire. Dans la conception de systèmes énergétiques hybrides, ces techniques étudient les effets des fluctuations des données météorologiques telles que le rayonnement solaire, la température ambiante et la vitesse du vent. Généralement, ces approches utilisent peu de paramètres de performance pour trouver la capacité optimale du système. Bien que ces méthodes soient les plus simples à utiliser, les résultats obtenus ne sont pas pertinents pour le dimensionnement optimal. De plus, les performances dynamiques du système hybride ne peuvent pas être représentées par ces approches. Clúa *et al.* [111] ont proposé une méthode probabiliste simple pour trouver le dimensionnement optimal d'un système hybride éolien/hydrogène connecté au réseau. L'énergie échangée avec le réseau a été estimée par la fonction de probabilité cumulative de Weibull de la vitesse du vent. L'objectif du dimensionnement est de compenser les émissions de CO₂, de sorte que le système présente un comportement presque autonome tout au long de l'année. Une autre méthode probabiliste a été proposée dans [112] pour déterminer les performances à long terme d'un système hybride, qui comprend des éoliennes et des PV. Tina *et al.* ont développé un modèle analytique pour trouver la puissance générée par le système considéré, en utilisant la convolution de la fonction de densité de probabilité (PDF). Bagul *et al.* [113] ont introduit une méthode utilisant une densité de probabilité de trois événements pour déterminer la configuration optimale d'un système hybride PV/éolien autonome (nombre de panneaux PV et de batteries), tout en tenant compte des contraintes de la probabilité de perte d'alimentation électrique (LPSP)¹⁵.

¹⁵ LPSP: Loss of Power Supply Probability

V. 2. Méthodes analytiques

Dans l'approche analytique, les systèmes hybrides sont représentés par des modèles mathématiques, qui déterminent la capacité du système en fonction de sa faisabilité. Pour une taille spécifique de composants, l'analyse d'un ou plusieurs indices de performance de diverses configurations possibles permettra de déterminer la meilleure configuration du système énergétique [114], [115]. Le modèle d'optimisation hybride pour les énergies renouvelables (HOMER)¹⁶ a été largement utilisé dans différentes études de cas. Il s'agit d'un logiciel de simulation puissant, qui peut être utilisé pour la conception de systèmes hybrides avec un coût net actuel minimum. Cependant, l'utilisation du codage de la "boîte noire" ne représente pas avec précision les caractéristiques de la source [102], [116]. Un outil basé sur un modèle analytique a été présenté dans [117]. Le dimensionnement optimal d'un système hybride PV/éolien/hydrogène a été effectué afin d'obtenir un coût minimal, tout en assurant la fiabilité du système lors de l'alimentation électrique. Les données météorologiques d'une ville des Caraïbes mexicaines, y compris le rayonnement solaire et la vitesse du vent, ont été utilisées pour valider le modèle proposé. Un autre modèle analytique a été proposé dans [118] tenant compte de plusieurs variables, à savoir la probabilité de perte de charge (LLP)¹⁷, la latitude, l'indice de clarté, le coût des composants, etc. En comparaison avec certaines méthodes existantes (analytiques et numériques), le modèle adopté est plus efficace en termes de fiabilité, de coût et de simplicité de mise en œuvre. Un aperçu complet des différents outils de simulation des systèmes hybrides peut être trouvé dans [119], avec leur principales caractéristiques.

V. 3. Méthodes itératives

Les méthodes de dimensionnement itératives reposent sur des programmes récursifs qui s'arrêtent une fois que la meilleure configuration est obtenue ou que les spécifications de conception sont respectées [120]. Dans ce type d'approches, le modèle LPSP est considéré afin d'évaluer la fiabilité du système hybride. Le coût actualisé de l'énergie (LCOE) et/ou la valeur actuelle nette (VAN) du système sont également calculés [115]. Toutefois, plusieurs paramètres importants ne peuvent être optimisés, tels que l'angle d'inclinaison des panneaux PV, la surface balayée par les éoliennes, la hauteur d'installation des éoliennes, etc. [115], [120]. Le dimensionnement des systèmes hybrides à l'aide de méthodes itératives a été abordé par plusieurs chercheurs dans la littérature. Hosseinalizadeh *et al.* [111] ont introduit un système

¹⁶ HOMER: Hybrid Optimization Model for Electric Renewable Energy

¹⁷ LLP: Loss of Load Probability

hybride autonome intégrant des éoliennes, des panneaux PV et des batteries. Ce système est associé à une pile à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC) dont le rôle est de recharger les batteries lorsque le niveau de charge tombe en dessous de la limite autorisée. L'optimisation a été réalisée grâce à un algorithme itératif pour minimiser le coût total de l'énergie, en considérant l'indice de perte d'énergie prévue (LOEE)¹⁸ et l'indice de perte de charge prévue (LOLE)¹⁹ comme critères de fiabilité. Giallanza *et al.* ont proposé [111] un nouvel indice de fiabilité appelé probabilité de perte de charge saisonnière (SLLPR²⁰) en plus de l'indice communément utilisé, LLP. Le dimensionnement optimal a été réalisé en utilisant un processus itératif pour construire un système hybride PV/éolien/batterie autonome à moindre coût. Les résultats ont montré que la procédure de dimensionnement utilisée améliore la fiabilité de 75 % par rapport à la méthode traditionnelle.

V. 4. Méthodes d'intelligence artificielle

L'intelligence artificielle désigne la capacité des machines à exécuter des fonctions et simuler certains traits caractérisant le cerveau humain (apprentissage, raisonnement, etc.) [120]. De multiples techniques ont été utilisées dans la littérature pour trouver la taille optimale des systèmes énergétiques hybrides, telles que les algorithmes génétiques (AG), l'optimisation par essais particuliers (PSO)²¹, le recuit simulé (SA)²², les algorithmes de colonies de fourmis (ACO)²³, la recherche coucou (CS)²⁴, etc. Ces techniques peuvent résoudre des problèmes mono ou multi-objectifs complexes, et également traiter la nature intermittente des énergies renouvelables.

L'AG est un algorithme de recherche heuristique évolutionnaire robuste, rapide et facile à mettre en œuvre [102], [121]. Dans [122], une étude comparative a été réalisée entre la méthode AG et deux méthodes classiques, dont la méthode du mois le plus défavorable et la méthode LPSP, pour dimensionner des systèmes d'éclairage solaire éloignés du réseau électrique. Les résultats ont montré que l'AG donne le coût le plus bas lorsque l'angle d'inclinaison des PV est supérieur à 60°. Une stratégie de dimensionnement d'un système hybride PV/éolien/batterie raccordé au réseau, basée sur un AG, a été décrite dans [123]. L'objectif principal de

¹⁸ LOEE: Loss of Energy Expectation

¹⁹ LOLE: Loss of Load Expectation

²⁰ SLLPR: Seasonal Loss of Load Probability Ratio

²¹ PSO: Particle Swarm Optimization

²² SA: Simulated annealing

²³ ACO: Ant Colony Optimization

²⁴ CS: Cuckoo Search

l'algorithme est de minimiser le coût total du système hybride tout en préservant sa fiabilité. Un AG à objectifs multiples a été utilisé dans [124] pour optimiser la taille d'un système énergétique PV/éolien autonome. Le *microgrid* comprend deux systèmes de stockage différents, notamment des batteries et des supercondensateurs. Le LPSP et le coût total de l'électricité (CTE) ont été sélectionnés comme fonctions objectif. De même, Tegani *et al.* [125] ont utilisé une méthode basée sur un AG pour construire un système hybride de production d'énergie pour alimenter des charges AC. Le nombre de panneaux solaires, d'éoliennes, de batteries, de régulateurs MPPT, d'onduleurs et de générateurs diesel ont été considérés comme variables de décision. L'objectif principal de ce système est de couvrir entièrement la demande tout en réduisant la dépendance aux combustibles fossiles. Dans [126], les auteurs ont proposé une nouvelle méthodologie pour la conception d'un système multi-sources basée sur les AG, intégrée avec la gestion de l'énergie en temps réel (EMS). Feroldi *et al.* ont conclu que le système bioéthanol/PAC permet de réduire la taille des autres composants tout en assurant sa performance. Les résultats des recherches mentionnées ci-dessus confirment l'efficacité et la robustesse des algorithmes génétiques.

PSO est une technique d'optimisation appartenant aux algorithmes heuristiques largement utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation non linéaires. Elle est basée sur le mouvement collectif des oiseaux pour calculer la fonction d'optimisation globale et se caractérise par sa simplicité, sa grande précision et sa convergence rapide [114], [116], [120]. Dans [127], les auteurs ont utilisé l'optimisation multi-objectifs par PSO pour trouver la configuration optimale d'un *microgrid* destiné à fournir de l'énergie aux ménages. Ils ont considéré le coût de l'électricité (COE) et LPSP comme fonctions objectif afin de concevoir une alimentation électrique fiable et de haute qualité à un coût compétitif. Mahesh *et al.* [128] ont présenté une stratégie de dimensionnement d'un système hybride PV/éolien, avec un nouvel algorithme de filtrage de l'énergie. En utilisant PSO, le coût minimum du système a été atteint en considérant les contraintes de LPSP, les fluctuations de la puissance envoyée au réseau et l'état de charge de la batterie (SOC). Dans une autre étude, Hassan *et al.* [129] ont proposé un PSO modifié pour dimensionner deux systèmes hybrides différents. Les auteurs ont implémenté dans le logiciel Matlab un code qui permet d'assurer un équilibre entre l'offre et la demande d'énergie tout en minimisant le coût total d'investissement du système. Les résultats ont montré que l'approche proposée conduit à une vitesse de convergence plus rapide et à un temps de calcul plus court que le PSO classique.

D'autres méthodes ont été utilisées pour obtenir le dimensionnement optimal des systèmes hybrides. Dans [130], l'optimisation et la gestion de l'énergie d'un *microgrid* comprenant des panneaux PV, des éoliennes et un système de stockage de l'hydrogène ont été développées. L'optimisation a été réalisée en utilisant un algorithme intelligent de pollinisation de fleurs (FPA)²⁵ qui a été comparé à deux algorithmes différents : l'optimisation basée sur l'enseignement et l'apprentissage (TLBO)²⁶ et le PSO. Par rapport aux sources éoliennes ou PV utilisées seules, il a été prouvé que la combinaison des éoliennes et des panneaux PV avec le système de stockage d'hydrogène peut apporter de meilleurs résultats en termes de réduction des coûts et de fiabilité. Quatre autres algorithmes heuristiques bien connus ont été appliqués dans [131] pour analyser un système hybride de pompage d'eau, à savoir : l'algorithme de chauve - souris (BA)²⁷, l'algorithme de la luciole (FA)²⁸, CS, et FPA. Le coût du cycle de vie (CCV) a été défini comme fonction objectif. Ils ont conclu que l'algorithme CS est plus prometteur que les autres algorithmes en termes de CCV.

V. 5. Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides visent à résoudre des problèmes d'optimisation multidimensionnels et complexes en combinant deux ou plusieurs techniques différentes (PSO, GA, réseaux de neurones, etc.). Ces méthodes utilisent efficacement les avantages de chaque technique afin d'obtenir de meilleurs résultats. En d'autres termes, elles sont plus puissantes en combinaison que lorsqu'elles sont utilisées individuellement pour résoudre les problèmes de dimensionnement des systèmes énergétiques hybrides [120]. De nombreux chercheurs ont adopté des méthodes hybrides pour résoudre leur problème d'optimisation. Par exemple, le travail présenté dans [132] porte sur le dimensionnement optimal de deux systèmes de dessalement hybride PV/éolien/diesel. Le premier intègre un système de stockage par batteries tandis que le second intègre un système de stockage d'hydrogène. Le dimensionnement a été réalisé en utilisant un nouvel algorithme hybride multi-objectifs, combinant PSO et la méthode du loup gris (GWO)²⁹. Les résultats ont prouvé l'efficacité de l'algorithme hybride par rapport à chacune des méthodes utilisées séparément en termes de réductions de temps de calcul, de coût d'investissement et d'émissions de CO₂. Dufo-Lopez *et al.* [133] ont développé une stratégie basée sur un AG combiné à un algorithme évolutif multi-objectif (AEMO) pour

²⁵ Flower Pollination Algorithm

²⁶ TLBO: Teaching Learning-Based Optimization

²⁷ BAT: BAT Algorithm

²⁸ FA: Firefly Algorithm

²⁹ GWO: Grey Wolf Optimizer

dimensionner un système hybride PV/éolien/batterie/diesel autonome. L'objectif est de minimiser le coût actuel net total (CANT), de maximiser l'indice de développement humain (IDH) et aussi la création d'emplois (CE). Un ensemble de Pareto non dominants est obtenu dans lequel plusieurs solutions sont possibles, sur la base des trois critères mentionnés précédemment. AEMO optimise le dimensionnement des composants tout en minimisant le CANT et maximisant l'IDH et la CE. Tandis que l'AG optimise la stratégie de contrôle de chaque configuration en minimisant uniquement le CANT. Mellouk *et al.* [134] ont présenté un algorithme hybride parallèle P-PSO-AG pour résoudre les problèmes non linéaires de dimensionnement et de la gestion d'énergie d'un système contenant quatre technologies différentes d'énergies renouvelables.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN)³⁰ peuvent également être utilisés dans des méthodes hybrides pour l'optimisation du dimensionnement comme dans [135]. L'algorithme hybride proposé combine l'approche de simulation Monte Carlo et les ANN intégrés dans un AG, en tenant compte de la nature intermittente des fluctuations du vent et de l'irradiation solaire, du prix du carburant et de la durée de vie des batteries. Les résultats ont démontré l'efficacité de l'approche proposée pour modéliser de manière appropriée les principales caractéristiques du système hybride dans des conditions de fonctionnement peu fiables.

VI. Gestion des sources d'énergie renouvelable

VI. 1. Gestion d'énergie dans les data centers écologiques

Il existe deux méthodes pour alimenter les data centers en énergie propre, soit en utilisant directement des ressources de production locales (production sur site), soit en achetant de l'électricité de la centrale de production d'énergie renouvelable la plus proche (production hors site). Dans la deuxième méthode, l'énergie est fournie aux data centers via le réseau électrique [136]. Plusieurs grandes entreprises ont opté pour cette option, par exemple, Google a acheté 20 ans d'énergie éolienne au parc éolien de l'Iowa pour alimenter ses data centers en Oklahoma [137]. Facebook s'est engagé à acheter plus de 5,0 gigawatts d'énergie solaire et éolienne pour alimenter ses installations avec une énergie 100 % renouvelable en 2020 [138]. Microsoft a prévu d'acheter un total de 230 MW provenant des projets de parcs éoliens et solaires d'ENGIE au Texas afin de satisfaire ses besoins énergétiques pendant de nombreuses années [139]. Le choix de l'approche adéquate dépend de plusieurs facteurs, à savoir la disponibilité des sources

³⁰ ANN: Artificial Neural Networks

renouvelables (e.g., vitesse du vent, irradiation solaire, courants de marée, etc.), les coûts d'investissement et d'exploitation et la situation géographique. L'utilisation de l'énergie disponible sur le réseau peut être une option attrayante pour les entreprises qui souhaitent compenser leur consommation d'énergie fossile par une production renouvelable, mais qui sont réticentes à résoudre elles-mêmes les problèmes liés à l'intermittence des énergies renouvelables. Cependant, rien ne garantit que l'énergie fournie soit verte, car une partie importante de l'électricité du réseau provient de sources d'énergie non renouvelables. La construction de centrales de production d'énergie renouvelable à proximité des data centers peut offrir plusieurs avantages, notamment en donnant à l'opérateur un plus grand contrôle sur l'approvisionnement en énergie et en réduisant les pertes de transmission et de distribution ainsi que les coûts associés [15], [137]. Le LCOE peut être compétitif dans les régions ayant un fort potentiel pour le développement des énergies renouvelables. Les entreprises peuvent également vendre l'énergie excédentaire à un autre consommateur par le biais d'un service appelé « comptage net » [136], [140]. Plusieurs recherches sur ce sujet ont été menées. Un article récent [17] a proposé un système hybride PV/éolien sur site, associé à un stockage par batterie, afin de réduire l'énergie importée du réseau ainsi que les coûts annuels totaux d'investissement, d'exploitation et de maintenance. Goiri *et al.* [140] ont présenté Parasol, une plateforme de recherche qui fournit de l'énergie solaire, produite localement, à un micro data center. Gu *et al.* [141] ont étudié des data centers répartis géographiquement alimentés par trois types d'énergie, énergie éolienne ou solaire sur site, énergie achetée à des centrales électriques renouvelables à proximité et énergie grise tirée du réseau. Les résultats ont montré que la planification écologique proposée peut réduire considérablement les coûts énergétiques totaux et les émissions de gaz nocifs, en utilisant des systèmes de stockage d'énergie et en vendant de l'électricité au réseau. Actuellement, de nombreuses entreprises ont mis en place des data centers qui sont entièrement ou partiellement alimentés par des énergies renouvelables sur site. Par exemple, McGraw-Hill a construit une installation solaire de 14 MW pour son data center à East Windsor, dans le New Jersey [140]. Apple fournit désormais une énergie 100 % renouvelable à ses data centers, qu'elle se procure soit dans le cadre de ses propres projets (y compris l'énergie éolienne, solaire et hydroélectrique), soit sur les marchés voisins ou auprès des services publics locaux lorsqu'elle a besoin de plus d'énergie. Cela a permis de réduire ses émissions de CO₂ de 35 % par rapport à 2015. En outre, l'entreprise vise à dépasser 4 GW de nouvelles énergies renouvelables dans son mix énergétique en 2020 [142]. En 2018, Google a annoncé l'installation d'une centrale solaire à grande échelle, d'une production annuelle de 2,9 GWh pour satisfaire à 100% les besoins du data center de Saint-Ghislain en Belgique [6]. Pour

résumer, les deux options sont intéressantes pour les data centers. Aucune des deux approches n'est parfaite, les opérateurs peuvent faire des choix différents en fonction de leur objectif de réduction d'émission de carbone [143].

VI. 2. Méthodes de gestion d'énergie dans les systèmes hybrides

Si les énergies renouvelables peuvent améliorer l'efficacité des entreprises et réduire les coûts énergétiques et les émissions de CO₂, leur intégration est devenue une préoccupation majeure en raison de leur dépendance aux conditions météorologiques. La mise en place d'un système de gestion de l'énergie capable de satisfaire la demande, ainsi que les différents critères concernant les coûts d'exploitation et la dégradation des composants, est essentielle pour le bon fonctionnement des data centers basés sur les énergies renouvelables. Le problème de la gestion d'énergie peut être abordé de deux manières différentes. La première vise à réduire la consommation électrique des appareils informatiques grâce à des technologies matérielles et logicielles, notamment la mise à l'échelle dynamique de la tension et de la fréquence, la planification de la charge de travail, la réduction de la demande de refroidissement, la virtualisation, etc. La deuxième consiste à optimiser l'utilisation des ressources énergétiques en réduisant les coûts et les émissions associés [6], [140], [144]. Plusieurs aspects sont considérés, par exemple la tarification dynamique de l'électricité du réseau, l'énergie fournie par les systèmes de stockage de l'énergie et leur dégradation [136], etc. Les travaux concernant la réduction de la consommation des data centers impliquent plusieurs sujets qui ne font pas l'objet de notre manuscrit, nous ne donnerons donc pas plus de détails.

Les algorithmes de gestion d'énergie vont de simple règle si-alors à l'optimisation complexe multicritères, incluant plusieurs paramètres technico-économiques et environnementaux. Bordons *et al.* [145] ont classé ces algorithmes en deux types différents : les méthodes heuristiques et les méthodes basées sur l'optimisation. Dans les paragraphes suivants, nous allons présenter quelques méthodes utilisées pour une gestion centralisée d'un *microgrid*.

VI. 2. 1. Les méthodes heuristiques

Les méthodes heuristiques sont des algorithmes dont l'objectif est de satisfaire la demande à l'aide de règles simples. Le contrôle de la bande d'hystérésis est la méthode la plus répandue, dans laquelle le fonctionnement des systèmes de stockage suit la bande d'hystérésis, définie comme la zone autour des limites du SOC de l'accumulateur (e.g., batteries) [145], [146]. Dans un système intégrant plusieurs dispositifs de stockage tels que les batteries et le stockage

d'hydrogène, plusieurs bandes d'hystérésis sont utilisées et la priorité est donnée au stockage à court terme pour absorber les transitoires, tout en maintenant son SOC dans ses limites définies. La PAC et l'électrolyseur fonctionnent respectivement dans le cas de pénurie ou d'excès d'énergie. Dans le cas des systèmes hybrides isolés, si la puissance produite dépasse la capacité maximale de l'électrolyseur ou si les réservoirs sont pleins, soit l'énergie excédentaire est dissipée dans une charge résistive, également appelée charge de lissage (*dump load*), soit la production est arrêtée. Inversement, en cas de déficit énergétique, il convient d'adopter des pratiques de délestage de la charge (*load shedding*), i.e. déconnecter volontairement des charges non prioritaires. Dans les systèmes hybrides raccordés au réseau, lorsque le système de stockage d'hydrogène atteint ses limites de fonctionnement, le réseau absorbe ou fournit de l'énergie pour équilibrer la puissance produite et la consommation de la charge [145], [147]–[149]. Enfin, lorsque le nombre de règles augmente, la logique floue peut être utilisée pour simplifier la gestion énergétique des *microgrids* [150], [151].

Les méthodes fondées sur des règles se caractérisent par leur simplicité et ne nécessitent pas de fonctions ou outils d'optimisation. Toutefois, à mesure que de nouvelles règles sont ajoutées, ces algorithmes deviennent difficiles à gérer. En outre, la solution qui en résulte n'est pas optimale d'un point de vue technico-économique car plusieurs paramètres importants ne sont pas pris en compte tels que la dégradation des composants du système, le coût d'exploitation, etc [147]. Par conséquent, des méthodes avancées basées sur l'optimisation sont nécessaires pour assurer une meilleure utilisation des équipements.

VI. 2. 2. Les méthodes basées sur l'optimisation

Dans ce type d'algorithmes, le problème d'optimisation est présenté comme une fonction coût à minimiser, à objectif unique ou multiple, avec un certain nombre de contraintes techniques et économiques. L'objectif est de trouver la puissance de référence fournie par chaque composant du système à chaque instant t afin d'assurer un équilibre de puissance, tout en optimisant les performances du système [145], [147]. Plusieurs solutions ont été adoptées dans la littérature, dépendantes de la fonction objectif. Il convient d'utiliser la programmation linéaire (PL) si la fonction coût à optimiser (minimiser ou maximiser) ainsi que les contraintes associées sont décrites par des fonctions linéaires [80]. Sinon, si la fonction ou les contraintes sont non linéaires, l'optimisation est effectuée par la programmation non linéaire (PNL). Lorsque certaines variables sont contraintes d'être des nombres entiers, le problème est résolu à l'aide de la programmation mixte en nombres entiers (PLMNE ou PNLME). Dans [152],

les auteurs ont proposé une approche de gestion de l'énergie en mode mixte pour réduire le coût d'exploitation total du *microgrid* en combinant trois stratégies différentes : le mode de fonctionnement continu, le mode de partage de l'énergie et le mode marche/arrêt. Le mode de fonctionnement continu, dans lequel la PAC est forcée de fournir une puissance continue à la charge pendant 24 heures. Le mode de partage de l'énergie, dans lequel l'énergie est échangée de manière optimale avec le réseau principal. Les problèmes d'optimisation de ces modes ont été abordés en utilisant la méthode de la PL. Le dernier mode est le mode marche/arrêt, dont le but est d'obtenir un état de connexion marche/arrêt optimal de la PAC, du réseau électrique et du système de stockage de la batterie. La fonction objectif a été minimisée en utilisant la PLMNE. Le dimensionnement optimal de la batterie est également pris en compte dans cette étude en utilisant PSO. Dans [153], l'algorithme PLMNE a été utilisé pour déterminer la stratégie d'exploitation optimale d'un *microgrid* autonome comprenant plusieurs charges différentes. Les auteurs ont pris en compte les temps de démarrage et d'arrêt du système de stockage d'hydrogène ainsi que la dégradation de la capacité des batteries afin d'augmenter leur durée de vie et d'optimiser le coût d'exploitation du système. En outre, le dimensionnement optimal des composants du système a été étudié à l'aide d'un AG. Une approche similaire a été adoptée dans [154], dans laquelle les coûts de dégradation des systèmes de stockage d'énergie ont été pris en compte, en utilisant des paramètres tels que les coûts de démarrage et d'exploitation du stockage d'hydrogène, ainsi que le coût d'exploitation de la batterie. Bordin *et al.* [155] ont étudié l'impact de plusieurs modes de fonctionnement d'un système d'alimentation hors réseau sur le coût de dégradation des batteries grâce à un modèle de PL. Correa-Florez *et al.* [156] ont présenté une optimisation stochastique basée sur la PNLME en deux étapes pour la gestion énergétique dans les maisons intelligentes. Le système hybride se compose de panneaux PV, de chauffe-eaux électriques et de batteries. Le coût de vieillissement des batteries a été pris en compte pour assurer le bon fonctionnement du système hybride tout en minimisant le coût global.

La programmation dynamique (PD) peut également être utilisée pour résoudre des problèmes d'optimisation plus complexes en les divisant en sous-problèmes, résolus de façon optimale. Ces solutions sont ensuite associées pour donner au problème initial une solution optimisée [157]. Les méthodes métaheuristiques sont une autre option à considérer pour optimiser des problèmes complexes impliquant un grand nombre de variables, telles que l'AG, PSO et ANN. Mellouk *et al.* [134] ont présenté la gestion d'énergie d'un *microgrid* comprenant des panneaux PV, des panneaux PV à concentration (PVC), des collecteurs solaires cylindro-

paraboliques couplés à une turbine à vapeur, des éoliennes et des batteries. L'optimisation a été réalisée à l'aide d'un nouvel algorithme génétique hybride parallèle P-GA-PSO. Les résultats ont montré que l'algorithme proposé donne de meilleures performances en termes de taux de réussite de la convergence, de temps de calcul et de qualité de la solution par rapport aux GA et PSO couramment utilisés. Le travail proposé dans [158] porte sur la gestion d'énergie d'un *microgrid* réalisée la veille, en tenant compte des coûts de dégradation des batteries. Une méthode hybride intégrant le PSO, l'algorithme Rainflow et des techniques de scénarios a été utilisée pour résoudre la fonction objectif. Les résultats ont montré que les incertitudes dans la production et la demande d'électricité n'ont pas d'impact sur la gestion de l'énergie, contrairement aux fluctuations du prix de l'électricité. Garcia-Trivino *et al.* [159] ont présenté un système énergétique hybride connecté au réseau. Un problème d'optimisation multi-objectifs basé sur l'approche de la somme pondérée a été proposé en combinant trois fonctions objectif : durée de vie des composants, efficacité et coût d'exploitation du système. L'algorithme PSO a été sélectionné pour résoudre le problème de la gestion d'énergie en raison de ses nombreux avantages, dont la robustesse, la simplicité et la rapidité de la convergence. Une stratégie de répartition économique a été abordée dans [160] en considérant le comportement de vieillissement des batteries lithium-ion. La gestion d'énergie a été réalisée à l'aide d'un AG basé sur un codage réel et une méthode PLMNE améliorée. Les résultats ont montré que la PLMNE donne de meilleurs résultats que l'AG en termes de réduction du temps de calcul. Toutefois, l'AG permet d'obtenir une plus grande précision dans les problèmes multi-objectifs très contraints, ce qui nécessite beaucoup de temps pour atteindre la solution optimale, et par conséquent le coût d'exploitation augmente.

Enfin, la commande prédictive (MPC)³¹ est aussi une approche puissante capable de gérer les fluctuations de la charge et de la production. Elle consiste à obtenir un signal de contrôle à chaque instant t afin de répondre à certains critères imposés, en utilisant un modèle du système [161]. La MPC peut être utilisée dans les systèmes énergétiques tant pour équilibrer la production et la demande que pour optimiser l'utilisation des systèmes de stockage d'énergie et du réseau [145]. Par exemple, une nouvelle MPC économique capable de faire face à des changements soudains de la fonction coût est présentée dans [162] pour réduire le coût d'exploitation d'un *microgrid* non isolé. La fonction proposée prend en compte plusieurs paramètres, notamment les tarifs du marché de l'électricité et la dégradation des batteries et des systèmes de stockage de l'hydrogène. Dans l'article présenté par Garcia-Torres *et al.* [163], une

³¹ MPC: Model Predictive Control

planification énergétique optimale d'un *microgrid* interconnecté est assurée par l'utilisation d'un contrôle prédictif par modèle distribué (DMPC). L'objectif du problème d'optimisation est de réduire le coût d'exploitation du système associé aux cycles de démarrage/arrêt, aux fluctuations de la puissance du système de stockage d'hydrogène et au processus de charge et de décharge de la batterie. Les résultats ont prouvé l'efficacité de l'algorithme de contrôle pour augmenter la durée de vie des composants et réduire les coûts associés.

VII. Conclusion

Bien que le domaine de la recherche sur la gestion énergétique des data centers basés sur les énergies renouvelables en soit encore à ses débuts, plusieurs approches ont été déjà proposées. L'objectif est de maîtriser les moyens de production d'énergie pour améliorer la consommation des data centers. La revue de littérature présentée dans ce chapitre montre que plusieurs solutions existent, les opérateurs peuvent faire des choix différents en fonction de leur objectif de réduction d'émission de carbone. Vu le caractère intermittent des énergies renouvelables, l'hybridation de ces sources et leur association à des systèmes de stockage d'énergie s'avère nécessaire pour assurer une alimentation électrique durable. La ressource énergétique la plus abondante est le soleil ; elle est aujourd'hui un acteur clé de la transformation énergétique mondiale. L'énergie hydrolienne a également fait l'objet d'une attention particulière récemment. La caractéristique prévisible de cette ressource fait de l'énergie cinétique des courants de marée une ressource énergétique extrêmement compétitive par rapport aux autres énergies renouvelables couramment utilisées. À cette fin, un système hybride hydrolienne/photovoltaïque est utilisé pour alimenter un data center écologique à l'échelle du MW. Un aperçu sur les différents systèmes de stockage utilisés a été également présenté. Selon l'étude réalisée, le stockage d'hydrogène est la technologie la plus adaptée pour le stockage à long terme. Le système proposé se compose d'un électrolyseur à membrane échangeuse de protons (PEMEL) et d'une pile à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC) à l'échelle du MW. Ce système est associé à la batterie LiFePO₄ pour couvrir la dynamique électrique rapide, assurant ainsi le bon fonctionnement des composants du système de stockage d'hydrogène. Ce choix est le résultat d'une série de compromis technico-économiques, la batterie LifePO₄ étant la meilleure option en termes de densité énergétique et de performances électriques, avec un coût compensé par une durée de vie prolongée. En intégrant plusieurs unités de production et systèmes de stockage, le système global devient coûteux. De ce fait, les travaux réalisés dans le but d'améliorer l'efficacité énergétique des systèmes hybrides et de réduire les coûts résultants ont été présentés dans l'étude bibliographique. De nombreuses méthodes

peuvent être utilisées pour déterminer la taille optimale de ces systèmes. L'optimisation par essaims particulaires (PSO) et l'algorithme génétique (AG) ont été sélectionnés et comparés pour choisir la solution qui convient le mieux au système proposé. La gestion d'énergie est aussi au cœur des travaux présentés, visant à optimiser le fonctionnement du système hybride en tenant compte de divers facteurs liés aux conditions d'exploitation et à la dégradation des composants, maximisant ainsi leur durée de vie. Plusieurs techniques de gestion d'énergie ont été examinées pour choisir la meilleure pour notre application. Nous avons opté pour une approche basée sur l'optimisation, résolue par l'AG, pour trouver la puissance de référence que chaque composant doit fournir afin d'assurer un équilibre entre production et consommation.

Dans le chapitre suivant, la modélisation multi-physiques du système sera présentée avec une proposition initiale de système de contrôle et de gestion d'énergie afin d'aligner la consommation électrique du data center sur la production d'énergie tout en respectant les différentes contraintes du système. La représentation énergétique macroscopique (REM) a été choisie comme outil de modélisation graphique pour représenter avec précision le système et les différentes interactions qui ont lieu. Il serait ainsi possible de suivre l'évolution de plusieurs paramètres électriques, à savoir la puissance, le courant et la tension. Le modèle est implémenté dans la plateforme Matlab/Simulink où les résultats de la simulation montrent les performances du système dans différentes conditions d'exploitation.

Chapitre 2 :

Système énergétique hybride : Modélisation et Simulation

L'objectif de ce chapitre est de modéliser et simuler un système d'alimentation électrique hybride basé sur les énergies renouvelables. La modélisation de la charge, de l'hydrolienne, du champ photovoltaïque, du système de stockage d'hydrogène et de la batterie sera détaillée dans la première partie. Ensuite, les stratégies de contrôle et de gestion d'énergie utilisées pour équilibrer la consommation électrique du data center avec la production d'énergie seront présentées. Ce chapitre se terminera par une analyse de sensibilité, réalisée pour évaluer l'impact des données d'entrée sur les performances du système considéré.

I. Revue de littérature

Comme exposé dans le Chap. 1, la demande de services numériques et de capacité de calcul augmente, incitant les entreprises à se tourner vers le *cloud computing*. Ceci les rend de plus en plus gourmandes en consommation électrique, ce qui induit des impacts environnementaux négatifs et augmente les coûts d'exploitation associés. Par conséquent, il est nécessaire de se tourner vers des solutions basées sur les énergies renouvelables pour limiter leur empreinte écologique. Garantir un niveau élevé de performance et de fiabilité pour répondre aux besoins des consommateurs est le principal défi auquel sont confrontés les data centers lors de la mise en œuvre de l'informatique verte. De nombreuses études ont été menées pour traiter ces questions [140], [164], [165]. Goiri *et al.* [140] ont conçu Parasol, un prototype de data center écologique dédié à la gestion de plusieurs sources d'énergie (panneaux PV, batteries et réseau) et de la demande énergétique des charges de travail de MapReduce. Le réseau est utilisé comme un dispositif de stockage dans lequel l'énergie excédentaire est conservée pour une utilisation ultérieure (comptage net). Les batteries ne sont déchargées que lorsqu'une panne de courant se produit. Les auteurs ont développé un système de planification (*GreenSwitch*) pour gérer l'exécution des charges de travail et sélectionner la source d'énergie à utiliser, en tenant compte de la disponibilité des énergies renouvelables, de la demande énergétique et des tarifs du réseau électrique. Grange *et al.* [6] ont développé une approche pour gérer un petit data center alimenté par des panneaux PV et connecté au réseau. Ils ont considéré deux systèmes de gestion distincts, le premier et le plus pertinent pour notre étude de cas est la gestion de l'infrastructure électrique (sources d'énergie, stockage de l'énergie et éléments de distribution de l'énergie). Il vise à maximiser l'utilisation des énergies renouvelables disponibles lors de la fourniture d'une certaine quantité d'électricité.

Bien que les recherches ci-dessus aient pris en compte la gestion d'énergie dans les data centers verts, elles se sont concentrées sur la planification des charges informatiques et n'ont pas inclus la modélisation des différents sous-systèmes électriques du *microgrid*. En outre, les data centers considérés sont connectés au réseau et sont basés sur une seule source d'énergie. Les *microgrids* isolés peuvent être rentables pour les data centers et fournir une meilleure qualité d'énergie, en particulier dans les régions éloignées où la transmission d'énergie par câbles est soit coûteuse, soit infaisable. De plus, les data centers ne seraient pas soumis aux fluctuations des prix des services publics et aux pannes qui peuvent survenir en raison d'événements perturbateurs tels qu'une sous-tension ou surtension brutale [166]. En raison de la nature intermittente des énergies renouvelables, les systèmes électriques hybrides se sont

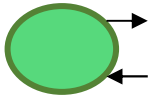
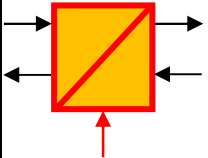
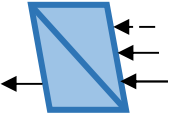
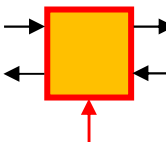
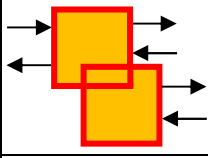
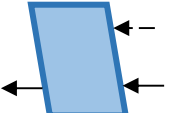
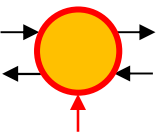
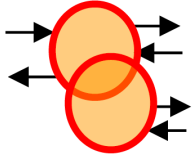
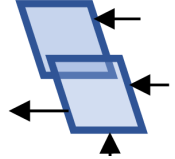
avérés être une solution efficace pour garantir la fiabilité de l'alimentation électrique dans les zones éloignées [167]. L'éolien et le photovoltaïque sont les technologies les plus matures qui contribuent à la production d'énergie électrique grâce à leur intégration dans les *microgrids* [134]. En 2017, la capacité d'énergie renouvelable dans le monde avait atteint 2180 GW, dont 390 GW d'énergie solaire et 500 GW d'énergie éolienne [168]. Les océans sont également considérés comme une source naturelle précieuse pour la production d'électricité sous plusieurs formes. Comme mentionné dans le chapitre précédent, l'énergie hydrolienne est la plus attractive étant donné la prévisibilité des courants de marée, facilitant la gestion et la commercialisation de l'électricité produite, malgré l'intermittence de la ressource. En France, ce secteur de production d'électricité peut apporter une contribution importante au futur mix énergétique [61]. En effet, les courants de marée au large de la Bretagne et de la Normandie offrent un fort potentiel énergétique. Quant au Maroc, étant un pays à fort ensoleillement, la production d'énergie solaire a été considérée comme un moyen de moderniser son bouquet énergétique. En conséquence, notre étude porte sur un système hybride hydrolienne/PV pour alimenter un data center à l'échelle du MW sur une île éloignée. La combinaison de l'énergie solaire et hydrolienne offre un compromis entre les coûts d'investissement et les besoins en espace associés à la construction du data center écologique, et contribue également à réduire les coûts du système de stockage. L'hydrolienne consiste en une turbine à pas fixe directement couplée à une génératrice synchrone à aimants permanents (GSAP) et connectée à un bus continu DC par l'intermédiaire d'un redresseur commandé. Ainsi, une partie importante des problèmes liés à l'utilisation de la boîte de vitesses et au mécanisme d'angle de tangage est éliminée [169]. L'énergie hydrolienne souffre de variations quotidiennes dues aux fluctuations des courants de marée, qui vont du flux au reflux. L'amplitude des marées varie également durant l'année, on distingue alors deux types de marées appelées marées de vives-eaux (pendant la pleine lune et la nouvelle lune) et marées de mortes-eaux (pendant le quart de lune). Quant à la production d'énergie solaire, elle n'est possible que pendant la journée et dépend fortement des conditions climatiques (zones ensoleillée ou nuageuses, été ou hiver, etc.). Par conséquent, un système de stockage d'énergie doit être soigneusement sélectionné pour assurer une alimentation électrique continue au data center. Le stockage par hydrogène pourrait être l'un des meilleurs candidats pour résoudre le problème de la fiabilité [100]. L'hydrogène pourrait être renouvelable en fonction de la source et avoir une combustion propre. De plus, il possède un pouvoir calorifique élevé par unité de masse [170]. Le système proposé est basé sur un tandem pile à combustible/électrolyseur combiné avec un stockage par batterie pour couvrir la dynamique rapide du système.

Dans ce chapitre, la représentation énergétique macroscopique (REM) sera utilisée pour modéliser le système multiphysiques. Le système est composé de sous-systèmes de base reliés entre eux par 2 flèches qui indiquent les variables d'action et de réaction comme le montre le tableau 2.1. La puissance instantanée échangée entre les sous-systèmes connectés est le résultat du produit de ces deux variables. On distingue quatre éléments pour décrire chaque composant du système [32], [171]:

- La source d'énergie représentée par un ovale vert ;
- Les éléments d'accumulation représentés par un rectangle orange avec une ligne diagonale ;
- Les éléments de conversion sans accumulation d'énergie représentés soit par un carré orange (transformation monophysique), soit par un cercle orange (transformation multiphysique) ;
- Les éléments de couplage pour la distribution d'énergie représentés par des pictogrammes orange superposés.

Le but est d'évaluer les performances du data center autonome basé sur les énergies renouvelables dans différentes conditions de fonctionnement. Une première stratégie de gestion d'énergie et de contrôle est également proposée pour équilibrer la consommation électrique du data center avec la production d'énergie, tout en respectant les différentes contraintes du système. Grâce à la REM, le système énergétique peut être facilement compris à travers les principes d'interaction et de causalité entre les différents composants. Le modèle est développé sous Matlab/Simulink pour analyser les performances du système étudié.

Tableau 2.1. Pictogrammes de la REM [32].

	Source d'énergie		Élément d'accumulation (stockage d'énergie)		Inversion indirecte (contrôle en boucle fermée)
	Élément de conversion monophysique (pas de stockage d'énergie)		Élément de couplage monophysique (distribution d'énergie)		Inversion directe (contrôle en boucle ouverte)
	Élément de conversion multiphysique (pas de stockage d'énergie)		Élément de couplage multi-physique (distribution d'énergie)		Inversion de couplage (critères énergétiques)

II. Modélisation du système

Afin de minimiser les coûts d'exploitation et l'empreinte écologique du data center, un système hybride de production d'énergie renouvelable est sélectionné pour garantir une grande fiabilité sans interruption. La figure 2.1 présente l'architecture du data center proposé, alimenté par plusieurs sources d'énergie et systèmes de stockage. Toutes les sources d'énergie sont connectées à un bus capacitif DC commun via des convertisseurs de puissance. Par rapport aux *microgrids* à courant alternatif (AC), les *microgrids* à courant continu (DC) sont plus simples car ils ne sont pas concernés par les problèmes de compensation de la puissance réactive, de stabilité de la fréquence et de synchronisation [79].

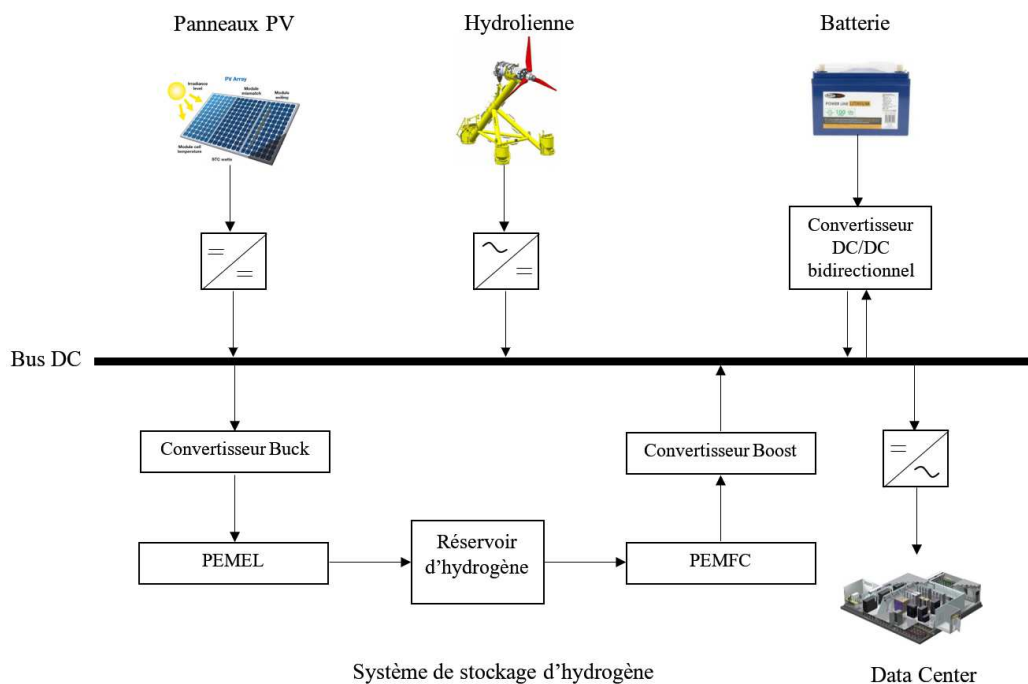


Figure 2.1. Architecture du système d'alimentation électrique du data center.

La modélisation est une étape importante pour évaluer correctement les performances du système hybride. Les sous-sections suivantes présentent la modélisation des sous-systèmes du *microgrid* proposé.

II. 1. Modélisation de la charge

De nombreuses études ont été menées pour modéliser la consommation énergétique des data centers. Cheung *et al.* [172] se sont concentrés sur trois principaux consommateurs d'énergie :

- Les serveurs qui sont les ordinateurs exécutant les demandes des clients ;

- Les équipements réseaux qui établissent la communication interne entre les serveurs et la communication avec le réseau externe ;
- Les équipements de distribution d'énergie qui assurent la maintenance et la distribution de l'électricité aux équipements informatiques.

Ce modèle ne nécessite que des données provenant de la conception du data center et des spécifications de ses équipements informatiques. Le modèle global est la somme des équations modélisant chaque partie du data center comme montré dans l'équation 2.1. [172].

$$P_{IT,dc} = P_{serveur,dc} + P_{réseaux,dc} + P_{dist,dc} \quad (2.1)$$

Tel qu'indiqué précédemment, la taille du data center peut être définie par le nombre de serveurs, la surface occupée (m² ou ft²) ou la puissance électrique totale requise (kW). Dans cette étude, les données d'entrée ont été collectées par le data center à petite échelle de l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard (UTBM) à un intervalle d'une minute sur une année [173]. Une moyenne horaire a été effectuée pour réduire le nombre de variables ainsi que le temps de calcul. Le data center a une charge informatique maximale de 60 kW et peut accueillir jusqu'à 200 serveurs sur une surface d'environ 1506 ft² (≈ 140 m²) [174]. La modélisation et la gestion de l'énergie des systèmes hybrides sont importantes, en particulier pour les grandes industries. L'objet d'étude étant un data center de l'ordre de 1,5 MW, nous avons multiplié les données précédentes par un facteur de 27, ce qui nécessite une surface d'environ 40662 ft² (≈ 3778 m²) [3]. Par conséquent, la charge maximale du data center considéré est de 1,62 MW avec une puissance variable entre environ 1 MW et 1,4 MW, comme le montre la figure 2.2.

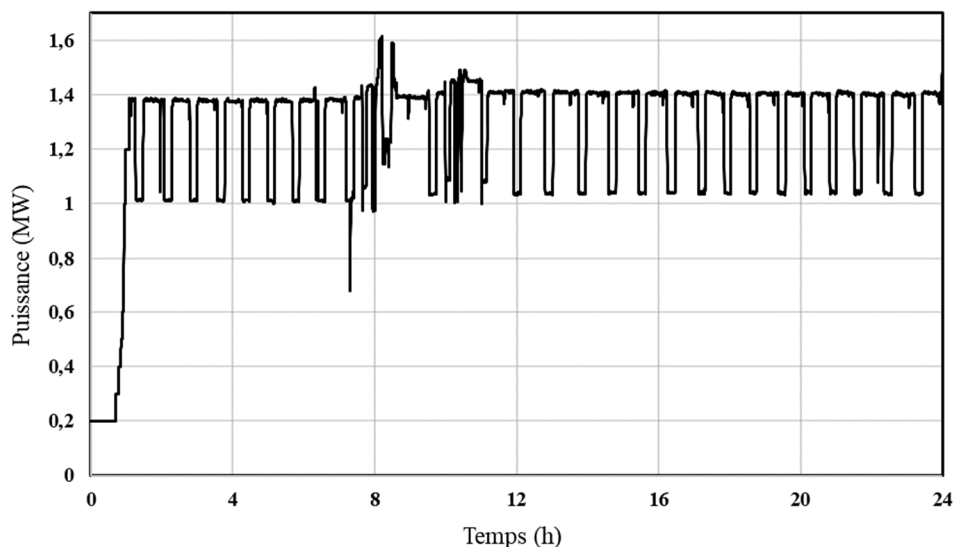


Figure 2.2. Profil de la charge pendant une journée.

L'énergie produite par les sources renouvelables alimente la charge à travers l'onduleur connecté à ses bornes avec un facteur de puissance unitaire. Les puissances active P_C et réactive Q_C peuvent être calculées respectivement par les équations 2.2 et 2.3.

$$P_C = \frac{3}{2} \times (U_{Cd} \times I_{Cd}) \quad (2.2)$$

$$Q_C = \frac{3}{2} \times (U_{Cq} \times I_{Cq}) \quad (2.3)$$

Où : U_{Cd} et U_{Cq} sont les composantes de la tension aux bornes de la charge dans le plan dq.
 I_{Cd} et I_{Cq} sont les composantes du courant de la charge dans le plan dq.

II. 2. Modélisation de l'hydrolienne

Une hydrolienne est une turbine hydraulique dont le rôle est d'extraire l'énergie cinétique des courants de marée et de la convertir en énergie mécanique. Cette énergie présente un potentiel supérieur à celui des systèmes à barrages, qui ont un impact contesté sur l'environnement et les écosystèmes marins. L'hydrolienne considérée est un générateur synchrone à aimant permanent à pas fixe et à entraînement direct, d'une puissance nominale de 1,5 MW. Cette topologie a été choisie pour éviter les arrêts répétés et la maintenance de la boîte de vitesse. Deux convertisseurs statiques ont été intégrés pour assurer l'utilisation maximale de l'énergie hydrolienne en plus de l'interaction sûre et sécurisée avec la charge (e.g., les contraintes de tension et de fréquence). Le premier convertisseur est celui côté machine (convertisseur de la GSAP) qui est contrôlé pour extraire la puissance maximale lorsque la turbine tourne en dessous de la vitesse nominale. Lorsque la turbine tourne au-dessus de la vitesse nominale, le convertisseur est contrôlé pour limiter la puissance à la valeur nominale afin de protéger le système contre les surcharges et les surtensions. La figure 2.3 présente les différents modes de fonctionnement de la turbine considérée. Les $I_{d,q}$ sont les composantes d-q du courant de la génératrice, I_{qMax} est la limite maximale de la composante « q » du courant, I_{dFW} est la composante « d » du courant de défluxage et $I_{dMax T/A}$ est la composante de l'axe « d » du couple/courant maximale. Le convertisseur côté charge est contrôlé pour fournir une tension alternative avec une valeur moyenne quadratique fixe de la tension et une fréquence fixe aux bornes de la charge. La REM détaillée, la modélisation et le contrôle de l'hydrolienne, ainsi que les paramètres complets du système, ont été présentés dans [59]. La puissance mécanique extraite par l'hydrolienne est donnée par l'équation 2.4.

$$P_m = \frac{1}{2} \rho A v^3 C_p \quad (2.4)$$

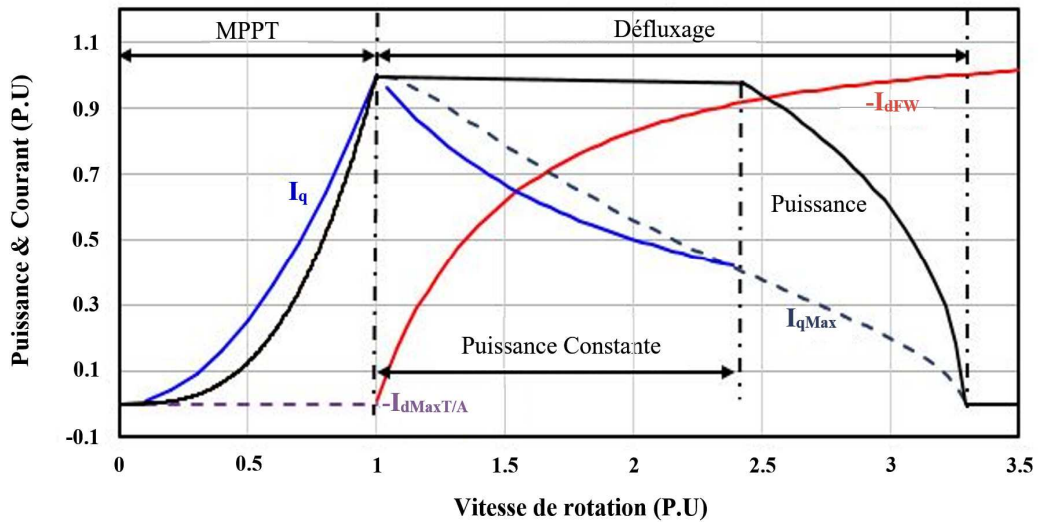


Figure 2.3. Modes de fonctionnement d'une hydrolienne.

Où : ρ , A , v and C_p représentent respectivement la masse volumique du fluide ($1027 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$), la surface balayée par les pales de la turbine (πR^2), la vitesse du courant de marée ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) et le coefficient de puissance de la turbine (qui est généralement situé entre 0,35 et 0,5 pour les hydroliennes) [175].

La puissance extraite de la turbine est proportionnelle au coefficient de puissance C_p . Ce dernier représente le pourcentage de la puissance mécanique qui peut être extraite du flux de fluide par la turbine et tient compte de son efficacité. Il est estimé en fonction de l'angle de pas β des pales de la turbine et du rapport de la vitesse tangentielle λ en bout de pale. Dans cette thèse, l'angle d'inclinaison des pales est constant et égal à 0 du fait que la turbine considérée est à pas fixe. Les équations 2.5 et 2.6 montrent respectivement les relations décrivant la vitesse spécifique λ et le couple mécanique de la turbine T_m (Ω représente la vitesse de rotation de la turbine).

$$\lambda = \frac{R\Omega}{v} \quad (2.5)$$

$$T_m = \frac{P_m}{\Omega} \quad (2.6)$$

Le but est de faire fonctionner la turbine autour de sa puissance maximale pour une vitesse de courant définie. La vitesse de référence du rotor Ω_{ref} doit être ajustée pour maintenir λ à sa valeur optimale (principe de suivi du point de puissance maximum MPPT)³². Une table d'interpolation (look-up table) est utilisée pour trouver la valeur optimale de $C_p(\lambda)$ ($C_{pmax} = 0,45$, $\lambda_{opt} = 6,3$) comme montré sur la figure 2.4. Dans notre étude, C_p est égal à 0,45. La

³² MPPT: Maximum Power Point Tracking

figure 2.5 présente la REM de la turbine où les courants de marée représentent la source, la vitesse du courant est l'action et la force mécanique est la réaction [59], [176].

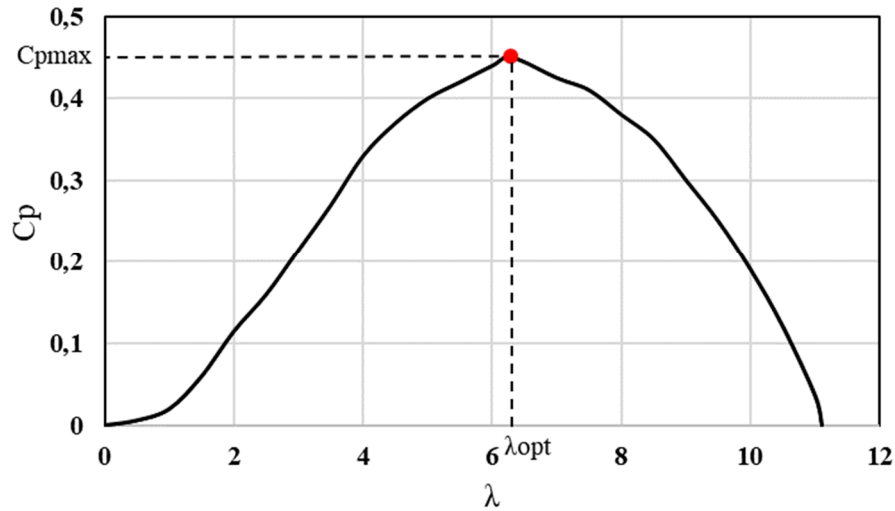


Figure 2.4. Evolution du coefficient de puissance C_p de la turbine considérée en fonction de λ .

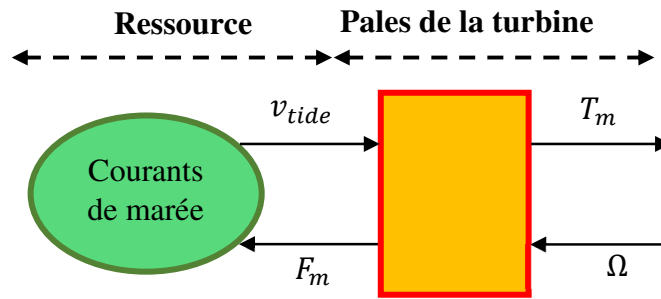


Figure 2.5. La REM de l'hydrolienne

II. 3. Modélisation du champ photovoltaïque

Afin de simuler les caractéristiques des cellules photovoltaïques, des circuits équivalents sont utilisés. Le modèle à diode unique introduit par Agbli *et al.* [110] est retenu pour sa simplicité et son efficacité. L'équation reliant le courant I_{PV} délivré par un module solaire (module composé de n_s cellules en série et n_p en parallèle) et la tension V_{PV} est exprimée par l'équation 2.7.

$$I_{PV} = I_{ph} - I_0 \left[\exp\left(\frac{V_{PV} + I_{PV}R_s}{nV_T}\right) - 1 \right] - \frac{V_{PV} + I_{PV}R_s}{R_{sh}} \quad (2.7)$$

Où : I_{ph} , I_0 , n , R_s and R_{sh} représentent respectivement le photocourant, le courant de saturation de la diode, le facteur d'idéalité de la diode ($n=1,2$), la résistance série et la résistance shunt du module. V_T est la tension thermique de la diode et est donnée par l'équation 2.8.

$$V_T = \frac{kT_{pv}}{q} \quad (2.8)$$

Où : T_{pv} , k et q désignent respectivement la température du module (K), la constante de Boltzmann ($k=1.38 \times 10^{-23} \text{ J} \cdot \text{K}^{-1}$) et la charge élémentaire de l'électron ($q=1.602 \times 10^{-19} \text{ C}$).

Le champ photovoltaïque peut être dérivé du modèle solaire ci-dessus, exprimé par les équations 2.9 et 2.10. Pour plus de détails, voir [177].

$$I_{PVch} = I_{phch} - I_{och} \left[\exp \left(\frac{V_{PVch} + I_{PVch} R_{sch}}{nV_T} \right) - 1 \right] - \frac{V_{PVch} + I_{PVch} R_{sch}}{R_{sch}} \quad (2.9)$$

$$\begin{cases} I_{PVch} = n_p I_{PV} \\ I_{och} = n_p I_0 \\ R_{sch} = \frac{n_p}{n_s} R_{sh} \\ R_{sch} = \frac{n_s}{n_p} R_s \end{cases} \quad (2.10)$$

Dans cette thèse, nous considérons le module TE850 (36 cellules par module) puisque les détails de sa fiche technique sont disponibles dans [177]. Ses caractéristiques sont résumées dans le tableau 2.2.

Tableau 2.2. Caractéristiques électriques du module TE850.

Symbole	Paramètre	Valeur
P_{MPP}	Puissance nominale	90 (W)
V_{MPP}	Tension à puissance max	18,1 (V)
I_{MPP}	Courant à puissance max	5 (A)
V_{OC}	Tension de circuit ouvert	22,2 (V)
I_{OC}	Courant de court-circuit	5,3 (A)

Les caractéristiques (V-I) et (V-P) du module utilisé, sous différentes valeurs de température et d'irradiation solaire, sont présentées dans les figures 2.6 et 2.7, respectivement. Le champ photovoltaïque considéré est composé de 29 modules en série et de 327 modules en parallèle, afin de produire une puissance maximale de 500 kW sous une tension continue égale à 500 V

et un courant total égal à 1000 A. Notre objectif est de fournir le maximum de puissance possible à la charge en faisant fonctionner le générateur PV à son point de puissance maximale MPPT. La REM détaillée de la chaîne énergétique photovoltaïque a été présentée dans [110], [178].

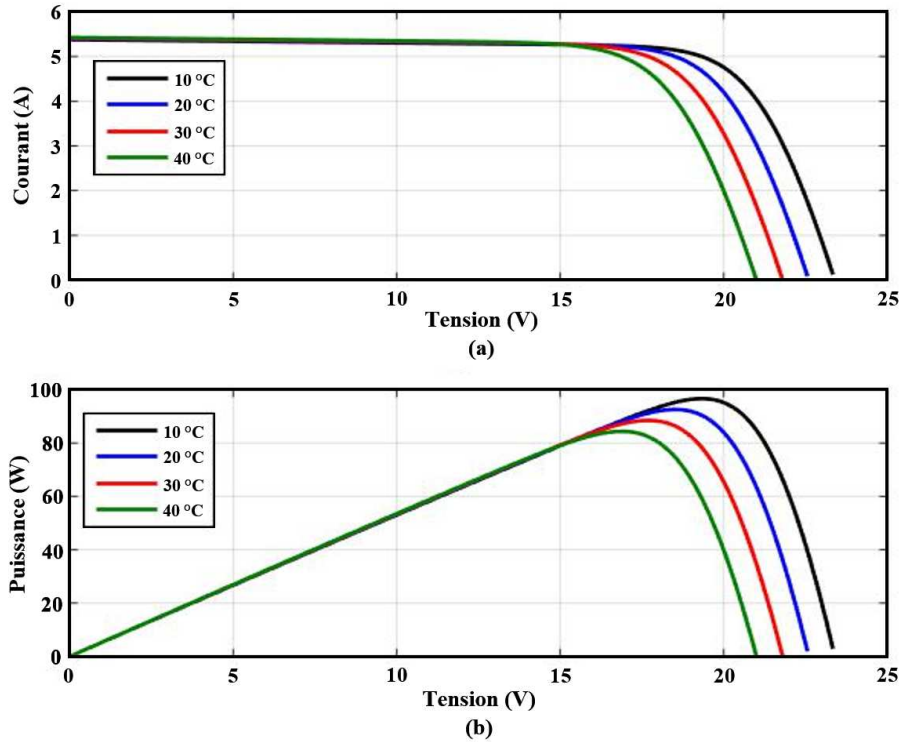


Figure 2.6. Caractéristiques (V-I) et (V-P) du module TE850 à $G=1000\text{W/m}^2$.

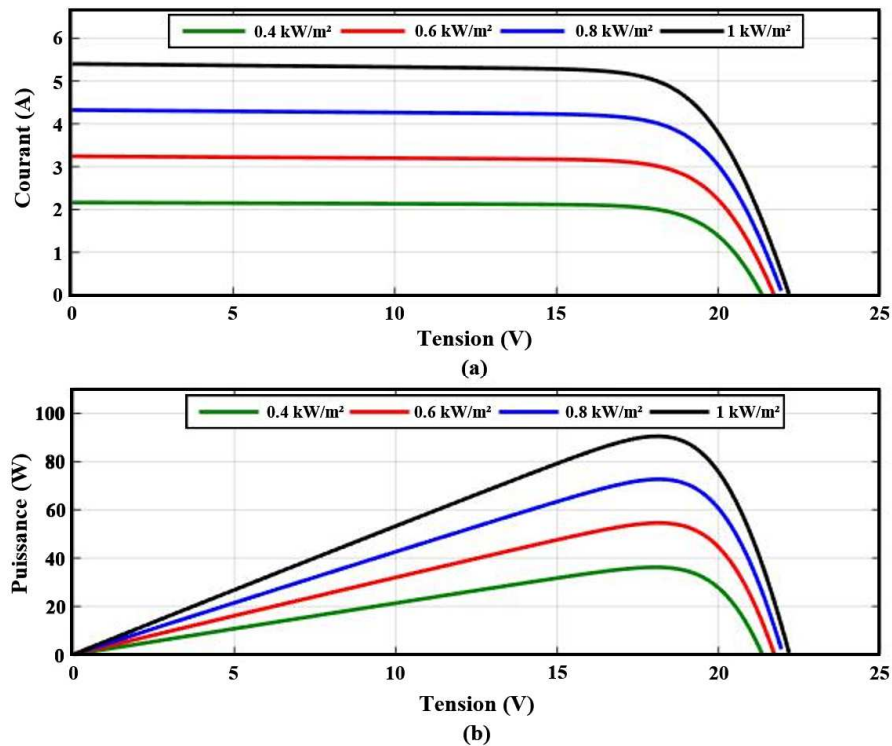


Figure 2.7. Caractéristiques (V-I) et (V-P) du module TE850 à $T=25\text{ °C}$.

II. 4. Modélisation du système de stockage d'hydrogène

Le stockage par hydrogène est choisi en raison de ses multiples avantages (grande capacité de stockage (TWh), cycle de charge/décharge de longue durée, de l'ordre de quelques jours). Le système de stockage considéré consiste en un électrolyseur à membrane échangeuse de protons (PEMEL) et une pile à combustible (PEMFC) à l'échelle du MW. L'électrolyseur produit de l'hydrogène à 30 bars qui est stocké dans un réservoir de même niveau de pression pour être utilisé directement par la PAC (pas de transmission d'hydrogène). Par conséquent, le système proposé ne prévoit pas de système de compression de l'hydrogène, tandis qu'un régulateur de pression est nécessaire pour baisser la pression de l'hydrogène au niveau de 5 bars comme pression d'entrée de la PAC. L'électrolyseur et la PAC sont constitués de six piles de 250 kW/pile. Leurs principales caractéristiques sont montrées dans les figures 2.8 et 2.9. Les modèles électrochimiques de l'électrolyseur et de la pile à combustible sont décrits ci-dessous.

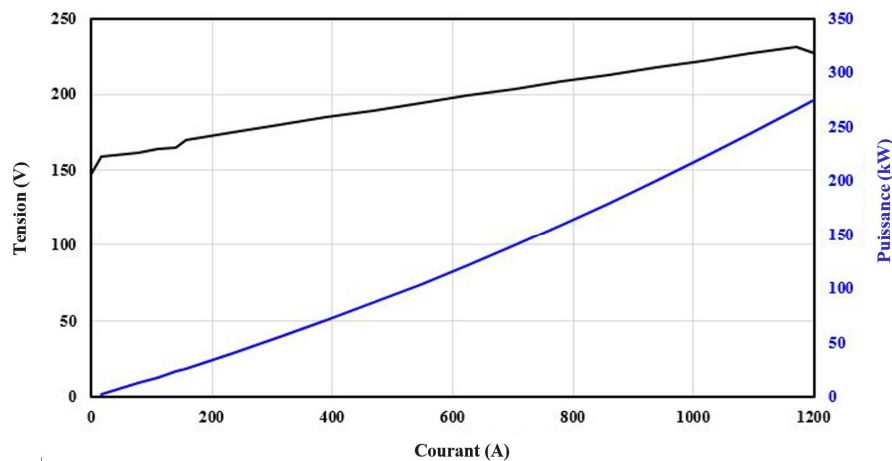


Figure 2.8. Caractéristiques d'une cellule élémentaire de l'électrolyseur PEM.

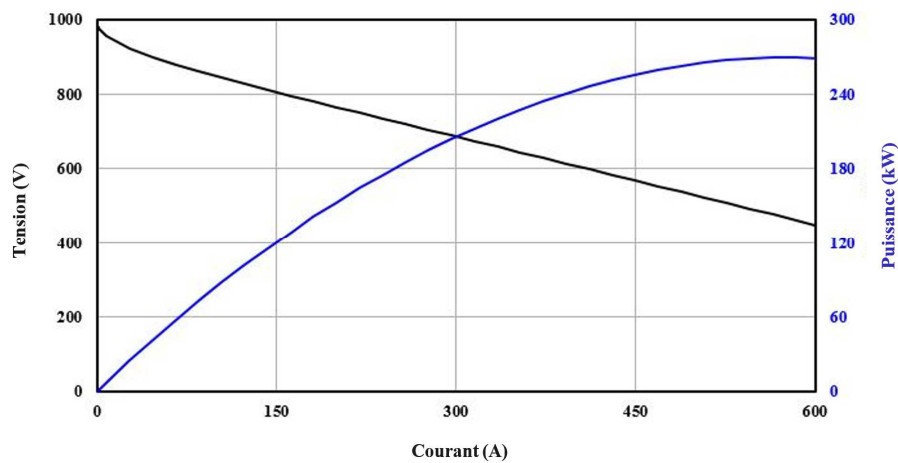


Figure 2.9. Caractéristiques d'une cellule élémentaire de la pile PEM.

II. 4. 1. Modèle de l'électrolyseur

Plusieurs types d'électrolyseurs existent selon le type d'électrolyte considéré, chacun présente des caractéristiques différentes. Dans le domaine des énergies renouvelables, l'électrolyseur PEM constitue un choix économiquement meilleur avec de multiples avantages, notamment un rendement énergétique prometteur, des taux de production élevés, une grande compacité en plus de la possibilité de fonctionner sous très hautes pressions (jusqu'à 350 bars), permettant ainsi de produire directement de l'hydrogène sans avoir besoin d'un compresseur qui peut entraîner une perte de rendement [100]. Comme indiqué dans le chap. 1, l'électrolyseur est un dispositif électrochimiques responsable de la séparation des molécules d'eau (H₂O) en hydrogène (généré à l'anode) et en oxygène (généré à la cathode), sous l'effet d'un courant électrique continu. Les réactions présentées ci-dessus sont données par les équations 2.11 et 2.12. La réaction chimique globale est décrite par l'équation 2.13 [107].



La REM de l'électrolyseur PEM a été présentée par Agbli *et al.* [107] afin d'étudier les différents phénomènes multiphysiques qui se produisent dans l'électrolyseur, à savoir les interactions thermodynamiques, électrochimiques, fluidiques et thermiques. Les variables d'action et de réaction dans les différents domaines physiques sont montrées dans le tableau 2.3.

Tableau 2.3. Paramètres de causalité physique du PEMEL [32], [177].

Domaine physique	Variable d'action	Variable de réaction
Electrique	Tension (V)	Courant (A)
Thermodynamique	Energie libre de Gibbs ΔG (J·mol ⁻¹)	Flux molaire n^\bullet [mol·s ⁻¹]
Thermique	Température (K)	Flux d'entropie $n^\bullet S$ [W·K ⁻¹]
Fluidique	Pression (Pa)	Flux volumique V^\bullet [m ³ ·s ⁻¹]

La tension de la cellule d'un PEMEL est donnée par l'équation 2.14 [32], [179], [180].

$$V_{Cell} = E_{nernst} + V_{act} + V_{ohm} + V_{diff} \quad (2.14)$$

Où : E_{nernst} est la tension d'équilibre, qui représente la force électromotrice requise pour la production d'hydrogène. Elle peut être calculée grâce aux équations 2.15 et 2.16.

$$E_{nernst} = E_{ref} + \frac{RT}{2F} \ln \left(\frac{P_{H_2} P_{O_2}^{0.5}}{P_{H_2O}} \right) \quad (2.15)$$

$$E_{ref} = \frac{\Delta G}{2F} = V_{std} - 0.0009 (T - T_{std}) \quad (2.16)$$

Où : E_{ref} est la tension thermodynamique de décomposition de l'eau dans les conditions standards ($T=25$ °C et $P=1$ bar), R est la constante universelle des gaz parfaits ($8.3144 \text{ J}\cdot\text{K}^{-1}\cdot\text{mol}^{-1}$), T est la température du module et F est la constante de Faraday (96500 C). P_{H_2} , P_{O_2} et P_{H_2O} désignent respectivement les concentrations d'hydrogène, d'oxygène et d'eau. ΔG , V_{std} et T_{std} représentent la variation de l'énergie libre de Gibbs ($\text{J}\cdot\text{mol}^{-1}$), la tension de la cellule et la température en conditions standards ($V_{std}= 1.23 \text{ V}$).

V_{act} est la surtension d'activation, qui est le potentiel requis pour démarrer la réaction électrochimique permettant de séparer la molécule d'eau (H_2O) en atomes d'hydrogène et d'oxygène. Elle peut être estimée par l'équation 2.17.

$$V_{act} = \frac{RT}{2F\alpha_A} \sinh^{-1} \left(\frac{I_{EL}}{2A_{act}i_{0A}} \right) + \frac{RT}{2F\alpha_C} \sinh^{-1} \left(\frac{I_{EL}}{2A_{act}i_{0C}} \right) \quad (2.17)$$

Où : α_A , α_C sont respectivement les coefficients de transfert de charge de l'anode et de la cathode, i_{0A} , i_{0C} représentent leurs densités de courant d'échange ($\text{A}\cdot\text{cm}^{-2}$), I_{EL} est le courant de l'électrolyseur et A_{act} la surface active de la cellule PEM (cm^2).

V_{ohm} est la surtension ohmique, qui reflète la perte de tension de la cellule due à la résistance des composants de la cellule au flux d'électrons et de protons. Ce potentiel est déterminé en considérant uniquement l'électrolyte (équation 2.18).

$$V_{ohm} = \frac{\gamma}{\sigma} i \quad (2.18)$$

Où : γ , σ et i représentent respectivement l'épaisseur de la membrane (μm), la conductivité protonique ($\text{S}\cdot\text{cm}^{-1}$) et la densité de courant électrique ($\text{A}\cdot\text{cm}^{-2}$).

Enfin, V_{diff} est la surtension de diffusion. Elle représente le seuil supérieur de transfert de courant électrique lié à la concentration des gaz générés au niveau de l'ensemble membrane-électrode (MEA). Elle peut être exprimée comme suit :

$$V_{diff} = \frac{RT}{4F} \ln \left(\frac{C_{O_2me}}{C_{O_20}} \right) + \frac{RT}{2F} \ln \left(\frac{C_{H_2me}}{C_{H_20}} \right) \quad (2.19)$$

Où : C_{O_2me} , C_{H_2me} désignent les concentrations d'oxygène et d'hydrogène au niveau de la membrane et C_{O_20} , C_{H_20} désignent les concentrations d'oxygène et d'hydrogène dans les conditions de référence.

La tension du module de l'électrolyseur PEM est calculée en multipliant la tension de la cellule V_{Cell} par le nombre de cellules en série N_{el} comme montré dans 2.20. Le taux de production d'hydrogène dépend principalement du courant au point de fonctionnement (I_{el}), et il est donné par 2.21 [32], [100], [180].

$$V_{el} = N_{el} V_{Cell} \quad (2.20)$$

$$n_{H_2}^{\bullet} = n_{H_2O}^{\bullet} = 2n_{O_2}^{\bullet} = \eta_F \frac{I_{EL}}{2F} N_{el} = n_i^{\bullet} N_{el} \quad (2.21)$$

Où n_i^{\bullet} est le débit molaire du composé i (n^{\bullet} , mol·s⁻¹) et η_F est le rendement de Faraday.

II. 4. 2. Modèle de la pile à combustible

La PAC est un dispositif qui effectue l'opération inverse de l'électrolyseur en utilisant l'hydrogène comme combustible à l'anode et le dioxygène comme carburant à la cathode. Lorsque le *microgrid* souffre d'une pénurie d'énergie, l'hydrogène stocké dans les réservoirs est transféré aux PAC pour convertir son énergie chimique en électricité (courant continu) à travers la réaction chimique montrée dans l'équation 2.22.



Comme les électrolyseurs PEM, les piles à combustible PEM présentent des avantages par rapport aux autres types existants, tels que les PAC à acide phosphorique (PAFC), les PAC à oxyde solide (SOFC) ou les PAC alcalines (AFC). Ces avantages comprennent leur faible température de fonctionnement, leur rendement élevé, leur performance dynamique rapide ainsi que leur taille compacte permettant d'obtenir un système moins encombrant [181], [182]. De

nombreux domaines utilisent les PAC comme source d'énergie, notamment les véhicules hybrides, les ordinateurs, les data centers, etc. La modélisation de la PAC est considérée comme similaire à celle de l'électrolyseur. Cependant, V_{act} , V_{ohm} et V_{diff} doivent être redéfinies [32], [181], [183]. La tension de sortie d'une cellule élémentaire de la PEMFC U_{cell} est donnée par (2.23) [183].

$$\begin{cases} U_{cell} = E_{nernst} - U_{act} - U_{ohm} - U_{con} \\ U_{fc} = N_{fc} U_{cell} \end{cases} \quad (2.23)$$

Où : U_{fc} est la tension de sortie de la PEMFC, N_{fc} est le nombre de cellules en série. U_{act} , U_{ohm} et U_{con} désignent respectivement la surtension d'activation, la surtension ohmique et la surtension de concentration. Selon [184], ces paramètres peuvent être exprimés comme suit :

$$\begin{cases} E_{nernst} = E_{ref} + \frac{RT}{2F} \left[\ln(P_{H_2}) + \frac{1}{2} \ln(P_{O_2}) \right] \\ U_{act} = \frac{RT}{2F\alpha} \ln \left(\frac{I_{FC}}{S_{act} J_0} \right) \\ U_{con} = -\frac{RT}{2F} \ln \left(1 - \frac{I_{FC}}{S_{act} J_{max}} \right) \\ U_{ohm} = R_{ohm} I_{FC} \end{cases} \quad (2.24)$$

Où : I_{FC} est le courant d'une cellule élémentaire (A), S_{act} est la surface active de la membrane (cm^2), α est le coefficient de transfert, J_0 and J_{max} sont respectivement la densité de courant d'échange et la densité de courant maximale ($A \cdot cm^{-2}$). Enfin, R_{ohm} est la résistance ohmique, exprimée en fonction de l'impédance équivalente de la membrane R_{mem} et de la résistance de contact R_C entre les différentes couches du module, comme indiqué dans l'équation 2.25.

$$R_{ohm} = R_{mem} + R_C \quad (2.25)$$

Le modèle électrique représentant le comportement dynamique des piles à combustible est illustré dans la figure 2.10 [184]. La REM détaillée, la modélisation et le contrôle du système de stockage de l'énergie par hydrogène ont été présentés dans des travaux récents par Barakat et al. [100], [185], [186]. L'électrolyseur et la pile à combustible ont des réponses et des caractéristiques dynamiques (dans notre cas, la rampe de zéro à la pleine charge en cinq minutes) qui doivent être respectées pour éviter leur dégradation et vieillissement prématuré [32]. Il faut donc intégrer un système de stockage d'énergie auxiliaire.

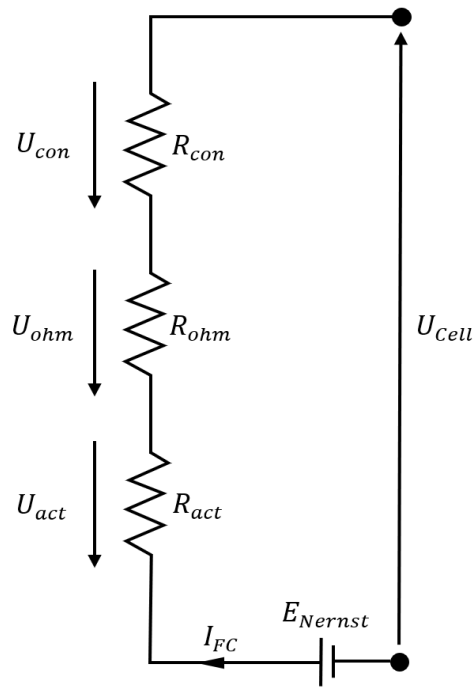


Figure 2.10. Modèle électrique de la pile à combustible.

II. 5. Modèle de la batterie

Comme mentionné ci-dessus, l'électrolyseur et la pile à combustible ont des réponses et des caractéristiques dynamiques qui doivent être respectées pour assurer un fonctionnement sécurisé. Bien que l'hydrogène présente plusieurs avantages, il convient mieux au stockage d'énergie à long terme. Les PAC sont plus adaptées aux applications avec une production d'énergie et une charge constantes [187]. Par conséquent, elles sont incapables de répondre aux variations soudaines de la consommation d'énergie des data centers dues aux fortes demandes de calcul entrantes. En effet, il leur faut plusieurs minutes pour s'aligner sur la demande souhaitée en raison de la forte inertie des processus thermodynamiques et chimiques internes [182], [187]. Cela peut entraîner des temps d'arrêts intolérables pour les data centers. De ce fait, la batterie LiFePO4 est choisie pour couvrir la dynamique rapide de la différence entre la puissance générée et la puissance consommée. Ce type de batteries a été préféré aux autres en raison de ses avantages en termes de réponse dynamique, de puissance et de densité d'énergie. La représentation énergétique macroscopique du système complet est synthétisée et présentée dans [32], [100]. La figure 2.11 présente la REM de la batterie, modélisée par une source d'énergie et un élément d'accumulation.

La batterie a été modélisée à l'aide du modèle de Thevenin de premier ordre, qui reproduit le comportement de la batterie à travers des circuits électriques. Ce modèle est composé d'une source de tension V_{OCV} , d'une résistance R_i en série et d'un groupe RC comme indiqué sur la

figure 2.12 [188], [189]. Le modèle de Shepherd peut être exprimé par les équations 2.26 et 2.27.

$$E = E_0 - K \frac{Q}{Q - \int i dt} + A e^{(-B \cdot \int i dt)} \quad (2.26)$$

$$V_t = E - R_i i \quad (2.27)$$

Où : E, E_0, V_t, i and Q représentent respectivement la tension en circuit ouvert (V), la force électromotrice (V), la tension aux bornes de la batterie (V), le courant de la batterie (A) et la capacité de la batterie (A·h). K, A and B sont les paramètres du modèle de Shepherd, ils ont été présentés dans [188].

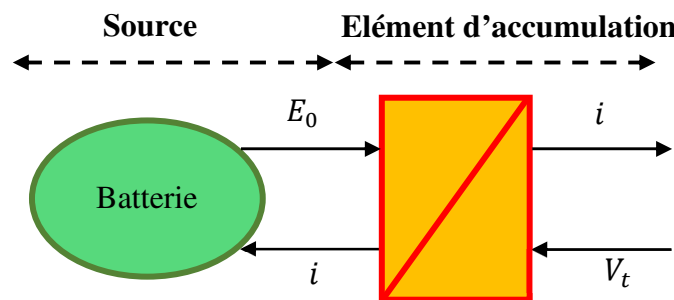


Figure 2.11. REM de la batterie LifePO4.

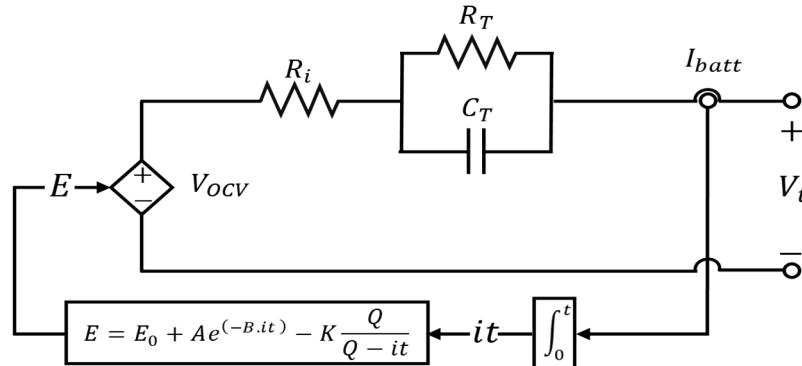


Figure 2.12. Modèle de la batterie LiFePO4.

Le dimensionnement de la batterie a été réalisé suivant la procédure décrite dans [190] qui sépare la puissance en deux parties en fonction de la constante de temps du filtre. Cette constante représente la performance dynamique de l'électrolyseur et de la PAC recommandée par les constructeurs. Le data center a un profil de charge très variable, comme illustré dans la figure 2.2. Dans notre cas, la batterie doit pouvoir fournir une puissance de 500 kW. Ses paramètres ont été estimés selon le modèle de la batterie Li-ion de 250kW/500kWh présenté dans [191]. Elle est constituée d'un réseau de 13 chaînes, connectés en parallèle, de 168 cellules chacune branchées en série pour avoir une taille de 500kW/1000kWh.

III. Système de gestion d'énergie

La consommation électrique des data centers est différente de celle des charges résidentielles. Elle est caractérisée par une dynamique rapide de l'ordre de quelques secondes, ce qui fait de sa maîtrise un grand challenge. Le principe de la gestion d'énergie consiste à répartir de manière optimale l'énergie entre les différents éléments du système multi-sources. Elle joue un rôle clé dans la stabilisation des systèmes énergétique hybrides, en impactant directement la tension du bus DC V_{DC} , comme le montre l'équation 2.28 [100].

$$C \frac{dV_{DC}}{dt} = \frac{P_g}{V_{DC}} + \frac{P_{fc}}{V_{DC}} - \frac{P_{el}}{V_{DC}} - \frac{P_L}{V_{DC}} + \frac{P_{BAT}}{V_{DC}} \quad (2.28)$$

Où : P_g et P_L sont respectivement la puissance générée par les sources renouvelables et la puissance consommée par la charge. P_{fc} , P_{el} et P_{BAT} représentent respectivement les puissances de la PAC, de l'électrolyseur et de la batterie.

Comme mentionné dans le chap. 1, il existe plusieurs stratégies de gestion d'énergie, allant de la simple règle si-alors à l'optimisation complexe. Dans cette partie, nous proposons une méthode basée sur le principe de la séparation de fréquences. Il s'agit de partager la puissance demandée entre les différents éléments de stockage à l'aide d'un filtre passe-bas, vu qu'ils présentent des caractéristiques dynamiques distinctes, comme le montre la figure 2.13 [190].

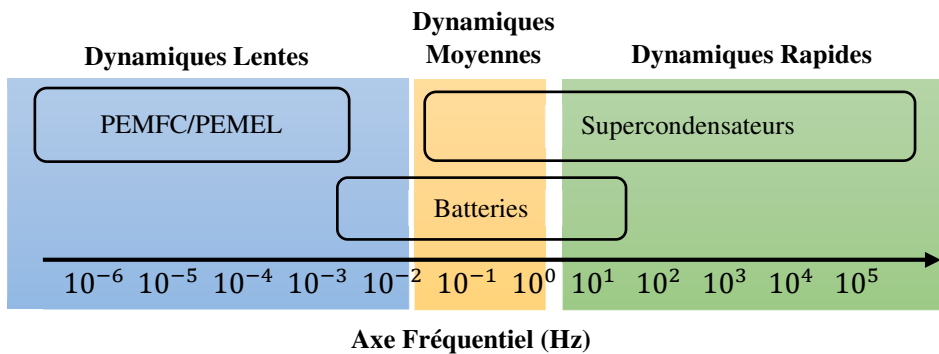


Figure 2.13. Diagramme de fréquence de certains systèmes de stockage d'énergie.

La figure 2.14 présente le principe de la séparation fréquentielle de puissance [192]. Les batteries LiFePO4 possèdent une dynamique rapide et peuvent répondre aux fluctuations de puissance en peu de temps. Quant aux piles à combustibles et aux électrolyseurs, ils nécessitent un temps relativement lent pour changer leur puissance de sortie. De ce fait, la partie haute fréquence de la puissance sera assurée par la batterie en respectant son état de charge SOC, tandis que la partie basse fréquence sera attribuée au système de stockage de l'hydrogène. Cette méthode a l'avantage d'être simple et rentable. En outre, elle ne nécessite qu'un nombre limité de réglages, tels que la fréquence de coupure du filtre f_c et les limites de charge et de décharges

des systèmes de stockage [80], [184]. Cependant, le partage de l'énergie entre les différents composants du système devient moins précis à mesure que le nombre de sources d'énergie et de dispositifs de stockage augmente [80]. La stratégie de gestion d'énergie estime les zones de fonctionnement de l'électrolyseur et de la PAC (respectivement P_{el} et P_{fc}) comme présenté sur la figure 2.15. De plus, elle assure la sécurité opérationnelle de l'électrolyseur, de la PAC et de la batterie. Cette sécurité représente la réponse dynamique recommandée par les constructeurs (comme mentionné précédemment, 5 minutes pour une charge continue de zéro à complète) [100]. Ainsi, un filtre de puissance avec cette constante de temps spécifique calcule le point de fonctionnement (puissance de référence) optimal de l'électrolyseur et de la PAC. La valeur caractéristique f_c est maintenue fixe durant toute l'étude, en négligeant l'aspect vieillissement. Ce dernier modifie les propriétés physiques du dispositif énergétique [177]. La puissance en sortie du filtre passe-bas P_{out} est fonction de celle à son entrée P_{in} , comme le montre l'équation 2.29 [190].

$$P_{out} = \frac{1}{1+\tau.s} P_{in} \quad (2.29)$$

Où τ représente la constante de temps, celle-ci dépend de la technologie de la source et est donnée par l'équation 2.29. s est l'opérateur de Laplace.

$$\tau = \frac{0.95}{3f_c} \quad (2.30)$$

Ainsi, la puissance fournie par la batterie pourrait être calculée comme suit :

$$P_{BAT} = P_{in} - P_{out} \quad (2.31)$$

Où la puissance à l'entrée du filtre P_{in} représente la différence entre la puissance générée par les sources renouvelables P_g et la puissance consommée par le data center $P_{IT,dc}$. Il est à noter que la batterie fonctionne dans les limites imposées par son état de charge SOC pour éviter une décharge profonde ou une saturation. Sinon, sa capacité de stockage et sa durée de vie seront réduites.

Le fonctionnement simultané de l'électrolyseur et de la PAC tend à utiliser le système de production d'hydrogène comme un système de stockage électrique. En outre, la gestion de l'hydrogène stocké durant le fonctionnement simultané entraîne parfois des contraintes de sécurité. Ainsi, la stratégie de gestion de l'énergie interdit ce mode de fonctionnement [32]. Lorsque la puissance produite (P_g , par l'hydrolienne et les panneaux PV) est supérieure à la puissance consommée (P_L), l'électrolyseur est mis en marche pour absorber la différence de

puissance et produire de l'hydrogène. Sinon, lorsque la puissance générée est inférieure à celle demandée, la PAC compense le manque de puissance entre la production et la consommation en utilisant l'hydrogène stocké dans les réservoirs.

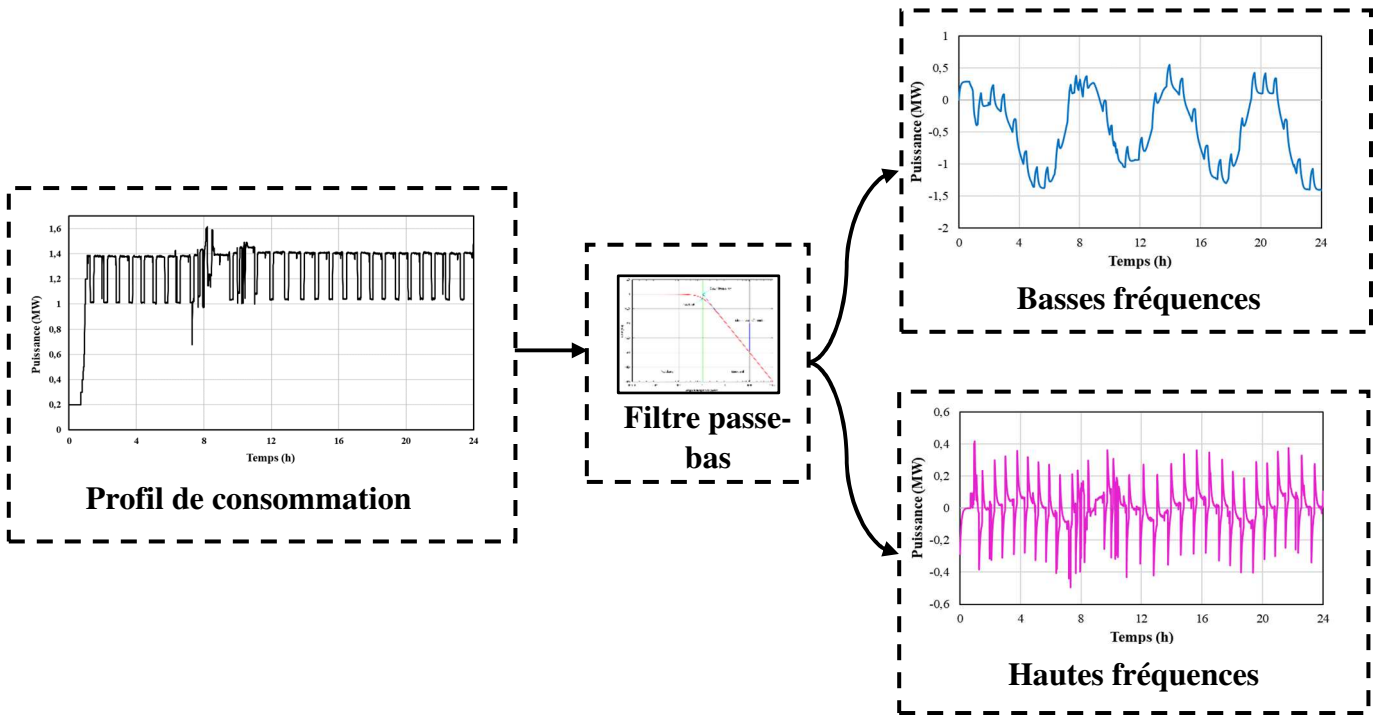


Figure 2.14. Décomposition de la demande d'énergie.

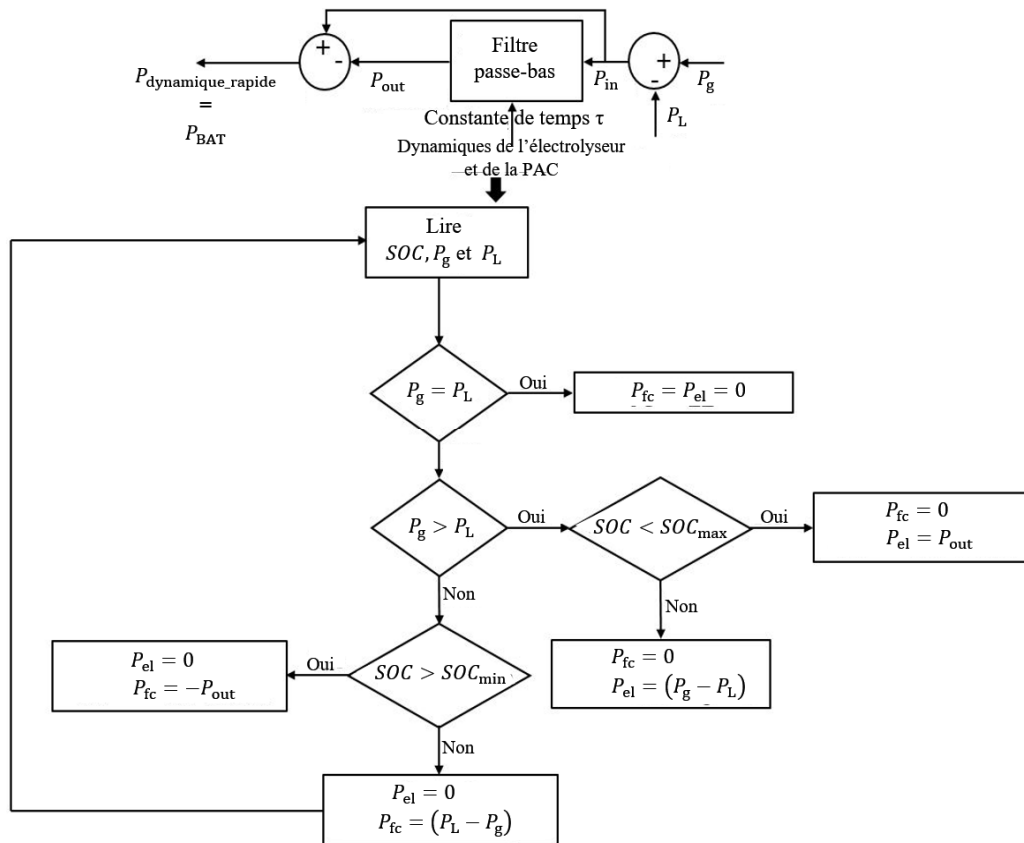


Figure 2.15. Stratégie de la gestion d'énergie.

Les puissances de référence de l'électrolyseur et de la PAC sont représentées dans les boucles de contrôle de bas-niveau sous forme de consignes de courant (respectivement I_{EL_ref} , I_{FC_ref}), en considérant que la tension du bus DC est fixe (V_{DC}). Par conséquent, leurs convertisseurs DC-DC sont contrôlés en tant que sources de courant, comme le montre la figure 2.16. La gestion d'énergie et l'exploitation sûre du microgrid proposé, illustré à la figure 1.1, nécessitent une tension du bus DC stable. La batterie couvre la composante de puissance de haute fréquence en contrôlant son convertisseur DC-DC comme une source de tension, avec une double boucle de contrôle de bas-niveau (figure 2.16). Son fonctionnement sûr exige le respect des limites de l'état de charge SOC recommandées par le constructeur (en fonction de la technologie et du type de batterie) pour éviter la surcharge et la décharge profonde. En effet, il est recommandé que le SOC soit compris entre 25% et 90%. Afin de garantir que nous disposons d'une énergie suffisante pour faire fonctionner les équipements auxiliaires tels que les capteurs, les écrans et les automates programmables industriels (API), nous avons fixé la limite minimale à 40%, le delta de 15% représentant le stock de sécurité. Dans l'étude de cas proposée, les limites SOC considérées sont respectivement de 90 % et 40 %.

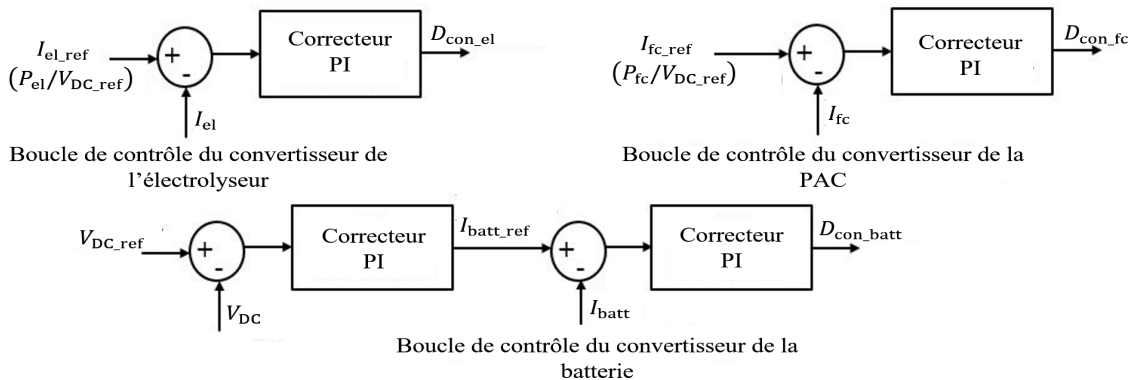


Figure 2.16. Boucles de contrôle de bas-niveau (D_x est le rapport cyclique du convertisseur x).

IV. Etude de cas

Ce travail vise à concevoir un système autonome basé sur les énergies renouvelables qui peut fournir une alimentation électrique durable au data center situé sur une île isolée. Le problème de la gestion d'énergie est résolu par la technique de séparation de fréquences en utilisant un filtre passe-bas de premier ordre. La constante de temps τ est fixée sur la base de la dynamique de puissance du système de stockage d'hydrogène, compte tenu de sa réponse lente. Dans notre cas, l'électrolyseur considéré a une réponse de démarrage de 5 min. Afin d'évaluer les performances de la stratégie de gestion d'énergie proposée, des simulations ont été réalisées dans Matlab/Simulink. L'annexe A présente les paramètres du système étudié [32], [169], [193], [194]. Les données réelles de la vitesse des courants de marée dans le Raz Blanchard

[195] et le rayonnement solaire de Cherbourg ont été utilisés pour tester le modèle du système considéré, comme le montrent les figures 2.17 et 2.18. Le 15 septembre 2005 étant le jour où la marée la plus haute se produit selon les mesures *in situ* des vitesses [32], il a été choisi comme cas d'étude. Des échantillons ont été prélevés chaque 15 minutes pour avoir 94 échantillons/jour.

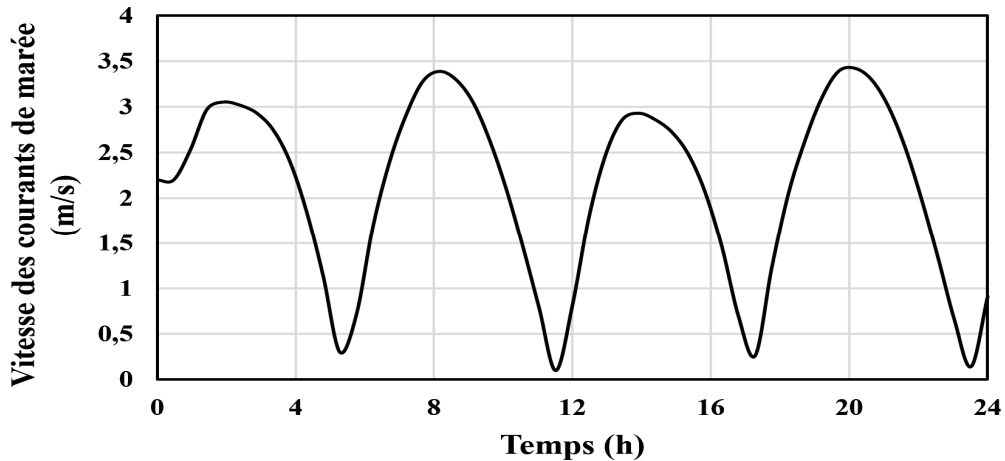


Figure 2.17. Evolution de la vitesse des courants de marée dans le Raz Blanchard le 15/09/2005.

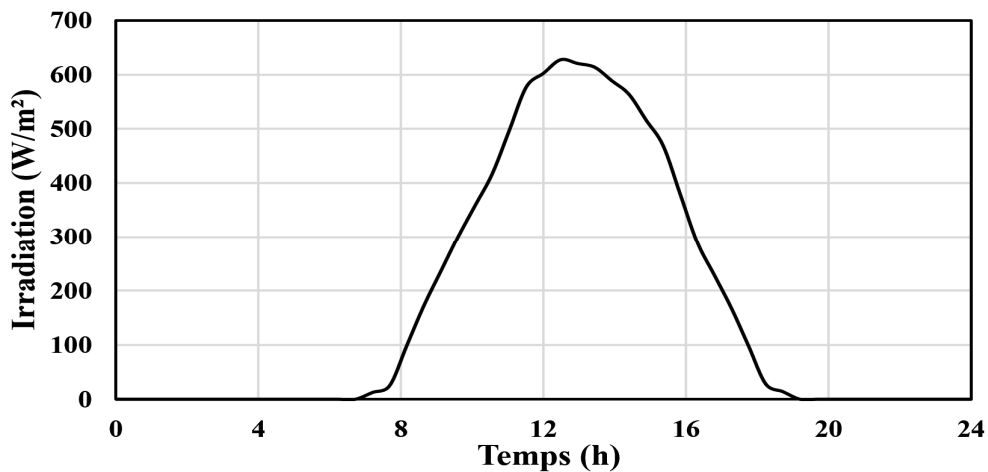
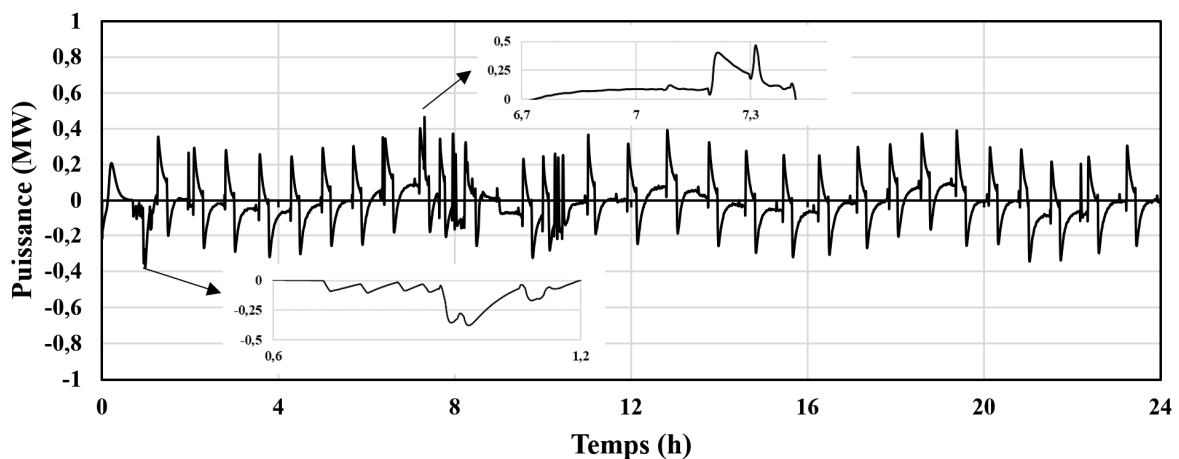
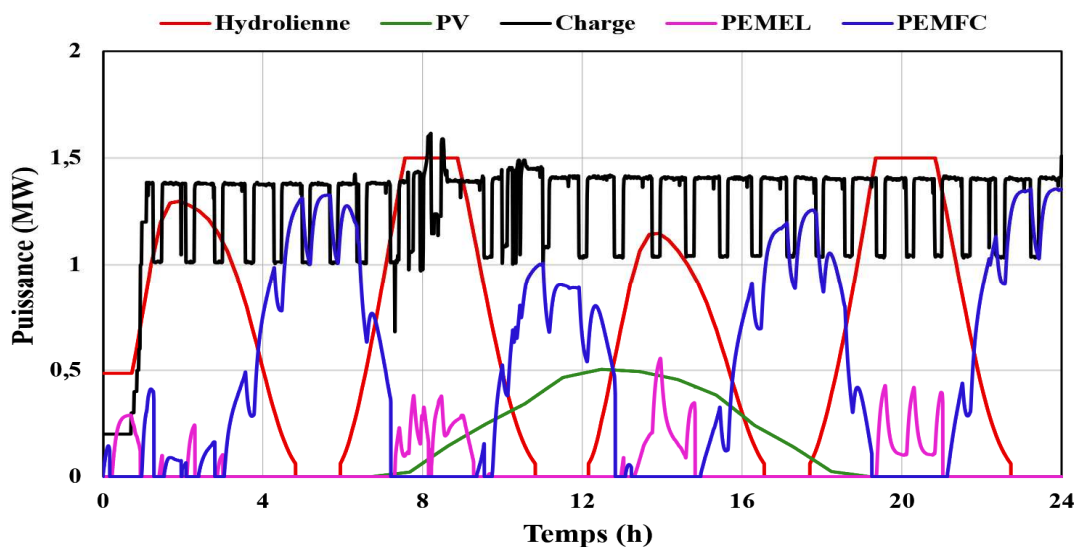


Figure 2.18. Profil journalier du rayonnement solaire de Cherbourg.

La taille de la batterie est déterminée en fonction de la valeur maximale de la composante de puissance de haute fréquence. Par conséquent, selon les profils de production et de consommation considérés, la puissance nominale de la batterie est de 500 kW [190]. Les courbes de puissance du système, obtenues par la stratégie de gestion d'énergie considérée, sont présentées dans les figures 2.19 et 2.20. La puissance produite par les panneaux PV varie en fonction du profil de rayonnement solaire illustré à la figure 2.18, tandis que la puissance de sortie de l'hydrolienne varie en fonction de la vitesse des courants de marée. La vitesse minimale pour faire tourner le rotor de l'hydrolienne est de $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, valeur sous laquelle la puissance de sortie est nulle (e.g., entre 4,82 et 5,94). Lorsque la vitesse dépasse sa valeur nominale v_n (3,2 m/s), le coefficient de puissance C_p diminue, maintenant ainsi la puissance de

l'hydrolienne à sa valeur nominale (e.g., entre 7,75 et 8,94). L'analyse des figures 2.19 et 2.20 montre que la priorité est donnée aux sources renouvelables, tandis que les systèmes de stockage sont utilisés en secours. Lorsque l'énergie produite dépasse la demande du data center, l'électrolyseur est utilisé pour produire de l'hydrogène (H_2) à partir de l'énergie excédentaire dans la limite de sa puissance nominale. Dans le cas contraire, la PAC compense le déséquilibre de puissance en utilisant l'hydrogène préalablement produit. A des fins d'efficacité, l'électrolyseur et la PAC ne fonctionnent pas simultanément. La batterie fournit les pics de puissance afin de garantir la continuité du service, sans enfreindre les limites de son SOC. Nous remarquons que la PAC et l'électrolyseur ajustent lentement leur puissance de sortie pour s'adapter à la charge, tandis que la batterie réagit immédiatement pour couvrir la dynamique rapide du système. La figure 2.21 montre le SOC de la batterie, nous pouvons observer que la stratégie de gestion proposée est conçue de manière à maintenir le SOC dans sa plage définie (entre 40 et 90 %). En outre, le SOC n'atteint jamais ni sa limite minimale ni sa limite maximale.



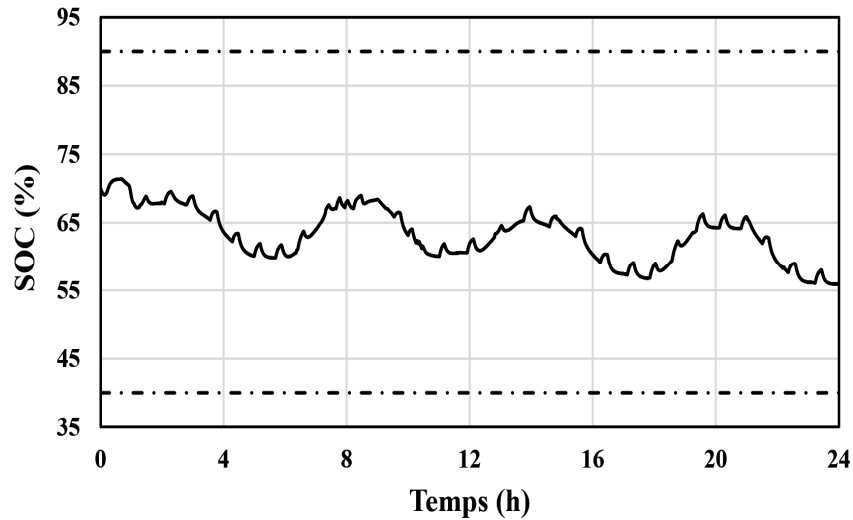


Figure 2.21. État de charge de la batterie (SOC).

La figure 2.22 illustre le profil de tension du bus DC. Cette tension est bien régulée à 1500 V avec une variation maximale d'environ 1%, due aux fluctuations de la production et de la demande. L'équilibre entre la production et la consommation assure cette stabilisation grâce au contrôle du convertisseur côté batterie. Le niveau de pression du réservoir d'hydrogène est de 30 bars, avec un volume de production de 65 kg/jour. La figure 2.23 montre la variation du volume d'hydrogène stocké dans les réservoirs (LOH). Nous pouvons remarquer que le volume diminue jusqu'à ce que le réservoir soit vide en fin de journée, ce qui signifie que la puissance générée par les panneaux PV et l'hydrolienne est insuffisante pour alimenter la charge des jours suivants (manque d'ensoleillement ou faibles courants de marée). Par conséquent, le dimensionnement optimal du système est obligatoire pour garantir une alimentation électrique fiable et continue de la charge à un coût minimal afin de construire une installation plus rentable. De plus, le *Power-to-Gas* (P2G) est une voie fiable pour l'industrie de l'énergie. Il consiste à convertir l'énergie excédentaire produite en gaz grâce à l'électrolyseur [196].

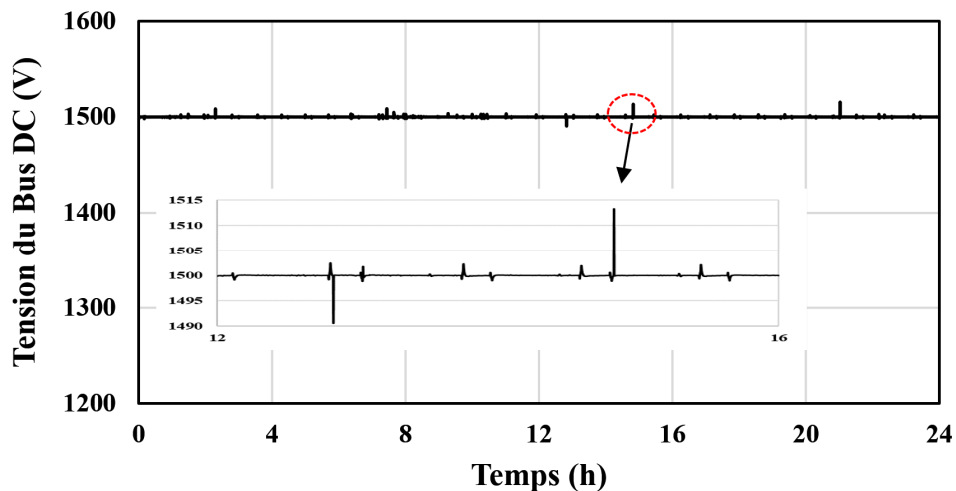


Figure 2.22. Tension du Bus DC.

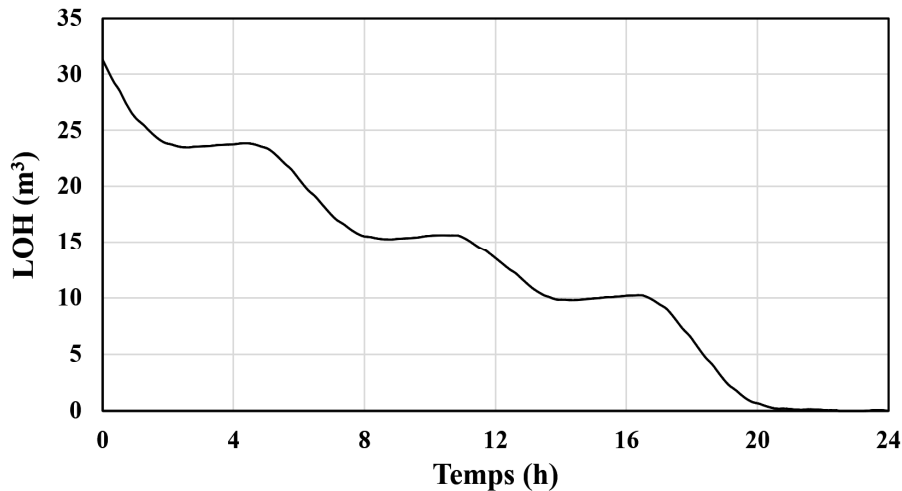


Figure 2.23. Volume d'hydrogène dans le réservoir.

V. Analyse de sensibilité

Les résultats du profil journalier qui ont été présentés dans la section précédente ne sont pas suffisants pour évaluer la flexibilité et l'efficacité du modèle proposé et de la technique de gestion d'énergie adoptée. Par conséquent, le modèle doit être simulé dans différentes conditions de fonctionnement. En raison du coût élevé du développement expérimental de l'ensemble du système en laboratoire, une analyse de sensibilité est effectuée pour étudier l'impact des données d'entrée sur les performances du système hybride, notamment l'évolution de l'état de charge des batteries et la quantité d'hydrogène stockée dans les réservoirs.

À cette fin, les profils annuels de la vitesse des courants de marée, du rayonnement solaire et de la consommation électrique du data center ont été utilisés. Ces données ont été regroupées en profils quotidiens qui simulent différentes études de cas. Le rayonnement solaire a été représenté par deux profils journaliers : jour d'hiver (faible rayonnement solaire) et jour d'été (fort rayonnement solaire). Le profil annuel de la vitesse des marées a été analysé sur la base d'un algorithme de *clustering* calculant la fréquence de répétition (FR), en considérant les caractéristiques de l'hydrolienne étudiée, de 1, 3,2 et 3,8 m/s, respectivement comme vitesses de démarrage, nominale et d'arrêt. Les données disponibles du site marin considéré (Raz Blanchard) ont été remodelées en une matrice de 365 colonnes, chacune ayant 96 valeurs d'échantillon de 15 min comme profil journalier. La matrice remodelée (365*96) a été classifiée en groupes de vitesses quotidiennes répétés avec une certaine limite de tolérance, comme le montre la figure 2.24. Celle sélectionnée est de 1 m/s, ce qui représente un compromis entre le coût du calcul et la précision de la mise en grappes des données. La matrice de vitesse a été traitée par un code M-File /MATLAB de l'algorithme de *clustering* utilisé. Ce code fournit 66 profils quotidiens représentant les données annuelles. Les profils les plus fréquemment répétés

(≥ 10 fois) ont été sélectionnés pour simuler le modèle proposé. Ainsi, 14 profils ayant les FR les plus élevées (représentant 234 jours des données annuelles considérées), comme indiqué à la figure 2.25, ont été regroupés dans les deux études de cas ; 7 profils avec l'étude de cas d'hiver et 7 avec l'étude de cas d'été (figures 2.26, 2.27 et 2.28). Le modèle conçu sur Matlab/Simulink a été lancé 14 fois en simulant les deux scénarios, les résultats sont présentés dans les paragraphes suivants.

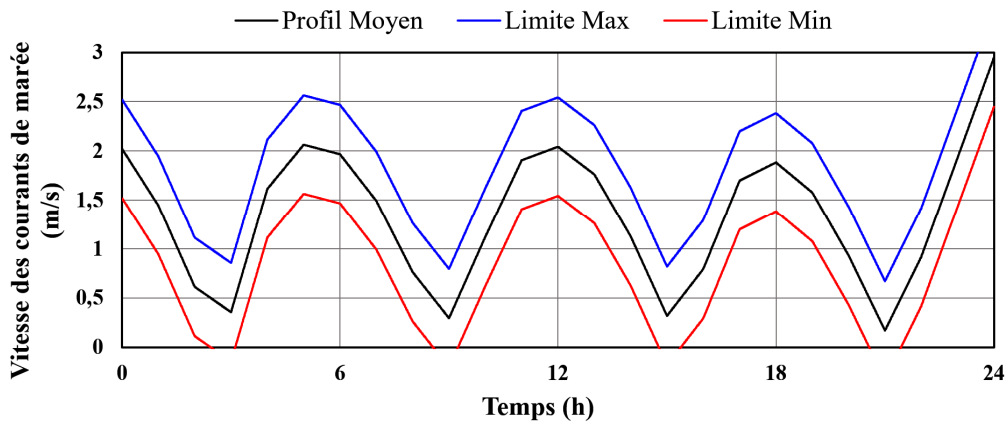


Figure 2.24. Profil de vitesse avec ses projections limites.

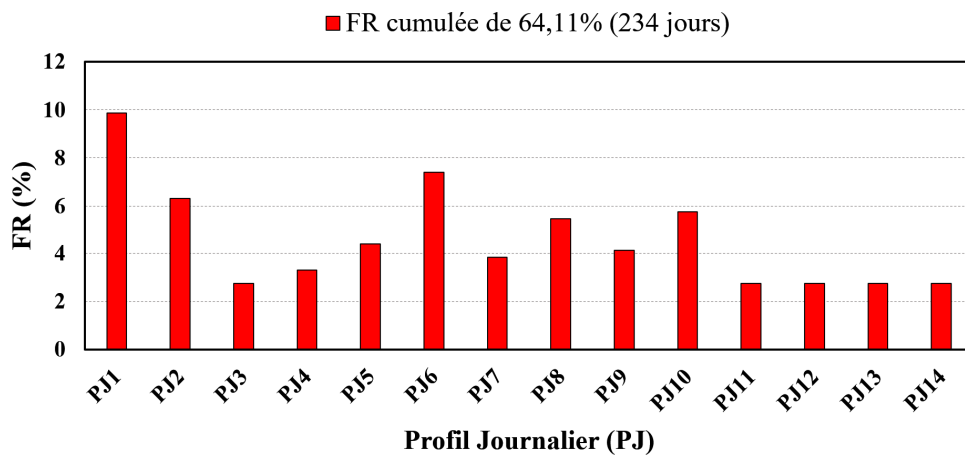


Figure 2.25. Fréquence de répétition de chaque profil de vitesse.

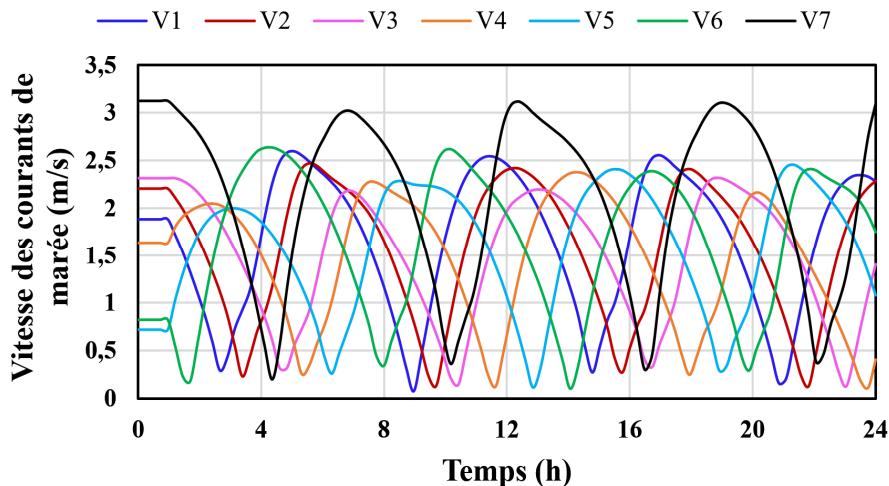


Figure 2.26. Profils de vitesse en hiver.

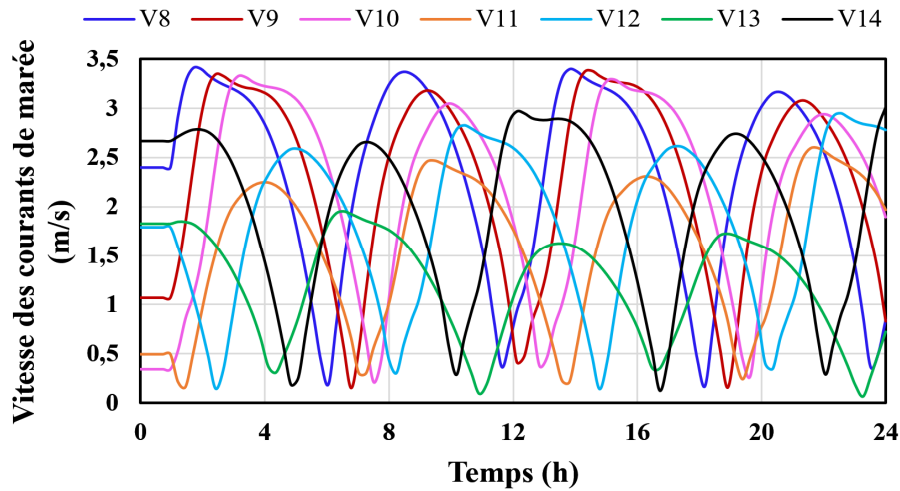


Figure 2.27. Profils de vitesse en été.

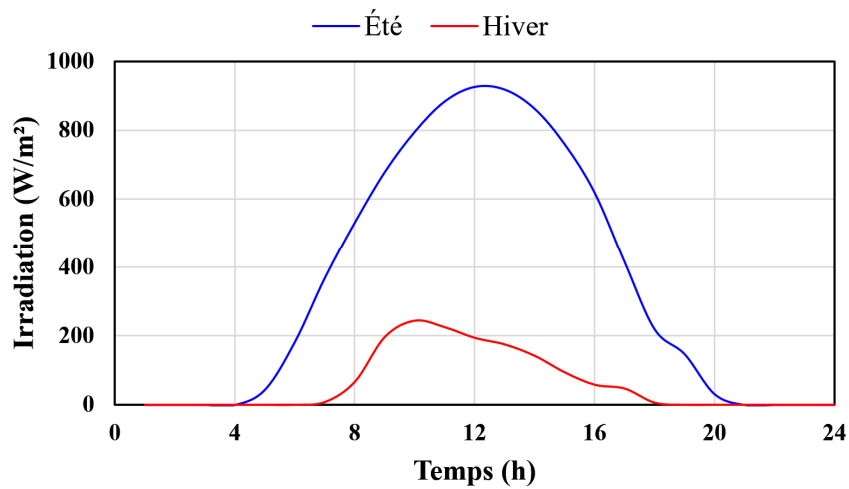


Figure 2.28. Rayonnement solaire en hiver et en été.

Les figures 2.29 et 2.30 montrent l'état de charge de la batterie pour les 14 scénarios, respectivement dans les cas d'hiver et d'été, où "Sc" signifie scénario. Le rayonnement solaire et la vitesse des courants de marée ont un effet direct sur le SOC de la batterie. En hiver, ce dernier se situe entre 40 et 60% pour les scénarios 2, 3, 5 et 7, alors qu'il ne descend pas en dessous de 55% pour les autres. Cela s'explique par la différence de vitesse moyenne des courants, sous un même profil de rayonnement solaire. Quant à l'été, le SOC moyen de la batterie reste entre 60 et 75%. Une forte couverture nuageuse et des intempéries étant fréquentes en hiver à Cherbourg, la batterie décharge plus d'énergie pendant cette période qu'en été. Toutefois, dans les deux cas, le SOC reste dans les deux limites supérieure et inférieure spécifiées précédemment (entre 40 et 90%). Cela montre que la stratégie de gestion d'énergie proposée est efficace, en protégeant la batterie contre un vieillissement avancé et en gardant une réserve de 15% tout au long de la journée.

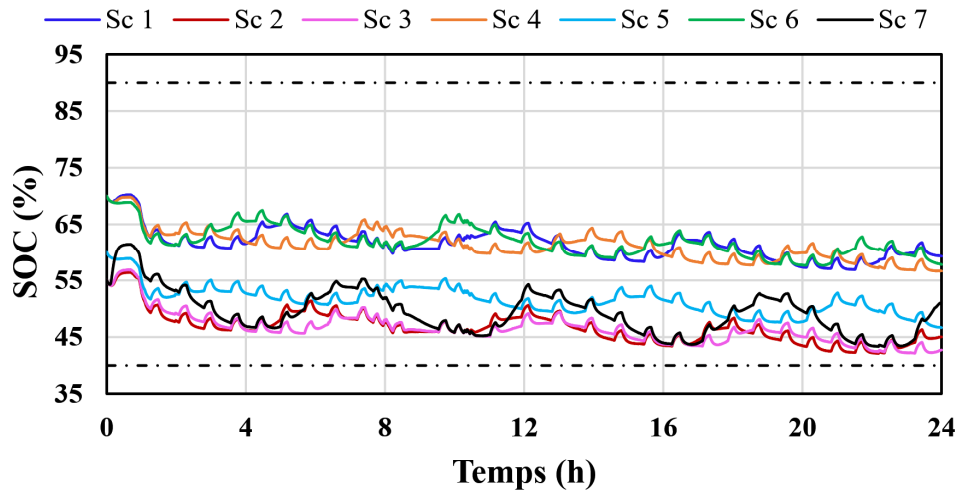


Figure 2.29. Etat de charge de la batterie en hiver.

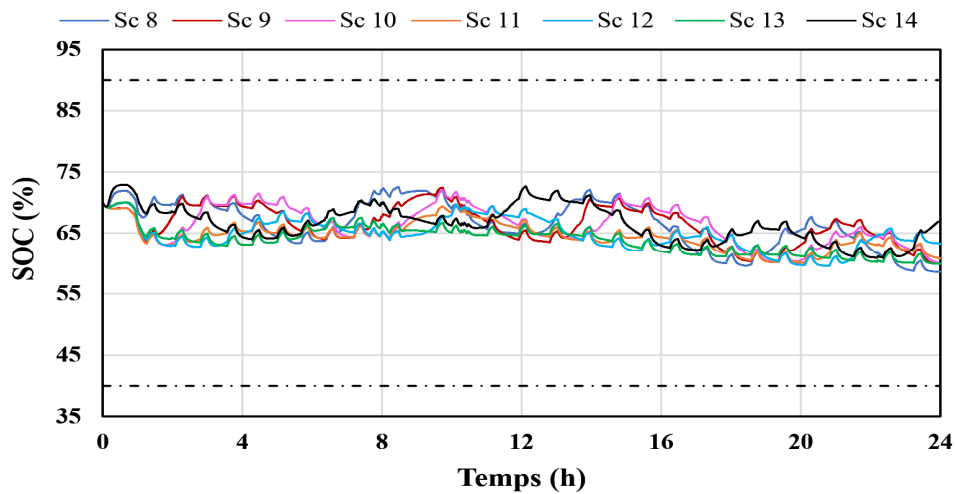


Figure 2.30. Etat de charge de la batterie en été.

Les figures 2.31 et 2.32 illustrent la quantité d'hydrogène stockée dans les réservoirs dans les 14 scénarios envisagés. Dans la plupart des cas, le système hybride nécessite plus d'hydrogène en hiver qu'en été pour répondre aux besoins du data center tout au long de la journée. Pour la même raison que celle mentionnée ci-dessus (disparité de la vitesse moyenne des courants de marée), la quantité d'hydrogène nécessaire au début de chaque journée d'été varie considérablement. En effet, la vitesse moyenne des courants pour les trois premiers scénarios est respectivement de 2,31, 2,25 et 2,15 m/s, alors que pour les quatre derniers, elle est de 1,59, 1,84, 1,21 et 1,98 m/s. Sur les 7 scénarios d'hiver, la quantité moyenne d'hydrogène requise est de 59,7 m³, soit près du double de la quantité consommée dans l'étude de cas de référence avec la marée la plus élevée. Quant à la consommation estivale, elle est de 41,46 m³, soit 133% du scénario de référence.

Etant donné que les profils considérés représentent 234 jours des données annuelles disponibles, la stratégie de gestion d'énergie adoptée peut nous donner une idée du volume d'hydrogène requis par le centre de données, à une pression définie (30 bars dans notre cas),

pour assurer son fonctionnement tout au long de l'année. Cette information peut être utilisée comme entrée pour le programme d'optimisation du dimensionnement afin d'augmenter la vitesse de convergence et de réduire le temps de calcul. De plus, cette méthode peut être appliquée à tout type de data center avec différents profils de rayonnement solaire et de vitesse des courants de marée.

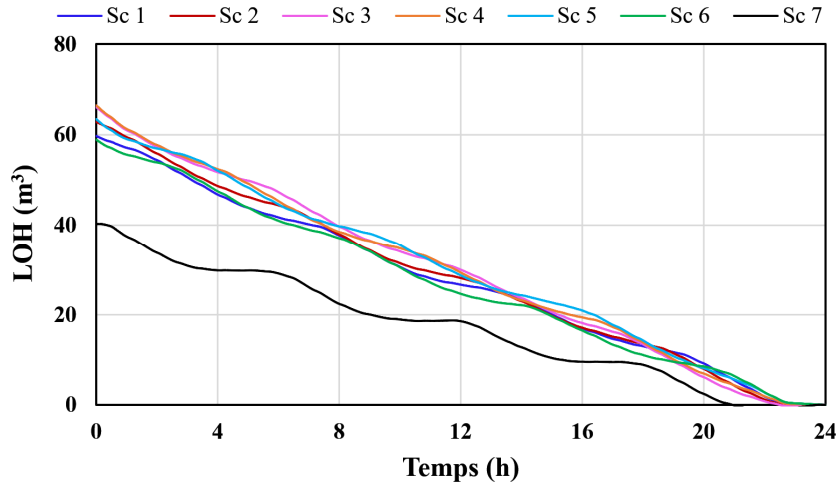


Figure 2.31. Niveau d'hydrogène en hiver.

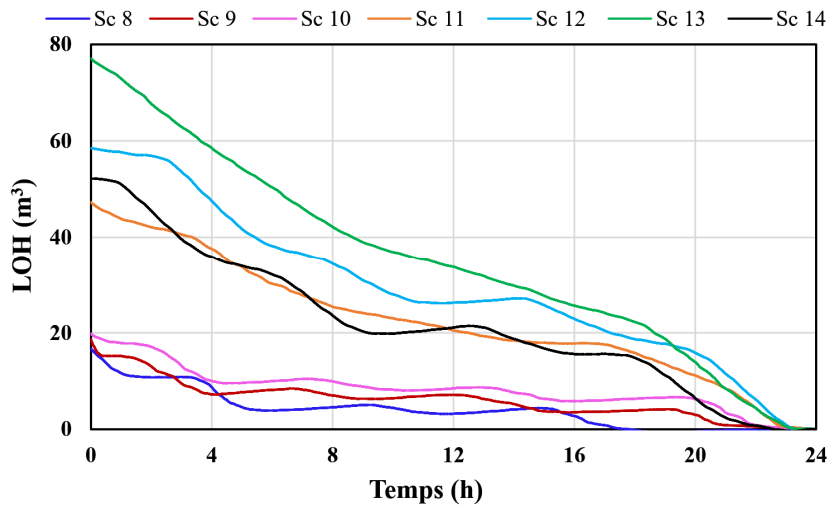


Figure 2.32. Niveau d'hydrogène en été.

VI. Synthèse

Les simulations montrent que l'état de charge de la batterie reste variable dans une plage définie (entre 40 et 90%). En outre, la tension du bus continu est maintenue stable contre les fluctuations de la production grâce au contrôle du convertisseur côté batterie. Cependant, le volume d'hydrogène stocké dans les réservoirs n'est pas suffisant pour répondre au besoin de la charge pour les profils journaliers considérés (vitesse des courants de marée et irradiation solaire). Afin de garantir un fonctionnement sûr et optimal du système, de nombreuses exigences doivent être remplies. Premièrement, le système de stockage doit fonctionner dans

un intervalle limité de SOC. Deuxièmement, il doit être conforme aux recommandations de fonctionnement définies par chaque fabricant de composant. Enfin, le système global doit garantir un approvisionnement durable en électricité à moindre coût. À cette fin, une optimisation du dimensionnement des différents sous-systèmes doit être réalisée, en tenant compte de leur coût et durée de vie. L'énergie excédentaire peut être vendue sous forme de gaz (*Power-to-gaz*) ou d'électricité au réseau principal. En fonction de la dynamique du data center, la possibilité de partager l'énergie entre les batteries et un autre système de stockage tel que les supercondensateurs pour améliorer les performances du système pourrait également être intéressante à étudier.

VII. Conclusion

Dans ce chapitre, la modélisation et la gestion d'énergie d'un système hybride isolé ont été développées à l'aide de la représentation énergétique macroscopique (REM). Cette dernière permet de décrire de manière simple et concise les différents éléments du système grâce au principe de causalité physique et dont la stratégie a démontré une excellente robustesse et une faible complexité de calcul. Le modèle global a été construit en associant les modèles REM de chaque composant. Notre système, composé d'une hydrolienne et de panneaux photovoltaïques, a pour but d'alimenter un data center à l'échelle du MW. En raison de la nature intermittente des sources d'énergie disponibles, l'hydrogène et la batterie ont été choisis comme système combiné de stockage d'énergie. Le premier est utilisé pour le stockage à long terme, tandis que le second est utilisé pour le stockage à court terme. Le modèle du système a été réalisé dans Matlab/Simulink pour évaluer ses performances dans différentes conditions de fonctionnement. Il peut être utilisé aussi bien pour les systèmes autonomes que pour les systèmes connectés au réseau. L'objectif principal de ce modèle est de déterminer le comportement d'un data center alimenté par des énergies renouvelables, notamment ses performances et le type de stockage qui lui convient.

Afin de maintenir un équilibre entre la production et la demande, une stratégie de gestion d'énergie basée sur le principe de séparation de fréquences a été conçue. Il s'agit de répartir la puissance demandée entre les différents dispositifs de stockage en fonction de leurs caractéristiques dynamiques. Pour ce faire, un filtre passe-bas a été utilisé, dont la constante de temps est déterminée sur la base du temps de démarrage de l'électrolyseur. La partie haute fréquence a été attribuée à la batterie vu sa capacité à répondre aux pics de puissance dans un court laps de temps. Cette opération a été réalisée dans les limites maximale et minimale de son

état de charge afin de garantir un fonctionnement sûr. Inversement, la partie basse fréquence a été attribuée au système de stockage d'hydrogène en raison de sa dynamique lente.

Les résultats obtenus affirment que l'alimentation des data centers en ressources renouvelables est faisable à condition que le système soit correctement dimensionné. Le chapitre suivant présente le dimensionnement optimal du système énergétique multi-sources proposé pour trouver la meilleure configuration permettant d'assurer une alimentation électrique adéquate à un coût minimum.

Chapitre 3 :

Dimensionnement optimal du *microgrid*

Dans le présent chapitre, le dimensionnement optimal du système hybride proposé sera étudié. L'objectif principal est de minimiser le coût actuel net total du système tout en assurant sa fiabilité. La première partie consistera à établir les équations mathématiques caractérisant chaque composant du système. Les modèles adoptés devront être compatibles avec la stratégie d'optimisation mise en place. La seconde partie tendra à formuler le problème d'optimisation en définissant les variables de décision et les données d'entrée utilisées. Le dimensionnement optimal sera réalisé pour diverses valeurs de ELF_{max} et $LPSP_{max}$, choisies comme contraintes du problème. Une étude de sensibilité sera également menée afin de déterminer les facteurs qui ont le plus d'impact sur les résultats d'optimisation.

Le dimensionnement des composants d'un système énergétique multi-sources est une étape importante dans le développement d'un système fiable où la proportion d'énergie renouvelable dans le bouquet énergétique est élevée. Il s'agit de déterminer la puissance ou la capacité optimale de chaque source d'énergie, tout en veillant à ce qu'une alimentation adéquate soit fournie au data center à un coût minimum. Le dimensionnement doit prendre en compte les profils de consommation et de production d'énergie et les contraintes techniques des systèmes de stockage, notamment les limites imposées à leurs états de charges.

I. Modélisation du système hybride

Comme indiqué précédemment, le système multi-sources proposé comprend des hydroliennes, des panneaux photovoltaïques, des batteries et un système de stockage de l'hydrogène. Ce dernier est composé d'un électrolyseur, d'une pile à combustible et d'un réservoir d'hydrogène. Notre but est de répondre aux besoins énergétiques de la charge de manière sûre et durable. Le système d'alimentation électrique doit être conçu de façon à ce que le data center fonctionne en toute autonomie, quelles que soient les conditions climatiques. Ainsi, la modélisation du système doit tenir compte de la durée de vie des différentes sources énergétiques, de leurs performances et de leurs coûts d'acquisition et d'exploitation. Ces paramètres peuvent affecter considérablement les résultats de dimensionnement, y compris les puissances nominales et le coût total du système. La description du *microgrid* considéré est expliquée en détail ci-dessous.

I. 1. Modèle du générateur photovoltaïque

Le système photovoltaïque solaire est connecté au bus continu DC par un convertisseur unidirectionnel DC-DC. La puissance de sortie des panneaux PV (kW) peut être calculée en fonction du rayonnement solaire et de la température ambiante, comme indiqué dans l'équation 3.1 [102], [116], [132].

$$P_{pv}(t) = N_{pv} \eta_{pv} P_{n_{pv}} \frac{G}{G_{ref}} [1 + K_t (T_c - T_{ref})] \quad (3.1)$$

Où : N_{pv} est le nombre de panneaux PV, η_{pv} est le rendement de conversion, $P_{n_{pv}}$ est la puissance nominale dans les conditions d'essai standard (STC)³³, G est le rayonnement solaire (W/m^2), G_{ref} est le rayonnement solaire maximal ($1000 W/m^2$), K_t est égal à $-3.7 * 10^{-3} (1/^\circ C)$, T_{ref} est la température de référence ($25^\circ C$) et T_c est la température de la cellule

³³ STC: Standard Test Conditions

(°C). Cette dernière est fonction de la température ambiante T_a , du rayonnement solaire G et de la température nominale de fonctionnement de la cellule (NOCT). Sa valeur est donnée par l'équation (3.2).

$$T_c = T_a + G \cdot \left(\frac{NOCT - 20}{800} \right) \quad (3.2)$$

La figure 3.1 illustre l'évolution annuelle du rayonnement solaire et de la température ambiante à Cherbourg.

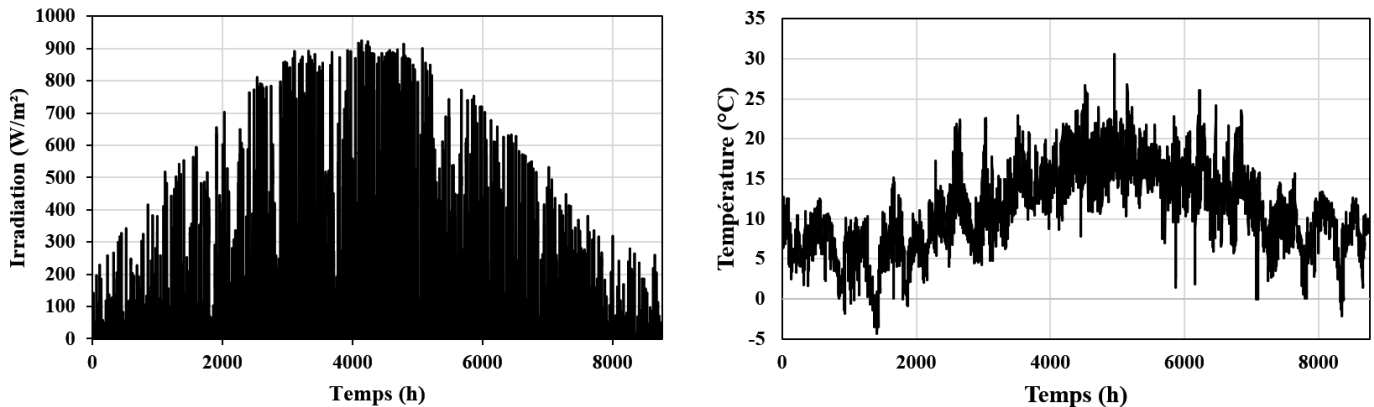


Figure 3.1. Évolution annuelle du rayonnement solaire (gauche) et de la température ambiante (droite).

I. 2. Modèle de l'hydrolienne

La puissance de sortie d'une hydrolienne dépend de plusieurs paramètres, parmi lesquels la vitesse des courants de marée, le diamètre de la turbine et sa courbe de puissance. Il convient alors de choisir des zones où la vitesse des courants est la plus élevée possible. Dans notre étude de cas, la ferme hydrolienne est placée dans le Raz Blanchard (P_1 : -2,019 °W ; 49,72 °N) étant donné que ses courants sont parmi les plus intenses au monde (voir figure 3.2).

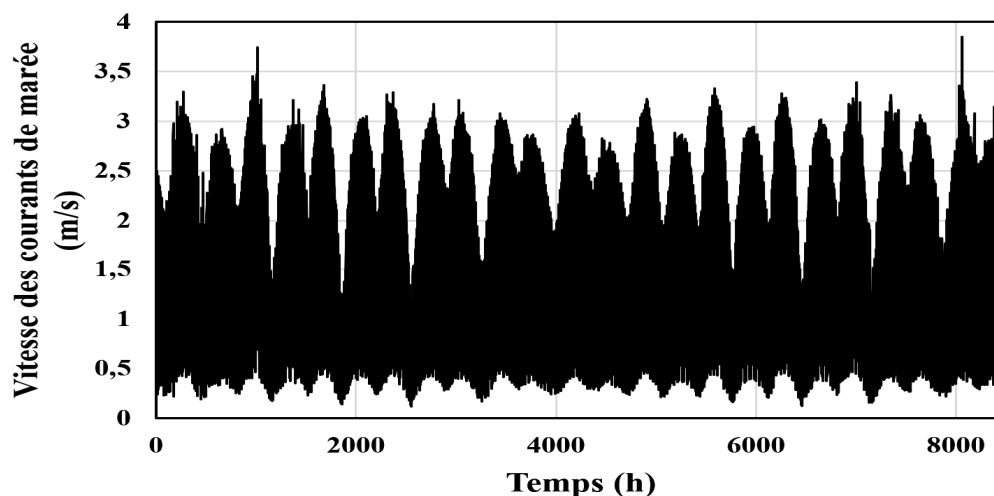


Figure 3.2. Profil annuelle de la vitesse des courants de marée dans le Raz Blanchard.

La puissance extraite d'une hydrolienne peut être estimée comme suit [61] :

$$P_h = \begin{cases} 0, & v < v_{cut-in}, v > v_{cut-out} \\ N_h 0.5 \rho A C_p v_{tide}^3, & v_{cut-in} < v < v_n \\ N_h P_{n_h}, & v_n < v < v_{cut-out} \end{cases} \quad (3.3)$$

Où : v_{cut-in} et $v_{cut-out}$ représentent respectivement la vitesse minimale de démarrage et la vitesse d'arrêt, P_{n_h} et N_h correspondent à la puissance nominale (kW) et au nombre d'hydroliennes. En général, on retrouve la courbe de puissance ci-dessous (figure 3.3). Lorsque la vitesse du courant est inférieure à la vitesse d'enclenchement v_{cut-in} (Zone 1), la puissance de sortie est nulle, car le couple généré par le fluide n'est pas suffisant pour faire tourner le rotor de l'hydrolienne. La zone 2 indique la plage de vitesses de fonctionnement recommandée (entre v_{cut-in} et v_n) où la puissance mécanique extraite peut être calculée à travers l'équation 3.3. Cette puissance est maintenue à sa valeur nominale P_{n_h} (1.5 MW) lorsque le courant est supérieur à la vitesse nominale v_n (zone 3). Enfin, lorsque la vitesse dépasse la valeur maximale $v_{cut-out}$ (vitesse d'arrêt), l'hydrolienne est mise à l'arrêt pour des raisons techniques (zone 4) [61].

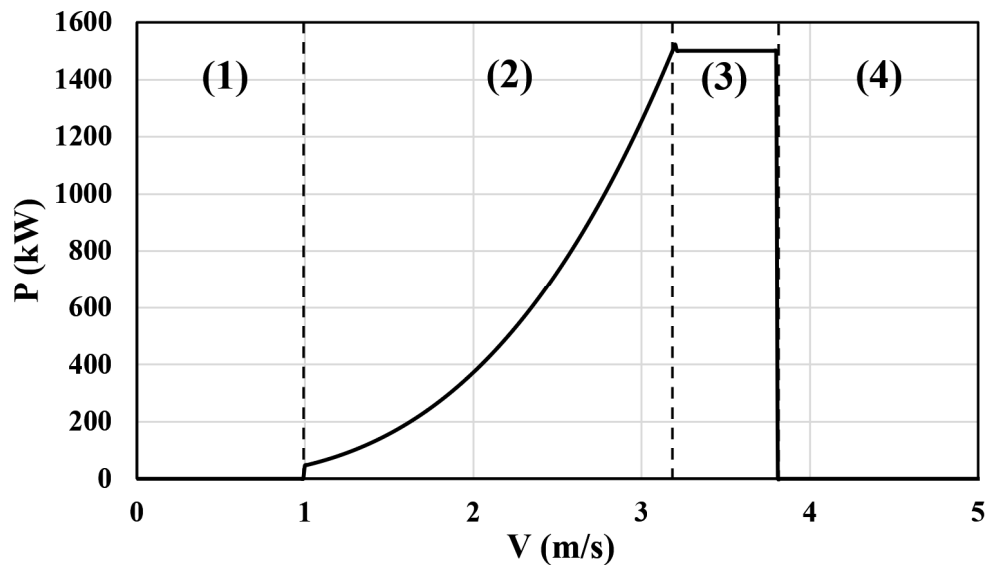


Figure 3.3. Courbe de puissance d'une hydrolienne.

I. 3. Modèle de la batterie

Outre la consommation électrique du data center, l'état de charge de la batterie (SOC) est également contrôlé par la puissance générée par les panneaux photovoltaïques et l'hydrolienne. La durée de vie de ce dispositif est fortement influencée par les facteurs de charge et de décharge. Ainsi, le contrôle du *microgrid* doit en tenir compte pour éviter la chute de ses

performances. Si l'énergie produite par les sources renouvelables dépasse largement les besoins de la charge, l'énergie excédentaire est utilisée pour charger la batterie jusqu'à ce qu'elle soit complètement remplie. Le surplus est transféré à l'électrolyseur pour produire de l'hydrogène. L'énergie de la batterie à un moment t donné peut être déterminée par l'équation 3.4 [132], [197].

$$E_b(t) = E_b(t - 1)(1 - \sigma) + \left[E_g(t) - \frac{E_L(t)}{\eta_{inv}} \right] \cdot \eta_b^{ch} \quad (3.4)$$

Dans le cas d'une forte demande en énergie où la puissance générée n'est pas suffisante pour répondre à la demande, l'énergie stockée dans la batterie est utilisée pour combler le déficit. Elle peut être calculée comme suit :

$$E_b(t) = E_b(t - 1)(1 - \sigma) - \left[\frac{E_L(t)}{\eta_{inv}} - E_g(t) \right] / \eta_b^{dch} \quad (3.5)$$

Où : $E_b(t)$ et $E_b(t - 1)$ représentent l'énergie disponible dans la batterie respectivement aux instants t et $t-1$. σ est le taux horaire d'autodécharge de la batterie, qui dépend à la fois de son SOC et de son état de santé (SOH) [198], η_{inv} , η_b^{ch} et η_b^{dch} sont, respectivement, le rendement de l'onduleur, le rendement de charge et de décharge de la batterie. Afin d'éviter le vieillissement ou l'endommagement de la batterie, son SOC doit rester dans l'intervalle que nous avons défini précédemment (entre 40 et 90 %). E_L et E_g représentent l'énergie demandée par la charge et l'énergie produite par les énergies renouvelables. Cette dernière est exprimée par l'équation 3.6.

$$E_g(t) = E_{pv}(t) + E_h(t) \quad (3.6)$$

La quantité d'énergie stockée dans la batterie doit respecter, à chaque instant t , les contraintes suivantes [132], [197] :

$$E_{bmin} < E_b(t) < E_{bmax} \quad (3.7)$$

$$E_{bmax} = N_b E_{b_n} \quad (3.8)$$

$$E_{bmin} = (1 - DOD_{max}) E_{bmax} \quad (3.9)$$

Où : N_b est le nombre de batteries, E_{b_n} est la capacité nominale de la batterie (kWh), E_{bmin} et E_{bmax} sont respectivement la capacité de stockage minimale et maximale et DOD_{max} est la profondeur de décharge. Dans cette étude, nous considérons que DOD_{max} est égale à 60%. Selon [197], la durée de vie de la batterie peut être prolongée si cette valeur est fixée entre 30 et 60%.

I. 4. Modèle du système de stockage d'hydrogène

Comme indiqué précédemment, l'hydrogène est un vecteur d'énergie qui peut jouer un rôle clé dans un système énergétique insulaire. Hormis son aspect durable, il est respectueux de l'environnement car ni sa production, ni son stockage ou son transport n'émettent de gaz nocifs. Notre système utilise à la fois des batteries et des dispositifs de stockage d'hydrogène en vue d'avoir un système fiable et économique. Étant donné la capacité limitée de la batterie, l'énergie excédentaire produite peut être emmagasinée sous forme d'hydrogène dans des réservoirs. À cet effet, le surplus d'électricité produit est acheminé vers un électrolyseur pour être converti en hydrogène selon l'équation 3.10.

$$H_{2p}(t) = \eta_{el} \frac{P_{trans}(t)(KWh)}{E_{1kgH_2}(KWh/kg)} \quad (3.10)$$

Où : H_{2p} est la quantité d'hydrogène produite par l'électrolyseur (kg), η_{el} est son rendement, P_{trans} est la puissance transférée à l'électrolyseur et E_{1kgH_2} représente la quantité d'énergie nécessaire pour produire 1 kg d'hydrogène. Cette dernière est calculée comme suit [132]:

$$E_{1kgH_2} = \frac{PC_{H_2}}{J_{H_2}} \quad (3.11)$$

Où : PC_{H_2} et J_{H_2} représentent respectivement le pouvoir calorifique de l'hydrogène dans les conditions standards ($3,4 \text{ kWh}\cdot\text{m}^{-3}$) et sa densité ($0,09 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$). Ainsi, E_{1kgH_2} est égale à $37,8 \text{ kWh}\cdot\text{kg}^{-1}$.

Si les batteries sont complètement chargées, l'énergie excédentaire est stockée dans les réservoirs suivant l'équation 3.12.

$$E_r(t) = E_r(t - 1) + P_{trans}(t)\eta_{el}\Delta t \quad (3.12)$$

Où : $E_r(t)$ et $E_r(t - 1)$ représentent l'énergie disponible dans les réservoirs respectivement aux moments t et $t-1$. Ainsi, nous pouvons déterminer la quantité d'hydrogène stocké m_r (kg) à un moment donné t , en fonction de l'énergie contenue dans les réservoirs E_r (kWh) et du pouvoir calorifique supérieur de l'hydrogène HHV_{H_2} ($39,7 \text{ kWh}\cdot\text{kg}^{-1}$) comme suit [130]:

$$m_r(t) = \frac{E_r(t)}{HHV_{H_2}} \quad (3.13)$$

En cas de déficit énergétique, l'énergie chimique de l'hydrogène stocké est transformée en énergie électrique via la PAC selon l'équation 3.14 [199].

$$E_{fc}(t) = \eta_{fc}E_{1kgH_2}H_{2 \text{ utilisé}}(t) \quad (3.14)$$

Où : E_{fc} est l'énergie électrique produite par la PAC (kWh), η_{fc} est son rendement et $H_{2\text{ utilisé}}$ est la quantité d'hydrogène utilisée par la PAC (kg).

Par conséquent, l'énergie disponible dans les réservoirs peut être déterminée par l'équation 3.15.

$$E_r(t) = E_r(t - 1) - E_{fc}(t)/\eta_{fc} \quad (3.15)$$

Notons que l'énergie stockée dans les réservoirs doit à tout moment répondre aux contraintes suivantes (équations 3.16 – 3.18) [132]:

$$E_{rmin} \leq E_r(t) \leq E_{rmax} \quad (3.16)$$

$$E_{rmin} = 0.2E_{rmax} \quad (3.17)$$

$$E_{rmax} = N_r E_{r_n} \quad (3.18)$$

Où : E_{rmin}, E_{rmax} sont respectivement la capacité de stockage minimale et maximale des réservoirs (kWh), N_r est le nombre de réservoirs d'hydrogène et E_{r_n} est la capacité nominale d'un seul réservoir (kWh).

II. Stratégie de la gestion d'énergie

La nature imprévisible des ressources renouvelables fait obstacle à leur intégration dans un système isolé : fluctuation de fréquence ou de tension, besoin énergétique non assuré à 100%, etc. Afin de construire un système fiable et robuste et de maîtriser la production et la demande, il est nécessaire d'adopter une stratégie de gestion d'énergie qui prend en compte la disponibilité de l'énergie verte et la consommation d'énergie à tout moment. Dans ce chapitre, nous adopterons la méthode de gestion appelée « contrôle par bande d'hystérésis ». Cette technique introduit des règles empiriques sur l'état de charge SOC du dispositif de stockage (dans notre cas, la batterie) afin de garantir un fonctionnement optimal du *microgrid*. Le SOC doit rester entre les deux limites supérieure et inférieure prédéfinies, comme le montre la figure 3.4 [145]. En général, cet intervalle est choisi sur la base de l'expérience acquise sur les performances des différents éléments du système considéré.

L'organigramme principal de la stratégie de gestion d'énergie adoptée est illustré dans la figure 3.5 [127]. Dans cette étude, nous considérons 4 cas :

- **Cas 1**

L'énergie produite par les sources renouvelables dépasse largement les besoins énergétiques de la charge, l'énergie excédentaire est utilisée pour charger les batteries (figure 3.6).

- **Cas 2**

Les batteries sont complètement chargées, le surplus sera transféré à l'électrolyseur pour produire de l'hydrogène dans la limite de sa capacité maximale. L'énergie restante sera dissipée dans une charge résistive, généralement appelée charge de lissage. Ceci permet de protéger les dispositifs de stockage contre la surcharge et d'améliorer la qualité de l'alimentation électrique (figure 3.7).

- **Cas 3**

L'énergie produite n'est pas suffisante pour répondre aux besoins de la demande. La priorité est d'utiliser l'énergie emmagasinée dans les batteries (figure 3.8).

- **Cas 4**

Les batteries atteignent leur capacité minimum, la pile à combustible produira de l'électricité à partir de l'hydrogène stocké dans les réservoirs pour combler le déficit (figure 3.9).

Nous posons : $A = (E_{bmax} - E_b(t - 1))$, $B = (E_{rmax} - E_r(t - 1))$, $C = (E_b(t - 1) - E_{bmin})$, $D = (E_r(t - 1) - E_{rmin})$. E_{xmin} et E_{xmax} sont les puissances minimale et maximale du composant x.

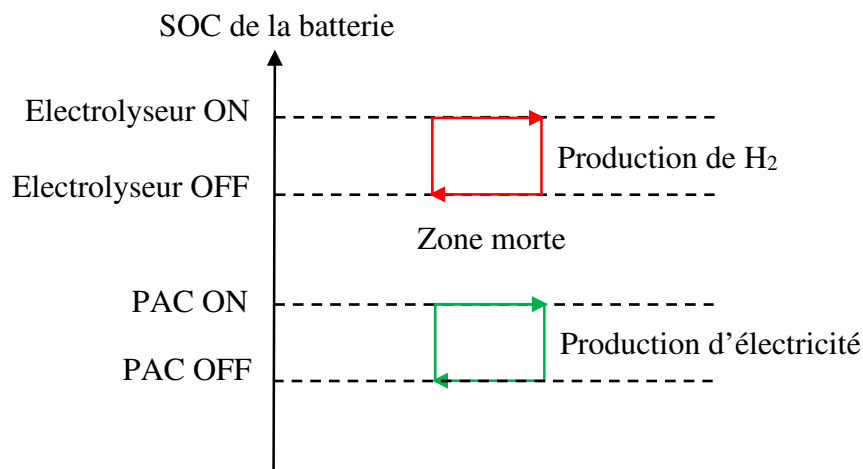


Figure 3.4. Principe du contrôle par bande d'hystérésis.

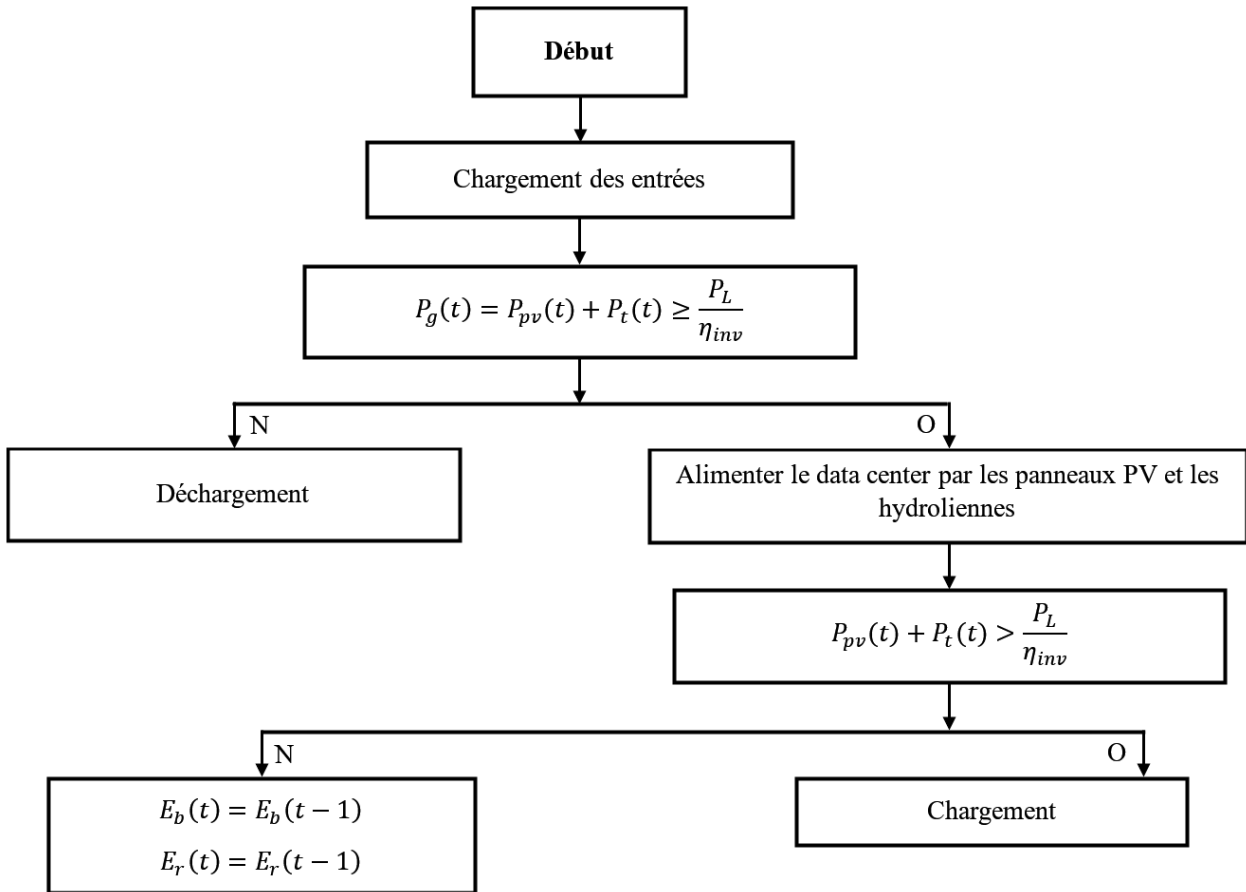


Figure 3.5. Organigramme principal de la stratégie de gestion d'énergie.

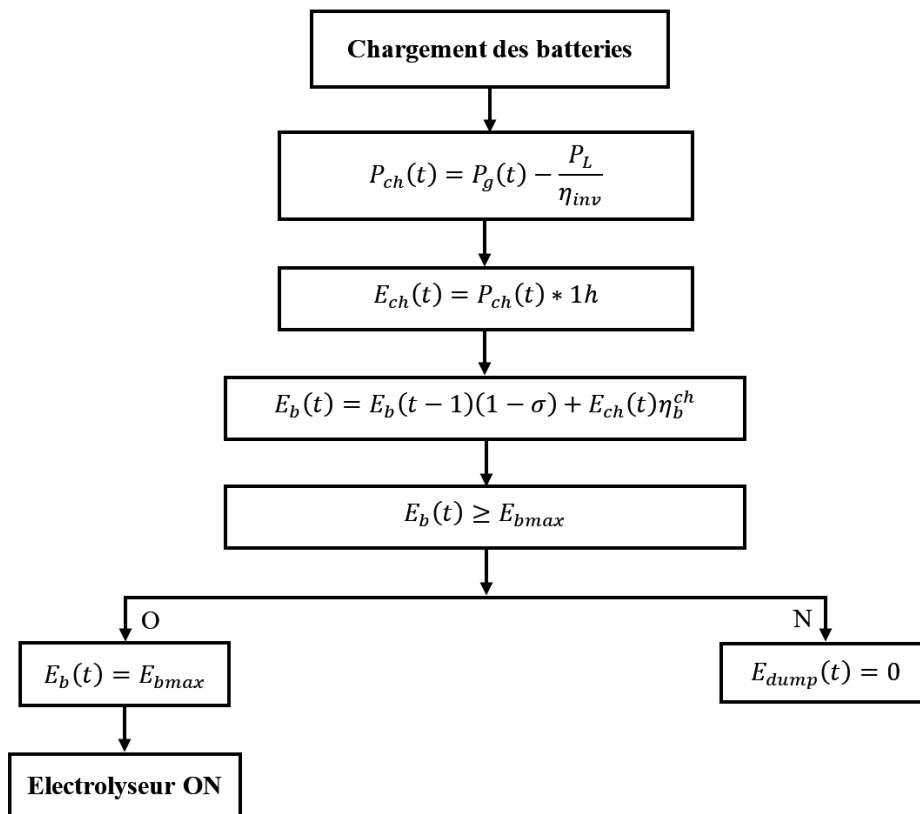


Figure 3.6. Organigramme du chargement des batteries.

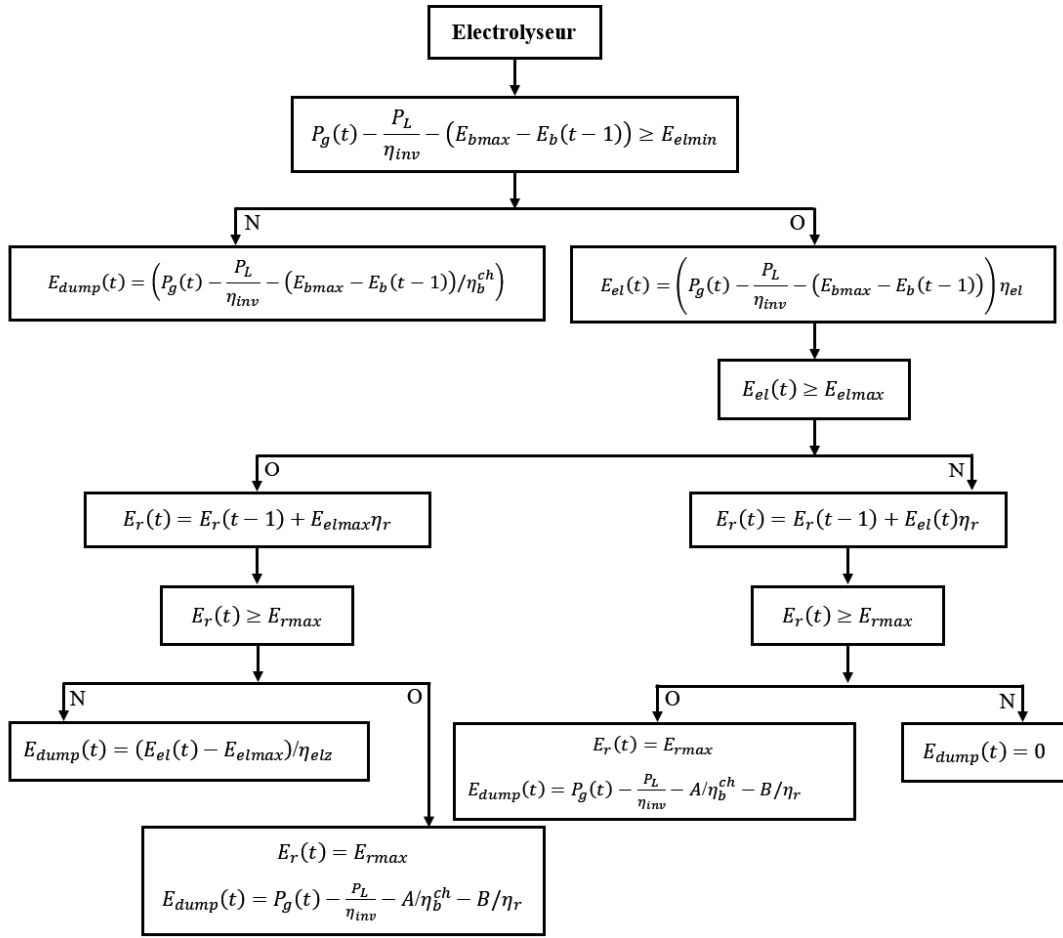


Figure 3.7. Organigramme du mode d'opération d'électrolyseur.

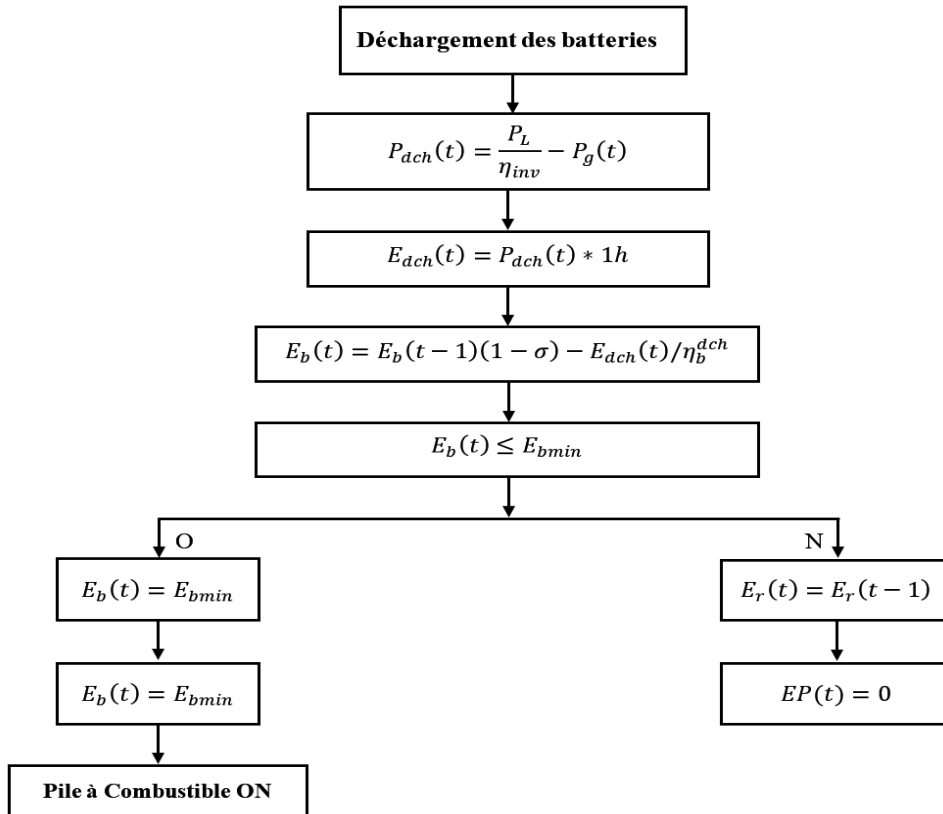


Figure 3.8. Organigramme du déchargement des batteries.

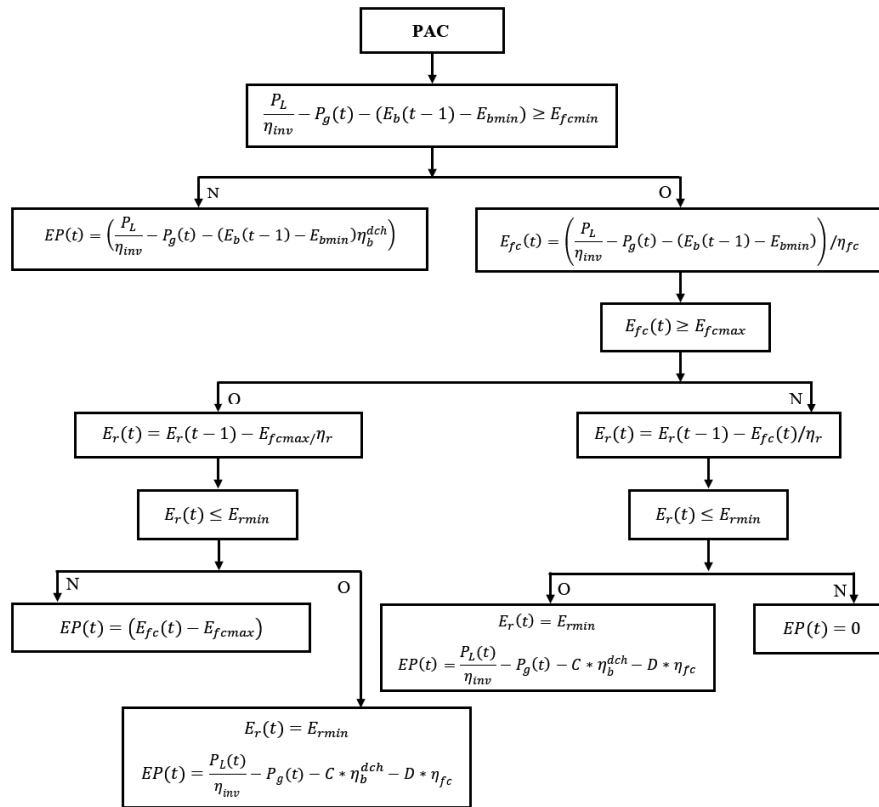


Figure 3.9. Organigramme du mode d'opération de la PAC.

III. Processus d'optimisation du système hybride

Le dimensionnement des composants du système hybride est une étape primordiale pour concevoir un système fiable et à faible coût. L'objectif principal de ce dimensionnement est de déterminer la configuration optimale du système d'alimentation du data center (nombre d'hydroliennes N_h , de panneaux photovoltaïques N_{PV} , de batteries N_b , de PAC N_{fc} , d'électrolyseurs N_{el} et de réservoirs d'hydrogène N_r), d'un point de vue économique et énergétique. A cette fin, nous avons appliqué des méthodes d'optimisation à objectif unique. Il s'agit de l'optimisation par essais particulaires (PSO) et de l'optimisation par algorithme génétique (AG).

III. 1. Fonction objectif

Notre objectif est de minimiser le coût du système hybride en respectant certains indices de fiabilité. Dans cette thèse, le coût actuel net (CAN ou NPC ³⁴ en anglais) est utilisé. Il inclut le coût capital (CC), le coût de remplacement (CR) et le coût de maintenance (CM) de chaque composant. La fonction objectif peut être formulée comme suit [102], [116], [130], [200] :

³⁴ NPC: Net Present Cost

$$NPC = \sum_{j=1}^L N_j \cdot P_{n_j} (CC_j + CR_j \cdot K_j + CM_j \cdot PWA(i_r, R)) \quad (3.19)$$

Où : L est le nombre de composants du système énergétique multi-sources (L=6), N_j est la variable de décision de l'algorithme d'optimisation, qui représente le nombre de chaque composant ($N_h, N_{pv}, N_b, N_{elz}, N_{fc}$ et N_h) et P_{n_j} est leur puissance nominale. Pour convertir le coût de remplacement d'un composant à la fin de sa durée de vie en coût actuel, nous utilisons K_j . Ce dernier est calculé par l'équation 3.18 [102], [116].

$$K_j = \sum_{n=1}^{l_1} \frac{1}{(1+i_r)^{n \cdot l_2}} \quad (3.20)$$

Où : l_1 représente la fréquence de remplacement d'une source renouvelable, l_2 est sa durée de vie et i_r est le taux d'intérêt. Il convient de noter que pour les sources dont la durée de vie est égale à celle du projet, K_j est égal à zéro. $PWA(i_r, R)$ est utilisé pour estimer la valeur actuelle du coût annuel de maintenance et d'exploitation sur la durée de vie du projet. Il est donné par l'équation 3.19 [102], [116].

$$PWA(i_r, R) = \frac{(1+i_r)^R - 1}{i_r(1+i_r)^R} \quad (3.21)$$

Où R est la durée de vie totale du projet (20 ans).

III. 2. Analyse de fiabilité

La fiabilité de l'alimentation électrique de la charge est un facteur essentiel dans le dimensionnement des systèmes autonomes. Plusieurs indices de fiabilité ont été introduits dans la littérature, dont la probabilité de perte d'alimentation électrique (LPSP), le facteur de perte équivalent (ELF)³⁵, l'indice de perte d'énergie prévue (LOEE) et l'indice de perte de charge prévue (LOLE) [102], [130]. Afin d'évaluer la faisabilité technique du *microgrid* proposé, ELF et LPSP ont été utilisés. Ce dernier est un paramètre statistique indiquant la probabilité d'une coupure d'alimentation due à l'indisponibilité des ressources renouvelables ou à une panne technique [127]. Ces indices peuvent être définis comme suit :

$$LPSP = \frac{\sum_{t=1}^T E_{unmet}(t)}{\sum_{t=1}^T E_L(t)} \quad (3.22)$$

$$ELF = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{P_{unmet}(t)}{P_L(t)} \quad (3.23)$$

Où T représente la période pendant laquelle les données ont été utilisées, i.e. 8760 h. E_{unmet} représente la charge non satisfaite, elle peut être exprimée par 3.22.

³⁵ ELF: Equivalent Loss Factor

$$E_{unmet}(t) = E_L - \left(E_g(t) + E_{fc}(t) + (E_b(t) - E_{bmin}) \right) \quad (3.24)$$

III. 3. Contraintes

Afin de dimensionner correctement le système, les contraintes suivantes sont définies :

$$N_{imin} \leq N_i \leq N_{imax}, i = h, pv, b, el, fc \text{ et } r. \quad (3.25)$$

$$E_{jmin} \leq E_j \leq E_{jmax}, j = b \text{ et } r. \quad (3.26)$$

$$ELF \leq ELF_{max} \quad (3.27)$$

$$LPSP \leq LPSP_{max} \quad (3.28)$$

Où : N_{imin} et N_{imax} sont respectivement le nombre minimum et maximum possible de chaque composant du système et E_{jmin} et E_{jmax} représentent la capacité minimum et maximum de la batterie et du réservoir d'hydrogène.

III. 4. Algorithmes d'optimisation

Un programme de dimensionnement optimal a été développé dans la plateforme Matlab en utilisant des méthodes d'optimisation métaheuristiques, notamment le PSO et l'AG.

III. 4. 1. Optimisation par essais particuliers

L'optimisation par essais particuliers, ou *Particle Swarm Optimization* (PSO) en anglais, est une méthode dérivée de la descente stochastique, développée en 1995 par Kennedy et Eberhart [127]. Elle est basée sur le partage social d'informations dans des espèces évoluant en essaim, telles que les oiseaux et les poissons. Le PSO est devenu l'une des méthodes d'optimisation préférées en raison de sa grande vitesse de convergence pour l'optimisation mono objectif [116].

Chaque partenaire de l'essaim est appelé une particule. L'ensemble des particules forme une population. Celle-ci est placée de manière aléatoire dans l'espace de recherche de la fonction objectif à minimiser. Le déplacement d'une particule est contrôlé par trois composantes [127]:

- Une composante d'inertie : la particule tend à se déplacer dans la même direction et à la même vitesse ;
- Une composante cognitive : la particule tend à retourner à une position antérieure, qui correspond à la meilleure position par laquelle elle est déjà passée ;

- Une composante sociale : la particule tend à se diriger vers la meilleure zone traversée par l'ensemble de l'essaim.

Chaque particule est caractérisée par sa position $\vec{x}_i (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} \dots, x_{in})$ et sa vitesse $\vec{v}_i (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3} \dots, v_{in})$. A chaque itération, ces particules se déplacent vers leurs meilleures positions, qui correspond à la position optimale, sur la base de leurs expériences précédentes et de celles des particules voisines, en mettant à jour leur vitesse, tel que montré dans les équations 3.27 et 3.28 [200], [201].

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3.29)$$

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + C_1R_1(P_{best} - x_i^t) + C_2R_2(G_{best} - x_i^t) \quad (3.30)$$

Où : n est le nombre de populations, i est le nombre de variables d'optimisation et t est le numéro d'itération. C_1 et C_2 représentent respectivement le coefficient cognitif et social des particules. En général, ils prennent des valeurs positives définies dans l'intervalle [0,2]. R_1 et R_2 sont des nombres aléatoires répartis uniformément sur [0,1], $\vec{P}_{best} (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} \dots, x_{in})$ est la meilleure position de la particule et $\vec{G}_{best} (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} \dots, x_{in})$ est la meilleure position de tout l'essaim [201]. Enfin, w est le poids d'inertie, il contrôle le pourcentage de la vitesse précédente devant être conservé de l'itération précédente [200]. Ce coefficient est mis à jour à chaque itération du processus d'optimisation afin d'améliorer les performances de l'algorithme suivant l'équation 3.29.

$$w = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min})}{itr_{max}} * t \quad (3.31)$$

Où : w_{max} et w_{min} représentent les valeurs maximale et minimale du poids d'inertie et itr_{max} représente le nombre maximal d'itérations.

wv_i^t , $C_1R_1(P_{best} - x_i^t)$ et $C_2R_2(G_{best} - x_i^t)$ correspondent respectivement aux composantes d'inertie, cognitive et sociale, mentionnées précédemment.

Afin d'améliorer la convergence du système, Clerc and Kennedy [202] ont introduit un coefficient de constriction k en 2002. L'équation 3.28 devient alors comme suit [127] :

$$v_i^{k+1} = \chi * (v_i^t + \phi_1(P_{best} - x_i^t) + \phi_2(G_{best} - x_i^t)) \quad (3.32)$$

$$\chi = \frac{2k}{|2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi}|}, \quad 0 < k < 1 \quad (3.33)$$

$$\begin{cases} \phi = \phi_1 + \phi_2 \\ \phi_1 = C_1 R_1 \\ \phi_2 = C_2 R_2 \end{cases}, \phi > 4 \quad (3.34)$$

k est généralement fixé à 1 et $\phi_1 = \phi_2 = C_1 R_1 = C_2 R_2 = 2,05$. Par conséquent $\chi \cong 0,73$. Les paramètres de l'algorithme PSO utilisés dans cette étude sont présentés dans le tableau 3.1.

Une fois que les nouvelles positions sont générées, elles sont évaluées à l'aide de la fonction objectif. Ainsi, \vec{P}_{best} et \vec{G}_{best} sont mis à jour à l'itération suivante ($t+1$). Ce processus est répété tant que l'on n'a pas atteint le nombre d'itérations maximal ou satisfait les contraintes imposées par le problème d'optimisation, tel qu'illustré dans la figure 3.10.

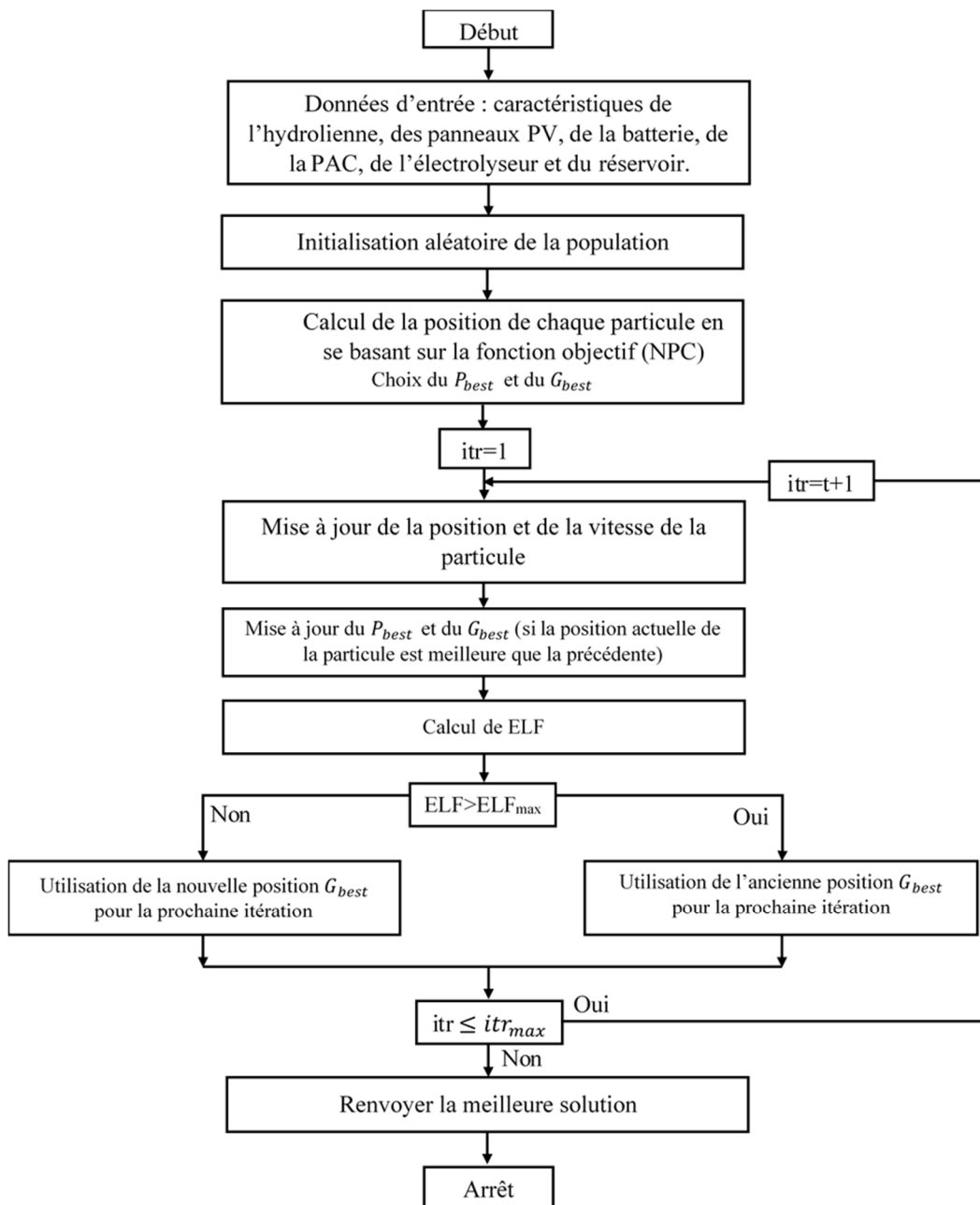


Figure 3.10. Organigramme de l'optimisation par essais particulaires.

Tableau 3.1. Paramètres de PSO.

Paramètre	Symbole	Valeur
Taille de la population	n	50
Nombre d'itérations	itr_{max}	100
Coefficient cognitif	C_1	1,5
Coefficient social	C_2	1,5

III. 4. 2. Optimisation par algorithme génétique

L'algorithme génétique est une méthode d'optimisation métaheuristique, inspirée par la théorie de l'évolution naturelle de Charles Darwin. L'AG utilise trois opérateurs principaux appelés [203] :

- Sélection : les individus ayant la meilleure fonction objectif ont plus de chances de survivre et de se reproduire. Il existe plusieurs techniques de sélection, toutes basées sur des règles de probabilité. La technique connue sous le nom de *roulette* ou *roue de la fortune* est la plus utilisée, dans laquelle la probabilité qu'un individu soit sélectionné est proportionnelle à son degré d'adaptation. Cette probabilité est régie par l'équation suivante :

$$\text{Probabilité de sélection} = \frac{f(d(c_i))}{\sum f(d(c_i))} \quad (3.35)$$

Où $f(d(c_i))$ est l'aptitude (i.e. la fonction objectif) d'un chromosome particulier.

- Croisement : cet opérateur repose sur le principe d'hérédité de la théorie de Darwin, l'idée est de générer une nouvelle population avec des caractéristiques différentes. Deux individus de la population, appelés *parents*, sont appariés au hasard pour donner naissance à de nouveaux individus, appelés *enfants*, partageant une partie des chromosomes des *parents*. Le croisement est effectué selon une probabilité p_c comprise entre 0,6 et 0,9. Il peut être réalisé en un seul point (figure 3.11) ou plusieurs points (figure 3.12).

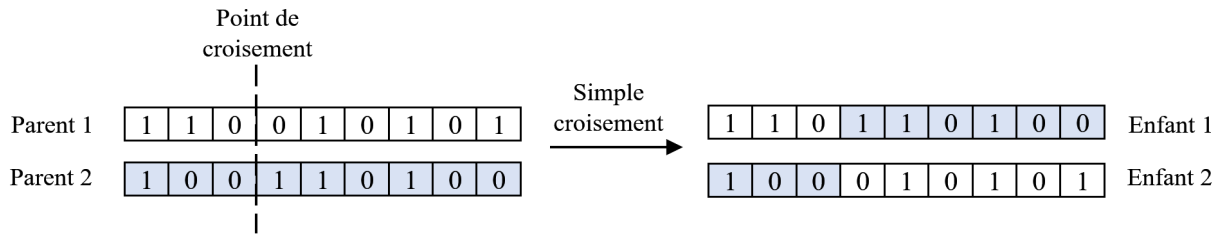


Figure 3.11. Simple enjambement.

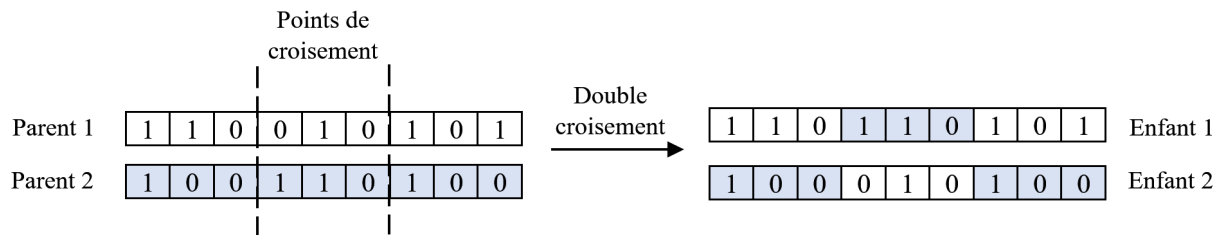


Figure 3.12. Double enjambement.

- Mutation : cet opérateur a pour but d'altérer de manière aléatoire quelques gènes de la nouvelle génération, avec une certaine probabilité p_{mu} ($0,01 < p_{mu} < 0,1$), comme le montre la figure 3.13. En effet, l'idée est inspirée du principe de la *rare variation* de la théorie de Darwin, permettant d'avoir des individus avec de nouvelles caractéristiques génétiques et évitant que l'algorithme converge vers un extremum local.

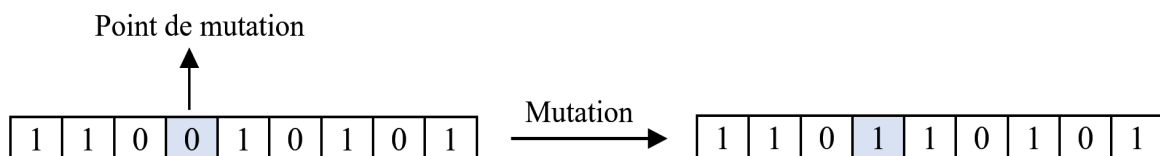


Figure 3.13. Opérateur de mutation.

Ces opérateurs jouent un rôle clé dans la réussite de l'optimisation car ils influencent l'évolution de la population initiale à la population finale. La première étape de cet algorithme consiste à générer de manière aléatoire une population initiale de chromosomes et à rechercher la solution optimale au fur et à mesure de sa progression. À chaque génération, la fonction objectif est évaluée pour chaque chromosome. Les individus qui remplissent les critères de cette fonction sont sélectionnés de manière stochastique et ajustés par les opérateurs de croisement et de mutation pour constituer une nouvelle population. Cette population sera utilisée lors de la prochaine itération. Lorsque le nombre maximum de générations est atteint, le processus d'optimisation est terminé et la solution ayant la valeur optimale est choisie [102], [121], [123], [125]. Le processus d'optimisation de l'AG est illustré dans la figure 3.14. Les paramètres de l'AG utilisés dans cette étude sont présentés dans le tableau 3.2.

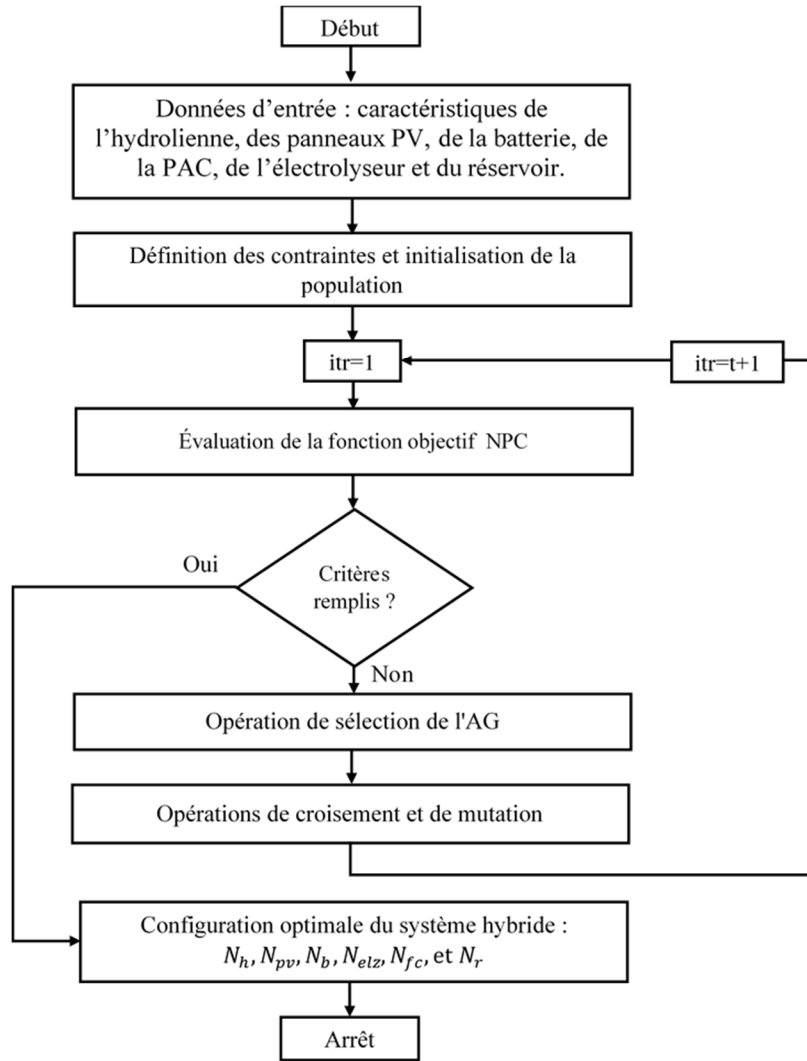


Figure 3.14. Organigramme de l'algorithme génétique (AG) [124].

Tableau 3.2. Paramètres de l'AG.

Paramètre	Symbole	Valeur
Nombre de variables	n_{var}	23
Taille de la population	m	100
Nombre d'itérations	itr_{max}	200
Taux de croisement	p_c	0,08
Probabilité de mutation	p_{mu}	0,02
Taux de remplacement	-	Aléatoire

IV. Résultats

Le dimensionnement optimal du système hybride proposé est effectué pour garantir un approvisionnement durable en énergie au data center. Dans cette étude, les données d'entrée du programme d'optimisation sont :

- Le profil de la consommation horaire de la charge au cours d'une année (8760 h), présenté dans la figure 3.12 ;
- Les données météorologiques (irradiation solaire, température ambiante et vitesse horaire du courant de marée pendant un an) présentées respectivement dans les figures 3.1 et 3.2 ;
- Les paramètres technico-économiques des composants du système, résumés dans le tableau 3.3.

L'algorithme génétique et l'optimisation par essais particuliers sont utilisés pour trouver la meilleure configuration du système hydrolienne/PV/batterie/hydrogène, en considérant NPC comme fonction objectif et ELF et LPSP comme critères de fiabilité. Les variables de décision du problème d'optimisation sont le nombre de panneaux PV d'une puissance nominale de 500 kW, le nombre de batteries d'une capacité nominale de 250 kWh, le nombre d'électrolyseurs et de piles à combustible d'une puissance nominale de 1,5 MW et le nombre de réservoirs de 10 kg. L'approche de gestion d'énergie présentée dans la section III est intégrée dans le programme d'optimisation afin de maintenir un équilibre entre la production d'énergie et la consommation de la charge. Afin de valider la stratégie de dimensionnement adoptée, nous avons considéré plusieurs études de cas :

- Configuration à source unique : le système se compose d'une seule source d'énergie primaire pour alimenter le data center (panneaux photovoltaïques ou hydroliennes) ;
- Configuration multi-sources : le besoin de la charge est assuré par deux sources d'énergie renouvelables.

Pour chaque configuration, les simulations sont effectuées pour trois valeurs différentes de ELF_{max} et $LPSP_{max}$ (1%, 5% et 10%). Les critères de fiabilité sont introduits séparément dans l'algorithme afin de trouver celui qui donne le meilleur résultat d'un point de vue technico-économique. Afin de trouver la solution optimale qui correspond au coût minimum, nous avons lancé les simulations plusieurs fois sur la base des données d'une année. Les résultats du dimensionnement optimal obtenus par l'AG et le PSO sont commentés dans les sous sections suivantes.

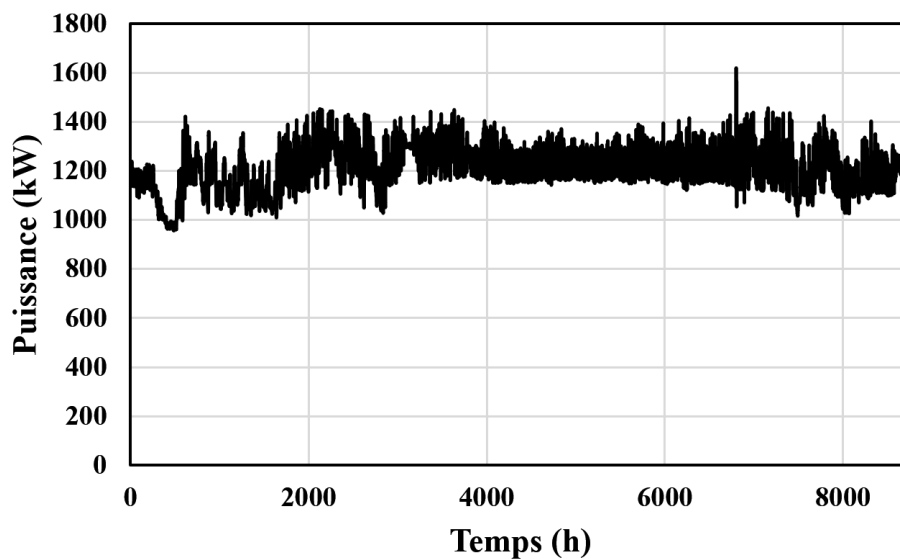


Figure 3.15. Profil de la consommation annuelle du data center.

Tableau 3.3. Paramètres technico-économiques des composants du système [132], [197], [204]–[206].

Paramètre	Symbole	Valeur
Panneaux photovoltaïque		
Puissance nominale	$P_{n_{pv}}$	500 (kW)
Coût capital	CC	2000 (\$/kW)
Coût de remplacement	CR	2000 (\$/kW)
Coût de maintenance	CM	0,005*CC
Durée de vie	LF	20
Rendement	η_{pv}	0,9
Hydrolienne		
Puissance nominale	P_{n_h}	1500 (kW)
Vitesse nominale	v_n	3,2 (m/s)
Vitesse de démarrage	v_{cut-in}	1 (m/s)
Vitesse d'arrêt	$v_{cut-out}$	3,8 (m/s)
Rayon	R	8 (m)
Coût capital	CC	5000 (\$/kW)
Coût de remplacement	CR	--
Coût de maintenance	CM	150 (\$/kW)
Durée de vie	LF	20

Batterie		
Capacité nominale	E_{bn}	250 (kWh)
Rendement de charge	η_b^{ch}	0,8
Rendement de décharge	η_b^{dch}	0,8
Profondeur de décharge	DOD	0,6
Taux horaire d'autodécharge	σ	0,0002
Coût capital	CC	343 (\$/kWh)
Coût de remplacement	CR	343 (\$/kWh)
Coût de maintenance	CM	0
Durée de vie	LF	5
Electrolyseur		
Puissance nominale	P_{nel}	1500 (kW)
Coût capital	CC	2000 (\$/kW)
Coût de remplacement	CR	1500 (\$/kW)
Coût de maintenance	CM	0,01*CC
Durée de vie	LF	20
Rendement	η_{elz}	0,74
Pile à Combustible		
Puissance nominale	P_{nfc}	1500 (kW)
Coût capital	CC	3000 (\$/kW)
Coût de remplacement	CR	2500 (\$/kW)
Coût de maintenance	CM	0,02*CC
Durée de vie	LF	5
Rendement	η_{elz}	0,5
Réservoir d'hydrogène		
Capacité nominale	m_{nr}	10 (kg)
Coût capital	CC	660 (\$/kg)
Coût de remplacement	CR	400 (\$/kg)
Coût de maintenance	CM	0,02*CC
Durée de vie	LF	20
Rendement	η_r	0,8

Autres paramètres du système		
Rendement de l'onduleur	η_{inv}	0,95
Durée de vie du projet	R	20
Le taux d'intérêt	i_r	6%

IV. 1 Configuration uni-source

Les tableaux 3.4 et 3.5 présentent les résultats obtenus par les deux méthodes d'optimisation pour les configurations qui s'appuient sur une seule source d'énergie renouvelable. Nous pouvons constater que le PSO permet d'obtenir un NPC plus faible et une meilleure fiabilité pour les deux systèmes énergétiques, comparé à l'AG. Les résultats montrent que les critères de fiabilité ont un impact notable à la fois sur le NPC et le nombre de composants du système. Plus ELF_{max} et $LPSP_{max}$ augmentent, plus le coût global et la taille du système diminuent. De plus, la quantité d'hydrogène stockée dans les réservoirs est réduite. Nous pouvons également noter que le coût du système utilisant les panneaux PV comme seule source d'énergie est plus élevé que celui qui utilise les hydroliennes. En effet, la ville de Cherbourg étant connue pour son climat pluvieux et son faible ensoleillement, le système PV/batterie/H₂ se repose principalement sur les systèmes de stockage. En outre, les panneaux PV ne peuvent pas produire de l'électricité pendant la nuit. D'où la nécessité d'une capacité de stockage élevée pour assurer la demande du data center tout au long de l'année. La figure 3.16 illustre la quantité d'hydrogène stockée pour chaque valeur de ELF et LPSP. Comme la source est indisponible pendant les journées nuageuses (spécialement en hiver), le niveau de H₂ baisse fortement afin d'améliorer la fiabilité du système. Ensuite, il commence à augmenter durant la période estivale jusqu'à atteindre la capacité maximale des réservoirs. Les hydroliennes, en revanche, se caractérisent par un taux de disponibilité considérable. Nous pouvons voir que pour les différentes valeurs d'indice de fiabilité, le système hydrolienne/batterie/H₂ est le plus rentable et le moins encombrant. Pour $ELF_{max} = 1\%$ (le système le plus fiable), le PSO suggère d'utiliser 24 batteries et 706 réservoirs d'hydrogène, avec un NPC de 102,49 M\$. Réduisant ainsi le coût global d'installation de 37,71% par rapport au premier système. La figure 3.17 présente le profil de la quantité d'hydrogène stocké pour la configuration basée sur les hydroliennes. Les courants de marée étant réguliers et prévisibles, la capacité totale installée est réduite. Par conséquent, le réservoir de stockage se charge et se décharge continuellement pour maintenir un équilibre entre la consommation et la production. Les figures 3.18 et 3.19 montrent les puissances produites respectivement par les panneaux PV et les hydroliennes.

Chapitre III : Dimensionnement optimal du *microgrid*

Tableau 3.4. Résultats de l'optimisation pour différentes valeurs de ELF_{max} .

Système	Méthode d'optimisation	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF
$ELF_{max}=1\%$									
PV/batterie/H ₂	PSO	-	63	100	2	3	5000	164,55	0,0097
	AG	-	74	89	2	4	4048	169,23	0,01
Hydrolienne/batterie/H ₂	PSO	6	-	24	2	2	706	102,49	0,0055
	AG	8	-	18	2	1	522	116,41	0,0099
$ELF_{max}=5\%$									
PV/batterie/H ₂	PSO	-	53	80	2	3	5000	149,30	0,0498
	AG	-	64	45	2	4	4368	150,98	0,0498
Hydrolienne/batterie/H ₂	PSO	6	-	27	2	1	532	98,43	0,0341
	AG	6	-	21	2	1	481	96,62	0,0498
$ELF_{max}=10\%$									
PV/batterie/H ₂	PSO	-	51	42	2	4	4056	134,01	0,0996
	AG	-	64	74	2	3	2312	137,73	0,0988
Hydrolienne/batterie/H ₂	PSO	6	-	28	1	1	432	85,86	0,0895
	AG	6	-	32	1	1	258	85,39	0,0999

Tableau 3.5. Résultats de l'optimisation pour différentes valeurs de $LPSP_{max}$.

Système	Méthode d'optimisation	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	LPSP
$LPSP_{max}=1\%$									
PV/batterie/H ₂	PSO	-	63	99	2	3	5000	164,31	0,0098
	AG	-	66	81	2	4	4822	165,19	0,01
Hydrolienne/batterie/H ₂	PSO	6	-	24	2	2	707	102,50	0,0056
	AG	6	-	21	2	2	676	101,55	0,0094
$LPSP_{max}=5\%$									
PV/batterie/H ₂	PSO	-	54	61	2	4	4999	149,26	0,0469
	AG	-	64	64	2	4	3840	151,13	0,0493
Hydrolienne/batterie/H ₂	PSO	6	-	24	2	2	623	101,82	0,0124
	AG	6	-	22	2	1	512	97,11	0,0467
$LPSP_{max}=10\%$									
PV/batterie/H ₂	PSO	-	49	74	2	3	3779	133,77	0,0962
	AG	-	52	32	2	4	4036	132,56	0,0999
Hydrolienne/batterie/H ₂	PSO	6	-	28	1	1	437	85,91	0,0909
	AG	6	-	24	1	1	337	84,16	0,0999

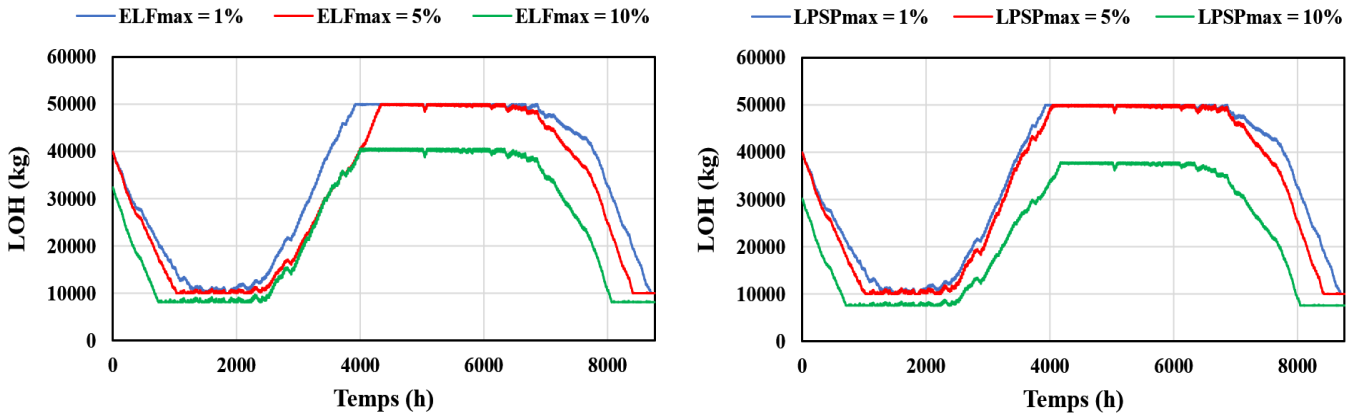


Figure 3.16. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différents indices de fiabilité (configuration PV/Batterie/H₂).

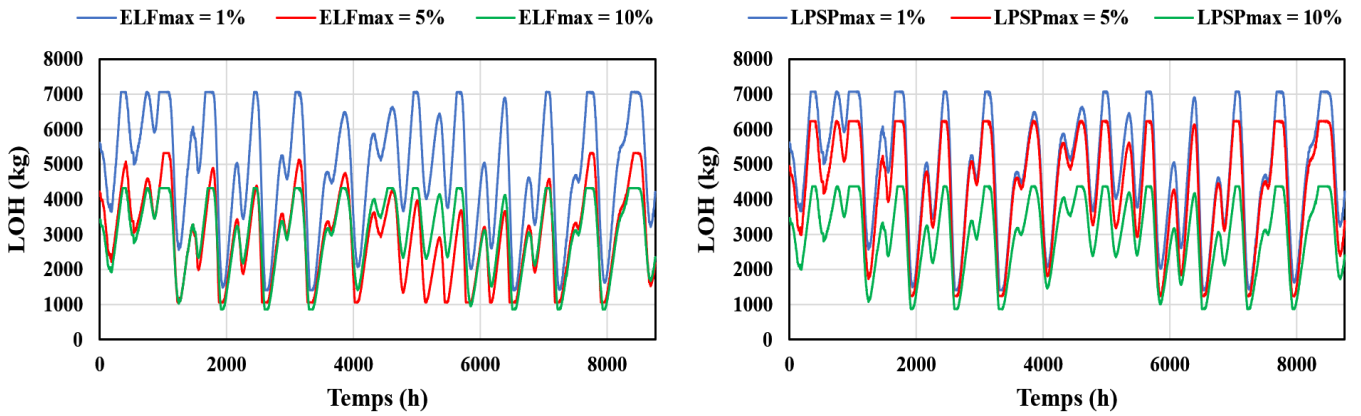


Figure 3.17. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différents indices de fiabilité (configuration Hydrolienne/Batterie/H₂).

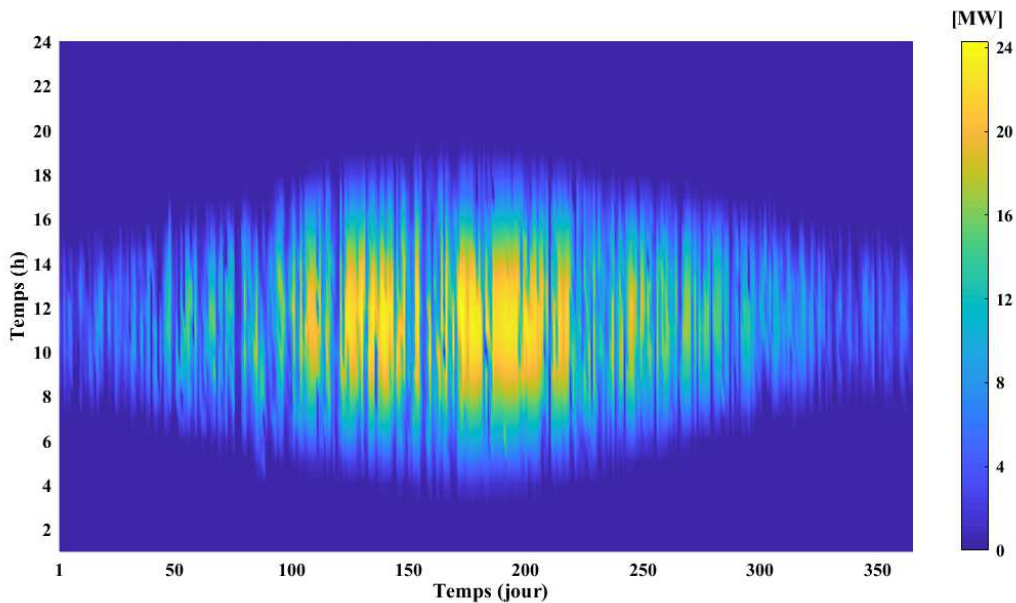


Figure 3.18. Puissance produite par les panneaux photovoltaïques.

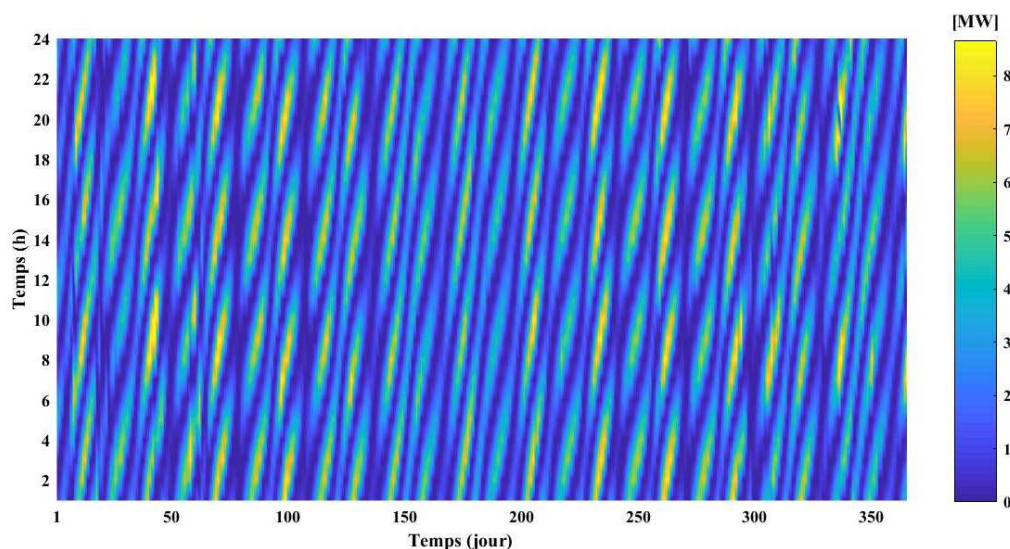


Figure 3.19. Puissance produite par les hydroliennes.

IV. 2 Configuration multi-sources

Dans cette partie, nous réalisons le dimensionnement du système multi-sources que nous avons proposé (hydrolienne/PV/batterie/H₂). La figure 3.20 montre les réponses des deux algorithmes d'optimisation pour ELF_{max} égal à 1% (a), 5% (b) et 10% (c). Nous observons que l'algorithme PSO trouve rapidement la configuration optimale du système hybride, réduisant ainsi le temps de calcul. En outre, le coût total qui en résulte est inférieur à celui obtenu par l'AG, sauf pour $ELF_{max} = LPSP_{max} = 1\%$. En effet, le PSO augmente le nombre de batteries et de réservoirs d'hydrogène afin d'améliorer la fiabilité du système. Cela valide l'efficacité de cet algorithme dans le dimensionnement optimal des systèmes multi-sources. Dans la suite de cette section, nous analysons uniquement les résultats obtenus par l'algorithme PSO.

Les résultats sont résumés dans les tableaux 3.6 et 3.7. Comme pour les deux premiers systèmes, le NPC diminue fortement avec l'augmentation du pourcentage du déficit autorisé, représenté par LPSP et ELF. La configuration basée sur ELF comme critère de fiabilité est identique à celle basée sur LPSP, avec une légère modification du nombre de réservoirs d'hydrogène. L'utilisation de deux sources d'énergie renouvelables permet, pour $ELF_{max}=1\%$, de réduire le coût total du système respectivement de 41,48% et 5,97% par rapport à l'utilisation de panneaux PV ou des hydroliennes uniquement. Cela signifie que le système hybride utilise pleinement les sources vertes disponibles, en stockant l'énergie pendant les jours de fort ensoleillement et/ou à des vitesses de courant élevées pour une utilisation ultérieure. L'équilibre est ainsi assuré et l'autonomie est garantie à 99% du temps à moindre coût. Les figures 3.21 et 3.22 montrent les puissances générées respectivement par les panneaux PV et les hydroliennes.

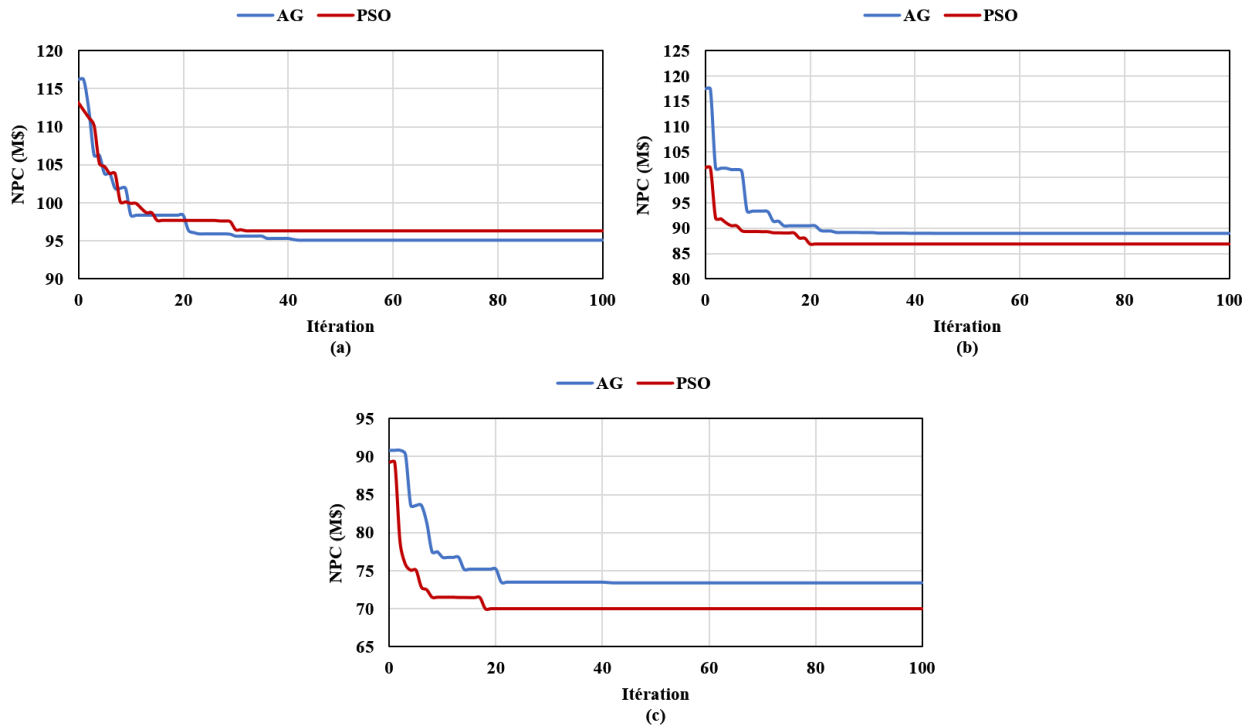


Figure 3.20. Comparaison entre les réponses des algorithmes pour ELF égal à 1% (a), 5% (b) et 10% (c).

Tableau 3.6. Configuration optimale du système hybride pour différentes valeurs de ELF_{max} .

ELF_{max}	Méthode d'optimisation	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF
1%	PSO	5	5	20	2	2	658	96,37	0,0058
	AG	5	5	15	2	2	640	95,06	0,0099
5%	PSO	4	7	20	2	2	531	87,37	0,0447
	AG	5	5	15	2	1	298	88,94	0,0499
10%	PSO	4	7	20	1	1	280	70,00	0,1
	AG	4	7	20	1	1	704	73,44	0,0999

Tableau 3.7. Configuration optimale du système hybride pour différentes valeurs de $LPSP_{max}$.

$LPSP_{max}$	Méthode d'optimisation	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	LPSP
1%	PSO	5	5	20	2	2	657	96,36	0,0057
	AG	5	5	15	2	2	640	95,06	0,0099
5%	PSO	4	7	20	2	2	475	86,92	0,0454
	AG	5	4	18	2	1	320	88,76	0,0493
10%	PSO	4	7	20	1	1	280	70,00	0,1
	AG	4	7	20	1	1	768	73,96	0,0986

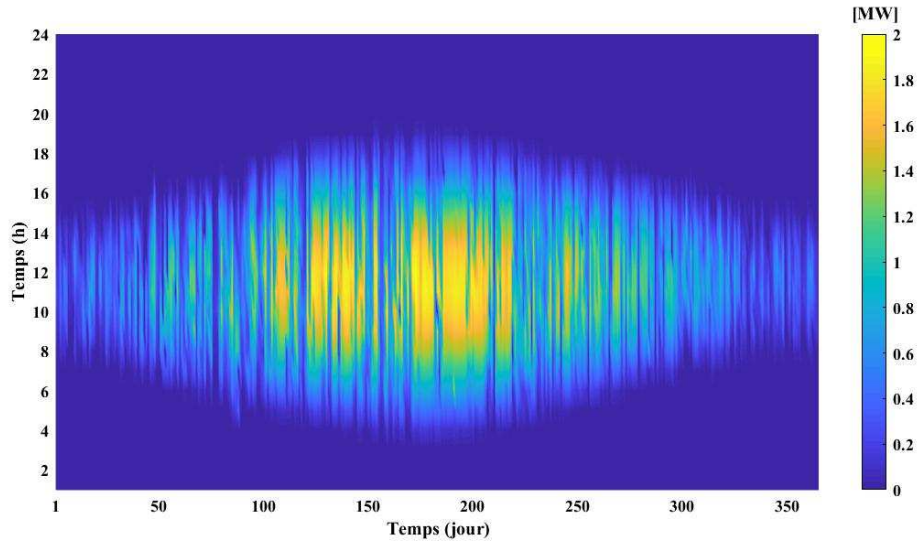


Figure 3.21. Puissance produite par les panneaux photovoltaïques.

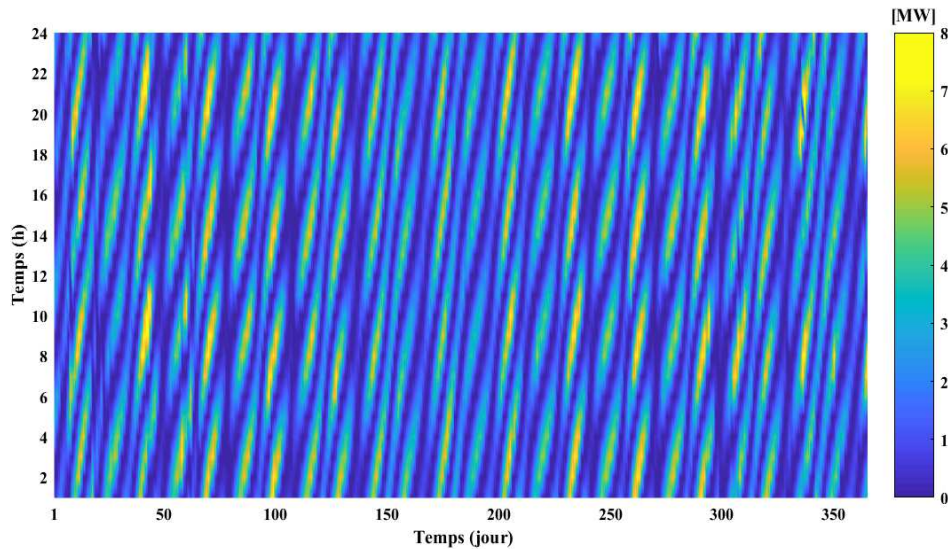


Figure 3.22. Puissance produite par les hydroliennes.

Pour mieux visualiser le système optimal proposé, la figure 3.23 montre l'énergie générée par le système hybride pendant une année. Notons que la courbe intitulée « Energie » correspond à la différence entre l'énergie générée par les sources renouvelables et celle consommée par la charge. Sur ce graphique, nous pouvons voir que les batteries et les piles à combustible couvrent les périodes où l'énergie produite n'est pas suffisante pour alimenter le data center, notamment la nuit, puisqu'il n'y a pas d'énergie photovoltaïque. Par ailleurs, lorsque la puissance générée est supérieure à celle requise, l'électrolyseur commence à produire de l'hydrogène si les batteries atteignent leur capacité de stockage maximale. Comme l'état de charge initial SOC_{init} des batteries est fixé à son minimum (40%), elles ne peuvent pas se décharger au début (figure 3.24). Les PAC génèrent deux fois la puissance nécessaire pour compenser le déficit énergétique en raison de leur faible rendement de conversion de 50%.

La figure 3.25 présente l'évolution de la quantité d'hydrogène stockée dans les réservoirs pour différentes valeurs de ELF_{max} et $LPSP_{max}$. Ces derniers aboutissent à un comportement similaire, sauf pour $ELF_{max} = 5\%$ et $LPSP_{max} = 5\%$. Ceci s'explique par la différence du nombre de réservoirs recommandé par le programme d'optimisation. Plus les indices de fiabilité augmentent, plus le système devient flexible, ce qui réduit la capacité maximale des réservoirs de stockage. En outre, pour $ELF_{max} = 1\%$, la quantité d'hydrogène ne descend jamais en dessous de 1316 kg (quantité minimale autorisée) ce qui signifie que les contraintes imposées au système hydrogène sont respectées. Ici, nous avons considéré un électrolyseur avec une pression de sortie de 30 bar à 25 °C. La densité de l'hydrogène dans ces conditions, calculée sur la base de la loi des gaz parfaits, est d'environ $2,28 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$, ce qui donne un volume de réservoir d'hydrogène de $2885,96 \text{ m}^3$ pour $ELF_{max} = 1\%$. Sous des pressions plus élevées comme 250 et 700, la capacité de stockage requise serait respectivement de 326,23 et $116,5 \text{ m}^3$.

La figure 3.26 présente la contribution de chaque technologie au coût total du système (NPC). Nous pouvons bien constater que les hydroliennes représentent la majeure partie du coût total, jusqu'à 52,30 %, en raison de leur coût d'investissement élevé, tandis que les panneaux photovoltaïques ne représentent que 5,5% du NPC. Les PAC constituent la 2^e contributrice au NPC (24,88%), devant les électrolyseurs (6,94%), les batteries (5,54%), les panneaux PV (5,5%) et les réservoirs (4,84%). Cela explique le faible nombre de PAC suggéré, le programme estimant qu'il est plus rentable d'augmenter le nombre de batteries, de réservoirs et de panneaux PV pour répondre au besoin du data center. La faible part des électrolyseurs par rapport aux PAC est due à leur longue durée de vie de 20 ans. En effet, cette dernière est équivalente à la durée de vie du projet, ce qui conduit à un coût de remplacement nul. Ainsi, une réduction significative du coût des piles à combustible et des hydroliennes peut entraîner des économies considérables.

La figure 3.27 illustre la contribution des coûts capital (CC), de remplacement (CR) et de maintenance (CM) au coût total de chaque composant. Les résultats montrent que les coûts d'investissement sont les plus élevés, tandis que les coûts de maintenance restent mineurs, sauf pour les batteries et les piles à combustibles. Ceci est dû à leur durée de vie réduite, estimée à 5 ans. Nous considérons que les batteries ne nécessitent pas d'entretien, d'où un coût de maintenance nul. Il convient de noter qu'il n'y a pas de coût de remplacement pour les hydroliennes, les panneaux photovoltaïques, les électrolyseurs et les réservoirs d'hydrogène puisque leur durée de vie est égale à la durée de vie du système (20 ans).

IV.3 Synthèse

La configuration utilisant uniquement les panneaux photovoltaïques comme principale source d'énergie résulte en un nombre élevé de composants pour satisfaire la demande. Ce comportement est tout à fait normal car la source n'est pas disponible en permanence, d'autant plus que l'irradiation est faible dans la ville de Cherbourg. Le système doit stocker plus d'énergie dans les batteries et les réservoirs d'hydrogène afin de pouvoir l'utiliser pendant les journées peu ensoleillées. Cela explique le coût très élevé de cette configuration.

Bien que la configuration basée sur les hydroliennes réduise le coût de 37,71 % (pour $ELF_{max}= 1\%$) par rapport à la première configuration, les résultats listés précédemment affirment que le système multi-sources proposé est le plus rentable. L'hybridation de panneaux PV et d'hydroliennes avec deux systèmes de stockage d'énergie différents permet de diminuer considérablement le coût total du système. En outre, elle fait un compromis entre les coûts d'investissement et les besoins en surface pour la construction du data center vert.

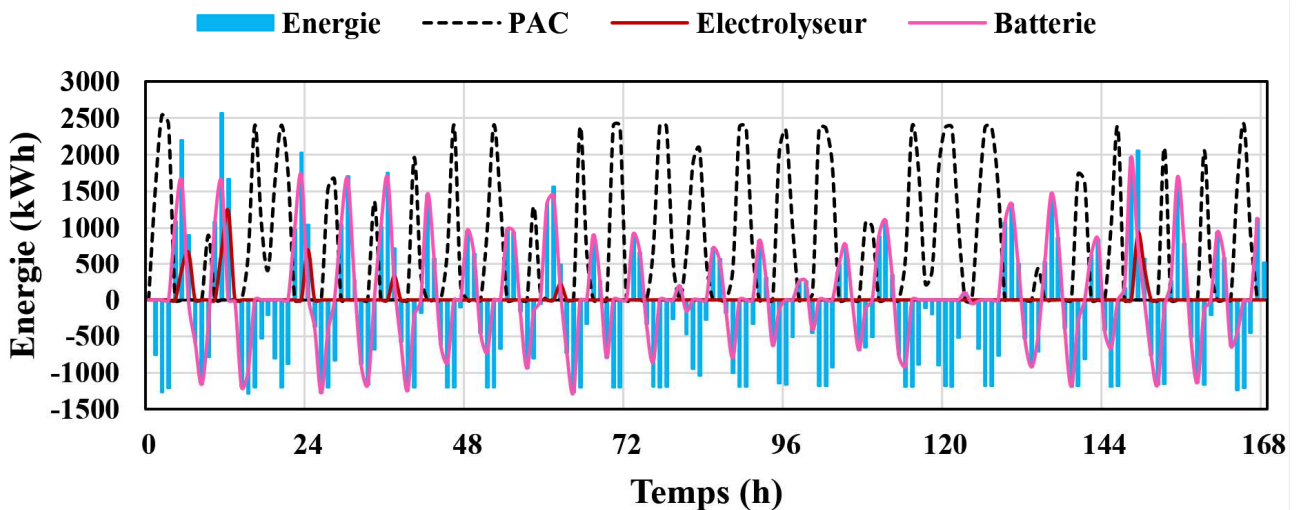


Figure 3.23. Flux d'énergie dans le data center.

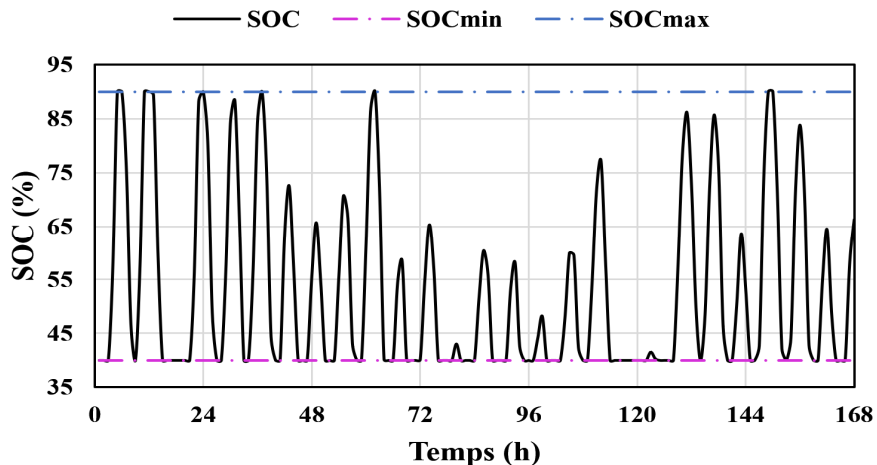


Figure 3.24. État de charge de la batterie (SOC) durant la première semaine.

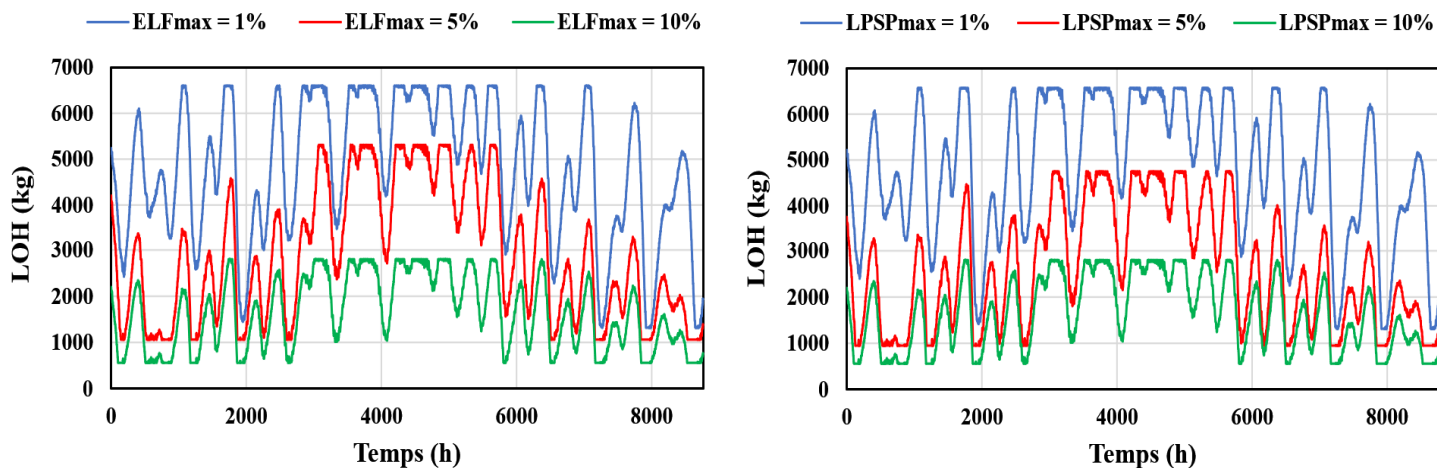


Figure 3.25. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différents indices de fiabilité (configuration Hydrolienne/PV/Batterie/H₂).

Répartition du Coût Actuel Net (NPC)

■ PV ■ Hydroliennes ■ Batteries ■ Electrolyseurs ■ PAC ■ Réservoirs

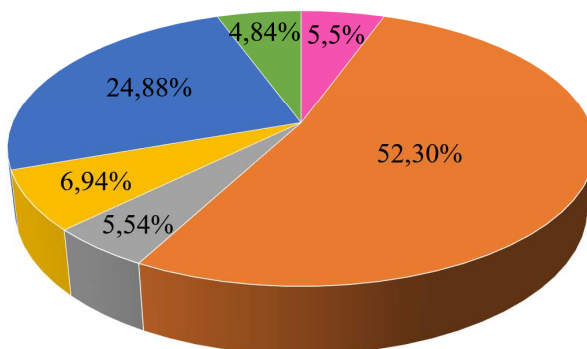


Figure 3.26. Contribution de chaque source d'énergie au coût actuel net (NPC).

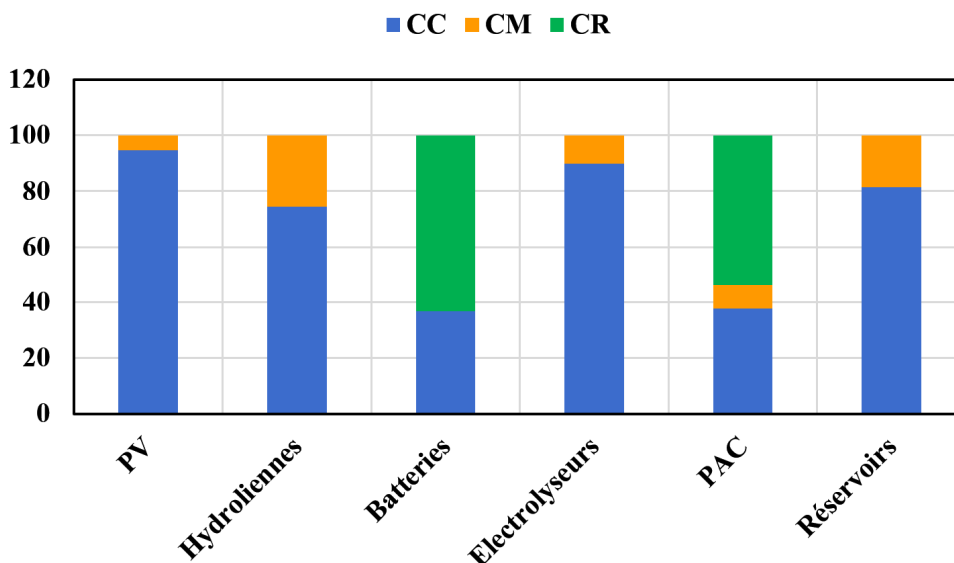


Figure 3.27. Comparaison des coûts des sources énergétiques du système hybride (en pourcentage du coût global de chaque source).

V. Analyse de sensibilité

Dans cette section, une analyse de sensibilité est menée pour étudier l'impact de certains paramètres technico-économiques sur les performances du système considéré, notamment le NPC et la taille du système. Ces facteurs impliquent le coût des composants, la localisation, le profil de la charge, le taux d'intérêt i_r , les conditions de fonctionnement du système de stockage d'hydrogène, l'énergie excédentaire générée, et la résolution temporelle. Les simulations sont effectuées en utilisant PSO. Les résultats sont comparés à ceux obtenus en prenant $ELF_{max} = 1\%$.

V. 1. Variation du NPC de chaque composant

Le coût de l'électricité produite à partir de sources renouvelables a considérablement diminué ces dernières années et la tendance ne semble pas s'arrêter, en particulier pour l'énergie solaire. D'après l'IRENA, le coût de l'énergie photovoltaïque a chuté de 82% entre 2010 et 2019 [75]. Cette évolution est la conséquence d'une diminution du coût du matériel (les modules), ce qui rendra sa production encore plus avantageuse à l'avenir. L'énergie hydrolienne, bien que coûteuse, présente un réel potentiel de baisse des prix de revient. Il en va de même pour le coût de production de l'hydrogène, lié à la baisse de celui des énergies renouvelables. Par conséquent, il s'avère judicieux d'évaluer l'impact de la réduction de ces coûts sur les performances du système multi-sources. Le coût de chaque composant a été modulé de -60% à +60% avec un pas de 20%, les résultats du programme d'optimisation sont présentés dans la figure 3.28. Sur ce graphique, nous pouvons voir que le NPC est fortement sensible aux variations des coûts des hydroliennes et des piles à combustibles. Cela n'est pas surprenant puisqu'ils contribuent respectivement à 52,30% et 24,88% du coût total du système. Avec une réduction de 60% des coûts des hydroliennes et des PAC, le NPC baisse respectivement de 32,96% et 14,94%. En revanche, si leurs coûts augmentent de 60%, le NPC augmente de 22,39% et 14,93%, respectivement. Les panneaux PV, les batteries, les électrolyseurs et les réservoirs d'hydrogène ont peu d'effet sur le coût total du système. Cela peut s'expliquer soit par leur longue durée de vie de 20 ans (hors batteries), soit par leur faible coût par rapport aux autres composants.

Le tableau 3.8 présente les résultats de la variation du coût des hydroliennes. Nous pouvons remarquer que malgré l'augmentation du coût, le nombre de batteries et de PAC reste stable. Le programme d'optimisation tend à réduire la dépendance aux hydroliennes et à augmenter le

nombre de panneaux PV, d'électrolyseurs et des réservoirs d'hydrogène pour garantir la fiabilité du système. Ceci fait passer le NPC de 64,60 M\$ à 117,95 M\$.

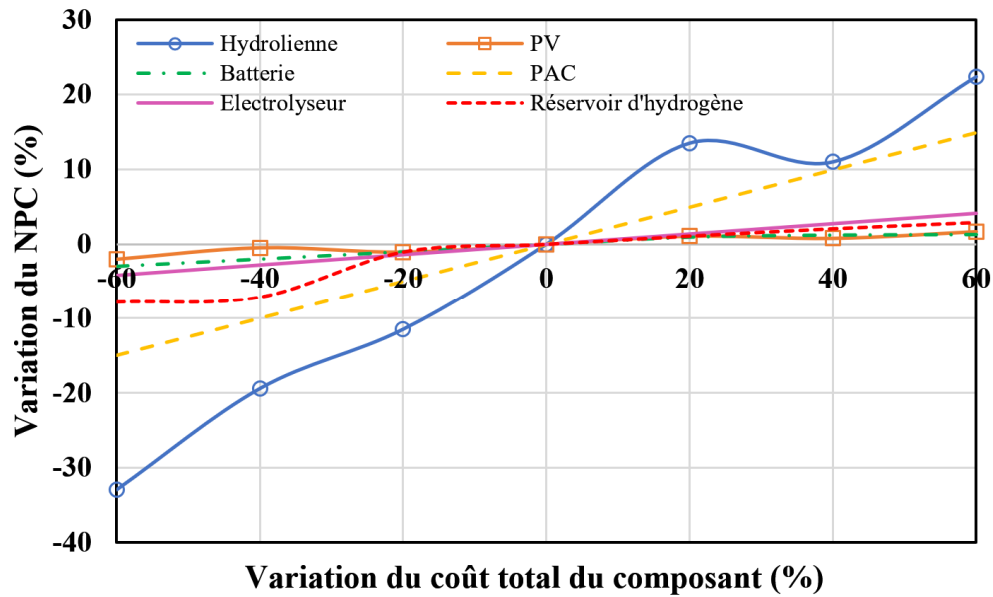


Figure 3.28. Impact du coût du composant sur le coût total du système.

Tableau 3.8. Performances du système en fonction de la variation du coût des hydroliennes.

$ELF_{max} = 1\%$	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF
-60%	6	4	20	2	1	515	64,60	0,0062
-40%	6	5	20	2	1	502	77,65	0,0060
-20%	5	4	20	2	2	667	85,30	0,0074
20%	5	7	19	2	2	790	109,40	0,0020
40%	4	7	20	2	2	959	106,98	0,0033
60%	4	7	20	2	2	1317	117,95	0,0237

V. 2. Influence de la vitesse horaire des courants de marée

La puissance de sortie d'une hydrolienne dépend fortement des caractéristiques du site d'implantation (vitesse des courants de marée, bathymétrie, nature du fond, etc.). Ainsi, nous effectuons le dimensionnement du système en utilisant les données des vitesses du Raz Blanchard, mesurées au point (P_2 : -1,9604 °W ; 49,7448 °N) (voir figure 3.29). Les simulations sont réalisées pour différentes valeurs de ELF_{max} , les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 3.10. Nous pouvons remarquer que la localisation de la ferme hydrolienne a un impact direct sur le coût, la taille et la fiabilité du système. Pour ELF_{max} égal à 1%, 5% et 10%, le NPC a été considérablement réduit, respectivement de 15,84, 17,84 et 16.31 %, par rapport au point

utilisé dans l'étude précédente (P_1 : $-2,019^\circ\text{W}$; $49,72^\circ\text{N}$). Cela peut s'expliquer par le fait que la vitesse annuelle moyenne au niveau de ce point est de 1,63 m/s, contre 1,88 m/s environ à l'emplacement actuel. Ce dernier permet d'avoir un système plus compact et plus fiable, tout en réduisant le coût total. Comme le potentiel des courants marins est plus important à cet endroit, moins de systèmes d'énergie et de stockage sont nécessaires.

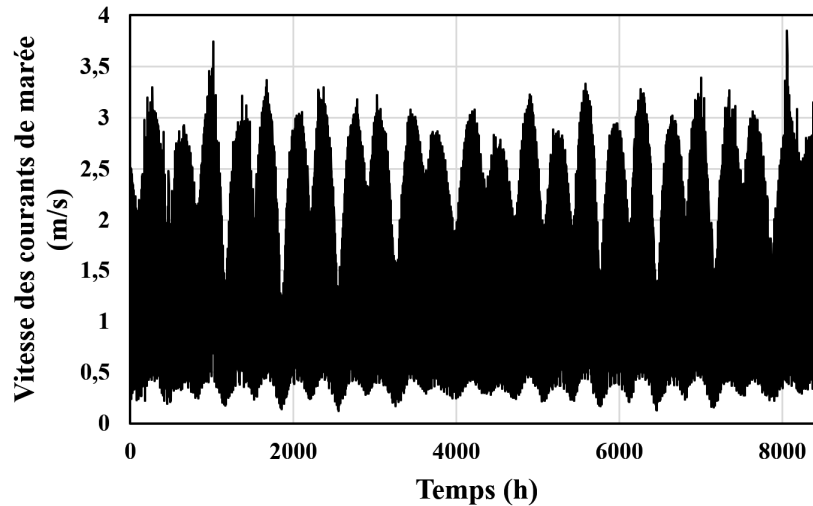


Figure 3.29. Profil annuel de la vitesse des courants dans le Raz Blanchard, au point ($-1,9604^\circ\text{W}$; $49,7448^\circ\text{N}$).

Tableau 3.9. Résultats d'optimisation pour le point ($-1,9604^\circ\text{W}$; $49,7448^\circ\text{N}$).

ELF_{max}	Point	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF
1%	P ₁	5	5	20	2	2	658	96,37	0,0058
	P ₂	4	5	17	2	1	517	81,10	0,0046
5%	P ₁	4	7	20	2	2	531	87,37	0,0447
	P ₂	4	6	27	1	1	428	71,78	0,0425
10%	P ₁	4	7	20	1	1	280	70,00	0,1
	P ₂	3	6	20	1	1	245	58,58	0,0895

V. 3. Influence du profil de la charge

La taille d'un système énergétique dépend fortement de la consommation électrique de la charge à satisfaire. A cet effet, la demande du data center est portée à 120, 140, 160, 180 et 200% pour étudier son impact sur les performances du système hybride. Le coût total qui en résulte pour $ELF_{max} = 1\%$ est indiqué à la figure 3.30, où 100% correspond à la charge réelle. De toute évidence, la quantité d'énergie consommée a un effet considérable sur le NPC. Lorsque la charge augmente de 100 à 200%, le NPC passe de 96,37 M\$ à 194,42 M\$, soit le double. La figure 3.31 illustre la puissance ou la capacité optimale de chaque source d'énergie

en fonction de l'augmentation de la charge. Sur ce graphique, nous pouvons voir que la taille des composants augmente de manière non linéaire (dans la majorité des cas) lorsque la consommation du data center augmente. Les hydroliennes et les piles à combustibles ont doublé leur puissance nominale à 200% d'augmentation, tandis que la taille du PV est passée de 2,5 à 7,5 MW, soit le triple de sa puissance initiale. La capacité des réservoirs d'hydrogène augmente de plus de deux fois sa valeur normale (+138,6%). Quant aux batteries et électrolyseurs, ils ont connu une variation moins importante par rapport aux autres composants. Leur taille est passée respectivement de 5 à 7,5 MWh et de 3 à 4,5 MW, soit une augmentation de 50%.

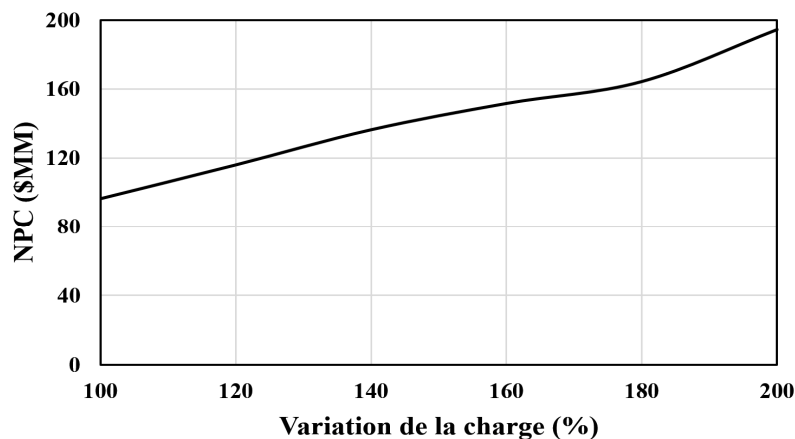


Figure 3.30. Impact de la variation de la charge sur le NPC.

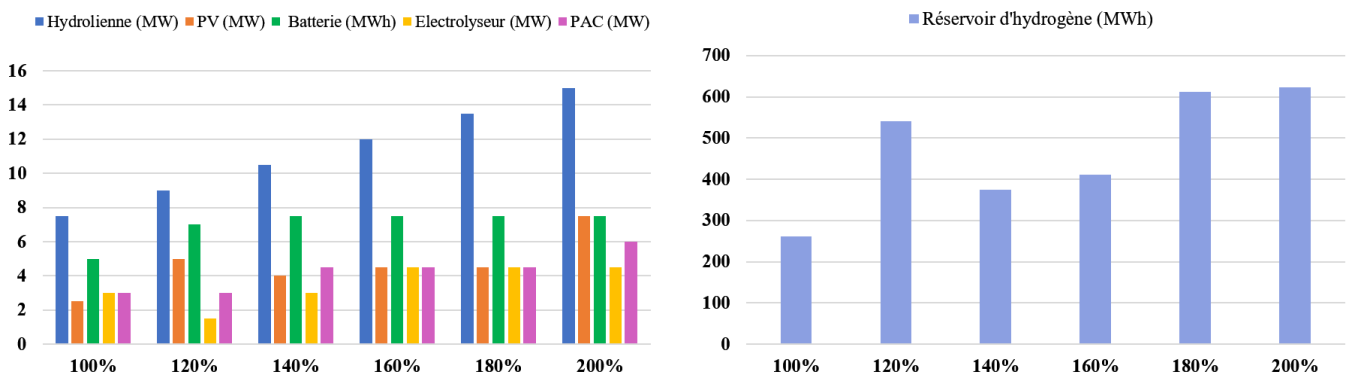


Figure 3.31. Impact de la variation de la charge sur les paramètres du système.

V. 4. Influence du taux d'intérêt

Dans cette étude, l'impact du taux d'intérêt sur le coût global et la configuration optimale du système est évalué. Ce paramètre représente la valeur temporelle de l'argent et permet de déterminer la faisabilité financière d'un projet. Pour $ELF_{max} = 1\%$, le taux d'intérêt est modulé entre 5 et 10%, et les résultats sont illustrés dans la figure 3.32. Sur ce graphique, nous remarquons que le NPC diminue à mesure que i_r augmente, ce qui n'est pas surprenant selon

les équations 3.19, 3.20 et 3.21. Pour un taux d'intérêt de 10%, le NPC baisse de 11,67 M\$ par rapport à $i_r = 5\%$, soit une réduction de 11,75%. Cependant, le taux d'intérêt n'a pratiquement aucune influence sur la taille optimale du système. En outre, la fiabilité reste la même pour toute valeur de i_r , à l'exception de 8%. Ceci est dû à une légère augmentation du nombre de réservoirs proposé par le programme d'optimisation.

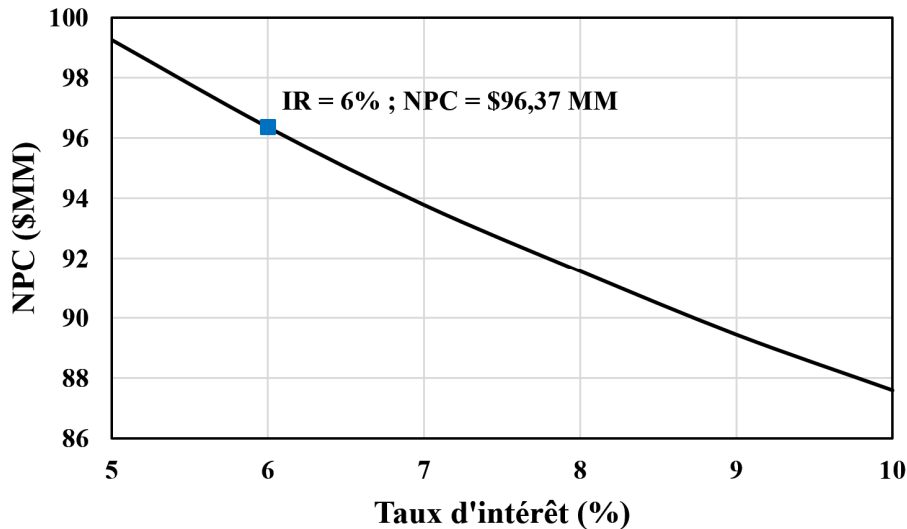


Figure 3.32. Impact de l'augmentation du taux d'intérêt sur le NPC.

Tableau 3.10. Effet de la variation du taux d'intérêt sur la configuration optimale du système hybride.

i_r	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF
5%	5	5	20	2	2	658	99,27	0,0058
6%	5	5	20	2	2	658	96,37	0,0058
7%	5	5	20	2	2	657	93,79	0,0058
8%	5	5	20	2	2	667	91,57	0,0056
9%	5	5	20	2	2	658	89,45	0,0058
10%	5	5	20	2	2	657	87,6	0,0058

V. 5. Influence des conditions initiales du système de stockage d'hydrogène

Afin d'étudier l'influence des conditions opérationnelles du système de stockage d'hydrogène, nous avons fixé la puissance de démarrage minimale des piles à combustible E_{fcmin} et des électrolyseurs E_{elmin} respectivement à 6% et 20% de leur puissance nominale [197]. Les simulations sont effectuées pour différentes valeurs de ELF_{max} . Les résultats d'optimisation sont présentés dans le tableau 3.11. Pour $ELF_{max} = 1\%$, l'électrolyseur peut démarrer à partir de 300 kW, tandis que l'hydrogène peut faire fonctionner la PAC à partir de

180 kW. Ces contraintes sont strictes et doivent être respectées, conduisant à un coût plus élevé. Bien que les configurations proposées par le programme d'optimisation soient assez similaires, le système a besoin de plus de réservoirs d'hydrogène par rapport à $E_{fmin} = 0$ et $E_{elmin} = 0$. Ceci est dû aux contraintes imposées sur les conditions initiales précédemment mentionnées. Le programme d'optimisation tend à stocker plus d'énergie plutôt que de la dissiper dans une charge résistive pour assurer la fiabilité du système énergétique, sauf pour $ELF_{max} = 10\%$. La figure 3.33 montre l'évolution de la quantité d'hydrogène pour chaque valeur de ELF_{max} . Nous pouvons voir que lorsque le système est fortement contraint ($ELF_{max}=1\%$), le système stocke une grande quantité d'hydrogène (pendant l'été), à utiliser en cas de pénurie d'énergie jusqu'à atteindre une valeur légèrement supérieure à sa capacité minimale E_{rmin} à la fin de l'année.

Tableau 3.11. Résultats d'optimisation.

ELF_{max}	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF
1%	5	7	20	2	1	946	97,48	0,0086
5%	5	7	20	2	1	379	92,88	0,0262
10%	4	7	20	1	1	276	69,97	0,1

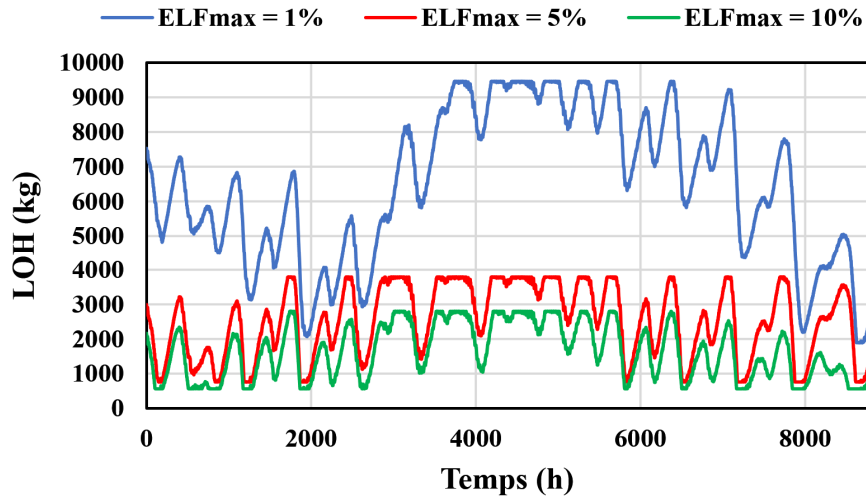


Figure 3.33. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différentes valeurs de ELF.

V. 6. Influence de la résolution temporelle

Dans toutes les études de cas précédentes, nous avons effectué les simulations avec une résolution temporelle d'une heure. Afin de montrer la pertinence de notre choix, nous relançons le programme d'optimisation en utilisant les moyennes journalières du rayonnement solaire, de la température, de la vitesse des courants de marée et de la consommation du data center (voir figures 3.34, 3.35 et 3.36). Les résultats sont présentés dans le tableau 3.12 pour les trois valeurs

de ELF. Utilisons maintenant ces résultats comme données d'entrée pour l'algorithme initial (données d'une heure sur un an). La figure 3.37 présente l'état de charge des batteries et des réservoirs d'hydrogène. Par souci de clarté, nous ne présentons que le premier mois pour le SOC de la batterie. Ces courbes indiquent que la quantité d'hydrogène a atteint son minimum dans la seconde moitié du premier mois. A partir de ce moment-là, les réservoirs d'hydrogène ne peuvent plus répondre aux besoins du data center. La batterie est très sollicitée (pour la plupart des cas) et est soumise à des charges et décharges profondes, ce qui entraînera sa dégradation prématurée. Pour $ELF_{max} = 1$, la batterie reste dans son état initial (SOC_{min}) pendant les 200 premières heures, les sources renouvelables étant insuffisantes pour assurer une charge même partielle. Pour ELF_{max} égal à 1, 5 et 10%, la charge n'est pas satisfaite à 50,13, 26,75 et 35,94%, respectivement. Cela signifie que les résultats d'optimisation sont imprécis, car les données moyennes ne tiennent pas compte de la consommation du data center pendant les heures de pointe. Bien qu'une résolution d'un jour réduise le temps de calcul, il en résulte des configurations qui ne sont pas en mesure d'assurer la fiabilité du système. Cela valide notre choix et montre que la résolution temporelle a un effet considérable sur les résultats du dimensionnement optimal des systèmes énergétiques hybrides.

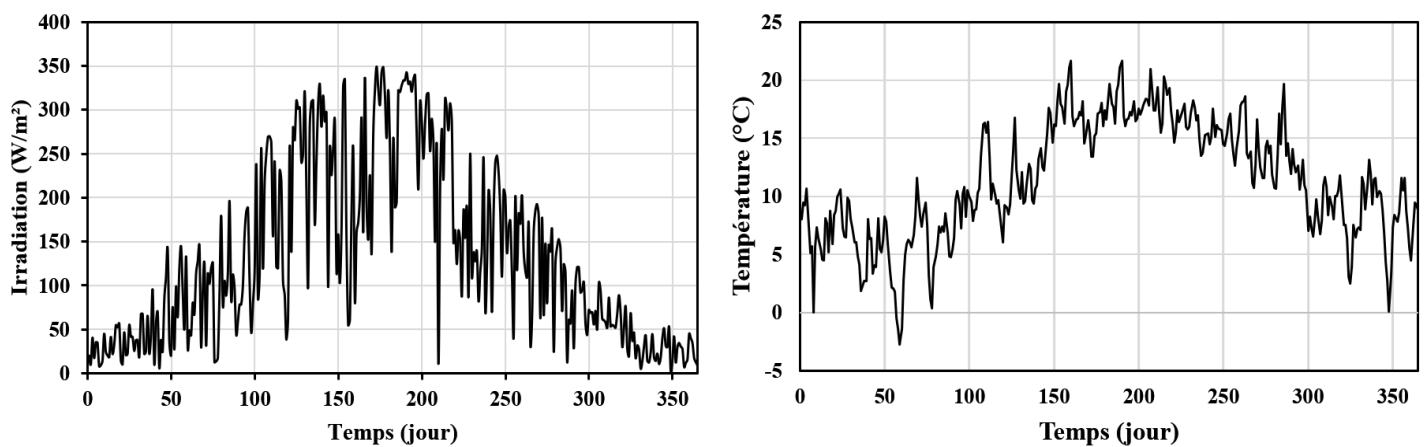


Figure 3.34. Moyenne journalière du rayonnement solaire (gauche) et de la température ambiante (droite).

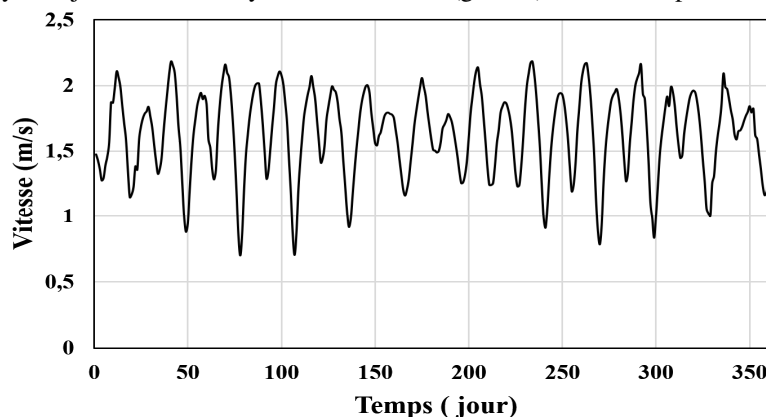


Figure 3.35. Moyenne journalière de la vitesse des courants de marée.

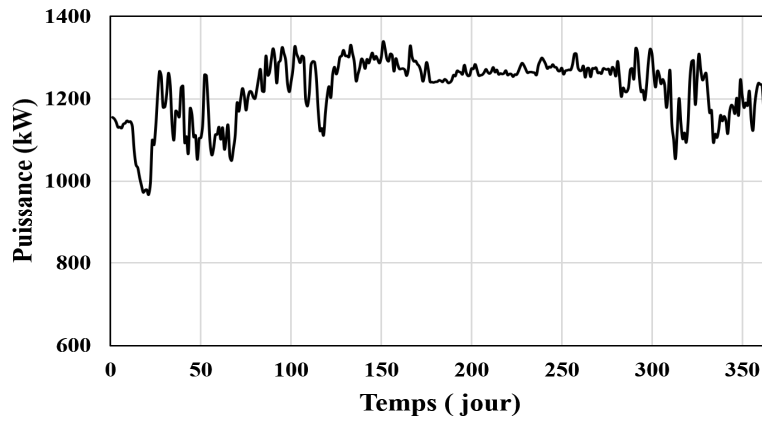


Figure 3.36. Moyenne journalière de la consommation de la charge.

Tableau 3.12. Résultats d'optimisation.

ELF_{max}	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF
1%	1	7	1	2	1	1961	60,96	0,0099
5%	3	7	1	1	1	1001	61,34	0,0340
10%	2	7	1	1	1	1126	52,27	0,0948

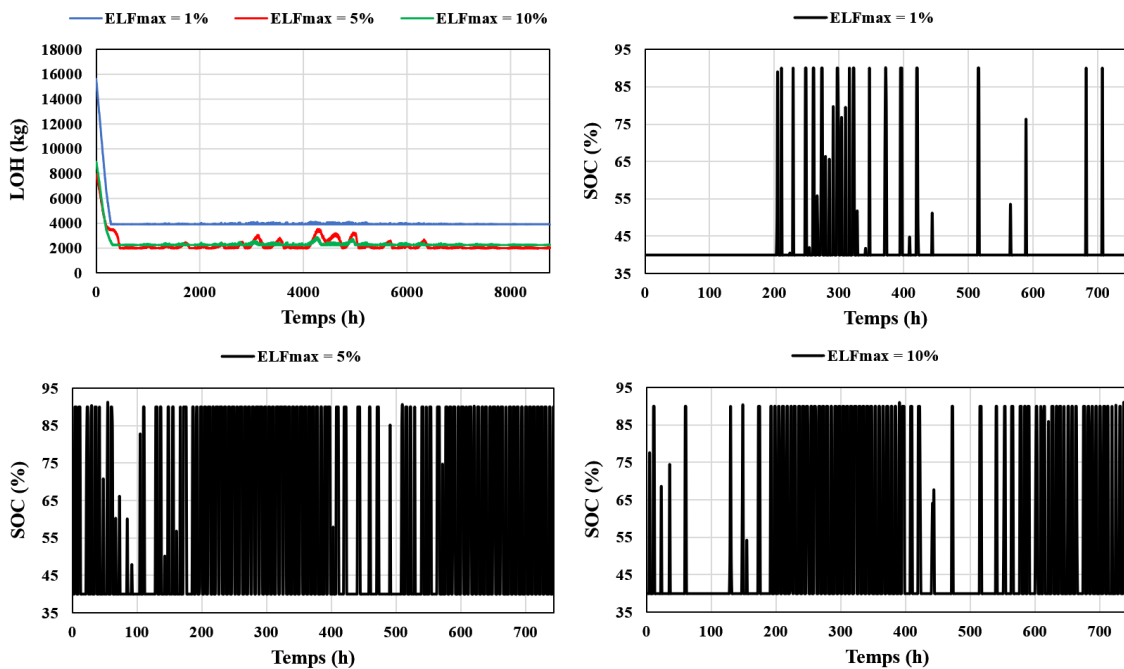


Figure 3.37. Résultats de la simulation.

V. 7. Influence de l'énergie excédentaire produite

Dans les simulations effectuées ci-dessus, nous n'avons pas imposé une limite sur l'énergie excédentaire produite. Par conséquent, le système génère plus d'énergie qu'il n'en faut pour satisfaire les besoins du data center dans des conditions extrêmement défavorables. Dans cette

étude, nous avons fixé la limite de l'énergie dissipée E_{dump} à 2 % de la quantité totale d'énergie produite. Les résultats sont montrés dans le tableau 3.13. Le cas 1 correspond aux résultats de la configuration multi-sources présentée dans la section V.2 et le cas 2 correspond à l'étude de cas actuelle. Nous pouvons voir que dans le premier cas ($ELF_{max} = 1\%$), le système est surdimensionné pour couvrir la charge de façon permanente. Comme la capacité des dispositifs de stockage n'est pas en mesure d'absorber tout le surplus produit par les sources renouvelables, le système dissipe 11,28% de l'énergie totale requise par le data center dans une charge résistive. Cependant, l'autonomie est assurée à 99,42% du temps à un coût réduit de 3,34% par rapport au second cas. En outre, le nombre de réservoirs et de batteries proposé par l'algorithme est revu à la baisse, respectivement de 24,71% et 23,08%, conduisant à un système plus compact. Ainsi, il est plus rentable de raccorder le système hybride au réseau électrique pour vendre l'excès d'énergie produite et améliorer l'efficacité globale du système.

Tableau 3.13. Résultats d'optimisation.

ELF_{max}	Cas	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF	E_{dump} (%)
1%	1	5	5	20	2	2	658	96,37	0,0058	11,28
	2	5	2	26	2	3	874	99,70	0,0083	0,43
5%	1	4	7	20	2	2	531	87,37	0,0447	5,17
	2	4	6	19	2	2	1207	91,57	0,0386	0,64
10%	1	4	7	20	1	1	280	70,00	0.1	12,37
	2	4	4	20	2	2	421	83,31	0,0867	0,48

V. 8. Synthèse

Dans cette section, une analyse de sensibilité a été menée afin d'évaluer l'impact de certains paramètres sur les performances du système proposé, notamment le coût des composants, la localisation, le profil de la charge, le taux d'intérêt i_r , les conditions de fonctionnement du système de stockage d'hydrogène, l'énergie excédentaire générée et la résolution temporelle. Les résultats ont montré que la taille optimale ainsi que le coût total du système sont sensibles aux variations de ces paramètres à différents degrés. En effet, le NPC varie considérablement en fonction des coûts des composants, en particulier pour les hydroliennes et les piles à combustible. Bien que le coût de ces dernières ne soit pas encore économiquement viable, elles peuvent réduire le coût si le système est proprement dimensionné. L'étude de l'influence de l'énergie excédentaire produite a montré que le système est surdimensionné pour assurer la charge tout au long de l'année. Par conséquent, lorsque l'énergie générée par les sources

renouvelables dépasse celle consommée, le système dissipe une quantité importante d'énergie dans une charge résistive vu la capacité limitée des systèmes de stockage. Le réglage de E_{dump} à 2% de la quantité totale d'énergie générée peut résoudre ce problème. Néanmoins, le NPC augmente de 3,46% et le système devient très encombrant en raison de l'augmentation du nombre de réservoirs d'hydrogène. Il s'avère donc judicieux de connecter le système au réseau principal afin de maintenir l'équilibre entre l'offre et la demande énergétique et aussi de rentabiliser au maximum l'électricité produite par les panneaux photovoltaïques et les hydroliennes.

VI. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes concentrés d'abord sur la description du problème de dimensionnement du système énergétique proposé et des algorithmes d'optimisation utilisés. Notre objectif étant de minimiser le coût total du système tout en garantissant son autonomie, deux configurations distinctes ont été considérées. La première repose sur une seule source d'énergie primaire, tandis que la seconde utilise deux sources d'énergie pour répondre aux besoins du data center. Pour les profils de consommation et de production considérés sur une année témoin, les résultats ont montré que la combinaison PV/hydroliennes/batteries/H₂ est la plus avantageuse pour différentes valeurs de ELF_{max} et $LPSP_{max}$. En effet, compte tenu du faible ensoleillement de la ville de Cherbourg, la première configuration nécessite un nombre élevé de panneaux PV et de systèmes de stockage, ce qui entraîne un besoin énorme d'espace. Par conséquent, l'hybridation des deux sources renouvelables offre une solution rentable et peu encombrante. De plus, elle permet d'éviter l'utilisation massive des batteries, prolongeant ainsi leur durée de vie. En ce qui concerne les performances des deux algorithmes, l'optimisation par essais particuliers permet d'obtenir de meilleurs résultats en termes de coût, de fiabilité et de temps de calcul dans la majorité des cas. Le principal avantage de cette méthode est le faible nombre d'itérations nécessaires pour trouver la solution optimale, conduisant à un coût de calcul moins élevé. Ces résultats confirment la supériorité de PSO par rapport à l'algorithme génétique. Enfin, l'analyse de sensibilité effectuée a montré que les données d'entrée ont un impact non négligeable sur le dimensionnement optimal et le coût total du système.

L'approche de la gestion d'énergie utilisée dans ce chapitre s'avère efficace pour répartir les puissances entre les différentes sources d'énergie. Elle est simple et ne nécessite aucun outil d'optimisation. Toutefois, la dégradation des composants n'a pas été prise en compte dans le problème. Dans le chapitre suivant, une nouvelle méthode de gestion d'énergie est proposée,

résolue par une technique basée sur l'optimisation afin de garantir une meilleure utilisation des équipements.

Chapitre 4 :

Nouvelle approche d'optimisation de la gestion d'énergie du *microgrid*

Ce chapitre présentera une nouvelle méthode d'optimisation de la gestion de l'énergie, visant à minimiser les coûts de fonctionnement du système hybride. La modélisation du problème d'optimisation, y compris la fonction objectif et le coût d'exploitation de chaque source d'énergie, sera présentée en premier lieu. Ensuite, la technique proposée sera appliquée à quatre scénarios, chacun avec des conditions initiales de fonctionnement différentes. Enfin, une analyse de sensibilité sera réalisée pour évaluer l'impact des conditions initiales sur le comportement du système.

I. Présentation de la nouvelle approche de la gestion d'énergie

Dans les deux chapitres précédents, la modélisation et le dimensionnement du système hybride considéré ont été réalisés en intégrant deux méthodes différentes de gestion d'énergie. La première repose sur le principe de séparation de fréquence, qui répartit l'énergie entre les différents systèmes de stockage en fonction de leurs caractéristiques dynamiques. La seconde se base sur des règles simples *si-alors*, donnant la priorité aux batteries pour gérer les écarts entre la production et la consommation. Si ces techniques sont efficaces, moins coûteuses et faciles à mettre en œuvre, leur gestion devient compliquée lorsqu'un nombre important de règles est requis, notamment dans les systèmes énergétiques multi-sources [153]. De plus, d'un point de vue technico-économique, la solution finale n'est pas optimale en termes de contrôle des systèmes de stockage au fil du temps [207]. Des méthodes avancées basées sur l'optimisation peuvent être utilisées pour résoudre ces problèmes (tel qu'expliqué dans le chapitre I), comme la programmation mixte en nombres entiers (PLMNE ou PNLME), l'optimisation par essais particuliers (PSO), l'algorithme génétique (AG), etc. L'utilisation de ces méthodes permet d'optimiser le coût total du système hybride et d'améliorer ses performances.

Dans ce chapitre, la gestion d'énergie au sein du *microgrid* proposé sera résolue à l'aide de l'algorithme génétique (GA). Comme mentionné précédemment, les technologies de stockage d'énergie présentent chacune des limites différentes en termes de temps de réponse, d'autonomie, de coût, etc. Par conséquent, les mécanismes de dégradation de ces dispositifs et les coûts de fonctionnement associés seront pris en compte dans le processus d'optimisation. Les résultats du dimensionnement ont démontré l'utilité de connecter notre système au réseau principal pour tirer profit de l'énergie excédentaire générée. Ainsi, les tarifs de vente et d'achat de l'énergie au/du réseau seront intégrés dans la fonction objectif. Une pénalité pour dépassement de la puissance souscrite sera appliquée afin que le système ne dépende pas trop du réseau électrique. Cela permettra de mieux contrôler l'énergie produite et de maximiser les bénéfices économiques. Le délestage de la charge et l'écrêtage des puissances photovoltaïque et hydrolienne seront également intégrés pour rendre le système plus souple et réduire les coûts d'exploitation des systèmes de stockage. L'introduction de tous ces facteurs dans la fonction coût global aidera à trouver la puissance de référence optimale que chaque élément du système doit fournir pour répondre au besoin du data center à chaque instant t , tout en respectant les contraintes imposées. Enfin, une analyse de sensibilité sera réalisée pour évaluer l'impact des conditions initiales sur le comportement du système.

II. Modélisation du problème d'optimisation

Comme mentionné précédemment, la gestion d'énergie dans un système hybride est une étape clé pour garantir un fonctionnement fiable du data center et éviter toute micro-coupure éventuelle. L'objectif est de minimiser les coûts d'exploitation et de prolonger la durée de vie des composants, en déterminant la source d'énergie optimale à utiliser à chaque instant t . En effet, le programme d'optimisation proposé définit la charge et la décharge de la batterie, le délestage de la charge, l'écrêtage des puissances photovoltaïque et hydrolienne, la puissance de l'électrolyseur, de la pile à combustible et celle absorbée ou injectée sur le réseau principal. L'algorithme génétique est utilisé pour planifier le fonctionnement du système sur la base des résultats de dimensionnement présentés au chapitre 3, en utilisant les profils journaliers comme données d'entrée ($ELF_{max} = 1\%$, $N_h = 1$, $N_{PV} = 7$, $N_b = 1$, $N_{fc} = 2$, $N_{el} = 1$, $N_r = 1961$).

II. 1. Fonction objectif

Comme le montre l'équation 4.1, la fonction objectif comprend non seulement le coût d'exploitation de chaque dispositif, mais aussi des coefficients de pénalités α , β , γ et δ , pour décourager respectivement le délestage de la charge, l'écrêtage de l'énergie hydrolienne et photovoltaïque et l'échange d'énergie avec le réseau. Bien que ces derniers constituent un moyen efficace d'assurer un équilibre entre production et consommation, leur utilisation doit être minimisée afin de mieux servir le data center et de réduire les émissions de gaz à effet de serre [207].

$$J_T(t) = \sum_{t=1}^T (J_g(t) + J_{res}(t) + J_{bch}(t) + J_{bdch}(t) + J_{el}(t) + J_{fc}(t) + \alpha \cdot P_{LS}(t) + \beta \cdot (P_{h-dis}(t) - P_h(t)) + \gamma \cdot (P_{PV-dis}(t) - P_{PV}(t)) + \delta(t) \cdot P_a(t)) \quad (4.1)$$

$$\text{Avec } \begin{cases} \delta(t) = 10^2 & \text{si } P_a(t) > 5\% P_{Lmax} \\ \delta(t) = 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.2)$$

Où : P_a , P_{LS} , P_{h-dis} , P_{PV-dis} et P_{Lmax} représentent respectivement la puissance achetée du réseau, la charge délestée et les puissances hydrolienne et PV réellement disponibles et la consommation maximale de la charge. Les autres termes sont détaillés dans les sous sections suivantes.

II. 1. 1. Coût des sources renouvelables

Le coût de la puissance générée par les sources renouvelables peut être calculé comme suit :

$$J_g(t) = J_{PV}(t) + J_h(t) = C_{PV} \cdot P_{PV}(t) + C_h \cdot P_h(t) \quad (4.3)$$

Où : J_g représente le coût total de production d'énergie renouvelable, C_{PV} est le coût de l'énergie solaire photovoltaïque (€/kWh) et C_h est le coût de l'énergie hydrolienne (€/kWh). Les coûts C_{PV} et C_h sont également connus sous le nom de LCOE³⁶, le coût actualisé de l'énergie. Ce dernier représente le coût de production d'une unité d'énergie, exprimé en \$/kWh ou \$/MWh. Il nous permet d'étudier la faisabilité et l'adéquation d'une technologie de production d'électricité pour une application donnée. L'estimation du LCOE prend en compte les coûts globaux d'installation qui surviennent pendant la durée de vie du projet et la production d'énergie correspondante. Ce coût peut être calculé par l'équation 4.4 [208], [209].

$$LCOE = \frac{CP + \sum OM \cdot (1+i_r)^{-R}}{\sum E_{TP} \cdot (1+i_r)^{-R}} \quad (4.4)$$

Où : CP , OM , E_{TP} , R et i_r représentent respectivement les coûts d'investissement (CAPEX)³⁷, les coûts d'exploitation (OPEX)³⁸, l'énergie produite pendant une année, la durée de vie totale du projet et le taux d'intérêt.

Le LCOE des systèmes basés sur les énergies renouvelables est difficile à estimer, en particulier pour les technologies émergentes telles que l'énergie hydrolienne, car elles sont encore à leurs débuts. En revanche, le LCOE des méthodes conventionnelles de production d'électricité est plus précis, car elles ont été mises en œuvre de manière plus large sur de longues périodes.

II. 1. 2. Coût de l'échange d'énergie avec le réseau principal

La fonction coût du réseau est définie par la différence entre le coût d'achat de l'électricité du réseau C_a (€/kWh) et le coût de vente de l'électricité au réseau C_v (€/kWh), comme indiqué dans la formule 4.5.

$$J_{res}(t) = J_a(t) - J_v(t) = C_a \cdot P_a(t) - C_v \cdot P_v(t) \quad (4.5)$$

Où : P_a représente la puissance fournie par le réseau et P_v est la puissance injectée dans celui-ci.

II. 1. 3. Coût d'exploitation de la batterie

Les performances des batteries se dégradent avec le temps, même en l'absence de sollicitation, c'est ce que l'on appelle le vieillissement calendaire. Ce phénomène dépend de la

³⁶ LCOE: Levelized Cost Of Energy

³⁷ CAPEX: Capital Expenditure

³⁸ OPEX: Operation Expenses

température ambiante et de l'état de charge de la batterie et est accentué par le vieillissement de cyclage. Ce dernier se produit pendant la charge et la décharge [210]. Plusieurs facteurs sont responsables de la dégradation de ce dispositif, en particulier [211], [212]:

- Une température de fonctionnement élevée ;
- Une surcharge ou décharge profonde, qui peuvent respectivement oxyder l'électrolyte et réduire la durée de vie des batteries ;
- Un courant de charge ou de décharge élevé, qui entraîne une augmentation de la résistance associée à l'électrolyte d'électrode ;
- Une profondeur de décharge élevée.

Le coût d'exploitation de la batterie doit tenir compte de son coût d'investissement et de sa dégradation afin de parvenir à un fonctionnement économique optimal. Garcia-Torres et al. [212] ont introduit un nouveau terme dans la fonction coût pour inclure l'effet de l'augmentation de la résistance de la batterie due à la croissance du film de surface. L'objectif est de réduire le coût associé au processus de charge et de décharge de la batterie. Ainsi, le coût d'utilisation de ce dispositif est modélisé comme suit [207], [212]:

$$J_{bch}(t) = \frac{CC_b}{2.N_{b,cyc}} P_{bch}(t) \cdot \eta_b^{ch} + C_{degr,ch} \cdot P_{bch}^2(t) \quad (4.6)$$

$$J_{bdch}(t) = \frac{CC_b}{2.N_{b,cyc}} \frac{P_{b,ch}(t)}{\eta_b^{dch}} + C_{degr,dch} \cdot P_{bdch}^2(t) \quad (4.7)$$

Où : CC_b , $N_{b,cyc}$ représentent le coût d'investissement des batteries et le nombre de cycles donné par le fabricant. η_b^{ch} et η_b^{dch} représentent le rendement de charge et de décharge des batteries. P_{bch} et P_{bdch} sont leur puissance de charge et de décharge. Finalement, $C_{degr,ch}$ et $C_{degr,dch}$ sont des facteurs considérés pour décourager la forte sollicitation du processus de charge et de décharge.

II. 1. 4. Coût d'exploitation du système de stockage d'hydrogène

De nombreux facteurs peuvent engendrer la dégradation des performances des électrolyseurs et des piles à combustibles, y compris les fluctuations du courant appliqué à leurs bornes et leurs cycles de démarrage/arrêt [212], [213]. Par conséquent, la fonction coût proposée inclut ces paramètres afin de prolonger la durée de vie de ces dispositifs. Cette fonction tend à minimiser le coût d'utilisation du système de stockage d'hydrogène à chaque instant t, qui dépend de la puissance délivrée par chaque appareil, comme le montre les équations 4.8 et 4.9 [159], [212].

$$J_{el}(t) = \left(\frac{CC_{el}}{P_{n_{el}} \cdot H_{elz_{max}}} \right) \cdot P_{el}(t) + Cost_{degr,el} \cdot (\Delta z_{el}(t))^2 + C_{démarrage,el} \cdot \sigma_{el}^{on}(t) + C_{arrêt,el} \cdot \sigma_{el}^{off}(t) \quad (4.8)$$

$$J_{fc}(t) = \left(\frac{CC_{fc}}{P_{n_{fc}} \cdot H_{fc_{max}}} \right) \cdot P_{fc}(t) + Cost_{degr,fc} \cdot (\Delta z_{fc}(t))^2 + C_{démarrage,fc} \cdot \sigma_{fc}^{on}(t) + C_{arrêt,fc} \cdot \sigma_{fc}^{off}(t) \quad (4.9)$$

La fluctuation de puissance de l'électrolyseur Δz_{el} et de la pile à combustible Δz_{fc} est exprimée par la variation de puissance entre les instants t et $t-1$, sauf lorsque l'équipement est allumé ou éteint. Elle peut être calculée par l'équation 4.10 [212].

$$z_i(t) = P_i(t) \cdot \lambda_i(t), \quad i = \{ el, fc \} \quad (4.10)$$

Où : CC_{el} et CC_{fc} sont les coûts d'acquisition de l'électrolyseur et de la pile à combustible et $H_{elz_{max}}$ et $H_{fc_{max}}$ sont les heures de fonctionnement maximums des deux composants. $C_{démarrage,i}$, $C_{arrêt,i}$ et $C_{degr,i}$ ($i = el, fc$) sont les coûts de dégradation associés aux processus du démarrage/arrêt et aux fluctuations de la puissance de stockage de l'hydrogène. Finalement, σ_{el}^{on} et σ_{fc}^{off} traduisent les états de démarrage (*on*) et d'arrêt (*off*) de l'électrolyseur et de la PAC, ils sont définis comme suit [207]:

$$\sigma_i^{on}(t) = \max(\lambda_i(t) - \lambda_i(t-1), 0), \quad i = el \text{ et } fc. \quad (4.11)$$

$$\sigma_i^{off}(t) = \max(\lambda_i(t-1) - \lambda_i(t), 0), \quad i = el \text{ et } fc. \quad (4.12)$$

Ou encore :

$$\sigma_i^{on} = \lambda_i(t) \cdot (1 - \lambda_i(t-1)) \quad (4.13)$$

$$\sigma_i^{off} = \lambda_i(t-1) \cdot (1 - \lambda_i(t)) \quad (4.14)$$

Où $\lambda_i(t)$ décrit si l'équipement i est en marche ou en arrêt à l'instant t (i.e. 1 lorsque l'unité est *on* et 0 lorsqu'elle est *off*).

II. 1. 5. Contraintes du système

Le *microgrid* est soumis à diverses contraintes concernant la puissance échangée avec le réseau, l'état de charge minimum et maximum de la batterie et du réservoir d'hydrogène et la puissance maximum et minimum de chaque composant du système. Notre objectif est de satisfaire les besoins du data center à tout moment. Ainsi, l'équilibre entre la consommation de

la charge et les puissances fournies par les sources renouvelables, les systèmes de stockage et le réseau électrique doit être assuré. Le bilan de puissance peut être définie comme suit :

$$P_h(t) + P_{PV}(t) - (P_L(t) - P_{LS}(t)) = P_{el}(t) - P_{fc}(t) P_{bch}(t) - P_{bdch}(t) + P_v(t) - P_a(t) \quad (4.15)$$

Toutes les puissances qui figurent dans la relation ci-dessus doivent être comprises entre leurs valeurs maximales et minimales :

$$P_j^{min} \leq P_i(t) \leq P_i^{max} \quad i=PV, h, el, fc, v, a, bch \text{ et } bdch. \quad (4.16)$$

Afin de prendre en compte l'état de chaque équipement (*on* ou *off*), le coefficient λ_i ($i= el, fc, v, a, bch$ et $bdch$) est introduit dans l'équation 4.17.

$$\lambda_i(t). P_i^{min} \leq z_i(t) \leq \lambda_i(t). P_i^{max} \quad (4.17)$$

Ces contraintes peuvent être exprimées sous forme d'inégalités comme suit [207] :

$$z_i(t) \leq P_i(t) - (1 - \lambda_i(t)). P_i^{min} \quad (4.18)$$

$$z_i(t) \geq P_i(t) - (1 - \lambda_i(t)). P_i^{max} \quad (4.19)$$

La quantité d'énergie stockée dans les batteries et dans les réservoirs d'hydrogène doit respecter, à chaque instant t , les contraintes suivantes :

$$E_{bmin} < E_b(t) < E_{bmax} \quad (4.20)$$

$$E_{rmin} \leq E_r(t) \leq E_{rmax} \quad (4.21)$$

Comme indiqué précédemment, pour des raisons d'efficacité, l'électrolyseur et la pile à combustible ne fonctionnent pas simultanément. De la même manière, la charge et la décharge de la batterie n'ont pas lieu en même temps, ainsi que l'achat et la vente d'énergie au réseau. Ces contraintes se traduisent respectivement par les équations 4.22, 4.23 et 4.24.

$$0 \leq \lambda_{el}(t) + \lambda_{fc}(t) \leq 1 \quad (4.22)$$

$$0 \leq \lambda_{bch}(t) + \lambda_{bdch}(t) \leq 1 \quad (4.23)$$

$$0 \leq \lambda_a(t) + \lambda_v(t) \leq 1 \quad (4.24)$$

Les équations 4.13, 4.14 peuvent être linéarisées en utilisant les relations introduites par Bemporad et *al.* de la façon suivante [214]:

$$-\lambda_i(t) + \sigma_i^{on}(t) \leq 0, \quad i=\{el,fc\} \quad (4.25)$$

$$-(1 - \lambda_i(t - 1)) + \sigma_i^{on}(t) \leq 0, \quad i=\{el,fc\} \quad (4.26)$$

$$\lambda_i(t) + (1 - \lambda_i(t - 1)) - \sigma_i^{on}(t) \leq 1, \quad i=\{el,fc\} \quad (4.27)$$

$$-\lambda_i(t - 1) + \sigma_i^{off}(t) \leq 0, \quad i=\{el,fc\} \quad (4.28)$$

$$-(1 - \lambda_i(t)) + \sigma_i^{off}(t) \leq 0, \quad i=\{el,fc\} \quad (4.29)$$

$$\lambda_i(t - 1) + (1 - \lambda_i(t - 1)) - \sigma_i^{off}(t) \leq 1, \quad i=\{el,fc\} \quad (4.30)$$

Le raccordement de notre installation au réseau principale est un excellent moyen d'accroître l'efficacité du système hybride en achetant de l'énergie pendant les heures de pointes et les jours nuageux et peu ensoleillés et en vendant l'énergie excédentaire produite. Afin de favoriser l'utilisation des sources renouvelables et des systèmes de stockage, le consommateur s'engage à respecter la puissance maximale souscrite auprès de son fournisseur P_a (kVA), appelée puissance souscrite. Cette puissance doit être adaptée aux besoins de consommation pour éviter toute coupure d'électricité lors des pics de demande. A cette fin, nous avons fixé la puissance souscrite à 10% de la charge maximale consommée par le data center ($P_{Lmax} = 1,34$ MW). Toutefois, le coefficient de pénalité δ est appliqué dès que P_a dépasse 5% de P_{Lmax} , comme le montre l'équation 4.2. De même, pour la puissance vendue autorisée P_v^{max} , nous l'avons fixée à 10% de P_{Lmax} .

II. 2. Formulation du problème

L'optimisation de la gestion d'énergie est réalisée à l'aide de la fonction « *ga* », qui fait partie de la boîte à outils d'optimisation global (Global optimization toolbox) utilisant l'algorithme génétique, disponible sur Matlab. Comme mentionné au chapitre 3, cette méthode est basée sur un processus de sélection naturelle permettant de résoudre des problèmes d'optimisation hautement non linéaires, contraints et non contraints. Le problème global est formulé comme un problème multi-variables soumis à plusieurs contraintes comme suit [215]:

$$\min f(x) \quad (4.31)$$

$$\text{Tel que } \begin{cases} A \cdot x \leq b; \\ Aeq \cdot x = Beq; \\ lb \leq x \leq ub; \\ c(x) \leq 0; \\ ceq(x) = 0; \end{cases} \quad (4.32)$$

Où : $f(x)$ est la fonction objectif, dont le résultat est un scalaire, x est le vecteur de solution (i.e. la puissance de référence de chaque composant), A et Aeq sont des matrices désignant les contraintes d'inégalité et d'égalité. b et Beq sont des vecteurs, lb et ub sont les limites inférieures et supérieures de x . Enfin, c et ceq sont des fonctions qui renvoient des vecteurs, traduisant les contraintes non linéaires.

III. Résultats

La gestion d'énergie d'un *microgrid* nécessite de contrôler les flux énergétiques existants, quelle que soit leur nature. L'objectif est de répartir de manière optimale l'énergie produite par les sources primaires entre la charge et les systèmes de stockage. Le gestionnaire d'énergie indique aux équipements les consignes de puissance en fonction des profils de consommation et de production, des tarifs d'achat et de vente d'électricité et des conditions de fonctionnement du système à chaque instant t . Ces vecteurs sont échantillonnés au jour pour un horizon de planification de 365 jours (un an). En effet, bien que les données horaires concernant la consommation du data center et les conditions météorologiques (ensoleillement, température ambiante et vitesse des courants de marée) soient disponibles, un pas d'échantillonnage plus réduit entraînerait un temps de calcul élevé et augmenterait la complexité du problème.

La grille tarifaire est une partie indissociable du système de gestion d'énergie, elle représente le contrat liant le fournisseur et le consommateur. Le programme d'optimisation doit minimiser le coût d'exploitation global tout en assurant une forte utilisation des sources renouvelables et des moyens de stockage et un haut niveau de confort pour le client. Par exemple, la planification doit donner la priorité à l'alimentation de la charge plutôt qu'à la vente d'énergie au réseau. De même, le programme doit privilégier les systèmes de stockage à l'achat d'énergie au réseau. Pour cela, nous attribuons initialement un faible coût à l'énergie vendue et un coût élevé à l'énergie achetée, qui resteront fixes tout au long de l'année. Ce choix est fait pour faire du réseau la dernière option du gestionnaire d'énergie, car notre souci majeur est de réduire les émissions de gaz à effet de serre.

D'après les données de l'agence de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie (ADEME) publiées en 2019, le LCOE des centrales photovoltaïques au sol en France d'une capacité de 0,5 à 2,5 MW et dont la mise en production est prévue en 2019/2020, est situé entre 0,065 et 0,095 \$/kWh pour $i_r=3\%$ [53]. Quant à l'énergie hydrolienne, son coût de production est compris entre 0.14 et 0.67 \$/kWh [62]. Cette plage de variation des prix correspond à un taux d'actualisation allant de 5 à 10%. Dans cette thèse, C_{PV} et C_h sont respectivement fixés à 0,12

et 0,53 \$/kWh, pour $i_r=6\%$. Ces valeurs ont été déterminées à l'aide d'une fonction d'interpolation basée sur les données de l'ADEME. En effet, pour $i_r=6\%$, C_{PV} et C_h varient respectivement de 0,08 à 0,12 \$/kWh et de 0,41 à 0,53 \$/kWh. Enfin, nous avons choisi comme point de départ une large valeur de 10^5 pour les coefficients α et β et une valeur moins importante (ou plus petite) de 10^3 pour γ .

Le problème d'optimisation est formulé pour obtenir la distribution optimale qui répond aux contraintes indiquées dans la section précédente, en utilisant l'algorithme génétique. Les simulations sont effectuées pour la configuration présentée au chapitre 3 ($ELF_{max} = 1\%$), impliquant deux sources d'énergie renouvelables. Les paramètres économiques des composants utilisés sont présentés dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1. Paramètres de la simulation.

Paramètre	Symbole	Valeur
Panneaux photovoltaïque		
Puissance nominale	$P_{n_{pv}}$	500 (kW)
LCOE	C_{PV}	0,12 \$/kWh
Hydrolienne		
Puissance nominale	P_{n_h}	1500 (kW)
LCOE	C_h	0,53 \$/kWh
Batterie		
Capacité nominale	E_{b_n}	250 (kWh)
Rendement de charge	η_b^{ch}	0,8
Rendement de décharge	η_b^{dch}	0,8
Nombre de cycles de vie	$N_{b,cyc}$	3000
Etat de charge min	SOC_{min}	40%
Etat de charge max	SOC_{max}	90%
Coût capital	CC	343 (\$ ³⁹ /kWh)
Coût de dégradation pendant le chargement	$C_{degr,ch}$	0,0012 (\$/kW ² h)

³⁹ 1 euro = 1,17 Dollar américain

Coût de dégradation pendant le déchargement	$C_{degr,dch}$	0,0012 (\$/kW ² h)
Electrolyseur		
Puissance nominale	P_{nel}	1500 (kW)
Coût capital	CC	2000 (\$/kW)
Durée de vie	H_{el}^{max}	30000 h
Coût de dégradation	$Cost_{degr,el}$	0,067 \$/W
Coût de démarrage	$C_{démarrage,el}$	0,14 \$
Coût d'arrêt	$C_{arrêt,el}$	0,0072 \$
Pile à Combustible		
Puissance nominale	P_{nfc}	1500 (kW)
Coût capital	CC	3000 (\$/kW)
Durée de vie	H_{fc}^{max}	30000 h
Coût de dégradation	$Cost_{degr,fc}$	0,012 \$/W
Coût de démarrage	$C_{démarrage,fc}$	0,012 \$
Coût d'arrêt	$C_{arrêt,fc}$	0,0058 \$
Réseau principal		
Puissance souscrite	P_s	162 kW
Puissance vendue max	P_v^{max}	162 kW
Coût d'achat	C_a	2 \$/kWh
Coût de vente	C_v	0,06 \$/kWh

III. 1. Configuration multi-sources

Pour la configuration hybride adoptée, les résultats du dimensionnement ont suggéré l'utilisation d'une hydrolienne d'une puissance nominale de 1500 kW, un champ photovoltaïque d'une puissance totale de 3500 kW, une batterie, un électrolyseur, deux piles à combustibles et 1961 réservoirs d'hydrogène. La figure 4.2 montre les résultats de la planification, où la courbe « Energie » fait référence à la différence entre l'énergie consommée par le data center et l'énergie produite par les sources renouvelables. Nous pouvons constater

que l'énergie produite ne peut pas satisfaire la demande pendant toute l'année, d'où la non-utilisation de la batterie et de l'électrolyseur sur certaines périodes. Il convient de mentionner que nous avons conservé les mêmes puissances nominales des composants pour trouver le dimensionnement optimal. Cela dit, le programme peut proposer un électrolyseur d'une puissance de 1500 kW même si une puissance moindre est nécessaire. A cet effet, nous pouvons adapter la capacité de l'électrolyseur à la valeur maximale du surplus qui se produit pendant le fonctionnement du système. Cet excédent apparaît au mois de juin avec une valeur de 160,96 kW (partie entourée d'un cercle rouge pointillé). Nous fixons donc P_{nel} à 170 kW.

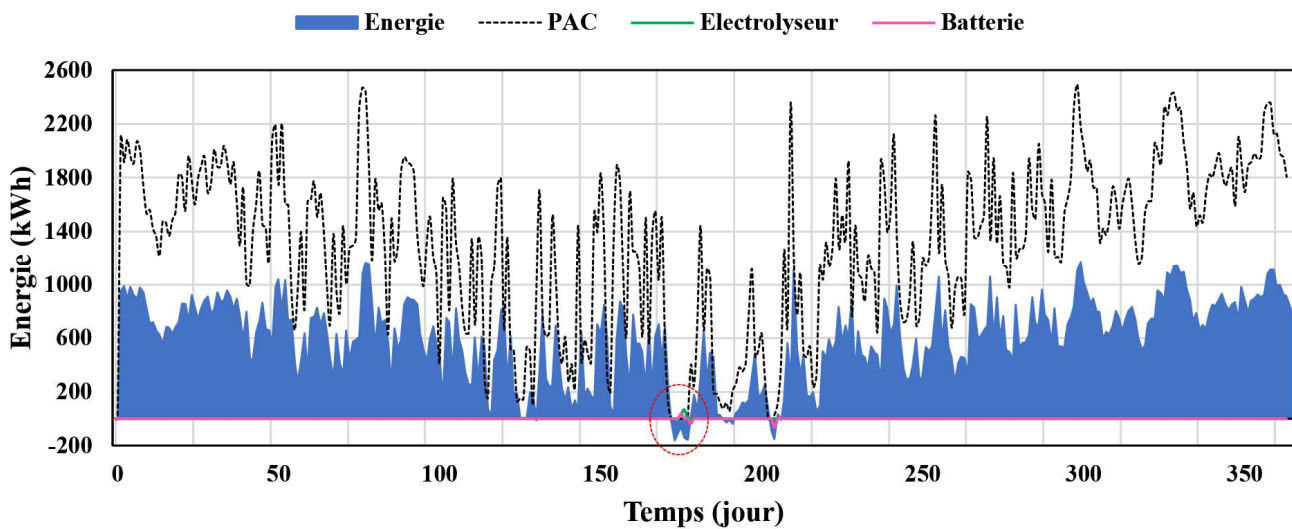


Figure 4.1. Flux d'énergie dans le data center.

Notons que nous utilisons ces résultats pour tester l'algorithme que nous avons mis en œuvre et aussi pour évaluer le comportement du système par rapport aux contraintes imposées. En effet, bien que les méthodes de gestion d'énergie utilisées soient différentes, le dimensionnement nous donne une idée approximative de l'échelle du système hybride qui peut assurer un équilibre entre la production et la consommation d'énergie. La figure 4.2 montre les résultats de la gestion d'énergie appliquée aux profils du rayonnement solaire, de la température, de la vitesse des courants de marée et de la consommation du data center, présentés respectivement dans les figures 3.34, 3.35 et 3.36. Comme nous avons supposé que la batterie est vide et que les réservoirs d'hydrogène sont remplis à 80% au début de l'année, le programme d'optimisation suggère un nombre réduit de sources renouvelables. En outre, comme mentionné au chapitre 3, les données moyennes considérées ne reflètent pas avec précision la consommation réelle du data center puisqu'elles ne tiennent pas compte des pics de charge. Par conséquent, il n'y a pas assez d'énergie excédentaire pour charger la batterie, produire de

l'hydrogène via l'électrolyseur ou vendre de l'électricité au réseau principal. Néanmoins, le choix d'une valeur élevée comme état initial des réservoirs a permis à la pile à combustible de fonctionner tout au long de l'année pour répondre aux besoins de la charge. Nous pouvons remarquer que les PAC changent rarement leur état de commutation, minimisant ainsi leur dégradation. Toutefois, les fluctuations de la puissance de sortie de ces dernières sont fréquentes. Cela s'explique par les nombreuses contraintes imposées à l'achat d'énergie sur le réseau, faisant des PAC la principale source d'énergie. La figure 4.3 montre la période du 30 Mai au 19 Juillet (zoom de la partie entourée d'un cercle rouge dans la figure 4.2). En cas d'un excès d'énergie, le programme donne la priorité à la vente d'énergie au réseau plutôt qu'à la recharge des batteries et à la production d'hydrogène. Sinon, lorsqu'il y a un déficit d'énergie, le système utilise les piles à combustible, en essayant d'éviter autant que possible les variations de leur puissance.

La figure 4.4 illustre le niveau d'hydrogène dans les réservoirs (à gauche) et l'état de charge de la batterie (à droite) durant une année. Comme nous pouvons le constater, la batterie est rarement utilisée et la continuité du système est assurée par l'hydrogène stocké dans les réservoirs, dont le niveau diminue au cours de l'année sans pour autant atteindre la quantité minimale autorisée. Le délestage et l'écrêtage de l'énergie hydrolienne ne sont jamais produits en raison des coefficients de pénalité élevés qui leur sont associés, tandis que l'écrêtage de l'énergie photovoltaïque est souvent utilisé, comme le montre la figure 4.5 (*Pls*, *Ppve* et *Phe* désignent respectivement la charge délestée et les puissances photovoltaïque et hydrolienne écrêtées).

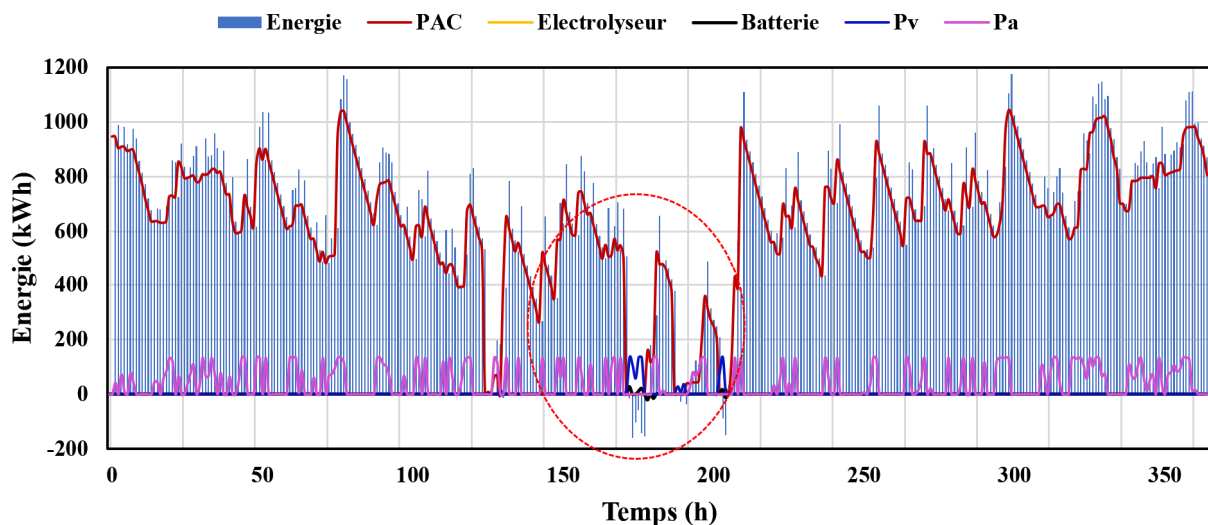


Figure 4.2. Flux d'énergie dans le data center.

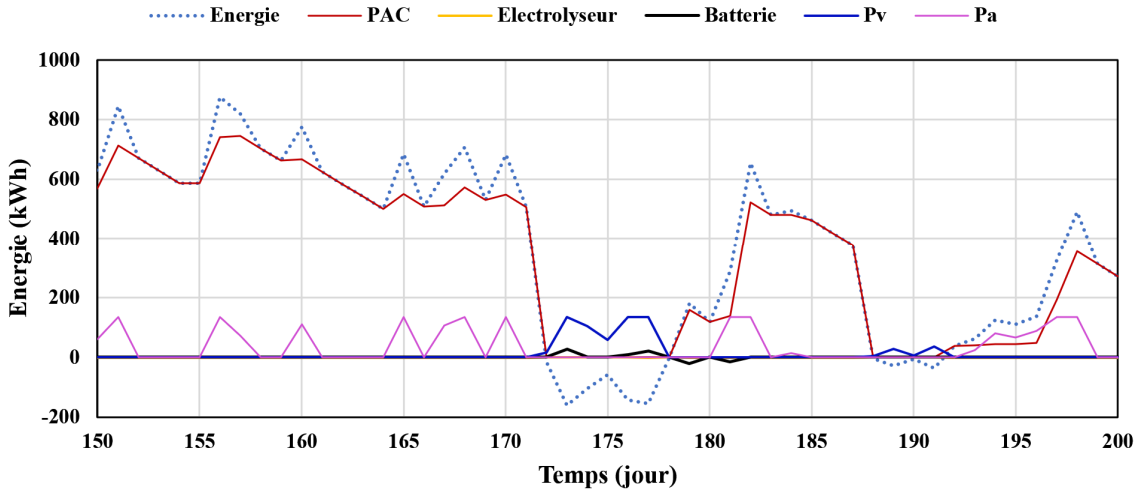


Figure 4.3. Résultats de la gestion d'énergie du 30 mai au 19 juillet.

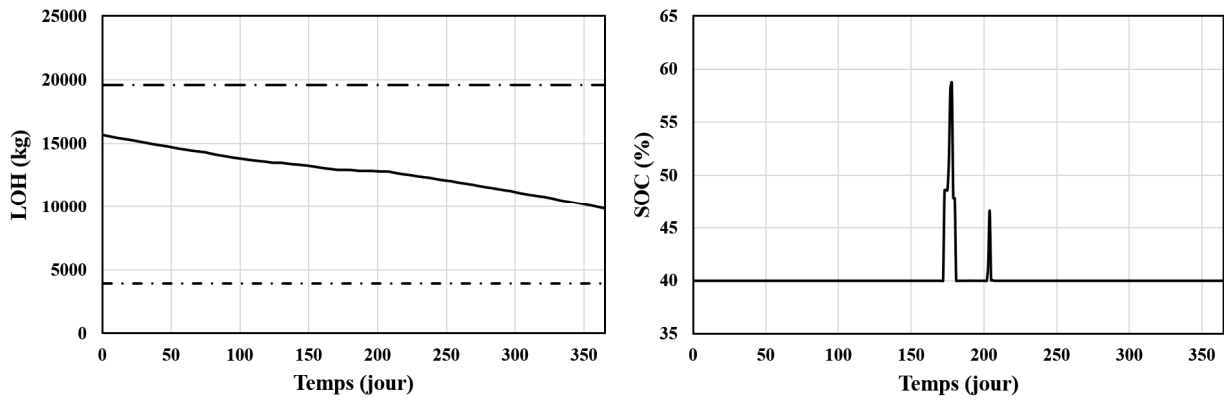


Figure 4.4. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).

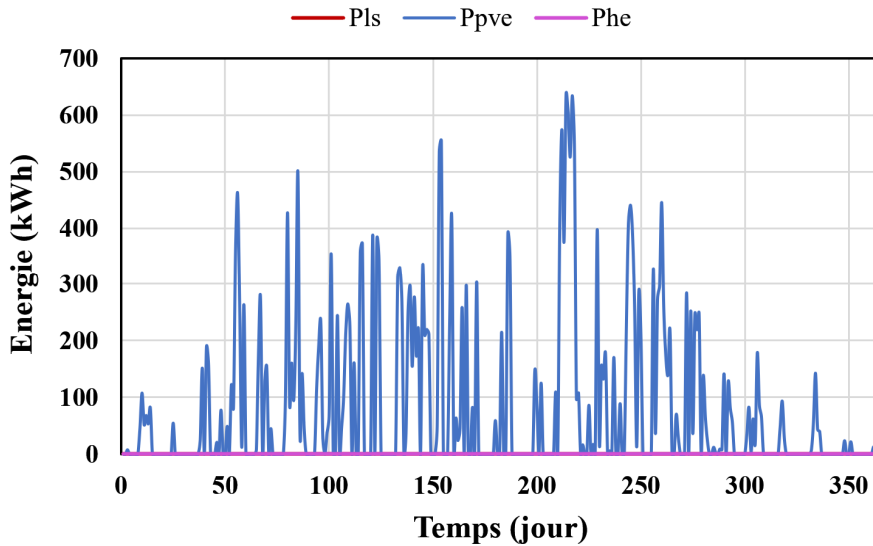


Figure 4.5. Profil des puissances écrêtées et de la charge délestée.

IV. Analyse de sensibilité

Dans cette partie, une analyse de sensibilité est réalisée afin d'évaluer l'impact des paramètres initiaux sur le dimensionnement du système hybride ainsi que sur la gestion de l'énergie. Ces

facteurs comprennent l'état de charge des batteries et des réservoirs d'hydrogène, leur dégradation et la résolution temporelle.

IV. 1. Influence de l'état de charge initial des batteries et des réservoirs d'hydrogène

Dans l'étude de cas précédente, nous avons considéré que l'état de charge initial de la batterie est fixé à sa valeur minimale de 40 %, alors que le niveau d'hydrogène est paramétré à 80 % de la quantité maximale autorisée. Afin d'étudier l'influence de ces paramètres sur le comportement du système hybride, nous avons effectué le dimensionnement pour 5 cas différents, récapitulés dans le tableau 4.2, où le premier cas correspond à notre cas de référence. Les résultats sont présentés dans le tableau 4.3. Nous remarquons que le coût total du système est très sensible aux conditions initiales de fonctionnement, en particulier à la quantité de réservoirs d'hydrogène. Les configurations proposées par le programme d'optimisation concernant les cas N° 1 et 4 sont identiques et présentent le coût le plus avantageux. Bien que les cas N° 2 et 3 réduisent le nombre de réservoirs de 97,45% par rapport aux cas précédent, ils nécessitent un nombre élevé de batteries et de panneaux photovoltaïques. Par conséquent, Le NPC passe de 60,96 à 100,29 M\$, soit une augmentation de 64,52%. En outre, 14,32% de l'énergie totale requise par le data center est dissipée dans une charge résistive. Le dernier cas donne un ELF égal à 0, ce qui signifie que la charge est satisfaite à 100% tout au long de l'année, permettant au système de fonctionner de manière totalement autonome. Toutefois, en raison de l'augmentation du nombre de panneaux PV et de réservoirs d'hydrogène, le coût est porté à 81,43 M\$. Les résultats de la gestion optimale d'énergie sont présentés dans le tableau 4.4 et sont analysés dans les sous-sections suivantes.

Tableau 4.2. Cas étudiés.

Cas	1	2	3	4	5
SOC_{ini}	40%	90%	40%	90%	50%
LOH_{ini}^{40}	80%	20%	20%	80%	50%
α	10^5	10^5	10^5	10^5	10^5
β	10^5	10^5	10^5	10^5	10^5
γ	10^3	10^3	10^3	10^3	10^3
δ	10^2	10^2	10^2	10^2	10^2

⁴⁰ LOH: Level of Hydrogen

Afin d'avoir une vision plus réaliste du coût d'exploitation du système, il convient d'introduire une nouvelle donnée, $J_{T'}$. Comme indiqué dans l'équation 4.33, cette valeur est la résultante du coût global auquel on soustrait les coûts générés par les différents coefficients de pénalité α , β , γ et δ , introduits précédemment pour le bien de la simulation.

$$J_{T'}(t) = \sum_{t=1}^T (J_g(t) + J_{res}(t) + J_{bch}(t) + J_{bdch}(t) + J_{el}(t) + J_{fc}(t)) \quad (4.33)$$

Tableau 4.3. Résultats de l'optimisation du dimensionnement.

Cas	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF	E_{dump} (%)
1	1	7	1	2	1	1961	60,96	0,0099	0
2	6	7	20	2	1	50	100,29	0,0022	14,32
3	6	7	20	2	1	50	100,29	0,0070	14,32
4	1	7	1	2	1	1960	60,95	0,0099	0
5	3	7	1	2	1	2000	81,43	0	0

Tableau 4.4. Résultats de l'optimisation de la gestion d'énergie.

Cas	J_T (M\$)	$J_{T'}$ (M\$)	J_g (M\$)	J_{fc} (M\$)	J_{el} (M\$)	J_b (M\$)	J_{res} (M\$)	$P_{l_{ST}}$ (MW)	P_{e_T} (MW)
1	58,63	26,93	0,06	26,85	1,00e-06	1,01e-05	0,03	8,33e-09	30,42
2	4634,12	337,53	0,23	15,64	321,62	3,64e-02	1,67e-03	0,22	117,38
3	4801,77	383,51	0,23	15,67	367,57	3,56e-02	2,95e-03	1,55	117,25
4	58,39	26,70	0,06	26,61	1,00e-06	2,24e-05	0,03	6,90e-09	30,36
5	76,10	45,21	0,14	40,52	4,53	6,10e-04	0,02	1,36e-07	29,81

IV. 1. 1. Cas N°2

Dans la présente étude de cas, la batterie est considérée comme entièrement chargée au début, alors que le niveau d'hydrogène est à sa valeur minimale. Le coût de fonctionnement s'élève à 337,53 M\$, dont celui de l'électrolyseur constitue la majeure partie, atteignant 95,29%. Cette valeur importante s'explique par les poids élevés associés au coût de dégradation du stockage de l'hydrogène (voir équation 4.8). En outre, comme le programme a augmenté le nombre de panneaux PV par rapport à l'étude du cas de référence (cas N°1 du tableau ci-dessus), l'électrolyseur tend à produire de l'hydrogène durant toute l'année afin de maintenir l'équilibre entre production et consommation, comme le montre la figure 4.6. Les piles à combustibles sont le 2^{ème} contributeur au coût d'exploitation global (4,63%), devant les sources renouvelables (0,07%), les batteries (0,01%) et le réseau principal. De cette manière, l'objectif de réduction des émissions de gaz à effet de serre est atteint.

Pour mieux visualiser les résultats obtenus, un zoom sur les 100 premiers jours de l'année est effectué (figure 4.7). Nous pouvons voir que l'électrolyseur et les piles à combustible essaient de maintenir leur puissance fixe pour réduire les fluctuations et ainsi prolonger leur durée de vie. Comme les panneaux photovoltaïques et les hydroliennes produisent suffisamment d'énergie, la quantité achetée au réseau est insignifiante, alors que sa vente est toujours rentable pour le *microgrid*. L'évolution de l'état de charge de la batterie et du niveau d'hydrogène dans les réservoirs est illustrée dans la figure 4.8. Au début de l'année, la fiabilité du système est assurée par les batteries et le réseau puisque les réservoirs ne sont pas en mesure d'alimenter les PAC en hydrogène pour produire de l'électricité. Ensuite, le LOH augmente lentement jusqu'à atteindre la limite maximale des réservoirs, tandis que les fluctuations de puissances sont absorbées par les batteries, tout en maintenant leur SOC dans les limites prédéfinies (entre 40 et 90%). Analogiquement au cas N°1, le délestage de la charge survient rarement pour la même cause (coefficient de pénalité élevé). Cependant, comme il y a toujours un surplus d'énergie et que le réseau n'en absorbe pas la totalité, l'écrêtage des énergies renouvelables est fréquent (figure 4.9).

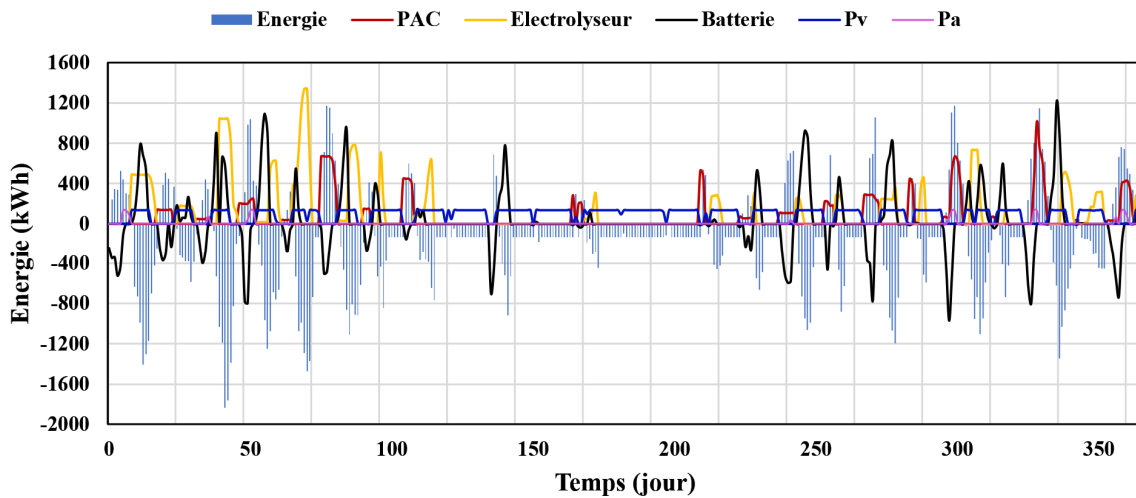


Figure 4.6. Flux d'énergie dans le data center (cas N°2).

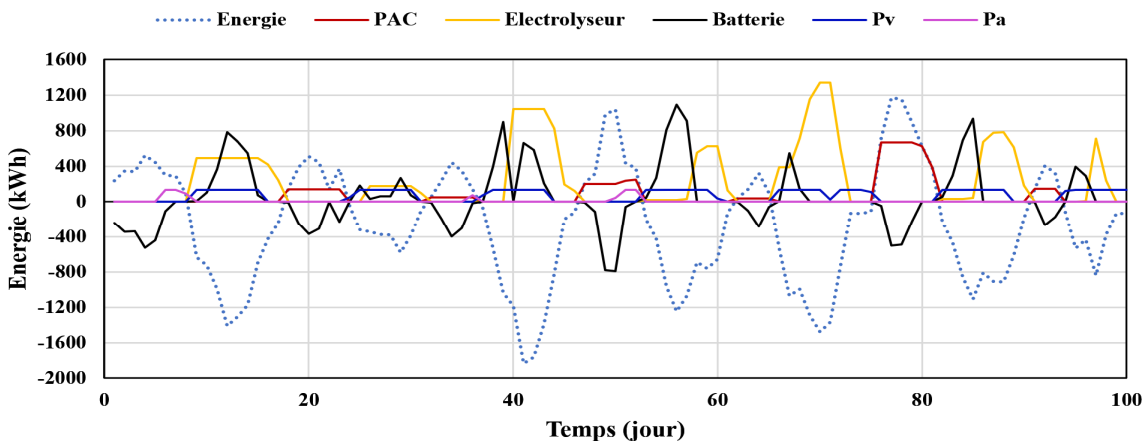


Figure 4.7. Résultats de la gestion d'énergie du 1^{er} janvier au 10 avril.

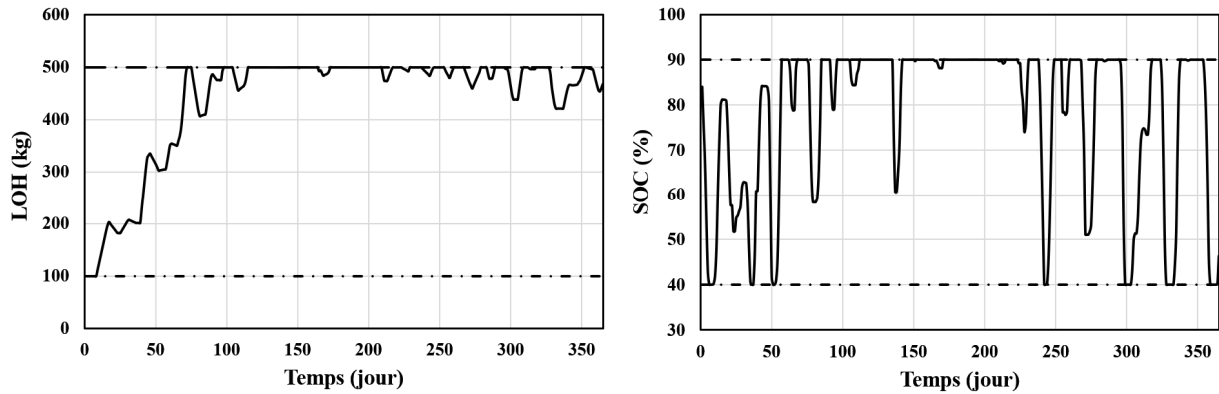


Figure 4.8. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).

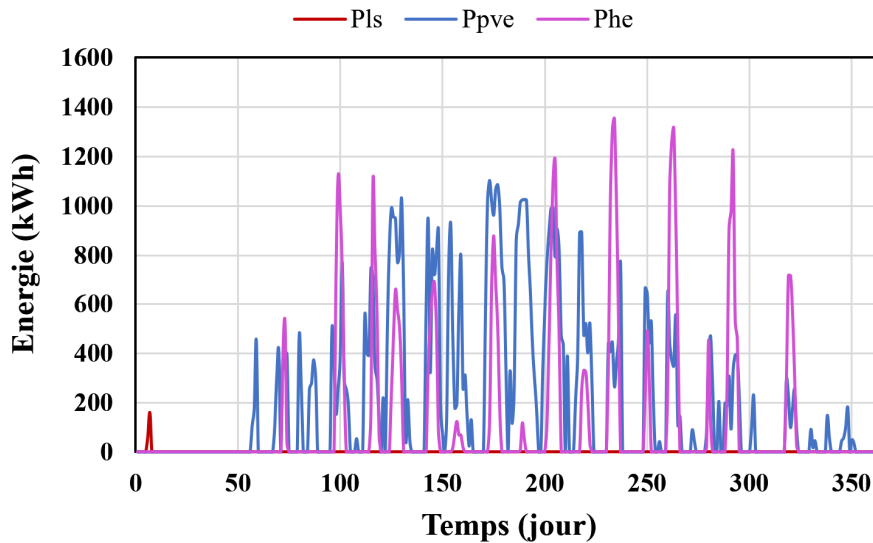


Figure 4.9. Profil des puissances écartées et de la charge délestée.

IV. 1. 2. Cas N°3

Pour ce cas, le dimensionnement renvoie le même nombre de sources d'énergie que pour le cas N°2. La fiabilité du système a légèrement diminué (de 0,48%), ceci est dû au fait que les deux dispositifs de stockage ne sont pas capables de fournir de l'électricité au départ, contrairement au cas précédent, comme le montre la figure 4.10. Par conséquent, le réseau prend le relais pour assurer l'équilibre des puissances. La charge délestée passe de 0,22 à 1,55 MW, soit le septuple, tandis que la puissance écartée reste quasiment fixe. La réduction de l'énergie photovoltaïque produite est plus importante que celle de l'énergie hydrolienne puisque le coefficient de pénalité attribué est plus faible (10^3 contre 10^5). En effet, seulement 51,2% de l'énergie PV que l'on peut réellement produire est effectivement utilisée, alors que l'énergie hydrolienne écartée ne constitue que 9,05% de l'énergie disponible (voir figure 4.11). L'évolution de la quantité d'hydrogène stockée est également similaire à celle du cas N°2, quant

à l'état de charge des batteries, la différence n'est observée qu'au début de fonctionnement du système, comme l'illustre la figure 4.12.

Concernant le coût d'exploitation global, il a connu une hausse de 13,62%, pour atteindre 383,51 M\$. Cela s'explique par l'augmentation du coût d'utilisation de l'électrolyseur et du réseau, estimées respectivement à 14,29 et 76,65%. Cependant, celui des batteries a diminué de 2,2%, tandis que celui des piles à combustible est resté quasiment stable.

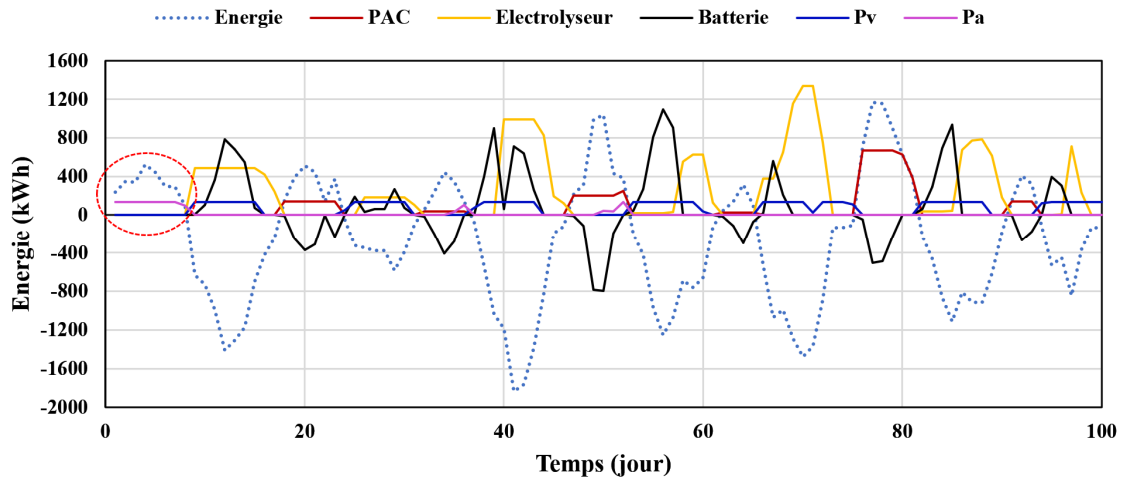


Figure 4.10. Résultats de la gestion d'énergie du 1^{er} janvier au 10 avril (cas N°3).

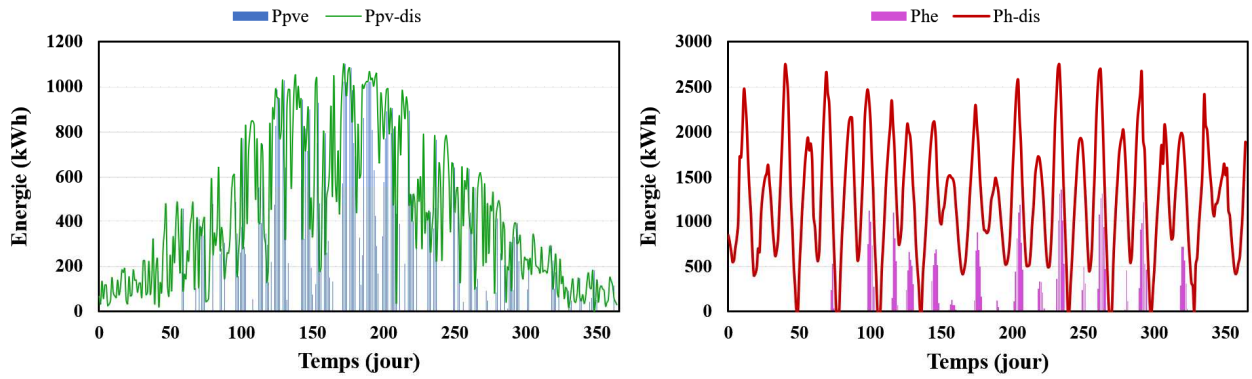


Figure 4.11. Comparaison entre les puissances disponibles et les puissances écrêtées.

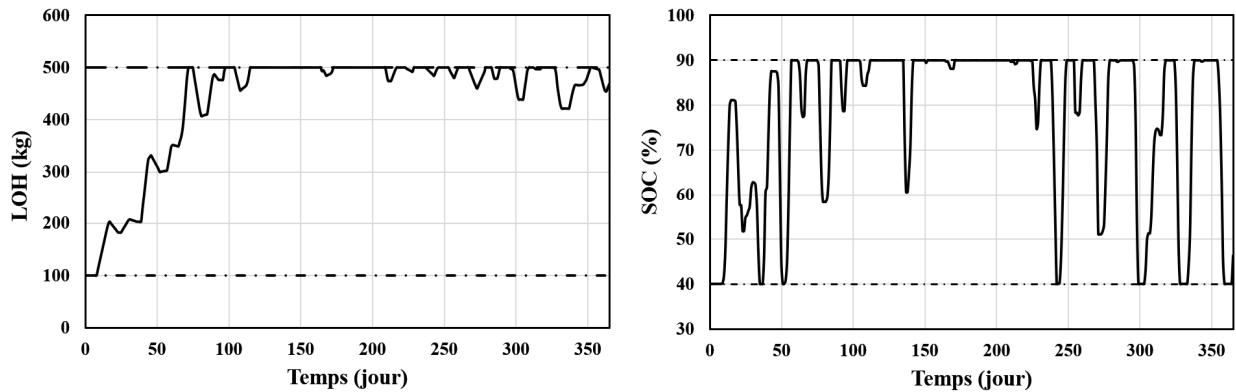


Figure 4.12. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).

IV. 1. 3. Cas N°4

Comme nous l'avons déjà mentionné, les configurations proposées pour les cas N°1 et 4 sont similaires et rentables. Le coût total reste quasiment équivalent malgré une différence au niveau de la répartition des coûts de chaque source énergétique. Comme les batteries et les réservoirs d'hydrogène sont tous deux complètement chargés au départ, le système peut choisir lequel d'entre eux doit alimenter la charge à moindre coût. La gestion optimale de l'énergie est similaire à celle du scénario de référence, à l'exception du premier jour, comme nous pouvons le voir sur la figure 4.13. Le programme d'optimisation a trouvé qu'il est plus économique de décharger la batterie et de convertir l'hydrogène en électricité en faisant fonctionner les piles à combustible que de faire appel au réseau pour combler le déficit de puissance. Dans tous les cas, les PAC restent la principale source d'énergie chargée d'assurer la fiabilité du système, la contribution de la batterie étant en revanche marginale (figure 4.13). L'évolution du niveau d'hydrogène LOH n'est pas présentée car elle est similaire à celle de la figure 4.4. L'énergie totale écrêtée est également maintenue presque constante, et comme il y a suffisamment de puissance pour remplir les besoins du data center, le délestage de la charge est évité.

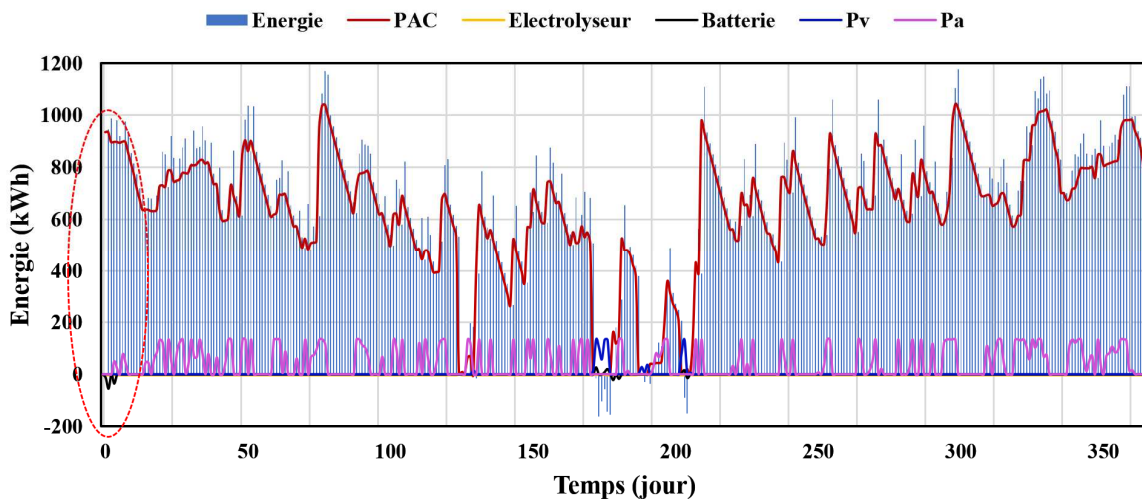


Figure 4.13. Flux d'énergie dans le data center (cas N°4).

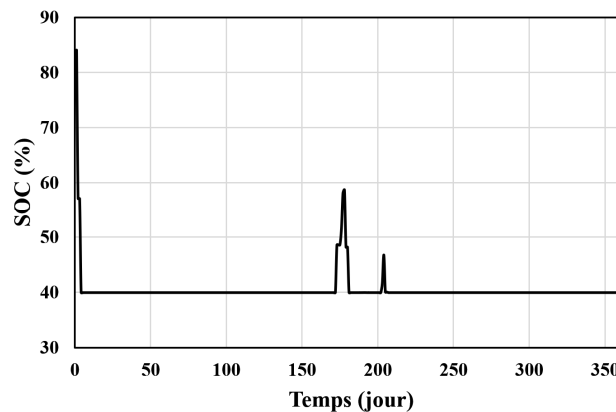


Figure 4.14. Etat de charge de la batterie (SOC).

IV. 1. 4. Cas N°5

Ici, la batterie et les réservoirs d'hydrogène sont considérés comme étant à moitié pleins au début de l'année. Le nombre d'hydroliennes a augmenté de 200%, ce qui a entraîné une légère modification du nombre de réservoirs, alors qu'aucun changement n'est noté dans le nombre des autres composants du système. Le coût d'exploitation a augmenté de 67,88 % par rapport au cas de référence, où la part des piles à combustible est importante, s'élevant à 89,63%. L'électrolyseur vient en deuxième position, suivi, dans l'ordre respectif, des sources renouvelables, du réseau et de la batterie. Les résultats de l'ordonnancement sont présentés dans la figure 4.15. Lorsque la demande en énergie est supérieure à la puissance produite (valeurs positives), les piles à combustible, avec l'aide du réseau et de la batterie, maintiennent l'équilibre des puissances. En revanche, lorsque l'énergie est abondante (valeurs négatives), le système choisit soit de produire de l'hydrogène, soit de le revendre au réseau, soit les deux. Le stockage de l'hydrogène est plus fréquemment utilisé car il est plus avantageux en termes de coût que la sollicitation dynamique de la batterie. Ainsi, on évite son vieillissement prématuré. Les profils de l'état de charge de la batterie et du niveau d'hydrogène sont montrés dans la figure 4.16. De toute évidence, le LOH n'atteint jamais sa limite supérieure, car l'objectif du système n'est pas de produire de l'hydrogène, mais de fournir de l'électricité au data center. En contrepartie, la batterie n'enfreint jamais les limites de son SOC, tout en étant utilisée comme dispositif de stockage auxiliaire.

Bien que les résultats du dimensionnement révèlent qu'il n'y a pas de rejet de puissance, la présente gestion d'énergie tolère ce mode de fonctionnement en raison de l'échange d'énergie avec le réseau principal. La puissance globale écrêtée de 29,81 MW est d'origine photovoltaïque, soit 19,31%. Néanmoins, la totalité de l'énergie hydrolienne prévue pour être produite est effectivement utilisée, comme le montre la figure 4.17.

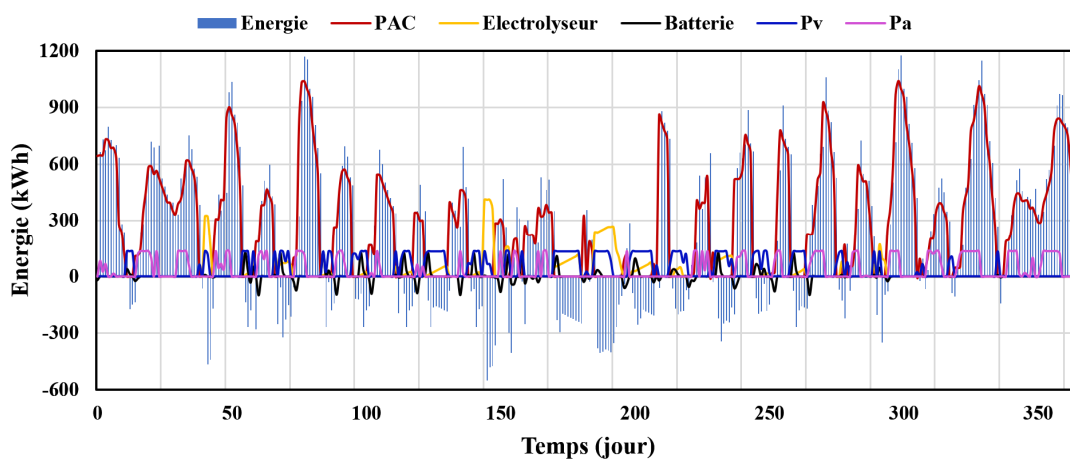


Figure 4.15. Flux d'énergie dans le data center (cas N°5).

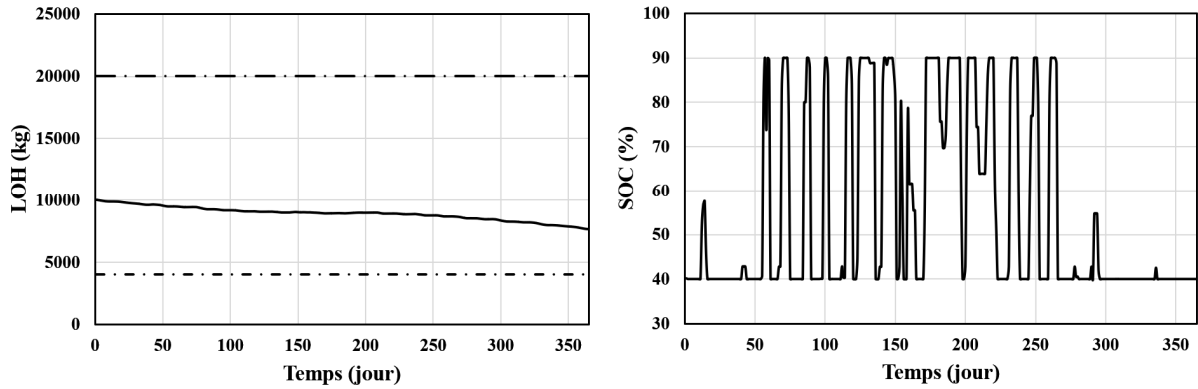


Figure 4.16. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).

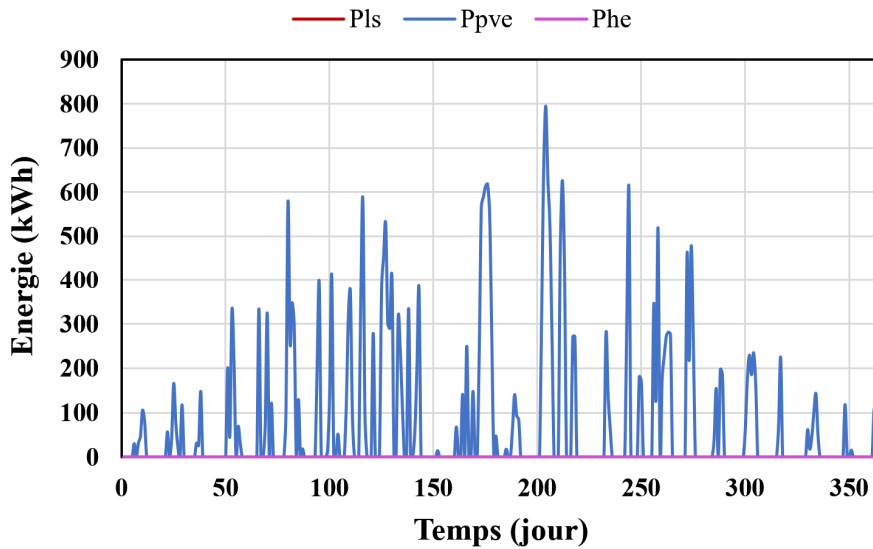


Figure 4.17. Profil des puissances écrêtées et de la charge délestée.

IV. 1. 5. Synthèse

Il ressort des résultats que les paramètres initiaux ont un impact considérable sur le coût global et le fonctionnement des différents éléments du système. Les tableaux 4.3 et 4.4 montrent que le classement des cas d'un point de vue économique reste le même. Le 1^{er} et le 4^{ème} scénario sont les plus avantageux, où les deux systèmes de stockage sont au départ pleinement chargés. Le nombre élevé de réservoirs d'hydrogène suggéré par l'algorithme d'optimisation peut s'expliquer par le fait que le coût de l'énergie initialement contenue dans les unités de stockage n'est pas inclus dans le coût total net actuel NPC. Il convient de noter que des termes quadratiques sont associés aux coûts de dégradation des piles à combustible et des électrolyseurs ($\Delta z_{el}(t)^2$ et $\Delta z_{fc}(t)^2$). Ainsi, le chiffre total présenté amplifie le coût total réel d'exploitation du système, où l'électrolyseur et les piles à combustible sont les principaux contributeurs dans la majorité des cas. Ces contraintes strictes sont imposées pour éviter le vieillissement avancé de ces appareils, sans quoi leur durée de vie serait réduite. Afin de voir

plus clairement l'impact de ces termes, nous effectuons les simulations pour les 5 cas dans la section suivante (section IV.2) sans introduire le problème de dégradation dans le coût total.

Dans les 2^{ème} et 3^{ème} scénarios, les réservoirs d'hydrogène étant vides au départ, il devient plus profitable d'augmenter le nombre de batteries et d'hydroliennes pour garantir un approvisionnement pérenne en électricité. Par conséquent, le plafonnement des énergies renouvelables se produit plus fréquemment pour assurer un équilibre permanent entre production et consommation. La quantité de charge délestée a également augmenté, ce qui souligne l'importance du stockage de l'hydrogène pour préserver la continuité du service. Quant au coût induit par l'échange d'énergie avec le réseau, il a fortement chuté. En effet, le système peut couvrir ses besoins sans jamais acheter d'électricité au réseau. De plus, grâce à l'existence de plusieurs sources renouvelables, il est possible de vendre plus d'énergie que dans les cas précédents (cas N°1 et 4), comme le montre la figure 4.18.

Les résultats ont également montré que le système d'hydrogène est plus adapté au stockage à long terme, comme déjà mentionné dans la recherche bibliographique. Dans certains cas, la batterie et l'électrolyseur sont rarement utilisés, par exemple dans les cas N°1 et 4, en raison du manque de sources d'énergie. Cela peut conduire à penser qu'il n'est pas nécessaire d'investir dans ces dispositifs de stockage. Toutefois, il convient de noter que les simulations ont été menées sur un horizon temporel réduit (365 jours), où la charge moyenne est inférieure à la consommation maximale réelle du data center ($P_{L_{max}} = 1,62 \text{ MW}$), afin de simuler différentes études de cas et d'évaluer leur impact sur le fonctionnement du système. A cette fin, nous réduisons le pas d'échantillonnage à une heure et analysons les résultats des cas en question dans la section IV.3.

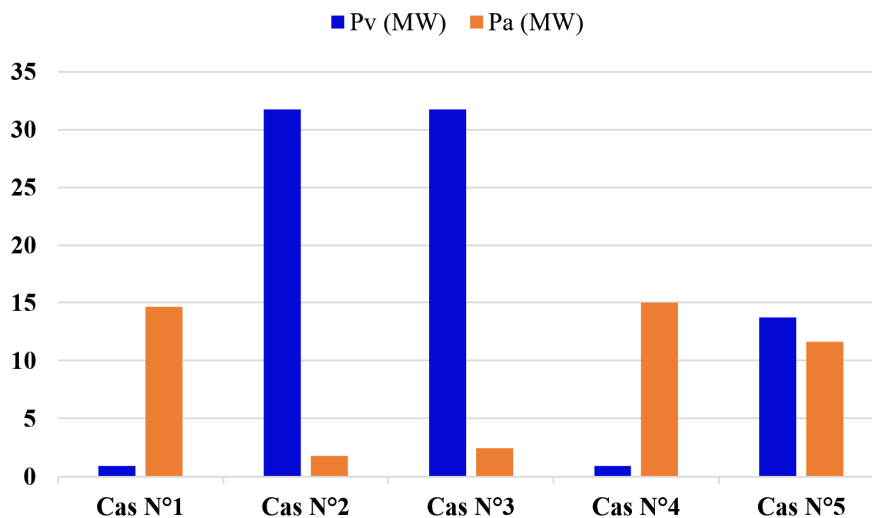


Figure 4.18. Comparaison de l'énergie échangée avec le réseau pour les différents cas.

IV. 2. Influence de la dégradation des batteries et du système de stockage d'hydrogène

Afin d'évaluer l'efficacité de la stratégie de gestion proposée, nous réitérons les simulations pour les 5 scénarios sans introduire le coût de la dégradation de l'électrolyseur et de la pile à combustible associée aux fluctuations de leur puissance de sortie et aux cycles de marche/arrêt, ainsi que le coût lié au processus de charge/décharge de la batterie. Les équations 4.6, 4.7, 4.8 et 4.9 deviennent alors les suivantes [159], [207]:

$$J_{bch}(t) = \frac{CC_b}{2.N_{b,cyc}} P_{bch}(t) \cdot \eta_b^{ch} \quad (4.34)$$

$$J_{bdch}(t) = \frac{CC_b}{2.N_{b,cyc}} \frac{P_{b,ch}(t)}{\eta_b^{dch}} \quad (4.35)$$

$$J_{el}(t) = \left(\frac{CC_{el}}{P_{n_{el}} \cdot H_{elzmax}} \right) \cdot P_{el}(t) \quad (4.36)$$

$$J_{fc}(t) = \left(\frac{CC_{fc}}{P_{n_{fc}} \cdot H_{fcmax}} \right) \cdot P_{fc}(t) \quad (4.37)$$

Les résultats de la planification sont rassemblés dans le tableau 4.5. Il est clair que sans tenir compte du coût de dégradation du système de stockage, le coût d'exploitation baisse de manière spectaculaire. Dans le cas N°1, comme il n'y a pas de contrainte sur la dégradation des piles à combustible, il n'est pas nécessaire de limiter la puissance produite par les énergies renouvelables pour réduire les fluctuations de leur puissance de sortie, comme le montre la figure 4.19. Par conséquent, la puissance totale écrêtée est nulle. Le coût d'échange d'énergie avec le réseau a également chuté car le système hybride peut répondre aux besoins du data center de manière quasi autonome. Un comportement similaire est observé dans tous les cas étudiés où la vente de l'énergie se produit plus que son achat (figure 4.20), d'où le coût négatif.

Dans les cas N°2 et 3, les coûts de fonctionnement résultants ont été réduits respectivement de 99,83 et 99,94%. Cependant, la puissance de sortie des piles à combustible et des électrolyseurs fluctue continuellement, raccourcissant ainsi leur durée de vie, comme indiqué dans la figure 4.21 (SD signifie sans dégradation et AD signifie avec dégradation). La figure 4.22 illustre l'évolution de l'état de charge des batteries. Nous pouvons voir que ces dispositifs subissent également de multiples sollicitations, car il devient moins coûteux de les utiliser lorsque le coût du cycle de charge/décharge n'est pas inclus. Quant à l'énergie écrêtée, elle est passée respectivement de 117,38 à 113,86 MW et de 117,25 à 113,94 MW, tandis que la charge délestée est restée fixe.

Le cas N°4 est similaire au cas N°1, où aucune réduction de charge ou de puissance photovoltaïque et hydrolienne ne se produit. Le profit généré par le commerce de l'énergie avec le réseau est légèrement différent car seules des ventes d'énergie ont lieu. Idem pour le dernier cas où la batterie et les réservoirs d'hydrogène sont considérés remplis à hauteur de 50 % initialement.

Dans tous les cas étudiés, il est évident que le coût des énergies renouvelables représente la plus grande part du coût total de d'exploitation. Lorsque la dégradation des systèmes de stockage n'est pas prise en compte, le programme d'optimisation préfère utiliser toute l'énergie produite, de sorte que les coefficients de pénalité α , β , γ et δ ne s'ajoutent pas au coût. Cependant, l'utilisation intensive de ces dispositifs accélère leur usure et réduit leur durée de vie. Cela signifie que la fonction coût proposée est efficace pour améliorer les performances des composants du système hybride considéré et les protéger contre un vieillissement prématuré.

Tableau 4.5. Résultats de l'optimisation de la gestion d'énergie.

Cas	J_T (M\$)	$J_{T'}$ (M\$)	J_g (M\$)	J_{fc} (M\$)	J_{el} (M\$)	J_b (M\$)	J_{res} (M\$)	P_{lST} (MW)	P_{eT} (MW)
1	0,08	0,08	0,06	2,16E-02	1,21E-06	2,79E-05	9,51E-05	6,66e-08	3,16e-08
2	4622,08	0,24	0,23	1,94E-03	2,24E-03	3,03E-03	-1,26E-03	0,22	113,86
3	4757,44	0,24	0,23	1,94E-03	2,24E-03	2,88E-03	8,59E-05	1,55	113,94
4	0,08	0,08	0,06	2,16E-02	1,22E-06	3,50E-05	-3,88E-05	5,96e-08	7,71e-08
5	0,15	0,15	0,14	9,88E-03	1,47E-03	2,97E-04	-7,49E-04	3,12e-09	2,15e-05

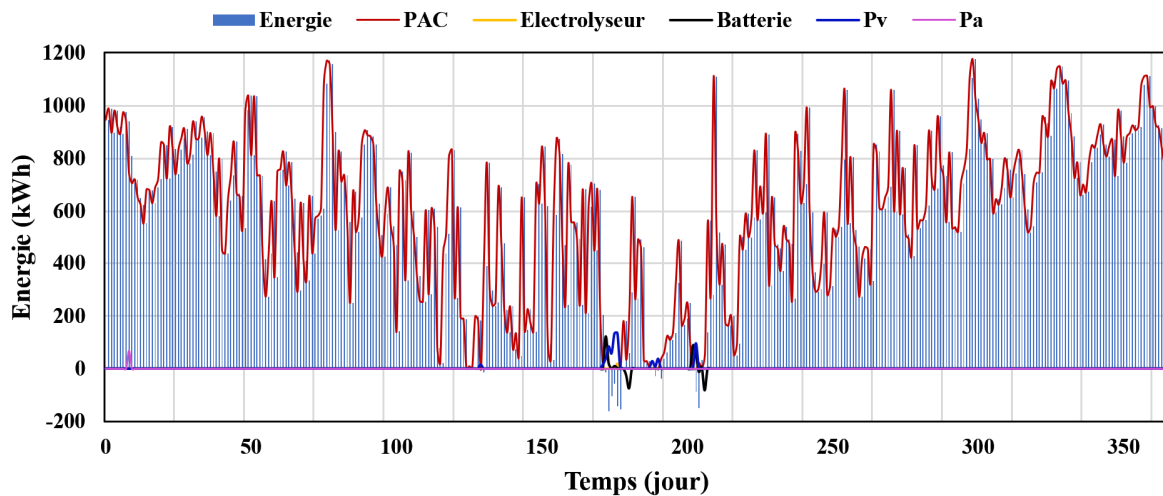


Figure 4.19. Flux d'énergie dans le data center (cas N°1).

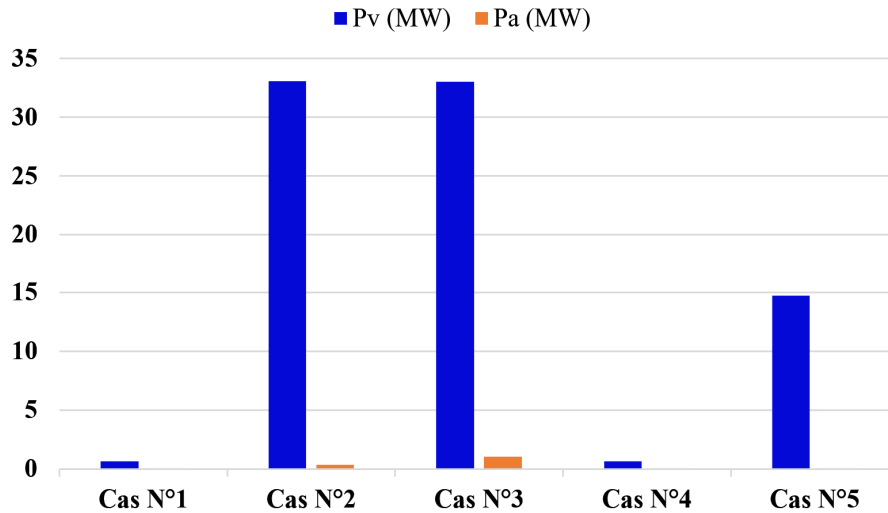


Figure 4.20. Comparaison de l'énergie échangée avec le réseau pour les différents cas.

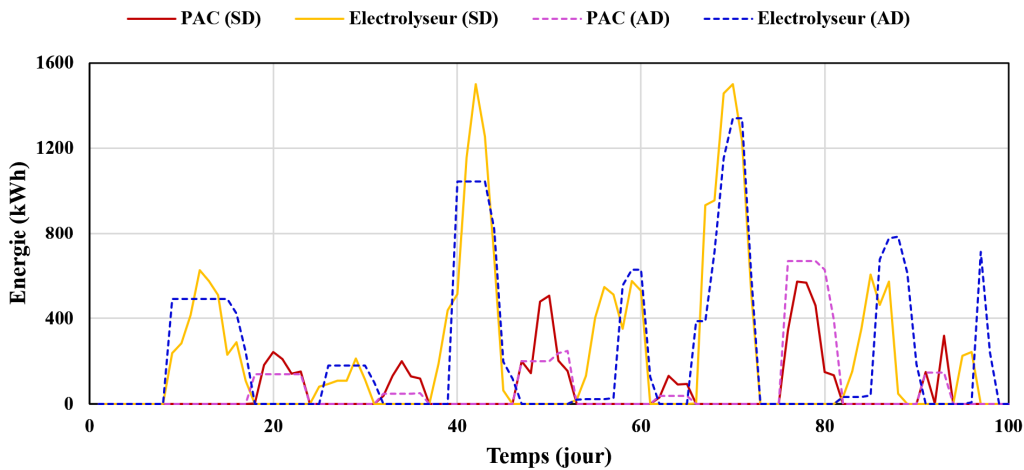


Figure 4.21. Résultats de la gestion d'énergie du stockage d'hydrogène du 1^{er} janvier au 10 avril (cas N°2).

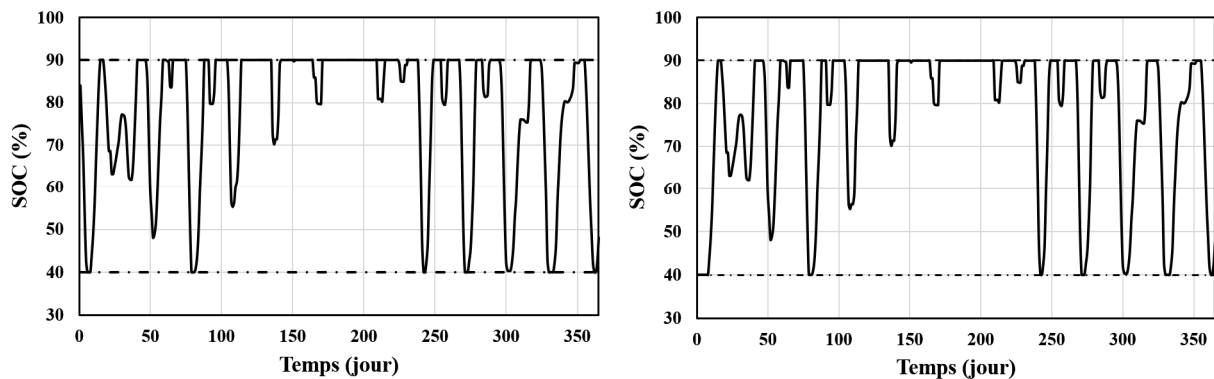


Figure 4.22. Etat de charge des batteries dans les cas N°2 (à gauche) et 3 (à droite).

IV. 3. Influence de la résolution temporelle

Dans tous les scénarios présentés dans les sections précédentes, les données moyennes d'une journée sont utilisées pour rendre possible l'étude de plusieurs conditions de fonctionnement et de leurs effets sur les performances du système. Toutefois, ce choix a conduit à une utilisation

marginale de certains équipements dans les cas N°1 et 4, en particulier l'électrolyseur et la batterie. Afin de montrer l'importance de ces derniers dans le système hybride, des simulations ont été réalisées avec un pas d'échantillonnage d'une heure. Les résultats du dimensionnement sont présentés dans le tableau 4.6. Le nombre de composants proposé par l'algorithme d'optimisation pour les deux cas est différent, sauf pour les hydroliennes, les batteries et les piles à combustible. Dans le second scénario, le nombre de panneaux PV et de réservoirs d'hydrogène a augmenté, entraînant une légère hausse de 1,48% dans le NPC. En outre, le pourcentage d'énergie dissipée dans une charge résistive est passée de 11,28 à 18,46%.

IV. 3. 1. Cas N°1

La figure 4.23 montre les résultats de la gestion d'énergie au cours de la première semaine (168h) appliquée aux profils du rayonnement solaire, de la température, de la vitesse des courants de marée et de la consommation du data center, présentés respectivement dans les figures 3.1, 3.2 et 3.15. D'après cette courbe, nous pouvons affirmer que l'utilisation de batteries et d'électrolyseurs est essentielle dans le cas d'un data center à l'échelle du MW. Contrairement aux résultats obtenus précédemment, les électrolyseurs produisent fréquemment de l'hydrogène à 30 bar et le stockent dans des réservoirs dédiés jusqu'à leur capacité maximale, comme le montre la figure 4.24. Les batteries contribuent également au fonctionnement sûr du système, sans pour autant enfreindre les limites maximale et minimale de leur SOC.

La figure 4.25 présente les profils des puissances écrêtées. En raison de la disponibilité de plusieurs sources d'énergie, la réduction des énergies renouvelables est plus courante. Comme l'électricité produite par les panneaux photovoltaïques est à son maximum pendant la saison estivale, la puissance écrêtée totale est significative. Elle s'élève à 1027,32 MW, soit 40,4% de la puissance totale que nous avons prévu de produire. Cette pratique se produit également dans le cas des hydroliennes, atteignant 4493,28 MW, ce qui représente 30,74 % de la puissance réellement disponible. Quant au délestage, il est évité autant que possible. Il se produit lors des pics de demande, culminant à une valeur de 6,78 MW, soit 0,06% de la consommation énergétique annuelle du data center (voir figure 4.26).

Tableau 4.6. Résultats de l'optimisation du dimensionnement.

Cas	N_h	N_{PV}	N_b	N_{fc}	N_{el}	N_r	NPC (M\$)	ELF	E_{dump} (%)
1	5	5	20	2	2	658	96,37	0,0058	11,28
4	5	7	20	2	1	987	97,81	0,0042	18,46

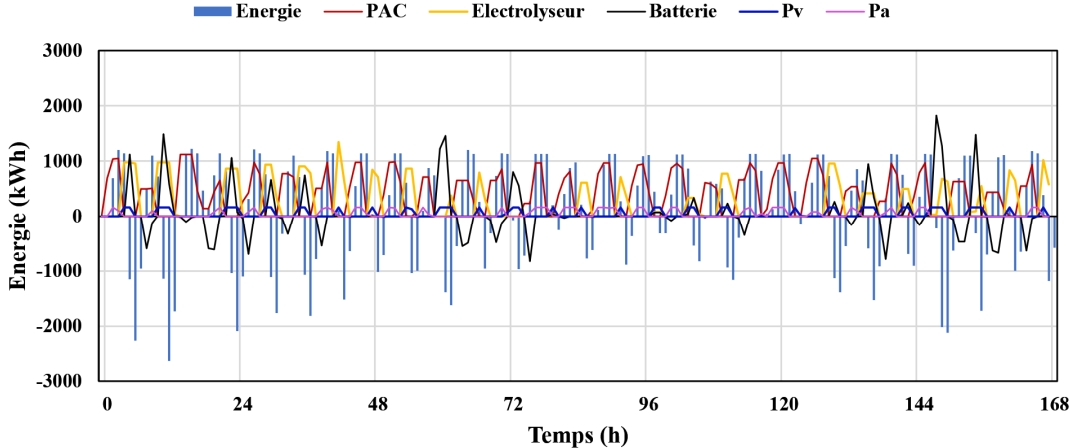


Figure 4.23. Flux d'énergie dans le data center durant la première semaine (cas N°1).

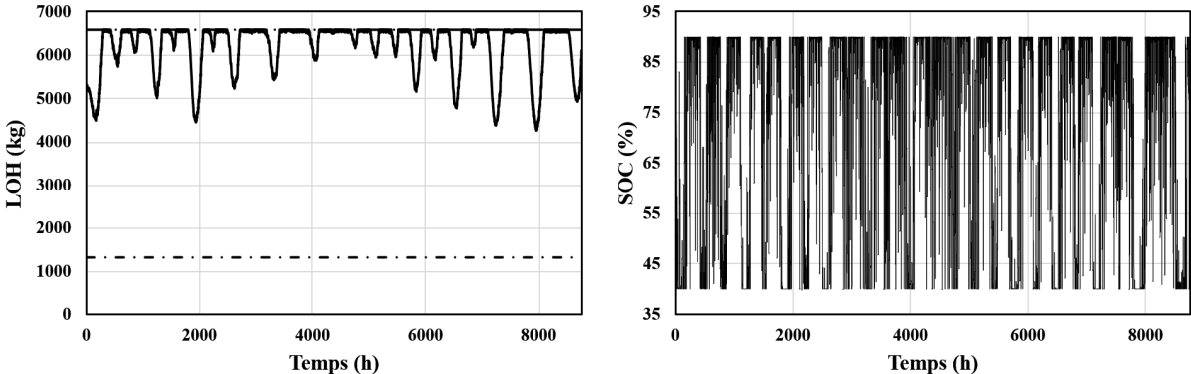


Figure 4.24. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).

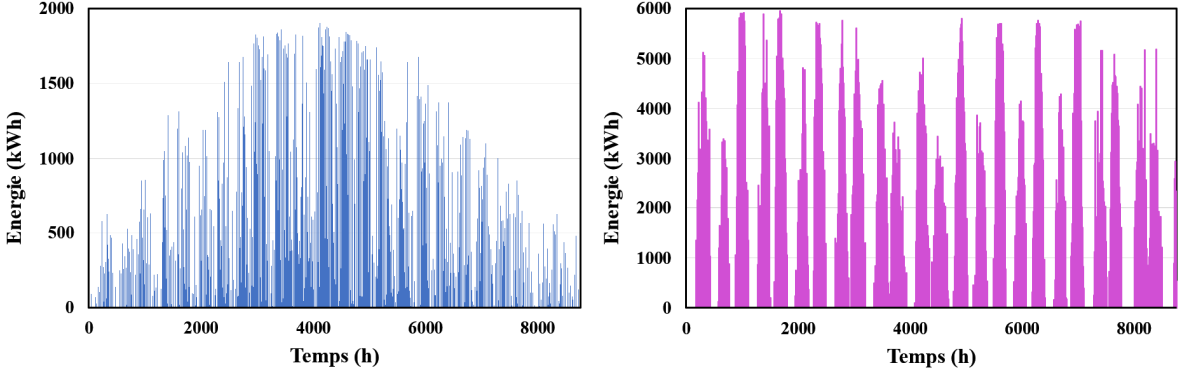


Figure 4.25. Profil des puissances photovoltaïque (à gauche) et hydrolienne (à droite) écrêtées.

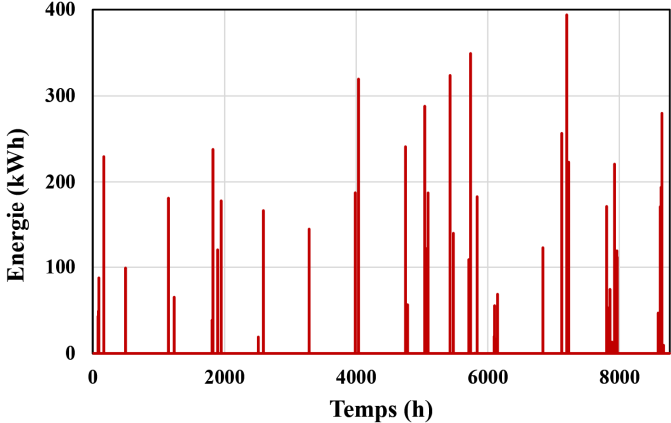


Figure 4.26. Profil de la charge délestée durant une année.

IV. 3. 2. Cas N°4

Les résultats obtenus pour ce cas confirment ceux présentés dans la sous-section précédente. Le data center a besoin de systèmes de stockage ayant des réponses dynamiques différentes ; batteries pour couvrir la dynamique rapide du système et hydrogène pour prolonger l'autonomie sur le long terme (figure 4.27). Comme aucune remarque particulière n'est faite sur l'évolution du niveau d'hydrogène LOH et du SOC des batteries, leur profil n'a pas été présenté. Toutefois, l'énergie renouvelable totale non utilisée a augmenté, tandis que la charge délestée a diminué. Cela s'explique par le nombre de panneaux PV proposés et les conditions initiales adoptées (les batteries et les réservoirs d'hydrogène sont tous deux pleins).

Il convient de mentionner que notre contrainte est toujours satisfaite concernant la minimisation de l'énergie achetée au réseau principal. En effet, ce dernier ne fournit que 1,45% de la puissance à la charge. L'énergie vendue, en revanche, constitue 5,88% de l'énergie générée par les panneaux PV et les hydroliennes.

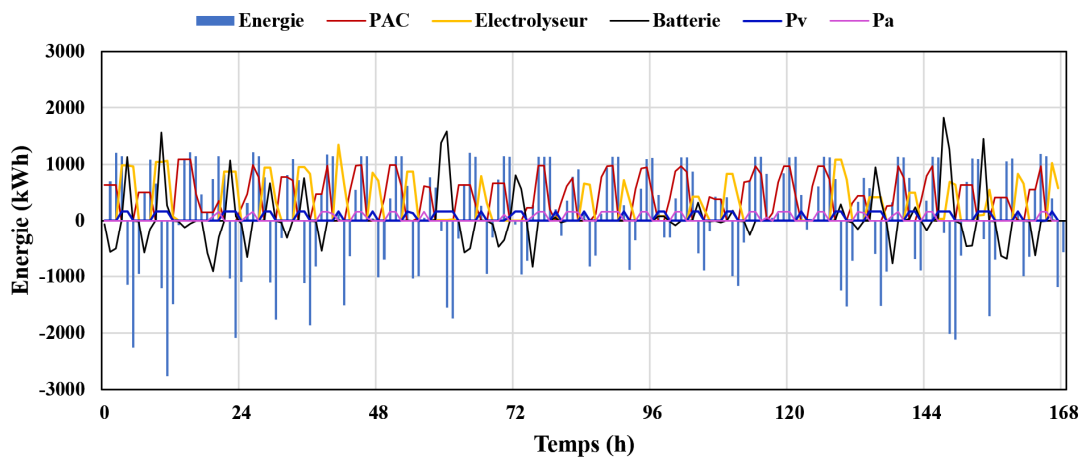


Figure 4.27. Flux d'énergie dans le data center durant la première semaine (cas N°4).

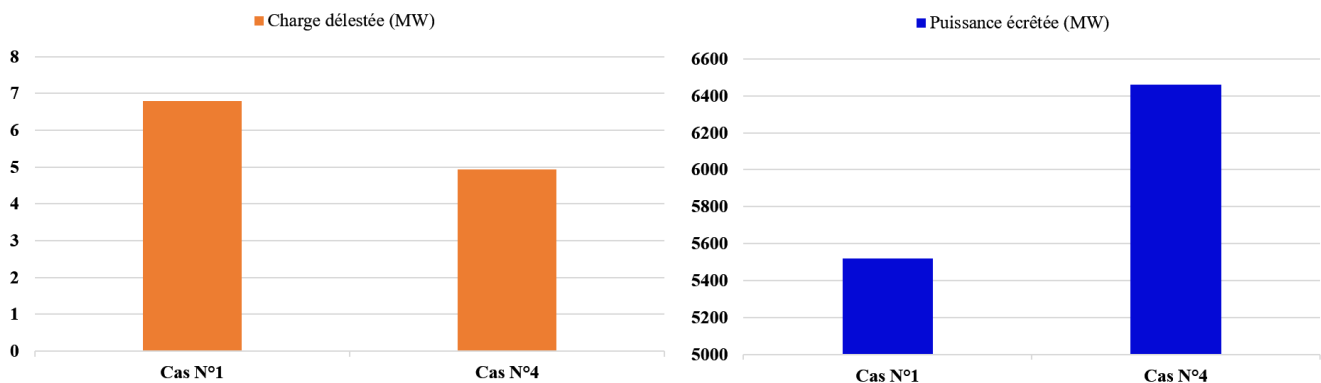


Figure 4.28. Comparaison entre la puissance écartée et la charge délestée des cas N°1 et 4.

Les résultats obtenus dans cette étude ont montré que l'utilisation de batteries et d'électrolyseurs est substantielle dans une application à l'échelle du MW. L'utilisation de plusieurs systèmes de stockage fait un compromis entre leur densité d'énergie, leur densité de puissance, leur coût et leur durée de vie. Par conséquent, le système hybride conçu peut garantir une alimentation électrique durable pour le data center.

IV. 4. Résultats et discussions

Ici, une analyse de sensibilité a été réalisée pour étudier l'effet des conditions initiales sur les performances du *microgrid*, en particulier l'état de charge des batteries SOC et le niveau d'hydrogène dans les réservoirs LOH. Cinq scénarios ont été mis en place avec différents SOC_i et LOH_i pour tester les avantages de l'approche adoptée en termes de réduction de dégradation des dispositifs de stockage et d'émissions de CO₂. Les résultats ont montré que la modification de ces paramètres impacte le dimensionnement optimal du système et son fonctionnement, et par conséquent le coût total résultant. Le cas où les réservoirs d'hydrogène sont chargés au maximum au début de l'année s'est révélé être le plus économique. En outre, le plafonnement de la production d'énergie renouvelable en période creuse se produit uniquement au niveau des panneaux photovoltaïques, comme prévu.

L'intégration des coûts de dégradation des électrolyseurs, des piles à combustibles et des batteries a certes réduit les fluctuations de leur puissance de sortie, mais en contrepartie a marginalisé l'utilisation de certains équipements. Ceci est lié d'une part aux profils de production et de consommation d'énergie considérés, et d'autre part à l'horizon temporel utilisé. De plus, en raison des coefficients de pénalité élevés imposés, le coût total d'exploitation a été considérablement majoré. A cette fin, deux cas supplémentaires ont été étudiés pour montrer la pertinence de la méthode de gestion d'énergie proposée. Dans le premier cas, l'aspect vieillissement du stockage n'a pas été inclus dans l'optimisation. Bien que le coût qui en résulte soit très minime, l'usure des composants du système sera accélérée en raison de leur utilisation intensive. Dans le second cas, le pas d'échantillonnage a été réduit à une heure afin d'établir l'importance de chaque élément intégré. Les résultats ont montré que l'utilisation de systèmes de stockage aux caractéristiques complémentaires permet d'obtenir une solution optimale qu'aucune technologie ne pourrait fournir à elle seule. Le stockage de l'hydrogène permet de compenser le caractère saisonnier de la production d'énergie renouvelable, tandis que les batteries aident à lisser les fluctuations rapides du système.

V. Conclusion

Dans le présent chapitre, la gestion hors ligne d'un système hybride a été présentée et résolue via l'algorithme génétique (GA). La fonction coût proposée intègre plusieurs facteurs, notamment la dégradation des différents systèmes de stockage utilisés, l'écrêtage des puissances renouvelables, le délestage de la charge ainsi que les tarifs d'échange d'énergie avec le réseau principal. L'équilibre instantané entre production et consommation doit être strictement maintenu afin de garantir la stabilité de la tension et de la fréquence dans le réseau et d'éviter un effondrement du système électrique (black-out). La mise à l'arrêt des moyens de production renouvelables (par écrêtage) permet de gérer les surplus d'énergie. Le délestage dans les data centers joue également un rôle important et permet de maîtriser les pics de trafic sans tomber complètement, d'où l'importance de la fonction que nous avons proposée. L'ajout de tous ces paramètres permet une planification optimale en termes de coût et de durée de vie des composants. En outre, la connexion du système au réseau procure une certaine flexibilité vis-à-vis de l'utilisation des systèmes de stockage d'énergie. Des coefficients de pénalité ont été inclus dans la fonction objectif afin d'empêcher le recours généralisé aux pratiques mentionnées ci-dessus. Plusieurs cas ont été traités afin d'évaluer les performances de l'approche considérée. En effet, la dégradation des composants et la résolution temporelle ont un impact significatif sur les résultats de l'optimisation, y compris la répartition de l'énergie et le coût d'exploitation du système.

La stratégie de gestion d'énergie proposée aborde le problème de l'intégration des énergies renouvelables sous différents angles. Leur production n'ayant pas toujours lieu au moment opportun, la possibilité d'agir sur la consommation du data center et sur la puissance totale générée par les hydroliennes et les panneaux PV donne au système un niveau élevé de flexibilité. De plus, l'échange d'énergie avec le réseau permet non seulement d'assurer la fiabilité du système, mais aussi de réduire les dépenses énergétiques et les factures correspondantes. Grâce à un fonctionnement optimisé, le coût total d'exploitation est minimisé et la durée de vie du système est prolongée.

Conclusion générale

Croissance continue de la capacité de calcul mondiale, épuisement des combustibles fossiles, respect de l'environnement et impact carbone, autant de défis auxquels sont confrontés les opérateurs de data centers et pour lesquels l'utilisation des énergies renouvelables constitue une solution prometteuse. Cette thèse se focalise sur un système hybride multi-sources intégrant des panneaux photovoltaïques, des hydroliennes, des batteries et un système de stockage d'hydrogène, choix guidé par diverses raisons technico-économiques. Il s'agit notamment du compromis coût/espace requis des énergies PV et hydrolienne d'une part, et de l'utilisation de moyens de stockage à court terme (batteries) et long terme (hydrogène) d'autre part.

Les exploitants de centrales électriques à énergie renouvelable doivent prendre en compte deux points essentiels pour l'alimentation durable des data centers : le dimensionnement optimal du système hybride et sa gestion énergétique. Ces deux axes majeurs font l'objet de ce travail de recherche, visant à optimiser l'alimentation électrique d'un data center à l'échelle du MW.

Grace à la REM, nous avons pu modéliser le système hybride considéré sur Matlab/Simulink, avec gestion d'énergie basée sur le principe de séparation fréquentielle dans un premier temps. L'analyse de sensibilité menée sur différents profils de production a permis de valider la pertinence du modèle proposé selon les contraintes imposées. Toutefois, l'optimisation du dimensionnement du système s'avère essentielle pour éviter toute éventuelle panne de courant, qui pourrait entraîner des dommages financiers colossaux.

Dans le troisième chapitre, nous avons adopté une technique de gestion d'énergie fondée sur des règles simples *si-alors*, qui respecte les contraintes techniques de chaque composant du système. L'enjeu est de trouver un compromis entre les coûts d'investissement et les bénéfices apportés en termes de prolongation de la durée de vie des sources énergétiques et de réduction des émissions de CO₂. Deux méthodes stochastiques ont été employées pour effectuer le dimensionnement, le PSO et l'AG, en raison de leur précision élevée et de leur convergence rapide. Ici, le critère économique à optimiser est le coût net actuel total, qui est fonction des coûts d'investissement, de remplacement et d'exploitation. Les résultats ont révélé plusieurs points importants : la fiabilité de l'hybridation des énergies PV/hydrolienne, le fort impact du coût des hydroliennes et piles à combustible dans le NPC du système et l'importance de raccorder le *microgrid* au réseau principal pour rentabiliser l'énergie excédentaire produite.

Afin de prendre en compte des paramètres jusqu'ici ignorés, notamment le vieillissement des moyens de stockage, nous avons proposé au chapitre 4 une nouvelle fonction objectif conçue pour minimiser les coûts d'exploitation du système. Celui-ci a été connecté au réseau pour tirer profit du surplus d'énergie. Des coefficients de pénalité ont été associés au dépassement de la puissance souscrite pour minimiser les achats au réseau. La méthode proposée a été appliquée à quatre scénarios ayant des conditions initiales distinctes (différents SOC_i et LOH_i). Les résultats d'optimisation conduisent dans certains cas à une utilisation rare des dispositifs de stockage, remettant en cause leur utilité. Ce constat est cependant à nuancer une fois que les simulations sont répétées avec un pas d'échantillonnage réduit.

Dans l'ensemble, les travaux présentés dans cette thèse permettent d'appréhender le fonctionnement des systèmes énergétiques hybrides et de faire face à leur complexité en adaptant la gestion d'énergie en fonction de l'application et des moyens financiers et techniques mis à disposition.

A l'issue de ce travail de recherche, plusieurs pistes peuvent être explorées :

- La mise en œuvre des méthodes d'apprentissage automatique pour la recherche du MPPT dans le système de conversion d'énergie hydrolienne ;
- L'introduction des modèles de prévision de charge et des données météorologiques afin de converger vers une gestion plus réaliste de l'énergie ;
- L'étude d'autres types de dispositifs de stockage, tels que les supercondensateurs ;
- L'intégration de la stratégie de gestion d'énergie proposée au chapitre 4 dans l'algorithme de dimensionnement pour faire correspondre l'optimisation du coût net actuel NPC avec celle du coût d'exploitation du système ;
- La planification *online* d'énergie (en temps réel) avec la mise en place d'un banc d'essai expérimental, capable d'émuler les performances des différents éléments du système (hydroliennes, panneaux photovoltaïques, batteries, électrolyseurs, piles à combustible, convertisseurs de puissance, etc.).

Annexe A

Paramètres techniques des composants du système hydrolienne/PV/batterie/hydrogène

Paramètre	Symbole	Valeur
Module photovoltaïque		
Puissance nominale	P_{MPP}	90 (W)
Tension à puissance max	V_{MPP}	18,1 (V)
Courant à puissance max	I_{MPP}	5 (A)
Tension de circuit ouvert	V_{OC}	22,2 (V)
Courant de court-circuit	I_{OC}	5,3 (A)
Facteur d'idéalité de la diode	n	1,2
Hydrolienne		
Puissance nominale	P_{n_h}	1500 (kW)
Vitesse nominale	v_n	3,2 (m·s ⁻¹)
Vitesse de démarrage	v_{cut-in}	1 (m·s ⁻¹)
Vitesse d'arrêt	$v_{cut-out}$	3,8 (m·s ⁻¹)
Rayon	R	8 (m)
Coefficient de puissance maximale	C_{pmax}	0,45
Rapport de la vitesse tangentielle optimale	λ_{opt}	6,3
Masse volumique du fluide	ρ	1027 (kg·m ⁻³)
Inertie totale du système	J	1,3131×10 ⁶ (kg·m ²)
Tension de phase nominale de la génératrice	V_g	649 (V) (RMS) ⁴¹
Courant de phase nominal de la génératrice	I_g	928 (A) (RMS)

⁴¹ RMS : Root Mean Square. En français : la moyenne quadratique.

Vitesse de rotation nominale	ω	24 (tr·min ⁻¹)
Nombre de paires de pôles	n_p	125
Flux magnétique permanent	ψ_m	2,458 (Wb)
Résistance du stator de la génératrice	R_s	0,0081 (Ω)
Inductance de la génératrice (axe d-q)	L_d, L_q	1,2 (mH)
Tension du bus DC	V_{dc}	1500 (V)
Capacité du bus DC	C	13 (mF)
Résistance du Bus DC	R_{dc}	0,2 (m Ω)
Résistance côté charge	R_g	0,1 (m Ω)
Inductance côté charge	L_g	1,5 (mH)
Fréquence de la charge	-	50 (Hz)
Tension de phase de la charge	V_{RMS}	600 (V)
Batterie LiFePO4		
Capacité nominale	Q	195 (Ah)
Tension de la cellule	-	3,2 (V)
Nombre de chaînes parallèles	-	13
Nombre de cellules en série par chaîne	-	168
Résistance interne des cellules	R_i	0,005 (Ω)
Résistance transitoire	R_T	0,0052 (Ω)
Capacité transitoire	C_T	1000/ R_T (F)
Tension de la Zone de pleine charge	E_{full}	3,308 (V)
Tension de la Zone exponentielle	E_{Exp}	3,251 (V)
Tension Nominale de la zone	E_{Nom}	3,122 (V)
Capacité totale	Q_{full}	118,8 (Ah)
Capacité de la Zone exponentielle	Q_{Exp}	108,5 (Ah)
Capacité nominale de la Zone	Q_{Nom}	37 (Ah)
Paramètres du modèle de Shepherd	A	0,057 (V)
	B	0,1825 Ah ⁻¹

	K	0,03 (V)
Force électromotrice	E_0	3,332 (V)
Electrolyseur à membrane échangeuse de protons		
Puissance nominale	P_{nelz}	1500 (kW)
Nombre de stacks	-	6
Puissance par stack	-	250 (kW)
Nombre de cellules par stack	N_{EL}	100
Surface active de la cellule PEM	A_{act}	650 (cm ²)
Densité de courant	i	1,9231 (A·cm ⁻²)
Densité de courant d'échange de l'anode	i_{0A}	8×0,1548×10 ⁻² (A·cm ⁻²)
Densité de courant d'échange de la cathode	i_{0C}	8×0,3539×10 ⁻² (A·cm ⁻²)
Coefficient de transfert de charge de l'anode	α_A	0,7178
Coefficient de transfert de charge de la cathode	α_C	0,6395
Pression de sortie	P_{H_2}	30 (bar)
Débit d'hydrogène	-	50 (N·m ³ ·h ⁻¹)
Consommation d'eau- Débit	-	45 (L·h ⁻¹)
Pile à combustible à membrane échangeuse de protons		
Puissance nominale	P_{nfc}	1500 (kW)
Nombre de stacks	-	6
Puissance par stack	-	250 (kW)
Nombre de cellules par stack	N_{FC}	1050
Surface active de la membrane	S_{act}	1200 (cm ²)
Densité de courant	-	0,8 (A·cm ⁻²)
	v	-5,989×10 ⁻⁵
Résistance ohmique des cellules	R_{ohm}	150 (mΩ)
Pression standard	P_{atm}	1 (bar)
Pression de l'hydrogène	P_{S-H_2}	1 (bar)
Pression d'oxygène	P_{S-O_2}	2,1 (bar)
Température de la PAC	T_{fc}	50 (°C)

Bibliographie

- [1] M. Ibrahim, "Conception et optimisation d'Alimentations Sans Interruption," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Eng., Grenoble Alpes Univ., Grenoble, France, 2016.
- [2] C. Koronen, "Demand-response potential of large-scale data centers in Europe 2030," M.S. thesis, Dept. Technol. Soc., Lund Univ., Lund, Sweden, 2018.
- [3] N. Pham, "Data centers: Jobs and opportunities in communities nationwide," SSRN Electron. J., p. 20, May, 2017. doi: 10.2139/ssrn.2998644.
- [4] C. Diguët and F. Lopez, "The spatial and energy impact of data centers on the territories," ADEME Report, Angers, France, Apr. 2019. [Online]. Available: <https://www.ademe.fr/mediatheque>
- [5] P. Sun, Z. Guo, S. Liu, J. Lan, J. Wang, and Y. Hu, "SmartFCT: Improving power-efficiency for data center networks with deep reinforcement learning," *Comp. Net.*, vol. 179, p. 107255, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.comnet.2020.107255.
- [6] L. Grange G. Da Costa, and P. Stolf, "Green IT scheduling for data center powered with renewable energy," *Fut. Gen. Comp. Syst.*, vol. 86, pp. 99-120, Sept. 2018. doi: 10.1016/j.future.2018.03.049.
- [7] A. Andrae and T. Edler, "On global electricity usage of communication technology: Trends to 2030," *Chall.*, vol. 6, no. 1, pp. 117-157, Apr. 2015. doi: 10.3390/challe6010117.
- [8] Y. Kaced, "Etudes du refroidissement par free cooling indirect d'un bâtiment exothermique : Application au centre de données," Ph.D. dissertation, Bretagne-Loire Univ., Lorient, France, 2018.
- [9] H. Rong, H. Zhang, S. Xiao, C. Li, and C. Hu, "Optimizing energy consumption for data centers," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 58, pp. 674-691, May, 2016. doi: 10.1016/j.rser.2015.12.283.
- [10] M. Dayarathna, Y. Wen, and R. Fan, "Data Center Energy Consumption Modeling: A Survey," *IEEE Commun. Surv. Tutorials*, vol. 18, n° 1, pp. 732-794, 2016. doi: 10.1109/COMST.2015.2481183.
- [11] Z. Ding, L. Xie, Y. Lu, P. Wang, and S. Xia, "Emission-Aware Stochastic Resource Planning Scheme for Data Center Microgrid Considering Batch Workload Scheduling and Risk Management," *IEEE Trans. on Ind. Applicat.*, vol. 54, n° 6, pp. 5599-5608, Nov. 2018, doi: 10.1109/TIA.2018.2851516.
- [12] S. Hou, W. Ni, S. Zhao, B. Cheng, S. Chen, and J. Chen, "Frequency-Reconfigurable Cloud Versus Fog Computing: An Energy-Efficiency Aspect," *IEEE Trans. on Green Commun. Netw.*, vol. 4, n° 1, pp. 221-235, Mar. 2020. doi: 10.1109/TGCN.2019.2953891.
- [13] L. Benini, A. Bogliolo, and G. D. Micheli, "A Survey of Design Techniques for System-Level Dynamic Power Management," *IEEE Trans. VLSI Systems*, vol. 8, no. 3, pp. 299-316, June, 2000. doi: 10.1109/92.845896.
- [14] Q. Guo, R. Huo, H. Meng, E. Xinhua, J. Liu, and T. Huang, "Research on Reinforcement Learning-Based Dynamic Power Management for Edge Data Center," in *2018 IEEE 9th Int. Conf. on Software Engineering and Service Science (ICSESS)*, Beijing, China, Nov. 2018, pp. 865-868. doi: 10.1109/ICSESS.2018.8663880.

- [15] M. Haddad, "Sizing and management of hybrid renewable energy system for data center supply," Ph.D. dissertation, Bourgogne Franche-Comté Univ., Besançon, France, 2019.
- [16] S. Shao, H. Liu, H. Zhang, and C. Tian, "Experimental investigation on a loop thermosyphon with evaporative condenser for free cooling of data centers," *Energy*, vol. 185, pp. 829-836, Oct. 2019. doi: 10.1016/j.energy.2019.07.095.
- [17] A. Habibi Khalaj, K. Abdulla, and S. K. Halgamuge, "Towards the stand-alone operation of data centers with free cooling and optimally sized hybrid renewable power generation and energy storage," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 93, pp. 451-472, Oct. 2018. doi: 10.1016/j.rser.2018.05.006.
- [18] H. Zhang, S. Shao, H. Xu, H. Zou, and C. Tian, "Free cooling of data centers: A review," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 35, pp. 171-182, Jul. 2014. doi: 10.1016/j.rser.2014.04.017.
- [19] J. Wan, X. Gui, S. Kasahara, Y. Zhang, and R. Zhang, "Air Flow Measurement and Management for Improving Cooling and Energy Efficiency in Raised-Floor Data Centers: A Survey," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 48867-48901, 2018. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2866840
- [20] "Project Natick phase 2," Microsoft, Accessed on: Jul. 23, 2020. [Online]. Available: <https://natick.research.microsoft.com/>
- [21] J. Li, J. Jurasz, H. Li, W.-Q. Tao, Y. Duan, and J. Yan, "A new indicator for a fair comparison on the energy performance of data centers," *Appl. Energy*, vol. 276, p. 115497, Oct. 2020. doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115497.
- [22] N. Lei and E. Masanet, "Statistical analysis for predicting location-specific data center PUE and its improvement potential," *Energy*, vol. 201, p. 117556, June, 2020. doi: 10.1016/j.energy.2020.117556.
- [23] R. Kumar and S. Jain, "Performance analysis of an in-situ data centre," *Ene. and Buil.*, vol. 209, p. 109679, Feb. 2020. doi: 10.1016/j.enbuild.2019.109679.
- [24] P. Huang and al., "A review of data centers as prosumers in district energy systems: Renewable energy integration and waste heat reuse for district heating," *Appl. Energy*, vol. 258, p. 114109, Jan. 2020. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114109.
- [25] S. Chalise and al., "Data center energy systems: Current technology and future direction," in 2015 IEEE Pow. & Ene. Soc. Gen. Meeting, Denver, CO, USA, Jul. 2015, pp. 1-5. doi: 10.1109/PESGM.2015.7286420.
- [26] P. Gautam, S. Kumar, and S. Lokhandwala, "Energy-Aware Intelligence in Megacities," in *Curr. Devel. in Biotech. and Bioeng.*, Elsevier, 2019, pp. 211-238.
- [27] "EU natural gas consumption in cubic meters 1998-2018," Statista. Accessed on: Feb. 12, 2020. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/265406/natural-gas-consumption-in-the-eu-in-cubic-meters/>
- [28] "France: Average monthly diesel prices 2016-2018," Statista. Accessed on: Jul. 24, 2020. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/857583/average-monthly-diesel-prices-france/>

- [29] M. Sherval, "Canada's oil sands: The mark of a new 'oil age' or a potential threat to Arctic security?," *The Extra. Indus. and Soc.*, vol. 2, n° 2, pp. 225-236, Apr. 2015. doi: 10.1016/j.exis.2015.01.011.
- [30] M. Lehtonen, M. Kojo, T. Jartti, T. Litmanen, and M. Kari, "The roles of the state and social licence to operate? Lessons from nuclear waste management in Finland, France, and Sweden," *Ene. Resea. & Soc. Sc.*, vol. 61, p. 101353, mars 2020, doi: 10.1016/j.erss.2019.101353.
- [31] "Country Nuclear Power Profiles (France)," IAEA. Accessed on: Jul. 24, 2020. [Online]. Available: <https://cnpp.iaea.org/countryprofiles/France/France.htm>.
- [32] M. Barakat, "Development of models for integrating renewables and energy storage components in smart grid applications," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Eng., Caen Normandy Univ., Cherbourg, France, 2018.
- [33] "Energy Policies beyond IEA Countries: Morocco 2019," IEA, Paris, France, May, 2019. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/energy-policies-beyond-iea-countries-morocco-2019>
- [34] B. Looney, "BP Statistical Review of World Energy," BP Report, London, UK, 68th ed., 2020. [Online]. Available: <https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy.html>
- [35] H. Ritchie and M. Roser, "Energy," *Our World in Data*, Mar. 2014, Accessed on: Sep. 08, 2020. [Online]. Available: <https://ourworldindata.org/energy>
- [36] T. Kaneda, C. Greenbaum and K. Kline., "World Population Data Sheet 2020," PRB Report, Washington, USA, Jul, 2020. [Online]. Available: <https://www.prb.org/2020-world-population-data-sheet/>
- [37] R. M. Elavarasan and al., "A Comprehensive Review on Renewable Energy Development, Challenges, and Policies of Leading Indian States With an International Perspective," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 74432-74457, 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2988011.
- [38] L. Meyer, S. Brinkman, L. van Kesteren, N. Leprince-Ringuet, and F. van Boxmeer, "Climate Change 2014: Synthesis Report," IPCC, Geneva, Switzerland, 2014. [Online]. Available: <https://www.ipcc.ch/report/ar5/syr/>
- [39] J. Dulout, "Optimal sizing and energy management of storage systems for renewable sources deployment, design of a LVDC microgrid," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Eng., Toulouse III - Paul Sabatier Univ., Toulouse, France, 2017.
- [40] "Paris Agreement," United Nations, 2015. [Online]. Available: https://unfccc.int/files/essential_background/convention/application/pdf/french_paris_agreement.pdf
- [41] X. Yan, "Energy management under uncertainty: Application to the day-ahead planning and power reserve allocation of an urban microgrid with active photovoltaic generators and storage systems," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Eng., Centrale Lille, Lille, France, 2017.
- [42] Dr. F. Birol, "World Energy Outlook 2019," IEA, Paris, France, Nov. 2019. [Online]. Available: <https://www.iea.org/weo>
- [43] "International Energy Outlook 2019," EIA, Washington, USA, Sep. 2019. [Online]. Available: <https://www.eia.gov/ieo>

- [44] M. Pawlish, A. S. Varde, and S. A. Robila, "Analyzing utilization rates in data centers for optimizing energy management," in Proc. IGCC, San Jose, CA, USA, June, 2012, pp. 1-6. doi: 10.1109/IGCC.2012.6322248.
- [45] E. Sheme, S. Holmbacka, S. Lafond, D. Lučanin, and N. Frashëri, "Feasibility of using renewable energy to supply data centers in 60 ° north latitude," *Sustain. Comput.: Informatics and Systems*, vol. 17, pp. 96-106, Mar. 2018. doi: 10.1016/j.suscom.2017.10.017.
- [46] Z. Liu, M. Lin, A. Wierman, S. Low, and L. L. H. Andrew, "Greening Geographical Load Balancing," *IEEE/ACM Trans. Networking*, vol. 23, n° 2, pp. 657-671, Apr. 2015. doi: 10.1109/TNET.2014.2308295.
- [47] J. Shuja, A. Gani, S. Shamshirband, R. W. Ahmad, and K. Bilal, "Sustainable Cloud Data Centers: A survey of enabling techniques and technologies," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 62, pp. 195-214, Sept. 2016. doi: 10.1016/j.rser.2016.04.034.
- [48] "Natural gas consumption in France 2005-2018," Statista. Accessed on: Jul. 27, 2020. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/703653/natural-gas-consumption-france/>
- [49] P. Sinha, W. Hayes, B. Littmann, L. Ngan, and R. Znaidi, "Environmental variables affecting solar photovoltaic energy generation in Morocco," in Proc. IRSEC, Ouarzazate, Morocco, 2015, pp. 230-234. doi: 10.1109/IRSEC.2014.7059897.
- [50] K. Mergoul, B. Laarabi, and A. Barhdadi, "Solar water pumping applications in Morocco: State of the art," in Proc. IRSEC, Rabat, Morocco, pp. 1-6. 2019. doi: 10.1109/IRSEC.2018.8703015.
- [51] "Renewable energies," Ministry of Energy, Mines and Environment. Accessed on: Jul. 27, 2020. [Online]. Available: <https://www.mem.gov.ma/Pages/secteur.aspx?e=2>
- [52] M. Petrucci, "Noor Midelt I: Morocco builds an outstanding hybrid solar power plant [Noor Midelt I: Le Maroc construit une centrale solaire hybride hors norme]," *Masen*, Jul. 27, 2020. Accessed on: Apr. 20, 2020. [Online]. Available: <http://www.masen.ma/>
- [53] L. Haeusler, G. Gié, D. Moreira, T. Badouard and M. Crenes "Cost of renewable and recovered energy in France," ADEME Report, Angers, France, Jan. 2020. [Online]. Available: <https://www.ademe.fr/cost-of-renewable-and-recovered-energy-in-france>
- [54] P. A. Adedeji, S. A. Akinlabi, N. Madushele, and O. O. Olatunji, "Neuro-fuzzy resource forecast in site suitability assessment for wind and solar energy: A mini review," *J. Cleaner Production*, vol. 269, p. 122104, Oct. 2020. doi: 10.1016/j.jclepro.2020.122104.
- [55] N. Tazi and Y. Bouzidi, "Evolution of wind energy pricing policies in France: Opportunities and new challenges," *Energy Reports*, vol. 6, pp. 687-692, Feb. 2020. doi: 10.1016/j.egy.2019.09.050.
- [56] "ADEME energy transition scenarios 2030/2050," ADEME Report, Angers, France, May, 2014. [Online]. Available: <https://www.ademe.fr/ademe-energy-transition-scenarios-20302050>
- [57] A. Allouhi and al., "Evaluation of wind energy potential in Morocco's coastal regions," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 72, pp. 311-324. Mai 2017. doi: 10.1016/j.rser.2017.01.047.
- [58] A. Whiteman, S. Rueda, D. Akande, N. Elhassan, G. Escamilla and I. Arkhipova "Renewable Capacity Statistics 2020," IRENA Report, Abu Dhabi, Émirats arabes unis, 2020. [Online]. Available: <https://www.irena.org/Publications>

- [59] M. R. Barakat, B. Tala-Ighil, H. Chaoui, H. Gualous, Y. Slamani, and D. Hissel, "Energetic macroscopic representation of a marine current turbine system with loss minimization control," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, no. 1, pp. 106-117, Jan. 2018. doi: 10.1109/TSTE.2017.2716926.
- [60] P. B. L. Neto, O. R. Saavedra, and L. A. de Souza Ribeiro, "Analysis of a Tidal Power Plant in the Estuary of Bacanga in Brazil Taking Into Account the Current Conditions and Constraints," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 8, n° 3, pp. 1187-1194, Jul. 2017. doi: 10.1109/TSTE.2017.2666719.
- [61] O. A. L. Brutto, M. R. Barakat, S. S. Guillou, J. Thiebot, and H. Gualous, "Influence of the wake effect on electrical dynamics of commercial tidal farms: Application to the Alderney Race (France)," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 9, no. 1, pp. 321-332, Jan. 2018. doi: 10.1109/TSTE.2017.2731839.
- [62] M. L. Guillerminet, D. Marchal, R. Gerson and Y. Berrou "Cost of renewable energies in France," ADEME Report, Angers, France, Dec. 2016. [Online]. <https://www.ademe.fr/mediatheque>
- [63] S. Hazim, A. E. Ouatouati, M. T. Janan, and A. Ghennioui, "Marine Currents Energy Resource Characterization for Morocco," *Energy Procedia*, vol. 157, pp. 1037-1049, Jan. 2019. doi: 10.1016/j.egypro.2018.11.271.
- [64] Md. S. Hossain, A. Jahid, K. Z. Islam, and Md. F. Rahman, "Solar PV and Biomass Resources-Based Sustainable Energy Supply for Off-Grid Cellular Base Stations," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 53817-53840, 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978121.
- [65] A. Šimelytė, "Promotion of renewable energy in Morocco," in *Ene. Transf. Towards Sustain.*, Elsevier, 2020, pp. 249-287.
- [66] H. Nautiyal and V. Goel, "Sustainability assessment of hydropower projects," *J. Cleaner Production*, vol. 265, p. 121661, août 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2020.121661.
- [67] "REN21 - Building the sustainable energy future with renewable energy," REN21: RENEWABLES NOW. Accessed on: Jul. 28, 2020. [Online]. Available: <https://www.ren21.net/>
- [68] T. André *et al.*, "Renewables 2020 Global Status Report," REN21, Paris, France, 2020. [Online]. Available: <https://www.ren21.net/reports/global-status-report/>
- [69] D. Moya, C. Aldás, and P. Kaparaju, "Geothermal energy: Power plant technology and direct heat applications," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 94, pp. 889-901. Oct. 2018. doi: 10.1016/j.rser.2018.06.047.
- [70] "Geothermal energy," IRENA. Accessed on: Jul. 28, 2020. [Online]. Available: <https://www.irena.org/geothermal>
- [71] I. Lee, J. W. Tester, and F. You, "Systems analysis, design, and optimization of geothermal energy systems for power production and polygeneration: State-of-the-art and future challenges," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 109, pp. 551-577, Jul. 2019. doi: 10.1016/j.rser.2019.04.058.
- [72] B. Matek, "2016 Annual U.S. & Global Geothermal Power Production Report," GEA Report, Washington, USA, Mar. 2016.
- [73] W. Tasnin and L. C. Saikia, "Performance comparison of several energy storage devices in deregulated AGC of a multi-area system incorporating geothermal power plant," *IET Renewable Power Generation*, vol. 12, n° 7, pp. 761-772, May, 2018. doi: 10.1049/iet-rpg.2017.0582.
- [74] "Data and statistics," IEA. Accessed on: Jul. 29, 2020. [Online]. Available: <https://www.iea.org/>

- [75] T. Michael, R. Pablo, A. Harold, and A.-Z. Sonia, "Renewable power generation costs in 2019," IRENA Report, Abu Dhabi, Émirats arabes unis, 2019. [Online]. Available: www.irena.org/publications
- [76] "French Photovoltaic Sector: Assessment, Prospects and Strategy," ADEME Report, Angers, France, Sep. 2015. [Online]. Available: <https://www.ademe.fr/mediatheque>
- [77] G. M. Shafiullah, M. T. Arif, and A. M. T. Oo, "Mitigation strategies to minimize potential technical challenges of renewable energy integration," *Sustain. Ene. Technol. and Ass.*, vol. 25, pp. 24-42, Feb. 2018. doi: 10.1016/j.seta.2017.10.008.
- [78] S. D. Ahmed, F. S. M. Al-Ismail, M. Shafiullah, F. A. Al-Sulaiman, and I. M. El-Amin, "Grid Integration Challenges of Wind Energy: A Review," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 10857-10878, 2020. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2964896.
- [79] Z. Wang, F. Liu, Y. Chen, S. H. Low, and S. Mei, "Unified distributed control of stand-alone DC microgrids," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 10, no. 1, pp. 1013-1024, Jan. 2019. doi: 10.1109/TSG.2017.2757498.
- [80] S. Hajiaghasi, A. Salemnia, and M. Hamzeh, "Hybrid energy storage system for microgrids applications: A review," *J. Ene. Sto.*, vol. 21, pp. 543-570, Feb. 2019. doi: 10.1016/j.est.2018.12.017.
- [81] "Energy Conservation through Energy Storage," IEA ECES. Accessed on: Jul. 30, 2020. [Online]. Available: <https://iea-ec.es.org/>
- [82] A. Renaud *et al.*, "Study on the energy storage potential," ADEME, ATEE and DGIS, Oct. 2013. [Online]. Available: <https://presse.ademe.fr/wp-content/uploads/2013/11/peps-rapport-public1.pdf>
- [83] M. Baumann, M. Weil, J. F. Peters, N. Chibeles-Martins, and A. B. Moniz, "A review of multi-criteria decision making approaches for evaluating energy storage systems for grid applications," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 107, pp. 516-534, June, 2019. doi: 10.1016/j.rser.2019.02.016.
- [84] "Energy storage systems," ADEME Report, Angers, France, Apr. 2011. [Online]. Available: <https://www.ademe.fr/sites/default/files/assets/documents/feuille-de-route-systemes-stockage-energie.pdf>
- [85] R. Xiong, H. Chen, C. Wang, and F. Sun, "Towards a smarter hybrid energy storage system based on battery and ultracapacitor - A critical review on topology and energy management," *J. Cleaner Production*, vol. 202, pp. 1228-1240, Nov. 2018. doi: 10.1016/j.jclepro.2018.08.134.
- [86] M. A. Hannan, M. Faisal, P. Jern Ker, R. A. Begum, Z. Y. Dong, and C. Zhang, "Review of optimal methods and algorithms for sizing energy storage systems to achieve decarbonization in microgrid applications," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 131, p. 110022, Oct. 2020. doi: 10.1016/j.rser.2020.110022.
- [87] C. R. Matos, J. F. Carneiro, and P. P. Silva, "Overview of Large-Scale Underground Energy Storage Technologies for Integration of Renewable Energies and Criteria for Reservoir Identification," *J. Ene. Sto.*, vol. 21, p. 241-258, Feb. 2019. doi: 10.1016/j.est.2018.11.023.
- [88] M. Aneke and M. Wang, "Energy storage technologies and real life applications – A state of the art review," *Appl. Energy*, vol. 179, pp. 350-377, Oct. 2016. doi: 10.1016/j.apenergy.2016.06.097.
- [89] F. G. Torres, "Advanced Control of Renewable Energy Microgrids with Hybrid Energy Storage System," Ph.D. dissertation, Dept. Syst. Eng. and Auto., Seville Univ., Seville, Spain, 2015.

- [90] S. Koochi-Kamali, V. V. Tyagi, N. A. Rahim, N. L. Panwar, and H. Mokhlis, "Emergence of energy storage technologies as the solution for reliable operation of smart power systems: A review," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 25, pp. 135-165, Sept. 2013. doi: 10.1016/j.rser.2013.03.056.
- [91] U. Akram, M. Nadarajah, R. Shah, and F. Milano, "A review on rapid responsive energy storage technologies for frequency regulation in modern power systems," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 120, p. 109626, Mar. 2020. doi: 10.1016/j.rser.2019.109626.
- [92] S. Chen, A. Arabkoohsar, T. Zhu, and M. P. Nielsen, "Development of a micro-compressed air energy storage system model based on experiments," *Energy*, vol. 197, p. 117152, Apr. 2020. doi: 10.1016/j.energy.2020.117152.
- [93] M. Soltani, M. H. Nabat, A. R. Razmi, M. B. Dusseault, and J. Nathwani, "A comparative study between ORC and Kalina based waste heat recovery cycles applied to a green compressed air energy storage (CAES) system," *Ene. Conver. and Manag.*, vol. 222, p. 113203, Oct. 2020. doi: 10.1016/j.enconman.2020.113203.
- [94] M. Mahmoud, M. Ramadan, A.-G. Olabi, K. Pullen, and S. Naher, "A review of mechanical energy storage systems combined with wind and solar applications," *Ene. Conver. and Manag.*, vol. 210, p. 112670, Apr. 2020. doi: 10.1016/j.enconman.2020.112670.
- [95] G. Vyas and R. S. Dondapati, "Investigation on the structural behavior of superconducting magnetic energy storage (SMES) devices," *J. Ene. Sto.*, vol. 28, p. 101212, Apr. 2020. doi: 10.1016/j.est.2020.101212.
- [96] S. S and S. B, "Optimal size allocation of superconducting magnetic energy storage system based unit commitment," *J. Ene. Sto.*, vol. 20, p. 173-189, Dec. 2018. doi: 10.1016/j.est.2018.09.011.
- [97] J. Shi *et al.*, "Integrated design method for superconducting magnetic energy storage considering the high frequency pulse width modulation pulse voltage on magnet," *Appl. Energy*, vol. 248, pp. 1-17, Aug. 2019. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.04.079.
- [98] M. Killer, M. Farrokhsersht, and N. G. Paterakis, "Implementation of large-scale Li-ion battery energy storage systems within the EMEA region," *Appl. Energy*, vol. 260, p. 114166, Feb. 2020. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.114166.
- [99] J. Rocabert, R. Capo-Misut, R. S. Munoz-Aguilar, J. I. Candela, and P. Rodriguez, "Control of Energy Storage System Integrating Electrochemical Batteries and Supercapacitors for Grid-Connected Applications," *IEEE Trans. on Ind. Applicat.*, vol. 55, n° 2, pp. 1853-1862, Mar. 2019. doi: 10.1109/TIA.2018.2873534.
- [100] M. R. Barakat, B. Tala-Ighil, H. Gualous, and D. Hissel, "Modeling of a hybrid marine current-hydrogen active power generation system," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 44, no. 19, pp. 9621-9635, Apr. 2019. doi: 10.1016/j.ijhydene.2018.10.020.
- [101] A. Tabanjat, M. Becherif, D. Hissel, and H. S. Ramadan, "Energy management hypothesis for hybrid power system of H₂/WT/PV/GMT via AI techniques," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 43, n° 6, pp. 3527-3541, Feb. 2018. doi: 10.1016/j.ijhydene.2017.06.085.
- [102] N. Lazaar, E. Fakhri, M. Barakat, J. Sabor, and H. Gualous, "A Genetic Algorithm Based Optimal Sizing Strategy for PV/Battery/Hydrogen Hybrid System," in *Artif. Intelli. and Indus. Applications*, vol. 144, T. Masrour, I. El Hassani, et A. Cherrafi, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2021, pp. 247-259.

- [103] H. Jouhara, A. Żabnieńska-Góra, N. Khordehghah, D. Ahmad, and T. Lipinski, "Latent thermal energy storage technologies and applications: A review," *Int. J. Thermofluids*, vol. 5-6, p. 100039, Aug. 2020. doi: 10.1016/j.ijft.2020.100039.
- [104] Y. Ahmadi, K.-H. Kim, S. Kim, and M. Tabatabaei, "Recent advances in polyurethanes as efficient media for thermal energy storage," *Ene. Sto. Materials*, vol. 30, pp. 74-86, Sept. 2020. doi: 10.1016/j.ensm.2020.05.003.
- [105] L. I. Silva, A. Bouscayrol, C. H. De Angelo, and B. Lemaire-Semail, "Coupling Bond Graph and Energetic Macroscopic Representation for Electric Vehicle Simulation," *Mechatronics*, vol. 24, n° 7, pp. 906-913, Oct. 2014. doi: 10.1016/j.mechatronics.2013.12.010.
- [106] D. Chrenko, "Energetic Macroscopic Representation Modeling and Control of a Low Temperature Fuel Cell System Fed by Hydrocarbons," Ph.D. dissertation, Franche-Comté Univ., Besançon, France, 2008.
- [107] K. S. Agbli, M. C. Péra, D. Hissel, O. Rallières, C. Turpin, and I. Doumbia, "Multiphysics simulation of a PEM electrolyser: Energetic Macroscopic Representation approach," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 36, n° 2, pp. 1382-1398, Jan. 2011. doi: 10.1016/j.ijhydene.2010.10.069.
- [108] A. Tabanjat, "Modelling, control and supervision of multi-source system connected to the network with a buffer storage of electrical energy via hydrogen vector," Ph.D. dissertation, UTBM Univ., Belfort, France, 2015.
- [109] G. Lopez Lopez, R. Schacht Rodriguez, V. M. Alvarado, J. F. Gomez-Aguilar, J. E. Mota, and C. Sandoval, "Hybrid PEMFC-supercapacitor system: Modeling and energy management in energetic macroscopic representation," *Appl. Energy*, vol. 205, pp. 1478-1494, Nov. 2017. doi: 10.1016/j.apenergy.2017.08.063.
- [110] K. S. Agbli, D. Hissel, M.-C. Péra, and I. Doumbia, "EMR modelling of a hydrogen-based electrical energy storage," *Eur. Phys. J. Appl. Phys.*, vol. 54, n° 2, p. 23404, May, 2011. doi: 10.1051/epjap/2010100272.
- [111] J. G. García Clúa, R. J. Mantz, and H. De Battista, "Optimal sizing of a grid-assisted wind-hydrogen system," *Ene. Conver. and Manag.*, vol. 166, pp. 402-408, June. 2018. doi: 10.1016/j.enconman.2018.04.047.
- [112] G. Tina, S. Gagliano, and S. Raiti, "Hybrid solar/wind power system probabilistic modelling for long-term performance assessment," *Solar Energy*, vol. 80, n° 5, pp. 578-588, May, 2006. doi: 10.1016/j.solener.2005.03.013.
- [113] A. D. Bagul, Z. M. Salameh, and B. Borowy, "Sizing of a stand-alone hybrid wind-photovoltaic system using a three-event probability density approximation," *Solar Energy*, vol. 56, no. 4, pp. 323-335, Apr. 1996. doi: 10.1016/0038-092X(95)00116-9.
- [114] M. D. A. Al-falahi, S. D. G. Jayasinghe, and H. Enshaei, "A review on recent size optimization methodologies for standalone solar and wind hybrid renewable energy system," *Ene. Conver. and Manag.*, vol. 143, pp. 252-274, Jul. 2017. doi: 10.1016/j.enconman.2017.04.019.
- [115] K. Anoune, M. Bouya, A. Astito, and A. B. Abdellah, "Sizing methods and optimization techniques for PV-wind based hybrid renewable energy system: A review," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 93, pp. 652-673, Oct. 2018. doi: 10.1016/j.rser.2018.05.032.

- [116] N. Lazaar, E. Fakhri, M. Barakat, H. Gualous and J. Sabor, "Optimal sizing of Marine Current Energy Based Hybrid Microgrid," *Renew. Energy Power Qual. J.*, vol. 18, pp. 515–521, Jun. 2020, doi: 10.24084/repqj18.417.
- [117] B. Escobar, J. Hernández, R. Barbosa, and Y. Verde-Gómez, "Analytical model as a tool for the sizing of a hydrogen production system based on renewable energy: The Mexican Caribbean as a case of study," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 38, n° 28, pp. 12562-12569, Sept. 2013. doi: 10.1016/j.ijhydene.2012.11.018.
- [118] A. Q. Jakhrani, A.-K. Othman, A. R. H. Rigit, S. R. Samo, and S. A. Kamboh, "A novel analytical model for optimal sizing of standalone photovoltaic systems," *Energy*, vol. 46, n° 1, pp. 675-682, Oct. 2012. doi: 10.1016/j.energy.2012.05.020.
- [119] S. Sinha and S. S. Chandel, "Review of software tools for hybrid renewable energy systems," *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 32, pp. 192-205, Apr. 2014. doi: 10.1016/j.rser.2014.01.035.
- [120] J. Lian, Y. Zhang, C. Ma, Y. Yang, and E. Chaima, "A review on recent sizing methodologies of hybrid renewable energy systems," *Ene. Conver. and Manag.*, vol. 199, p. 112027, Nov. 2019. doi: 10.1016/j.enconman.2019.112027.
- [121] A. O. Rousis, I. Konstantelos, and G. Strbac, "A Planning Model for a Hybrid AC–DC Microgrid Using a Novel GA/AC OPF Algorithm," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 35, n° 1, pp. 227-237, Jan. 2020. doi: 10.1109/TPWRS.2019.2924137.
- [122] S. Makhloufi, "Comparative study between classical methods and genetic algorithms for sizing remote PV systems," *Int J Energy Environ Eng*, vol. 6, n° 3, pp. 221-231, Sept. 2015. doi: 10.1007/s40095-015-0170-4.
- [123] A. Mahesh and K. S. Sandhu, "A genetic algorithm based improved optimal sizing strategy for solar-wind-battery hybrid system using energy filter algorithm," *Front. Energy*, vol. 14, n° 1, pp. 139-151, Mar. 2020. doi: 10.1007/s11708-017-0484-4.
- [124] A. Abdelkader, A. Rabeh, D. Mohamed Ali, and J. Mohamed, "Multi-objective genetic algorithm based sizing optimization of a stand-alone wind/PV power supply system with enhanced battery/supercapacitor hybrid energy storage," *Energy*, vol. 163, pp. 351-363, Nov. 2018. doi: 10.1016/j.energy.2018.08.135.
- [125] I. Tegani *et al.*, "Optimal sizing study of hybrid wind/PV/diesel power generation unit using genetic algorithm," in *Proc. ICPEEED*, Istanbul, Turkey, May, 2013, pp. 134-140. doi: 10.1109/PowerEng.2013.6635594.
- [126] D. Feroldi and D. Zumoffen, "Sizing methodology for hybrid systems based on multiple renewable power sources integrated to the energy management strategy," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 39, n° 16, pp. 8609-8620, May, 2014. doi: 10.1016/j.ijhydene.2014.01.003.
- [127] H. Borhanazad, S. Mekhilef, V. Gounder Ganapathy, M. Modiri-Delshad, and A. Mirtaheri, "Optimization of micro-grid system using MOPSO," *Ren. Energy*, vol. 71, pp. 295-306, Nov. 2014. doi: 10.1016/j.renene.2014.05.006.
- [128] A. Mahesh and K. S. Sandhu, "Optimal Sizing of a Grid-Connected PV/Wind/Battery System Using Particle Swarm Optimization," *Iran J. Sci. Technol. Trans. Electr. Eng.*, vol. 43, n° 1, pp. 107-121, Mar. 2019. doi: 10.1007/s40998-018-0083-3.

- [129] M. Kandil, M. Saadawi, M. Saeed, and A. Hassan, "Modified particle swarm optimisation technique for optimal design of small renewable energy system supplying a specific load at Mansoura University," *IET Ren. Pow. Gen.*, vol. 9, n° 5, pp. 474-483, Jul. 2015. doi: 10.1049/iet-rpg.2014.0170.
- [130] M. J. Hadidian Moghaddam, A. Kalam, S. A. Nowdeh, A. Ahmadi, M. Babanezhad, and S. Saha, "Optimal sizing and energy management of stand-alone hybrid photovoltaic/wind system based on hydrogen storage considering LOEE and LOLE reliability indices using flower pollination algorithm," *Ren. Energy*, vol. 135, pp. 1412-1434, May, 2019. doi: 10.1016/j.renene.2018.09.078.
- [131] K. M. Sba, Y. Bakelli, A. Kaabeche, and S. Khenfous, "Sizing Of A Hybrid (Photovoltaic/Wind) Pumping Systembased On Metaheuristic Optimization Methods," in *Proc. ICWEAA*, Algiers, Nov. 2018, pp. 1-6. doi: 10.1109/ICWEAA.2018.8605053.
- [132] A. M. Abdelshafy, H. Hassan, and J. Jurasz, "Optimal design of a grid-connected desalination plant powered by renewable energy resources using a hybrid PSO–GWO approach," *Ene. Conver. and Manag.*, vol. 173, pp. 331-347, Oct. 2018. doi: 10.1016/j.enconman.2018.07.083.
- [133] R. Dufo-López, I. R. Cristóbal-Monreal, and J. M. Yusta, "Optimisation of PV-wind-diesel-battery stand-alone systems to minimise cost and maximise human development index and job creation," *Ren. Energy*, vol. 94, pp. 280-293, Aug. 2016. doi: 10.1016/j.renene.2016.03.065.
- [134] L. Mellouk, M. Ghazi, A. Aaroud, M. Boulmalf, D. Benhaddou, and K. Zine-Dine, "Design and energy management optimization for hybrid renewable energy system-case study: Laayoune region," *Ren. Ene.*, vol. 139, pp. 621 634, Aug. 2019. doi: 10.1016/j.renene.2019.02.066.
- [135] J. M. Lujano-Rojas, R. Dufo-López, and J. L. Bernal-Agustín, "Probabilistic modelling and analysis of stand-alone hybrid power systems," *Energy*, vol. 63, pp. 19-27, Dec. 2013. doi: 10.1016/j.energy.2013.10.003.
- [136] F. Kong and X. Liu, "A Survey on Green-Energy-Aware Power Management for Datacenters," *ACM Comput. Surv.*, vol. 47, n° 2, pp. 1-38, Jan. 2015. doi: 10.1145/2642708.
- [137] Y. Guo, Y. Gong, Y. Fang, P. P. Khargonekar, and X. Geng, "Energy and Network Aware Workload Management for Sustainable Data Centers with Thermal Storage," *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.*, vol. 25, n° 8, pp. 2030-2042, Aug. 2014. doi: 10.1109/TPDS.2013.278.
- [138] "Sustainability in numbers," Facebook Sustainability, Accessed on: Aug. 12, 2020. [Online]. Available: <https://sustainability.fb.com/sustainability-in-numbers/>
- [139] "Microsoft and ENGIE announce innovative renewable initiatives," Microsoft, sept. 24, 2019. Accessed on: Aug. 12, 2020. [Online]. Available: <https://news.microsoft.com/2019/09/24/microsoft-and-engie-announce-innovative-renewable-initiatives/>
- [140] I. Goiri, W. Katsak, K. Le, T. D. Nguyen, and R. Bianchini, "Parasol and GreenSwitch: Managing datacenters powered by renewable energy," in *Proc. ASPLOS*, Houston, Texas, USA, 2013, p. 13. doi: 10.1145/2451116.2451123.
- [141] C. Gu, L. Fan, W. Wu, H. Huang, and X. Jia, "Greening cloud data centers in an economical way by energy trading with power grid," *Fut. Gen. Comp. Syst.*, vol. 78, pp. 89-101, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.future.2016.12.029.
- [142] L. Haeusler, G. Gié, D. Moreira, T. Badouard and M. Crenes "Environmental Responsibility Report," Apple Report, Cupertino, California, U.S, Apr. 2019. [Online]. Available: https://www.apple.com/environment/pdf/Apple_Environmental_Responsibility_Report_2019.pdf

- [143] C. Ren, D. Wang, B. Uргаonkar, and A. Sivasubramaniam, "Carbon-Aware Energy Capacity Planning for Datacenters," in Proc. MASCOTS, Washington, DC, USA, Aug. 2012, pp. 391-400. doi: 10.1109/MASCOTS.2012.51.
- [144] M. Haddad, J. M. Nicod, C. Varnier, and M.-C. Peera, "Mixed Integer Linear Programming Approach to Optimize the Hybrid Renewable Energy System Management for supplying a Stand-Alone Data Center," in Proc. IGSC, Alexandria, VA, USA, Oct. 2019, pp. 1-8. doi: 10.1109/IGSC48788.2019.8957199.
- [145] C. Bordons, F. Garcia-Torres, and M. A. Ridao, "Model Predictive Control of Microgrids," in Advan. in Indus. Control, M. J. Grimble and A. Ferrara, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2020, P. 266. doi: 10.1007/978-3-030-24570-2.
- [146] D. Ipsakis, S. Voutetakis, P. Seferlis, F. Stergiopoulos, S. Papadopoulou, and C. Elmasides, "The effect of the hysteresis band on power management strategies in a stand-alone power system," Energy, vol. 33, n° 10, pp. 1537-1550, Oct. 2008. doi: 10.1016/j.energy.2008.07.012.
- [147] F. J. Vivas, A. De las Heras, F. Segura, and J. M. Andújar, "A review of energy management strategies for renewable hybrid energy systems with hydrogen backup," Ren. and Sustain. Ene. Reviews, vol. 82, pp. 126-155, Feb. 2018. doi: 10.1016/j.rser.2017.09.014.
- [148] D. Ipsakis, S. Voutetakis, P. Seferlis, F. Stergiopoulos, and C. Elmasides, "Power management strategies for a stand-alone power system using renewable energy sources and hydrogen storage," Int. J. Hydrogen Energy, vol. 34, n° 16, pp. 7081-7095, Aug. 2009. doi: 10.1016/j.ijhydene.2008.06.051.
- [149] T. Kamal, S. Z. Hassan, Hui Li, S. Mumtaz, and L. Khan, "Energy management and control of grid-connected wind/fuel cell/battery Hybrid Renewable Energy System," in Proc. ICISE, Islamabad, Pakistan, Jan. 2016, pp. 161-166. doi: 10.1109/INTELSE.2016.7475114.
- [150] Y. Shen, P. Cui, X. Wang, X. Han, and Y.-X. Wang, "Variable structure battery-based fuel cell hybrid power system and its incremental fuzzy logic energy management strategy," Int. J. Hydrogen Energy, vol. 45, n° 21, pp. 12130-12142, Apr. 2020. doi: 10.1016/j.ijhydene.2020.02.083.
- [151] R. Zahedi and M. M. Ardehali, "Power management for storage mechanisms including battery, supercapacitor, and hydrogen of autonomous hybrid green power system utilizing multiple optimally-designed fuzzy logic controllers," Energy, vol. 204, p. 117935, Aug. 2020. doi: 10.1016/j.energy.2020.117935.
- [152] S. Sukumar, H. Mokhlis, S. Mekhilef, K. Naidu, and M. Karimi, "Mix-mode energy management strategy and battery sizing for economic operation of grid-tied microgrid," Energy, vol. 118, pp. 1322-1333, Jan. 2017. doi: 10.1016/j.energy.2016.11.018.
- [153] B. Li, R. Roche, D. Paire, and A. Miraoui, "Sizing of a stand-alone microgrid considering electric power, cooling/heating, hydrogen loads and hydrogen storage degradation," Appl. Energy, vol. 205, pp. 1244-1259, Nov. 2017. doi: 10.1016/j.apenergy.2017.08.142.
- [154] P. Rullo, L. Braccia, P. Luppi, D. Zumoffen, and D. Feroldi, "Integration of sizing and energy management based on economic predictive control for standalone hybrid renewable energy systems," Ren. Energy, vol. 140, pp. 436-451, Sept. 2019. doi: 10.1016/j.renene.2019.03.074.
- [155] C. Bordin, H. O. Anuta, A. Crossland, I. L. Gutierrez, C. J. Dent, and D. Vigo, "A linear programming approach for battery degradation analysis and optimization in offgrid power systems with

- solar energy integration,” *Ren. Energy*, vol. 101, pp. 417-430, Feb. 2017. doi: 10.1016/j.renene.2016.08.066.
- [156] C. A. Correa-Florez, A. Gerossier, A. Michiorri, and G. Kariniotakis, “Stochastic operation of home energy management systems including battery cycling,” *Appl. Energy*, vol. 225, pp. 1205-1218, Sept. 2018. doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.130.
- [157] Y. E. García Vera, R. Dufo-López, and J. L. Bernal-Agustín, “Energy Management in Microgrids with Renewable Energy Sources: A Literature Review,” *Appl. Sciences*, vol. 9, n° 18, p. 3854, Sept. 2019. doi: 10.3390/app9183854.
- [158] M. A. Hossain, H. R. Pota, S. Squartini, F. Zaman, and J. M. Guerrero, “Energy scheduling of community microgrid with battery cost using particle swarm optimisation,” *Appl. Energy*, vol. 254, p. 113723, Nov. 2019. doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113723.
- [159] P. García-Triviño, L. M. Fernández-Ramírez, A. J. Gil-Mena, F. Llorens-Iborra, C. A. García-Vázquez, and F. Jurado, “Optimized operation combining costs, efficiency and lifetime of a hybrid renewable energy system with energy storage by battery and hydrogen in grid-connected applications,” *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 41, n° 48, pp. 23132-23144, Dec. 2016. doi: 10.1016/j.ijhydene.2016.09.140.
- [160] M. Nemat, M. Braun, and S. Tenbohlen, “Optimization of unit commitment and economic dispatch in microgrids based on genetic algorithm and mixed integer linear programming,” *Appl. Energy*, vol. 210, pp. 944-963, Jan. 2018. doi: 10.1016/j.apenergy.2017.07.007.
- [161] Y. Li, Z. Yang, G. Li, D. Zhao, and W. Tian, “Optimal Scheduling of an Isolated Microgrid With Battery Storage Considering Load and Renewable Generation Uncertainties,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 66, n° 2, pp. 1565-1575, Feb. 2019. doi: 10.1109/TIE.2018.2840498.
- [162] M. Pereira, D. Limon, D. Munoz de la Pena, L. Valverde, and T. Alamo, “Periodic Economic Control of a Nonisolated Microgrid,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, n° 8, pp. 5247-5255, Aug. 2015. doi: 10.1109/TIE.2015.2404815.
- [163] F. Garcia-Torres, L. Valverde, and C. Bordons, “Optimal Load Sharing of Hydrogen-Based Microgrids With Hybrid Storage Using Model-Predictive Control,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 63, n° 8, pp. 4919-4928, Aug. 2016. doi: 10.1109/TIE.2016.2547870.
- [164] M. Ghamkhari and H. Mohsenian-Rad, “Energy and Performance Management of Green Data Centers: A Profit Maximization Approach,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 4, n° 2, pp. 1017-1025, June. 2013. doi: 10.1109/TSG.2013.2237929.
- [165] K. Kim, F. Yang, V. M. Zavala, and A. A. Chien, “Data Centers as Dispatchable Loads to Harness Stranded Power,” *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 8, n° 1, pp. 208-218, Jan. 2017. doi: 10.1109/TSTE.2016.2593607.
- [166] P. Funck, “Are Islanded Microgrids Suitable For Mission Critical Facilities?,” *Mission Critical*, Feb. 02, 2016. Accessed on: Aug. 24, 2020. [Online]. Available: <https://www.missioncriticalmagazine.com/articles/88136-are-islanded-microgrids-suitable-for-mission-critical-facilities>
- [167] M. H. Nawaz, M. U. Khan, A. Zahra, M. Ali, R. Wazir, and K. Ullah, “Optimal Economic Analysis of Hybrid Off Grid (Standalone) Energy System for Provincial Capitals of Pakistan: A comparative Study Based On Simulated Results Using Real-Time Data,” in *Proc. PGSRET*, Islamabad, Pakistan, Sept. 2018, pp. 1-6. doi: 10.1109/PGSRET.2018.8685991.

- [168] M. A. Hossain, H. R. Pota, S. Squartini, F. Zaman, and K. M. Muttaqi, "Energy management of community microgrids considering degradation cost of battery," *J. Ene. Sto.*, vol. 22, pp. 257-269, Apr. 2019. doi: 10.1016/j.est.2018.12.021.
- [169] Z. Zhou, F. Scuiller, J. F. Charpentier, M. E. H. Benbouzid, and T. Tang, "Power Control of a Nonpitchable PMSG-Based Marine Current Turbine at Overrated Current Speed With Flux-Weakening Strategy," *IEEE J. Oceanic Eng.*, vol. 40, n° 3, pp. 536-545, Jul. 2015. doi: 10.1109/JOE.2014.2356936.
- [170] J. Morel, S. Obara, K. Sato, D. Mikawa, H. Watanabe, and T. Tanaka, "Contribution of a hydrogen storage-transportation system to the frequency regulation of a microgrid," in *Proc. ICRERA*, Palermo, Italy, Nov. 2015, pp. 510-514. doi: 10.1109/ICRERA.2015.7418465.
- [171] L. Horrein, A. Bouscayrol, Y. Cheng, and C. Dumand, "Représentation - Simulation de Générateurs Thermoélectrique au travers de la Représentation Energétique Macroscopique," in *Proc. SGE*, Cachan, France, 2014.
- [172] H. Cheung, S. Wang, C. Zhuang, and J. Gu, "A simplified power consumption model of information technology (IT) equipment in data centers for energy system real-time dynamic simulation," *Appl. Energy*, vol. 222, pp. 329-342, Jul. 2018. doi: 10.1016/j.apenergy.2018.03.138.
- [173] R. Roche, "Datacenter data," Accessed on: Apr. 20, 2020. [Online]. Available: <https://www.robinroche.com/wordpress/data-and-links/>
- [174] Nadège, "The new UTBM data center will be powerful, ecological and educational [Le nouveau datacenter de l'UTBM sera puissant, écologique et pédagogique]," *Détours*, Dec. 17, 2014. Accessed on: Aug. 25, 2020. [Online]. Available: <http://detours.utbm.fr/2014/12/17/datacenter-pedagogie-puissance/>
- [175] S. E. Ben Elghali, M. E. H. Benbouzid, and J.-F. Charpentier, "Modelling and control of a marine current turbine-driven doubly fed induction generator," *IET Ren. Pow. Gen.*, vol. 4, n° 1, pp. 1-11, 2010. doi: 10.1049/iet-rpg.2008.0118.
- [176] M. Benbouzid, J. A. Astolfi, S. Bacha, J. F. Charpentier, M. Machmoum, *et al.*, "Concepts, Modélisation et Commandes des Hydroliennes," in *Energies Marines Renouvelables*, B. Multon, Ed., Hermes Science, 2011, pp. 265-328.
- [177] K.S. Agbli, "Energy flows modelling of a PEM electrolyser- photovoltaic generator-PEM fuel cell coupling dedicated to stationary applications [Modélisation multiphysique des flux énergétiques d'un couplage photovoltaïque-electrolyseur PEM-pile à combustible PEM en vue d'une application stationnaire]," Ph.D. dissertation, Dept. Ene., Cocody-Abidjan Univ., Abidjan, Côte d'Ivoire, 2018.
- [178] A. Badis, M. N. Mansouri and M. H. Boujmil, "A genetic algorithm optimized MPPT controller for a PV system with DC-DC boost converter," in *Proc. ICEMIS*, Monastir, Tunisia, May, 2017. doi: 10.1109/ICEMIS.2017.8273010.
- [179] M. Espinosa-López *et al.*, "Modelling and experimental validation of a 46 kW PEM high pressure water electrolyzer," *Ren. Energy*, vol. 119, pp. 160-173, Apr. 2018. doi: 10.1016/j.renene.2017.11.081.
- [180] P. Fragiaco and M. Genovese, "Modeling and energy demand analysis of a scalable green hydrogen production system," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 44, no. 57, pp. 30237-30255, Nov. 2019. doi: 10.1016/j.ijhydene.2019.09.186.

- [181] F. Alshehri, V. G. Suárez, J. L. Rueda Torres, A. Perilla, and M. A. M. M. van der Meijden, "Modelling and evaluation of PEM hydrogen technologies for frequency ancillary services in future multi-energy sustainable power systems," *Heliyon*, vol. 5, no. 4, p. e01396, Apr. 2019. doi: 10.1016/j.heliyon.2019.e01396.
- [182] X. Hu *et al.*, "Joint Workload Scheduling and Energy Management for Green Data Centers Powered by Fuel Cells," *IEEE Trans. on Green Commun. Netw.*, vol. 3, n° 2, pp. 397-406, June, 2019. doi: 10.1109/TGCN.2019.2893712.
- [183] L. Kong, J. Yu, and G. Cai, "Modeling, control and simulation of a photovoltaic /hydrogen/ supercapacitor hybrid power generation system for grid-connected applications," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 44, no. 46, pp. 25129-25144, Sept. 2019. doi: 10.1016/j.ijhydene.2019.05.097.
- [184] C. Mahjoubi, "Multi-physics modeling and energy management of a residential micro-grid [Modélisation multi-physique et gestion d'énergie d'un micro-réseau résidentiel autonome]," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Eng., Nantes Univ., Nantes, France, 2018.
- [185] M. Barakat, B. Tala-Ighil, H. Chaoui, H. Gualous, and D. Hissel, "Energy management of a hybrid tidal turbine-hydrogen micro-grid: Losses minimization strategy," *Fuel Cells*, May, 2020. doi: 10.1002/fuce.201900082
- [186] M. R. Barakat, B. Tala-Ighil, H. Gualous, and D. Hissel, "JADE based multi-agent decentralized energy management system of a hybrid marine-hydrogen Power Generation System," in *Proc. ELECTRIMACS*, Salerno, Italy, 2019.
- [187] A. C. Riekstin, S. James, and A. Kansal, "No More Electrical Infrastructure: Towards Fuel Cell Powered Data Centers," in *ACM SIGOPS Oper. Syst. Rev.*, vol. 48, no. 1, 2014.
- [188] K. Bae, S. Choi, J. Kim, C. Won, and Y. Jung, "LiFePO₄ dynamic battery modeling for battery simulator," in *Proc. ICIT*, Busan, South Korea, 2014, pp. 354-358. doi: 10.1109/ICIT.2014.6894892.
- [189] D. N. T. How, M. A. Hannan, M. S. Hossain Lipu, and P. J. Ker, "State of charge estimation for Lithium-Ion batteries using model-based and data-driven methods: A review," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 136116-136136, 2019. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2942213.
- [190] K. S. Agbli, M. Barakat, H. Gualous, and D. Hissel, "Large scale tidal hydrogen production for fuel cell based EVs," presented at *ELECTRIMACS 2017*, Toulouse, France, Jul. 4-6, 2017.
- [191] P. Kubiak, Z. Cen, C. M. López, and I. Belharouak, "Calendar aging of a 250 kW/500 kWh Li-ion battery deployed for the grid storage application," *J. Pow. Sour.*, vol. 372, pp. 16-23, Dec. 2017. doi: 10.1016/j.jpowsour.2017.10.063.
- [192] H. Chen, Z. Zhang, C. Guan, and H. Gao, "Optimization of sizing and frequency control in battery/supercapacitor hybrid energy storage system for fuel cell ship," *Energy*, vol. 197, p. 117285, Apr. 2020. doi: 10.1016/j.energy.2020.117285.
- [193] Zhibin Zhou, F. Sculler, J. F. Charpentier, M. El Hachemi Benbouzid, and Tianhao Tang, "Power Smoothing Control in a Grid-Connected Marine Current Turbine System for Compensating Swell Effect," *IEEE Trans. Sustain. Energy*, vol. 4, n° 3, pp. 816-826, Jul. 2013. doi: 10.1109/TSTE.2013.2251918.
- [194] Z. Zhou, F. Sculler, J. F. Charpentier, M. Benbouzid, and T. Tang, "Grid-connected marine current generation system power smoothing control using supercapacitors," in *Proc. IECON - ACIIES*, Montreal, QC, Canada, Oct. 2012, pp. 4035-4040. doi: 10.1109/IECON.2012.6389244.

- [195] J. Thiébot, P. Bailly du Bois, and S. Guillou, "Numerical modeling of the effect of tidal stream turbines on the hydrodynamics and the sediment transport – Application to the Alderney Race (Raz Blanchard), France," *Ren. Energy*, vol. 75, pp. 356–365, Mar. 2015. doi: 10.1016/j.renene.2014.10.021.
- [196] M. Berger, D. Radu, R. Fonteneau, T. Deschuyteneer, G. Detienne, and D. Ernst, "The role of power-to-gas and carbon capture technologies in cross-sector decarbonisation strategies," *Ele. Pow. Sys. Research*, vol. 180, p. 106039, Mar. 2020. doi: 10.1016/j.epr.2019.106039.
- [197] A. Khiareddine, C. Ben Salah, D. Rekioua, and M. F. Mimouni, "Sizing methodology for hybrid photovoltaic /wind/ hydrogen/battery integrated to energy management strategy for pumping system," *Energy*, vol. 153, pp. 743-762, June, 2018. doi: 10.1016/j.energy.2018.04.073.
- [198] D. Suchitra, R. Jegatheesan, M. U. Reddy, and T. J. Deepika, "Optimal Sizing for Stand-Alone Hybrid PV-WIND Power Supply System Using PSO," in *Swarm, Evol., and Mem. Comput.*, vol. 8297, B. K. Panigrahi, P. N. Suganthan, S. Das, et S. S. Dash, Éd. Cham: Springer International Publishing, 2013, pp. 617-629.
- [199] A. Fathy, "A reliable methodology based on mine blast optimization algorithm for optimal sizing of hybrid PV-wind-FC system for remote area in Egypt," *Ren. Energy*, vol. 95, pp. 367-380, Sept. 2016. doi: 10.1016/j.renene.2016.04.030.
- [200] M. Bashir and J. Sadeh, "Size optimization of new hybrid stand-alone renewable energy system considering a reliability index," in *Proc. ICEEE, Venice, Italy, May, 2012*, pp. 989-994. doi: 10.1109/EEEIC.2012.6221521.
- [201] H. Awad, K. M. E. Salim, and M. Gül, "Multi-objective design of grid-tied solar photovoltaics for commercial flat rooftops using particle swarm optimization algorithm," *J. Buil. Eng.*, vol. 28, p. 101080, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.job.2019.101080.
- [202] M. Clerc and J. Kennedy, "The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 6, n° 1, pp. 58-73, Feb. 2002. doi: 10.1109/4235.985692.
- [203] O. A. Lo Brutto, "Energy management in a tidal farm. Application to the Alderney Race (Raz Blanchard)," Ph.D. dissertation, Dept. Elect. Eng., Caen Normandy Univ., Cherbourg, France, 2016.
- [204] M. Jamshidi and A. Askarzadeh, "Techno-economic analysis and size optimization of an off-grid hybrid photovoltaic, fuel cell and diesel generator system," *Sustain. Cit. and Soc.*, vol. 44, pp. 310-320, janv. 2019. doi: 10.1016/j.scs.2018.10.021.
- [205] M. Gökçek and C. Kale, "Techno-economical evaluation of a hydrogen refuelling station powered by Wind-PV hybrid power system: A case study for İzmir-Çeşme," *Int. J. Hydrogen Energy*, vol. 43, n° 23, pp. 10615-10625, June, 2018. doi: 10.1016/j.ijhydene.2018.01.082.
- [206] F. Fodhil, A. Hamidat, and O. Nadjemi, "Potential, optimization and sensitivity analysis of photovoltaic-diesel-battery hybrid energy system for rural electrification in Algeria," *Energy*, vol. 169, pp. 613-624, Feb. 2019. doi: 10.1016/j.energy.2018.12.049.
- [207] B. Li, R. Roche, and A. Miraoui, "Microgrid sizing with combined evolutionary algorithm and MILP unit commitment," *Appl. Energy*, vol. 188, pp. 547-562, Feb. 2017. doi: 10.1016/j.apenergy.2016.12.038.
- [208] A. Allouhi, R. Saadani, M. S. Buker, T. Kousksou, A. Jamil, and M. Rahmoune, "Energetic, economic and environmental (3E) analyses and LCOE estimation of three technologies of PV grid-

- connected systems under different climates,” *Sol. Energy*, vol. 178, pp. 25-36, Jan. 2019. doi: 10.1016/j.solener.2018.11.060.
- [209] A. López, J. L. Morán, L. R. Núñez, and J. A. Somolinos, “Study of a cost model of tidal energy farms in early design phases with parametrization and numerical values. Application to a second-generation device,” *Ren. and Sustain. Ene. Reviews*, vol. 117, p. 109497, Jan. 2020. doi: 10.1016/j.rser.2019.109497.
- [210] E. Kruger and Q. T. Tran, “Minimal aging operating strategies for battery energy storage systems in photovoltaic applications,” in *Proc. ISGT-Europe*, Ljubljana, Slovenia, Oct. 2016, pp. 1-6. doi: 10.1109/ISGTEurope.2016.7856325.
- [211] M. Koller, T. Borsche, A. Ulbig, and G. Andersson, “Defining a degradation cost function for optimal control of a battery energy storage system,” in *Proc. IEEE Grenoble Powertech Conf.*, Grenoble, France, June, 2013, pp. 1–6. doi: 10.1109/PTC.2013.6652329.
- [212] F. Garcia-Torres and C. Bordons, “Optimal Economical Schedule of Hydrogen-Based Microgrids with Hybrid Storage Using Model Predictive Control,” *IEEE Trans. on Indus. Electronics*, vol. 62, no. 8, pp. 5195–5207, Aug. 2015. doi: 10.1109/TIE.2015.2412524.
- [213] M. F. Shehzad, M. B. Abdelghany, D. Liuzza, and L. Glielmo, “Modeling of a Hydrogen Storage Wind Plant for Model Predictive Control Management Strategies,” in *Proc. ECC*, Naples, Italy, June. 2019, pp. 1896-1901. doi: 10.23919/ECC.2019.8795937.
- [214] A. Bemporad and M. Morari, “Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints,” *Automatica*, vol. 35, n° 3, pp. 407-427, Mar. 1999. doi: 10.1016/S0005-1098(98)00178-2.
- [215] M. Kumar and B. Tyagi, “Multi-variable constrained non-linear optimal planning and operation problem for isolated microgrids with stochasticity in wind, solar, and load demand data,” *IET Gen., Trans. & Distri.*, vol. 14, n° 11, pp. 2181-2190, June, 2020, doi: 10.1049/iet-gtd.2019.0643.

Liste des figures

Figure 1.1. Estimations de la consommation mondiale d'électricité des data centers (en TWh/an).....	5
Figure 1.2. Répartition type de la consommation d'énergie dans les data centers.....	6
Figure 1.3. Consommation d'énergie primaire directe mondiale (1800-2019) [35].	9
Figure 1.4. Emissions mondiales de CO ₂ liées à l'énergie dans le scénario de référence.....	10
Figure 1.5. Production d'électricité renouvelable par région, 2018-2040.	11
Figure 1.6. Production d'électricité renouvelable par source.....	15
Figure 1.7. L'évolution du LCOE des différentes filières renouvelables entre 2010 et 2019.....	15
Figure 1.8. Répartition des systèmes de stockage par densité de puissance / temps de réponse.....	20
Figure 1.9. Volant d'inertie.....	21
Figure 1.10. Schéma d'un CAES conventionnel.....	22
Figure 1.11. Schéma d'un supercondensateur.....	23
Figure 1.12. Batteries Lithium-ion.	25
Figure 1.13. Architecture d'un système hybride isolé.	29
Figure 2.1. Architecture du système d'alimentation électrique du data center.	47
Figure 2.2. Profil de la charge pendant une journée.....	48
Figure 2.3. Modes de fonctionnement d'une hydrolienne.	50
Figure 2.4. Evolution du coefficient de puissance C_p de la turbine considérée en fonction de λ	51
Figure 2.5. La REM de l'hydrolienne	51
Figure 2.6. Caractéristiques (V-I) et (V-P) du module TE850 à $G=1000W/m^2$	53
Figure 2.7. Caractéristiques (V-I) et (V-P) du module TE850 à $T=25\text{ }^\circ\text{C}$	53
Figure 2.8. Caractéristiques d'une cellule élémentaire de l'électrolyseur PEM.....	54
Figure 2.9. Caractéristiques d'une cellule élémentaire de la pile PEM.	54
Figure 2.10. Modèle électrique de la pile à combustible.....	59
Figure 2.11. REM de la batterie LifePO4.....	60
Figure 2.12. Modèle de la batterie LiFePO4.	60
Figure 2.13. Diagramme de fréquence de certains systèmes de stockage d'énergie.....	61
Figure 2.14. Décomposition de la demande d'énergie.....	63
Figure 2.15. Stratégie de la gestion d'énergie.....	63
Figure 2.16. Boucles de contrôle de bas-niveau (D_x est le rapport cyclique du convertisseur x).	64
Figure 2.17. Evolution de la vitesse des courants de marée dans le Raz Blanchard le 15/09/2005.	65
Figure 2.18. Profil journalier du rayonnement solaire de Cherbourg.....	65
Figure 2.19. Profils de puissance du système proposé.	66
Figure 2.20. Puissance de sortie de la batterie.....	66
Figure 2.21. État de charge de la batterie (SOC).....	67
Figure 2.22. Tension du Bus DC.....	67
Figure 2.23. Volume d'hydrogène dans le réservoir.....	68
Figure 2.24. Profil de vitesse avec ses projections limites.	69
Figure 2.25. Fréquence de répétition de chaque profil de vitesse.	69
Figure 2.26. Profils de vitesse en hiver.	69
Figure 2.27. Profils de vitesse en été.....	70
Figure 2.28. Rayonnement solaire en hiver et en été.....	70
Figure 2.29. Etat de charge de la batterie en hiver.	71
Figure 2.30. Etat de charge de la batterie en été.....	71
Figure 2.31. Niveau d'hydrogène en hiver.	72

Figure 2.32. Niveau d'hydrogène en hiver.	72
Figure 3.1. Évolution annuelle du rayonnement solaire (gauche) et de la température ambiante (droite).	77
Figure 3.2. Profil annuelle de la vitesse des courants de marée dans le Raz Blanchard.	77
Figure 3.3. Courbe de puissance d'une hydrolienne.	78
Figure 3.4. Principe du contrôle par bande d'hystérésis.	82
Figure 3.5. Organigramme principal de la stratégie de gestion d'énergie.	83
Figure 3.6. Organigramme du chargement des batteries.	83
Figure 3.7. Organigramme du mode d'opération d'électrolyseur.	84
Figure 3.8. Organigramme du déchargement des batteries.	84
Figure 3.9. Organigramme du mode d'opération de la PAC.	85
Figure 3.10. Organigramme de l'optimisation par essais particuliers.	89
Figure 3.11. Simple enjambement.	91
Figure 3.12. Double enjambement.	91
Figure 3.13. Opérateur de mutation.	91
Figure 3.14. Organigramme de l'algorithme génétique (AG) [124].	92
Figure 3.15. Profil de la consommation annuelle du data center.	94
Figure 3.16. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différents indices de fiabilité (Configuration PV/Batterie/H ₂).	98
Figure 3.17. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différents indices de fiabilité (Configuration Hydrolienne/Batterie/H ₂).	98
Figure 3.18. Puissance produite par les panneaux photovoltaïques.	98
Figure 3.19. Puissance produite par les hydroliennes.	99
Figure 3.20. Comparaison entre les réponses des algorithmes pour ELF égal à 1% (a), 5% (b) et 10% (c).	100
Figure 3.21. Puissance produite par les panneaux photovoltaïques.	101
Figure 3.22. Puissance produite par les hydroliennes.	101
Figure 3.23. Flux d'énergie dans le data center.	103
Figure 3.24. État de charge de la batterie (SOC) durant la première semaine.	103
Figure 3.25. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différents indices de fiabilité (configuration Hydrolienne/PV/Batterie/H ₂).	104
Figure 3.26. Contribution de chaque source d'énergie au coût actuel net (NPC).	104
Figure 3.27. Comparaison des coûts des sources énergétiques du système hybride (en pourcentage du coût global de chaque source).	104
Figure 3.28. Impact du coût du composant sur le coût total du système.	106
Figure 3.29. Profil annuel de la vitesse des courants dans le Raz Blanchard, au point (-1,9604 °W ; 49.7448 °N).	107
Figure 3.30. Impact de la variation de la charge sur le NPC.	108
Figure 3.31. Impact de la variation de la charge sur les paramètres du système.	108
Figure 3.32. Impact de l'augmentation du taux d'intérêt sur le NPC.	109
Figure 3.33. Quantité d'hydrogène dans les réservoirs pour différentes valeurs de ELF.	110
Figure 3.34. Moyenne journalière du rayonnement solaire (gauche) et de la température ambiante (droite).	111
Figure 3.35. Moyenne journalière de la vitesse des courants de marée.	111
Figure 3.36. Moyenne journalière de la consommation de la charge.	112
Figure 3.37. Résultats de la simulation.	112
Figure 4.1. Flux d'énergie dans le data center.	127
Figure 4.2. Flux d'énergie dans le data center.	128

Figure 4.3. Résultats de la gestion d'énergie du 30 mai au 19 juillet.	129
Figure 4.4. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).	129
Figure 4.5. Profil des puissances écrêtées et de la charge délestée.	129
Figure 4.6. Flux d'énergie dans le data center (cas N°2).	132
Figure 4.7. Résultats de la gestion d'énergie du 1 ^{er} janvier au 10 avril.	132
Figure 4.8. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).	133
Figure 4.9. Profil des puissances écrêtées et de la charge délestée.	133
Figure 4.10. Résultats de la gestion d'énergie du 1 ^{er} janvier au 10 avril (cas N°3).	134
Figure 4.11. Comparaison entre les puissances disponibles et les puissances écrêtées.	134
Figure 4.12. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).	134
Figure 4.13. Flux d'énergie dans le data center (cas N°4).	135
Figure 4.14. Etat de charge de la batterie (SOC).	135
Figure 4.15. Flux d'énergie dans le data center (cas N°5).	136
Figure 4.16. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).	137
Figure 4.17. Profil des puissances écrêtées et de la charge délestée.	137
Figure 4.18. Comparaison de l'énergie échangée avec le réseau pour les différents cas.	138
Figure 4.19. Flux d'énergie dans le data center (cas N°1).	140
Figure 4.20. Comparaison de l'énergie échangée avec le réseau pour les différents cas.	141
Figure 4.21. Résultats de la gestion d'énergie du stockage d'hydrogène du 1 ^{er} janvier au 10 avril (cas N°2).	141
Figure 4.22. Etat de charge des batteries dans les cas N°2 (à gauche) et 3 (à droite).	141
Figure 4.23. Flux d'énergie dans le data center durant la première semaine (cas N°1).	143
Figure 4.24. Niveau du réservoir d'hydrogène (gauche) et état de charge de la batterie (droite).	143
Figure 4.25. Profil des puissances photovoltaïque (à gauche) et hydrolienne (à droite) écrêtées.	143
Figure 4.26. Profil de la charge délestée durant une année.	143
Figure 4.27. Flux d'énergie dans le data center durant la première semaine (cas N°4).	144
Figure 4.28. Comparaison entre la puissance écrêtée et la charge délestée des cas N°1 et 4.	144

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Les classifications des data centers en fonction de la charge informatique.....	4
Tableau 1.2. Caractéristiques techno-économiques des systèmes de stockage.....	19
Tableau 2.1. Pictogrammes de la REM [32].	46
Tableau 2.2. Caractéristiques électriques du module TE850.	52
Tableau 2.3. Paramètres de causalité physique du PEMEL [32], [177].	55
Tableau 3.1. Paramètres de PSO.	90
Tableau 3.2. Paramètres de l'AG.	92
Tableau 3.3. Paramètres technico-économiques des composants du système [132], [197], [204]– [206].	94
Tableau 3.4. Résultats de l'optimisation pour différentes valeurs de <i>ELFmax</i>	97
Tableau 3.5. Résultats de l'optimisation pour différentes valeurs de <i>LPSPmax</i>	97
Tableau 3.6. Configuration optimale du système hybride pour différentes valeurs de <i>ELFmax</i>	100
Tableau 3.7. Configuration optimale du système hybride pour différentes valeurs de <i>LPSPmax</i>	100
Tableau 3.8. Performances du système en fonction de la variation du coût des hydroliennes.	106
Tableau 3.9. Résultats d'optimisation pour le point (-1,9604 °W ; 49,7448 °N).	107
Tableau 3.10. Effet de la variation du taux d'intérêt sur la configuration optimale du système hybride.	109
Tableau 3.11. Résultats d'optimisation.	110
Tableau 3.12. Résultats d'optimisation.	112
Tableau 3.13. Résultats d'optimisation.	113
Tableau 4.1. Paramètres de la simulation.	125
Tableau 4.2. Cas étudiés.	130
Tableau 4.3. Résultats de l'optimisation du dimensionnement.	131
Tableau 4.4. Résultats de l'optimisation de la gestion d'énergie.	131
Tableau 4.5. Résultats de l'optimisation de la gestion d'énergie.	140
Tableau 4.6. Résultats de l'optimisation du dimensionnement.	142

Optimisation des alimentations électriques des Data Centers

Les data centers, des usines abritant des milliers de serveurs informatiques, fonctionnent en permanence pour échanger, stocker, traiter des données et les rendre accessibles via l'internet. Avec le développement du secteur numérique, leur consommation énergétique, en grande partie d'origine fossile, n'a cessé de croître au cours de la dernière décennie, représentant une réelle menace pour l'environnement. Le recours aux énergies renouvelables constitue un levier prometteur pour limiter l'empreinte écologique des data centers. Néanmoins, le caractère intermittent de ces sources freine leur intégration dans un système nécessitant un degré de fiabilité élevée. L'hybridation de plusieurs technologies pour la production d'électricité verte, couplée à des dispositifs de stockage est actuellement une solution efficace pour pallier ce problème. De ce fait, ce travail de recherche étudie un système multi-sources, intégrant des hydroliennes, des panneaux photovoltaïques, des batteries et un système de stockage d'hydrogène pour alimenter un data center à l'échelle du MW. L'objectif principal de cette thèse est l'optimisation de l'alimentation électrique d'un data center, aussi bien pour des sites isolés que des installations raccordées au réseau. Le premier axe de ce travail est la modélisation des différents composants du système à l'aide de la représentation énergétique macroscopique (REM). Une gestion d'énergie reposant sur le principe de séparation fréquentielle est adoptée dans un premier temps pour répartir l'énergie entre des organes de stockage présentant des caractéristiques dynamiques différentes. Le deuxième axe concerne le dimensionnement optimal du système proposé afin de trouver la meilleure configuration qui satisfasse les contraintes techniques imposées à un coût minimum, en utilisant l'optimisation par essais particuliers (PSO) et l'algorithme génétique (AG). Ici, une technique de gestion d'énergie basée sur des règles simples est utilisée pour des raisons de simplicité et de réduction de temps de calcul. Le dernier axe se focalise sur l'optimisation de la gestion d'énergie via l'AG, en tenant compte des problèmes de dégradation des systèmes de stockage en vue de réduire leur coût d'exploitation et de prolonger leur durée de vie. Il est bien entendu que chaque axe précédemment abordé a fait l'objet d'une analyse de sensibilité spécifique, afin d'évaluer les performances du système hybride dans différentes conditions de fonctionnement.

Mots-clés : Data centers, énergies renouvelables, système multi-sources, optimisation, modélisation, REM, gestion d'énergie, dimensionnement, PSO, AG, analyse de sensibilité.

Optimization of data center power supplies

Data centers, factories housing thousands of computer servers that work permanently to exchange, store, process data and make it accessible via the Internet. With the digital sector development, their energy consumption, which is largely fossil fuel-based, has grown continuously over the last decade, posing a real threat to the environment. The use of renewable energy is a promising way to limit the ecological footprint of data centers. Nevertheless, the intermittent nature of these sources hinders their integration into a system requiring a high reliability degree. The hybridization of several technologies for green electricity production, coupled with storage devices, is currently an effective solution to this problem. As a result, this research work studies a multi-source system, integrating tidal turbines, photovoltaic panels, batteries and a hydrogen storage system to power an MW-scale data center. The main objective of this thesis is the optimization of a data center power supply, both for isolated sites and grid-connected ones. The first axis of this work is the modeling of the system components using the energetic macroscopic representation (EMR). Energy management strategy based on the frequency separation principle is first adopted to share power between storage devices with different dynamic characteristics. The second axis concerns the optimal sizing of the proposed system, in order to find the best configuration that meets the technical constraints imposed at minimum cost, using particle swarm optimization (PSO) and genetic algorithm (GA). Here, a rules-based energy management technique is used for simplicity and reduced computing time purposes. The last axis focuses on the energy management optimization through GA, taking into account the storage systems degradation in order to reduce their operating costs and extend their lifetime. It should be noted that each axis previously discussed has been the subject of a specific sensitivity analysis, which aims to evaluate the performance of the hybrid system under different operating conditions.

Keywords: Data centers, renewable energy, multi-source system, optimization, modeling, EMR, energy management strategy, sizing, PSO, GA, sensitivity analysis.