



HAL
open science

Co-optimisation d'un stockage hybride – chaleur et électricité – dans un réseau multi-énergies

Ibrahim Al Asmi

► **To cite this version:**

Ibrahim Al Asmi. Co-optimisation d'un stockage hybride – chaleur et électricité – dans un réseau multi-énergies. Energie électrique. Ecole Nationale Supérieure Rennes, 2023. Français. NNT : . tel-04405698v1

HAL Id: tel-04405698

<https://hal.science/tel-04405698v1>

Submitted on 28 Jul 2023 (v1), last revised 19 Jan 2024 (v2)

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.

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'ÉCOLE NORMALE
SUPÉRIEURE RENNES

ÉCOLE DOCTORALE N° 601
*Mathématiques et Sciences et Technologies
de l'Information et de la Communication*
Spécialité : *Génie Électrique*

Par

Ibrahim AL ASMI

**Co-optimisation d'un stockage hybride – chaleur et électricité –
dans un réseau multi-énergies**

Thèse présentée et soutenue à École Normale Supérieure de Rennes, le 13 Juin 2023
Unité de recherche : Laboratoire SATIE

Composition du Jury :

Président :	Didier AUSSEL	Prof. Univ. Perpignan - PROMES
Rapporteurs :	Xavier ROBOAM	DR CNRS LAPLACE, Toulouse INP - UT3
	Robin GIRARD	CR-HDR MINES Paris PSL - PERSEE center, Sophia-Antipolis
Examineurs :	Didier AUSSEL	Prof. Univ. Perpignan - PROMES
	Florence OSSART	Prof. à Sorbonne Université, laboratoire GeePs
Invitées :	Marianne BOIX	MCF INPT - LGCT, Toulouse
	Antoine MEFFRE	Fondateur et PDG d'Eco-Tech CERAM
Directeur de thèse :	Hamid BEN AHMED	MCF-HDR à l'ENS Rennes - SATIE
Co-encadrant de thèse :	Roman LE GOFF LATIMIER	MCF à l'ENS Rennes - SATIE

Remerciements

Aujourd'hui et après avoir soutenu mes travaux de doctorat, je peux enfin comprendre la motivation des docteurs qui se cache derrière les remerciements. Réaliser une thèse de doctorant n'est pas une tâche simple... et cela ne se fait pas seul (d'au moins selon moi).

J'aimerais profiter de cette occasion pour remercier mes amis et ma famille (sans les nommer tous car la liste est longue, ils se reconnaîtront). Vous m'avez aidé, de près ou de loin, à me surpasser et à réussir cette épreuve.

Monsieur Hamid BEN AHMED, directeur de thèse, je tiens à vous exprimer ma profonde reconnaissance pour la bienveillance et la confiance dont vous avez fait preuve à mon égard en acceptant de diriger cette thèse. Votre sagesse, votre expérience et votre ouverture d'esprit, en acceptant la différence, m'ont permis de toujours garder confiance en moi et à l'avenir. Je crois que cela était une des raisons principales de la réussite de ce projet. Je crois aussi qu'une personne a besoin d'un modèle à suivre pour chaque étape dans sa vie. Pour moi, vous l'étiez durant toute cette thèse.

Monsieur Roman LE GOFF LATIMIER, co-encadrant de thèse, je tiens à vous remercier pour toutes les expériences qu'on a vécues ensemble en France et à l'international. J'ai appris à vos côtés la rigueur et une nouvelle perspective du travail. Cela m'a été indispensable pour surmonter les difficultés techniques et pour persévérer face aux moments difficiles.

Monsieur Antoine MEFFRE, fondateur et PDG de l'entreprise Eco-Tech CERAM, je vous remercie pour cette collaboration à grand intérêt. Sans l'environnement industriel, et la participation de ETC, cette thèse CIFRE n'aurait pas eu lieu. Grâce à vous, j'ai su adapté mes travaux pour qu'ils soient appliqués dans le domaine de l'énergie. De plus, votre confiance m'a permis de vivre cette expérience à pleine vitesse et je souhaite que cela dure à travers des nouvelles collaborations destinées à décarboner le monde de l'énergie.

J'aimerais également remercier Messieurs Thibaut ESENCE et Guilhem DEJEAN d'avoir encadré cette thèse. Vos conseils et expertises techniques m'ont permis de répondre à plusieurs problématiques et de progresser sur la compréhension du stockage thermique.

Monsieur Didier AUSSEL, président du jury de thèse, Monsieur Robin GIRARD et Monsieur Xavier ROBOAM, Rapporteurs de la thèse, Madame Florence OSSART, Examinatrice de cette thèse, Madame Marianne BOIX, Invitée de cette thèse, je vous remercie tous d'avoir participé au jury de ce travail. Je vous remercie également pour votre énergie et votre temps qui ont permis des échanges très riches et des conseils précieux. Je remercie également Monsieur Pierre HAESSIG en tant que membre du comité de suivi individuel de cette thèse

pendant plus de trois ans.

Je profite également de cette occasion pour remercier mon frère Abed AL ASMI et ma conjointe Chaïmae LABIB. Vous m'avez aidés et soutenus constamment tout au long de cette thèse et j'ai l'intime conviction que je ne serais pas là aujourd'hui sans vous.

Je remercie l'école normale supérieures (ENS) et mes collègues de l'ENS-Rennes que j'ai eu le plaisir de connaître et de partager des moments avec. Je remercie également mes collègues d'Eco-Tech CERAM, en particulier Monsieur Julien GUIMBAUD, pour son amitié et son aide sincère. Merci également à Monsieur Zinedine TAIEB pour son dévouement au travail et ses contributions à travers deux stages durant cette thèse. Je remercie également mes partenaires de l'université technique du Danemark (DTU), Messieurs Kurt ENGELBRECHT et Kai KNOBLOCH pour l'excellente collaboration scientifique réalisée.

Enfin, je remercie l'association nationale de la recherche et de la technologie (ANRT) d'avoir financé ces travaux de doctorat.

Résumé

La thèse traite de la modélisation et de la co-optimisation du stockage de chaleur haute température dans le cadre d'un réseau multi-énergies. L'objectif est de développer des outils pour optimiser la gestion et le dimensionnement des composants physiques d'un réseau multi-énergies combinant chaleur et électricité.

Le contexte général des systèmes énergétiques et leur transition vers la décarbonation est exposé, en mettant en évidence l'intérêt des technologies de stockage thermique haute température pour intégrer les énergies renouvelables, telles que l'éolien, le photovoltaïque et la chaleur fatale.

Un métamodèle 1D du stockage thermique haute température est développé, utilisant une fonction paramétrique pour approximer dans l'espace le profil de température à un instant donné. Ce même métamodèle est basé sur une approximation temporelle de l'évolution d'état du système, ce qui réduit considérablement le temps de calcul.

Le modèle 1D de la littérature et le métamodèle développé sont validés en étudiant différents stockages thermoclines sur un cycle de charge-décharge. Des comparaisons sont effectuées entre les résultats du modèle 1D, du métamodèle et les données expérimentales. Le métamodèle peut être également calibré directement sur les données expérimentales en cas de défauts présents dans l'installation.

Différentes techniques d'optimisation sont comparées, ainsi que différentes formulations mathématiques correspondant à différents cas d'études. Dans certains cas, des gains significatifs en gestion et en dimensionnement énergétique du stockage sont démontrés en utilisant le métamodèle, par rapport à des modèles 0D simplifiés.

La co-optimisation d'un réseau multi-énergies, combinant électricité et chaleur, est étudiée en utilisant une méthode de commande prédictive et un modèle 0D simplifié du stockage thermique. Les résultats montrent que la coopération entre les vecteurs énergétiques peut réduire significativement la capacité de stockage nécessaire.

La thèse conclut sur les principales contributions et les perspectives pour améliorer la qualité des métamodèles, mieux caractériser le vieillissement du stockage thermique et étendre la vision multi-énergies aux vecteurs hydrogène et eau. Le travail a été réalisé en collaboration avec la société Eco-Tech CERAM, spécialisée dans les technologies de stockage thermique haute température, avec pour objectif final d'optimiser la gestion et le dimensionnement énergétique dans des réseaux multi-énergies.

Mots clés : stockage thermique haute température, optimisation, modélisation, réseaux multi-énergies.

Abstract

The thesis deals with the modeling and co-optimization of high-temperature heat storage within a multi-energy network. The objective is to develop tools to optimize the management and sizing of the physical components of a multi-energy network combining heat and electricity.

The general context of energy systems and their transition towards decarbonization is presented, highlighting the relevance of high-temperature thermal storage technologies for integrating renewable energies such as wind, photovoltaic, and waste heat.

A 1D metamodel of high-temperature thermal storage is developed, using a parametric function to approximate the temperature profile at a given moment. The metamodel is based on a time approximation of the system's state evolution, significantly reducing computation time.

The 1D model from the literature and the developed metamodel are validated by studying different thermocline storages during a charge-discharge cycle. Comparisons are made between the results of the 1D model, the metamodel, and experimental data. The metamodel can also be directly calibrated on experimental data in the presence of any defects in the installation.

Different optimization techniques are compared, as well as different mathematical formulations corresponding to various case studies. In some cases, significant gains in energy management and storage sizing are demonstrated using the metamodel, compared to simplified 0D models.

The co-optimization of a multi-energy network, combining electricity and heat, is studied using a predictive control method and a simplified 0D model of the thermal storage. The results show that cooperation between energy vectors can significantly reduce the required storage capacity.

The thesis concludes with the main contributions and perspectives to improve the quality of metamodels, better characterize the aging of the thermal storage, and extend the multi-energy vision to hydrogen and water vectors. The work was carried out in collaboration with Eco-Tech CERAM, a company specialized in high-temperature thermal storage technologies, with the ultimate goal of optimizing energy management and sizing in multi-energy networks.

Keywords : high temperature thermal storage, optimization, modeling, multi-energies networks.

Sommaire court

Introduction	17
1 Présentation de la problématique et des démarches scientifiques	21
2 Modélisation du stockage thermique	63
3 Validation expérimentale du modèle du stockage thermique	91
4 Co-optimisation déterministe du stockage thermique dans un réseau mono-énergie	125
5 Co-optimisation déterministe d'un réseau multi-énergies	169
Conclusions et perspectives	207
Annexes	222
Bibliographie	227

Table des matières

Introduction	17
1 Présentation de la problématique et des démarches scientifiques	21
1.1 Contexte global	22
1.1.1 Émissions de gaz à effet de serre mondiales liées à l'énergie	22
1.1.2 Des stratégies pour la transition énergétique	23
1.2 Les besoins et les ressources énergétiques multi-vecteurs	25
1.2.1 Les besoins énergétiques sont multi-énergies et reposent principalement sur des ressources non renouvelables.	25
1.2.2 Les ressources énergétiques multi-énergies	29
1.3 Des réseaux mono-énergie vers des réseaux multi-énergies	32
1.3.1 Les réseaux énergétiques actuels	33
1.3.2 Les réseaux multi-énergies	37
1.4 Les composants de couplage et de stockage d'énergie d'un réseau multi-énergies	41
1.4.1 Les systèmes de couplage d'énergies	41
1.4.2 Les systèmes de stockage d'énergies	45
1.4.3 Le stockage thermique	48
1.4.4 L'Eco-Stock [®] : une technologie innovante développée par Eco-Tech CERAM, le partenaire industriel de cette thèse	53
1.5 Problématique des réseaux multi-énergies	54
1.5.1 État de l'art et limites	55
1.5.2 Objectif de la thèse	58
1.5.3 Périmètre et hypothèses de la thèse	58
1.5.4 Verrous scientifiques à lever	59
1.5.5 Contributions et organisation des chapitres	60
2 Modélisation du stockage thermique	63
2.1 Contexte et état de l'art	64
2.1.1 Objectif et définition du cahier des charges	64
2.1.2 Technologie du stockage thermique sensible thermocline à haute température	66
2.1.3 État de l'art de la modélisation du stockage thermique	69
2.1.4 Modèle précis : 1D - PDE	73
2.1.5 Modèle du stockage idéal : 0D - Ideal	77
2.1.6 Modèle du stockage à température uniforme : 0D - Uniform	78
2.2 Métamodélisation du stockage thermique	80
2.2.1 Hypothèses de modélisation	81

2.2.2	Fonctionnement du métamodèle	82
2.2.3	Construction de la matrice d'interpolation du métamodèle	83
2.2.4	Étude de sensibilité du métamodèle 1D - MM	86
2.3	Conclusions	90
3	Validation expérimentale du modèle du stockage thermique	91
3.1	Installations expérimentales pour la validation des modèles du stockage thermique	92
3.1.1	Description des installations expérimentales	92
3.1.2	Configuration 1 : Eco-Stock [®]	95
3.1.3	Configuration 2 : Droplet	97
3.1.4	Configuration 3 & 4 : Shoebox	100
3.1.5	Configuration 5 : Proto900	103
3.2	Résultats de validation du métamodèle	106
3.2.1	Métamodélisation à partir des simulations : installations standards	106
3.2.2	Métamodélisation à partir des mesures expérimentales : installations non-standards	114
3.3	Conclusions	123
4	Co-optimisation déterministe du stockage thermique dans un réseau mono-énergie	125
4.1	Contexte, état de l'art et objectifs	126
4.1.1	Introduction et enjeux	126
4.1.2	État de l'art	128
4.1.3	Méthodologie	133
4.2	Gestion optimale du stockage thermique dans un réseau mono-énergie	137
4.2.1	Description du cas d'étude et formulation mathématique du problème d'optimisation	138
4.2.2	Résolution à l'aide de la programmation dynamique (DP)	141
4.2.3	Résolution à l'aide de la commande prédictive (MPC)	148
4.3	Co-optimisation du stockage thermique dans un réseau mono-énergie	153
4.3.1	Description du cas d'étude et formulation mathématique	154
4.3.2	Performance des modèles de simulation	156
4.3.3	Performance des modèles de co-optimisation	159
4.4	Conclusions	167
5	Co-optimisation déterministe d'un réseau multi-énergies	169
5.1	Introduction	170
5.1.1	Contexte, enjeux et problématique	170
5.1.2	État de l'art	172
5.1.3	Périmètre de l'étude et objectifs	177
5.2	Description du problème et de la méthodologie	179
5.2.1	Cas d'étude et données d'entrée	179
5.2.2	Modélisation des composants multi-énergies	185
5.2.3	Formulation mathématique et méthode de résolution	190
5.3	Résultats de la co-optimisation, analyses et discussions	193
5.3.1	Identification de la taille de fenêtre glissante optimale pour la résolution à l'aide de la méthode MPC	193
5.3.2	Résultats de la gestion optimale	194
5.3.3	Résultats de la co-optimisation	199

TABLE DES MATIÈRES

5.4 Synthèse et conclusions	203
Conclusions et perspectives	207
Annexes	222
Bibliographie	227

Nomenclature

Acronymes

1D/2D	Une dimension, deux dimensions
ADEME	Agence de la transition écologique
BM	Business Model
BPA	Bonneville Power Administration
CAPEX	Capital Expenditure
CED	Cumulative Energy Demand
CH ₄	Méthane
CSP	Concentrated Solar Power
DNI	Direct Normal Irradiation
DP	Dynamic Programming
DTU	Danish Technical University
E	East
EES	Electrochemical Energy Storage
EPBT	Energy Payback Time
GES	Gas à effets de serre
HT	High Temperature
HV	High Voltage
HSM	Heat Storage Material
HTF	Heat Transfer Fluid
ILP	Integer Linear Programming
LF	Logistic Function
LS	Least Square algorithm
LV	Low Voltage
MM	Métamodèle
MAE	Mean Absolute Error

NOMENCLATURE

MILP	Mixed-Integer Linear Programming
MPC	Model Predictive Control
MRE	Mean Relative Error
n°	Nombre
NRMSD	Normalized Root Mean Square Deviation
NW	North West
OPEX	Operating Expenses
ORC	Organic Rankine Cycle
<i>H2P</i>	Heat-To-Power
<i>P2H</i>	Power-To-Heat
PCM	Phase Change Material
PDE	Partial Differential Equations
Pr	Nombre de Prandtl
Re	Nombre de Reynolds
RTE	Gestionnaire du réseau de transport d'électricité
<i>SoE</i>	Etat d'énergie du stockage
SLSQP	Sequential Least Squares Programming
SNBC	Stratégie nationale bas-carbone
STEP	Station de transfert d'énergie par pompage
SW	South West
TES	Thermal Energy Storage
Bi	Nombre de Biot
VPN	Virtual Private Network

Symboles Grecs

α	Coefficient de pondération dans la fonction objectif
ρ	Densité, (kg m^{-3})
Δ	Différence
η	Efficacité
μ	Viscosité dynamique, ($\text{kg m}^{-1} \text{s}^{-1}$)
ε	Fraction du vide

Symboles Latins

A	Surface, (m^2)
C	Coût d'optimisation
c_p	Capacité thermique massique, ($\text{J K}^{-1} \text{kg}^{-1}$)

c_t	Coût d'optimisation instantané
D	Diamètre du stockage, (m)
d_p	Diamètre des particules, (m)
E	Énergie, (kWh)
f_{dyn}	Fonction dynamique
h	Coefficient d'échange thermique, $(W K^{-1} m^{-3})/(W K^{-1} m^{-2})$
i	Niveau de discrétisation des vecteurs d'état du métamodèle
J	Stratégie de commande optimale
j	Niveau de discrétisation du vecteur de commande du métamodèle
k	Conductivité thermique, $(W m^{-1} K^{-1})$
L	Longueur du stockage, (m)
l	Épaisseur, (m)
m	Masse, (kg)
\dot{m}	Débit massique de l'air, $(kg s^{-1})$
N	Horizon du temps
N_{cons}	Nombre de simulations pour la construction du métamodèle
N_{tests}	Nombre d'essais expérimentaux pour la construction du métamodèle
n_w	Taille de la fenêtre glissante pour la méthode MPC, (h)
n_x	Discrétisation spatiale du modèle 1D - PDE
P	Puissance, (kW)
s	Pente de la thermocline au point d'inflexion
S	Surface, (m^2)
T	Température, (C°)
t	Temps, (s)
u	Vitesse du fluide, $(m s^{-1})$
V	Volume, (m^3)
X	Vecteur d'état du métamodèle
x	Position axiale, (m)
z	Position de la Thermocline (m)

Indices

aging	vieillessement
bed	Lit du stockage
blo	Lumière solaire réfléchi bloquée par des héliostats adjacents
cons	Pour la construction du métamodèle

NOMENCLATURE

c	central
CH	Phase de charge
DC	Phase de décharge
del	Délestage sur le réseau
design	Coût de design
dev	Déviation sur le réseau
eff	Effective
exp	Expérimental
ext	Extérieur
f	Fluide
fuel	Consommation de gaz
fuel-saved	Économies de gaz
hel	Champ d'héliostats
inlet	Entrée du stockage
iso	Isolation
load	Consommation de charge
loss	Pertes thermiques totales du stockage
loss-charge	Pertes thermiques du stockage liées à la phase de charge
loss-wall	Pertes thermiques du stockage aux parois
mean	Moyenne
max	Maximum
min	Minimum
m	Mesure
mis	Différence entre la production et la consommation
operating	Coût opérationnel
opt	Optimisation
outlet	Sortie du stockage
p	Particule
prod	Soruce de Production
rated	Capacité du stockage maximale
ref	Réfectivité de l'héliostat
s	Solide
sto	Stockage
storage,max	maximum relatif au stockage

sim	Itération d'une simulation
sh	Surface de l'héliostat ombragée par les héliostats adjacents
shed	Délestage de la surproduction
spil	Lumière solaire réfléchie qui manque le récepteur à cause d'autres erreurs technologiques
th	Vecteur thermique
tot	Total
tra	Transmission atmosphérique entre l'héliostat et le récepteur
v	Interstitial entre le fluide et le solide
w	Parois

Introduction

Les émissions de gaz à effet de serre sont majoritairement relâchées dans l'atmosphère lorsqu'on produit de l'énergie, en particulier celle sous forme de chaleur et d'électricité. En effet, la production d'électricité et de chaleur est responsable de plus de 70 % des émissions de gaz à effet de serre dans le monde. Cette production repose principalement sur des centrales fossiles, sur des énergies non renouvelables, polluantes, centralisées et plus ou moins pilotables.

Afin de décarboner le système énergétique, il faut tendre vers une pénétration massive de toutes formes d'énergies renouvelables disponibles (éolienne, photovoltaïque, bioénergie, géothermique, etc.). Cela est le cas notamment de la chaleur fatale rarement exploitée, et représentant un gisement de plus de 68 000 TWh/an dans le monde. L'analyse des scénarios énergétiques de la France montre que le ratio des énergies renouvelables de toutes formes devra atteindre plus de 50 % dans le mix énergétique en 2050.

Cette arrivée massive des énergies renouvelables décentralisées et intermittentes sur les réseaux nécessitera des leviers de flexibilité importants pour garantir la sécurité d'approvisionnement. Dans ce sens, le gestionnaire du réseau de transport d'électricité (RTE) prévoit plus de 100 milliards d'euros à investir dans les 15 prochaines années, afin d'adapter le réseau électrique actuel aux futures évolutions. De même, l'agence internationale de l'énergie (IEA) recommande une approche holistique et systémique multi-vecteurs pour dimensionner les futurs réseaux énergétiques.

Chercher à construire le meilleur système d'approvisionnement en énergie nécessite donc de considérer ce problème dans son ensemble multi-vecteurs. Autrement dit, découpler ce problème en plusieurs réseaux mono-vecteur se traduit par une sous optimalité de la solution apportée d'un point de vue de la gestion et du dimensionnement des réseaux. Dans ce sens, une des solutions envisagées est l'approche des réseaux multi-énergies, qui consiste à coupler les réseaux via les "*Energy hub*", constitués des convertisseurs d'énergie et des systèmes de stockage multi-technologiques.

Cependant, cette approche multi-énergies se heurte à plusieurs difficultés d'ordre technique et financier. En effet, construire un tel réseau nécessite un investissement financier important qui dépend des choix technologiques, du dimensionnement et de la gestion de la solution déployée.

Bien que l'analyse de l'état de l'art montre que les réseaux multi-énergies habituellement proposés incluent des technologies matures et commercialisées (cogénération, stockage d'eau chaude, batteries lithium, photovoltaïque, pompes à chaleur, etc.), cependant de nouvelles technologies telles que le stockage thermique sensible à haute température sont apparues. Ce type de technologie peut avoir un grand intérêt dans un réseau multi-énergies grâce à son faible coût économique ($15 \text{ \$/kWh}_{\text{installé}}$) et environnemental ($1 \text{ gCO}_{2,\text{eq}}/\text{kWh}_{\text{installé}}$).

De plus, sa capacité à stocker la chaleur à haute température permet la conversion de la chaleur en électricité pour soutenir le réseau électrique et substituer à une partie du stockage électrochimique.

Quant à l'optimisation de ces réseaux, il a été prouvé que l'optimisation de la gestion et du dimensionnement doit être menée simultanément. Autrement dit, optimiser le design avec des lois de gestions simplifiées (ou la gestion à design fixe) aboutit à une solution sous-optimale. Une approche de co-optimisation s'impose donc afin de garantir un minimum global au niveau des coûts du dimensionnement et de la gestion.

Les modèles d'affaires du gestionnaire de ce réseau peuvent varier en fonction du contexte applicatif. En effet, un gestionnaire qui paye son énergie produite doit s'assurer de minimiser les pertes à tous les niveaux de son réseau. À l'inverse, un gestionnaire qui ne paye pas l'énergie produite (par exemple dans le cas de la chaleur fatale gratuite), peut se permettre d'engendrer plus de pertes. Ainsi, la co-optimisation doit adopter des fonctions objectifs et des contraintes variées.

Enfin, les coûts des composants sur cycle de vie sont importants à prendre en compte, afin de garantir la durabilité de la solution proposée. Ainsi, la co-optimisation doit être effectuée en utilisant des métriques qui permettent d'englober les coûts totaux des composants de ce réseau.

Pour aborder ces problématiques, en 2019, un partenariat entre le laboratoire SATIE et l'entreprise Eco-Tech CERAM a eu lieu sous forme d'une thèse CIFRE. Eco-Tech CERAM est une entreprise spécialisée dans l'écologie industrielle, créée en 2014. Elle a développé une solution innovante de stockage d'énergie thermique thermocline sensible à haute température. Cette technologie conteneurisée est développée par module capable de stocker la chaleur à une température allant jusqu'à 900°C. Chaque unité est capable de stocker 2 MWh_{th} à 600°C. Une première unité à échelle industrielle a été développée en 2017, avec une première commercialisation en 2018. Aujourd'hui l'entreprise compte plus de 40 employés avec une dizaine de projets par an et un chiffre d'affaires supérieur à 3 millions d'euros. En parallèle, le laboratoire SATIE est spécialisé, entre autres, dans la conception et le contrôle optimal des systèmes énergétiques. Ce partenariat s'est fait autour du concept d'un micro réseau multi-énergies, couplant chaleur et électricité via des systèmes de conversion d'énergie, et incluant du stockage thermique haute température et des batteries lithium. **L'objectif de cette thèse et de développer des algorithmes de co-optimisation de ce réseau, adapté à différents modèles d'affaires et incluant des métriques de coûts sur cycle de vie des composants.**

Tout d'abord, la co-optimisation d'un tel réseau nécessite des modèles dynamiques de ces composants (systèmes de stockage de chaleur et d'électricité ainsi que les systèmes de conversion) pour optimiser le contrôleur. Spécifiquement au stockage thermique haute température, ses modèles sont situés à deux niveaux. Premièrement, des modèles en 0 dimension (0D) simplifiés qui modélisent mal la dynamique et les pertes du système, mais qui ont un temps d'exécution court adapté à leur utilisation dans un contrôleur. Deuxièmement, des modèles en 1 dimension (1D) spatiale qui résolvent les équations de la conservation d'énergie, et qui sont précis, mais très lents. Nous pouvons donc nous poser la question de la possibilité de développer un niveau intermédiaire de modélisation qui soit à la fois rapide et précis pour l'utiliser dans un contrôleur ? De plus, ce modèle peut-il s'adapter à des installations existantes qui présentent parfois des effets de vieillissement ou des défauts de fabrication ?

D'autre part, l'impact du choix de modèle (utilisé pour optimiser le contrôleur) sur la rapidité et l'optimalité du contrôleur est peu évalué dans la littérature. Nous nous posons donc la question suivante : quel est l'impact positif de modéliser précisément la dynamique

du stockage sur l'optimalité de la solution proposée par le contrôleur ? De plus, les modèles d'affaires sont variés et dépendent des structures des coûts et des bénéfices du gestionnaire du projet. Quelle est donc la formulation mathématique du problème d'optimisation la plus adéquate en fonction de cette structure des coûts de l'application envisagée ?

La co-optimisation peut se faire en minimisant différentes métriques qui sont nombreuses dans la littérature. Cependant, peu de métriques environnementales sur cycle de vie existent pour le stockage thermique haute température. Quelles sont donc les métriques les plus adaptées pour la co-optimisation d'un tel stockage et comment choisir la bonne métrique en fonction de l'objectif du gestionnaire de projet ?

Enfin, les réseaux multi-énergies les plus discutés excluent souvent des technologies de stockage de chaleur haute température et des machines de conversion de chaleur en électricité. Quels sont donc les bénéfices de coupler un réseau électrique à un réseau de chaleur, incluant ce type de stockage et de machine de conversion ?

Aussi, les contributions de cette thèse sont décrites ci-dessous.

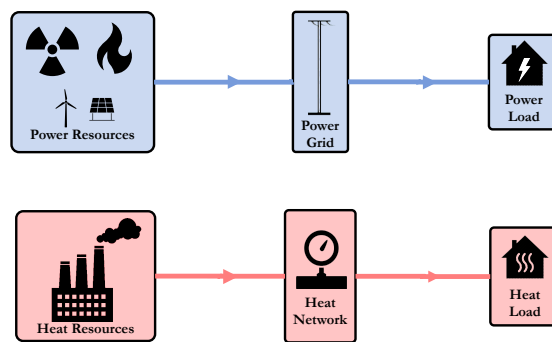
1. Le développement d'un modèle de stockage thermique rapide, précis et adapté aux installations existantes. Ce modèle a été également validé sur plusieurs installations expérimentales et comparé aux modèles du stockage thermique de la littérature.
2. Le déploiement opérationnel d'un algorithme de contrôle optimal utilisant le modèle précédemment développé, pour optimiser la gestion en temps réel d'une installation expérimentale de stockage thermique. Cette installation est liée à une source de chaleur d'origine électrique où la conversion se fait à l'aide des résistances électriques haute température.
3. Le développement d'un algorithme de co-optimisation du stockage thermique afin de mener des études de sensibilité du contrôleur. Ces études de sensibilités concernent la précision du modèle utilisé pour optimiser le contrôleur, le type de fonction objectif et la méthode d'optimisation employée.
4. Le développement d'un environnement de co-optimisation d'un micro-réseau multi-énergies, avec des données d'entrée réalistes pour l'évaluation de l'impact du couplage des réseaux.

Le manuscrit s'organise en 5 chapitres, une conclusion générale et des perspectives ainsi que des annexes. Le chapitre 1 visera à expliquer le contexte général dans lequel s'inscrivent les travaux de la thèse, l'état des réseaux énergétiques actuels, la définition du réseau multi-énergies, et une veille technologique des composants de ce dernier. Ce même chapitre décrira les problématiques d'un réseau multi-énergies ainsi que le périmètre de cette thèse et les verrous scientifiques à lever. Le chapitre 2 présentera l'état de l'art des modèles du stockage thermique ainsi que le développement d'un nouveau métamodèle basé sur l'apprentissage des données de simulations issues des modèles de la littérature. Nous montrerons que ce métamodèle représente un bon compromis entre précision et rapidité d'exécution, adapté à l'optimisation du contrôleur. Le chapitre 3 mène une validation expérimentale de ce métamodèle sur la base de différentes installations existantes. Nous apporterons la preuve que le métamodèle est aussi précis que les modèles 1D de la littérature, mais 1 000 fois plus rapide. Nous montrerons également qu'en cas de présence de défaut de fabrication sur une installation existante, il est possible d'adapter ce métamodèle pour prendre en compte ces défauts. Cette adaptation consistera à apprendre à ce modèle les données expérimentales enregistrées

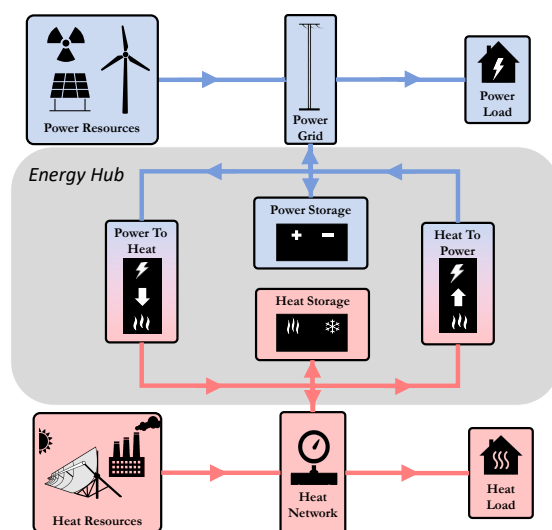
au cours de l'expérience. Le chapitre 4 étudiera la sensibilité du contrôleur vis-à-vis de son modèle dynamique, de la fonction objectif qui dépend du modèle d'affaires envisagé et de la méthode de résolution. De plus, des critères d'évaluation sur cycle de vie seront déployés dans la fonction objectif d'un problème de co-optimisation. Nous montrerons qu'en fonction du modèle d'affaires et de l'objectif envisagé par la co-optimisation, la précision minimale requise du modèle et les métriques sur cycles de vie à employer sont différentes. Le chapitre 5 décrira une architecture symétrique (la conversion de chaleur en électricité et d'électricité en chaleur sera possible) du réseau multi-énergies, son cas d'étude et ses données d'entrée. Il présentera et discutera les résultats de co-optimisation des composants d'un tel micro-réseau multi-énergies. Nous apporterons des éléments prouvant que le couplage optimal des réseaux permet de remplacer une grande partie du stockage électrochimique par du stockage thermique haute température, à service rendu équivalent. Nous montrerons que le couplage des réseaux en plus des systèmes de stockage thermique et électrique permet d'atteindre plus de 75 % d'autoconsommation des énergies renouvelables locales, et tout en réduisant les capacités de stockage nécessaires. Enfin, nous terminerons le manuscrit en proposant des conclusions générales de cette thèse ainsi des perspectives à court et à long terme.

Chapitre 1

Présentation de la problématique et des démarches scientifiques



VERS



Sommaire

1.1	Contexte global	22
1.2	Les besoins et les ressources énergétiques multi-vecteurs	25
1.3	Des réseaux mono-énergie vers des réseaux multi-énergies	32
1.4	Les composants de couplage et de stockage d'énergie d'un réseau multi-énergies	41
1.5	Problématique des réseaux multi-énergies	54

Ce chapitre vise à situer les travaux de thèse dans le contexte global environnemental et énergétique, et à proposer une transformation optimisée des réseaux énergétiques actuels. En effet, l'émergence massive des énergies renouvelables intermittentes impose des leviers importants de flexibilité afin de garantir la sécurité d'approvisionnement. De plus, les besoins et les ressources énergétiques étant multi-énergies, chercher à construire le meilleur système d'approvisionnement en énergie nécessite donc de considérer ce problème dans son ensemble multimodal. Ainsi, les leviers de flexibilités nécessaires peuvent être fournis via un couplage des différents vecteurs énergétiques en plus des systèmes de stockage multi-technologiques, dans un réseau dit multi-énergies. Toutefois, le passage à tel réseau implique des coûts importants qui dépendent des choix des systèmes de stockage et de couplage, ainsi que leur dimensionnement et de leur gestion. Il est donc indispensable de développer des architectures innovantes du réseau multi-énergies en plus des outils de co-optimisation de dimensionnement et de gestion adéquats. Cependant, ces développements se heurtent à plusieurs difficultés d'ordre technologique, technique et financier. Ainsi, nous proposons dans ce chapitre d'identifier les verrous scientifiques majeurs, qui seront traités dans cette thèse, ainsi que l'organisation des chapitres et leurs contributions.

La section 1.1 expliquera le contexte global avec un focus sur les émissions des gaz à effet de serre dans le secteur de l'énergie ainsi qu'un descriptif de l'évolution du système énergétique français. La section 1.2 aura pour objet de décrire les différents besoins et ressources énergétiques en fonction du secteur et du vecteur énergétique étudiés. La description des réseaux énergétiques actuels ainsi que le réseau multi-énergies sera explicitée dans la section 1.3. Une discussion technologique des différents systèmes de couplage et de stockage d'énergie ainsi que leur complémentarité sera menée dans la section 1.4. La problématique des réseaux multi-énergies, les objectifs, le périmètre, les verrous scientifiques ainsi que les contributions et l'organisation des chapitres seront annoncés dans la section 1.5.

1.1 Contexte global

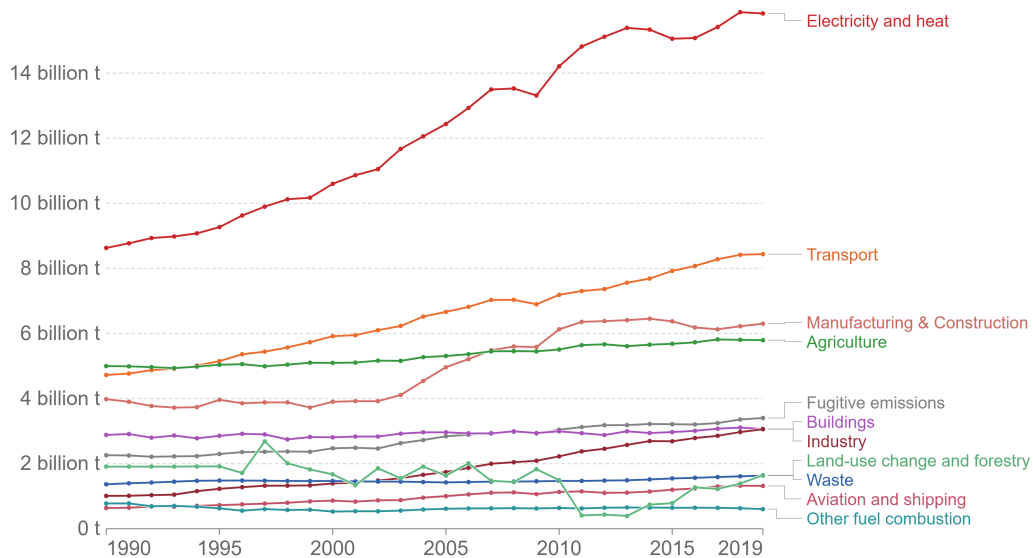
1.1.1 Émissions de gaz à effet de serre mondiales liées à l'énergie

La transition énergétique qui vise à limiter les effets du dérèglement climatique est un des plus grands défis du vingtième siècle. Il s'agit de réadapter les modes de production d'énergie afin de réduire leur empreinte carbone dans tous les secteurs à multiples échelles. Cela passe par la décarbonation de toutes formes d'énergies, à savoir l'électricité, la chaleur et le gaz, dans l'industrie, l'habitat, le tertiaire, le secteur agricole ainsi que la mobilité.

En 2020, la quantité totale des gaz à effet de serre (GES) émise dans l'atmosphère a été estimée à plus de 50 gigatonnes de CO₂ équivalent [2]. Cela provient principalement du moment où on convertit l'énergie d'une forme à l'autre, qui est majoritairement d'origine

Greenhouse gas emissions by sector, World

Emissions are measured in carbon dioxide equivalents (CO₂eq). This means non-CO₂ gases are weighted by the amount of warming they cause over a 100-year timescale.



Source: Our World in Data based on Climate Analysis Indicators Tool (CAIT).
OurWorldInData.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions • CC BY

FIGURE 1.1 – Évolution des émissions mondiales de gaz à effets de serre par secteur sur 20 ans. En rouge, les émissions liées à la production de la chaleur et de l'électricité. (Source : [1])

fossile à l'échelle de la planète. Ainsi, plus de 70 % de ces émissions sont liées à la production, le transport et la consommation d'énergie dans les différents secteurs (industriel, résidentiel, tertiaire, mobilité, etc.) [3].

Plus spécifiquement, la répartition de ces émissions par poste de consommation montre que la production de l'électricité et de la chaleur est le poste qui émet le plus de GES, représentant plus de 30 % des émissions globales comme illustrés en rouge dans la figure 1.1. De plus, ce pourcentage n'a fait qu'augmenter au cours des 20 dernières années.

Constat n°1

Il est impératif de décarboner tous les secteurs et les postes de consommation afin d'arriver à la neutralité carbone, et en particulier la production d'électricité et de chaleur.

1.1.2 Des stratégies pour la transition énergétique

Aujourd'hui le système énergétique mondial repose principalement sur des ressources fossiles émettrices de GES pour produire l'énergie. En 2020, le gaz, le pétrole et le charbon

représentaient 80 % de la totalité des ressources énergétiques utilisées.

Afin de décarboner le secteur de l'énergie, les états et les différentes institutions concernées recherchent des scénarios et des stratégies pour réussir au mieux leur transition énergétique. Dans ce sens, l'accord de Paris signé en 2015 par 196 pays, contraint les états à limiter leur GES, entre autres en décarbonant l'énergie. Son objectif est de limiter le réchauffement climatique à un niveau bien inférieur à 2, de préférence à 1,5 degré Celsius, par rapport au niveau pré-industriel.

Ainsi, chaque état élabore son propre plan de décarbonation qu'il doit respecter afin d'arriver à la neutralité carbone à l'horizon 2050. En France par exemple, plusieurs scénarios sont élaborés par différentes entités. Parmi ces scénarios, nous pouvons citer la stratégie nationale bas-carbone (SNBC) élaboré par l'état français [4], les futurs énergétiques par le gestionnaire du réseau de transport d'électricité (RTE) [5], et celle de l'institut négaWatt [6]. Globalement, les trois scénarios s'accordent sur les actions à réaliser ci-dessous.

1. *Sobriété* : il s'agit de réduire la consommation globale finale du système énergétique. Cela passe par la priorisation des besoins essentiels dans tous les secteurs. Autrement dit, tout besoin non essentiel et parfois inutile peut être supprimé.
2. *Efficacité* : il s'agit d'augmenter l'efficacité énergétique globale en réduisant la quantité d'énergie produite à besoin identique. Cela passe par l'isolation des bâtiments, l'amélioration du rendement des centrales de production d'énergie ainsi que la récupération des pertes énergétiques.
3. *Renouvelable* : le but ici est de privilégier les énergies renouvelables qui émettent des faibles quantités de GES, en remplaçant les moyens de production standards fossiles et nucléaires.

Concrètement, l'analyse des scénarios français montre une baisse de 53 % au niveau de la consommation énergétique finale d'ici 2050, à l'aide de la sobriété énergétique. En parallèle, les ressources primaires totales consommées doivent baisser de 64 %. Cette baisse plus importante au niveau des ressources primaires par rapport à la baisse observée dans la consommation est due à l'augmentation de l'efficacité globale du système énergétique supposée par les scénarios. Ainsi le rendement global du système énergétique français, défini comme le ratio entre la consommation finale et les ressources primaires utilisées, va passer de 67 % à 87 % en France d'ici 2050, tous vecteurs confondus [6].

Enfin, nous remarquons une forte réduction des énergies fossiles et nucléaires dans le mix énergétique, remplacées par une émergence massive des énergies renouvelables. Par conséquent, le ratio des énergies renouvelables dans les ressources primaires utilisées va passer de 11 à 95 % en 2050 selon ces scénarios.

Constat n°2

Les états et les instituts spécialisés étudient différents scénarios et élaborent des stratégies pour la transition énergétique, qui se reposent entre autres sur l'efficacité énergétique et l'insertion massive des énergies renouvelables dans le mix énergétique.

Dans la section suivante, nous allons analyser les différents besoins énergétiques ainsi que les ressources primaires utilisées pour couvrir ces besoins, par type de vecteur énergétique.

1.2 Les besoins et les ressources énergétiques multi-vecteurs

1.2.1 Les besoins énergétiques sont multi-énergies et reposent principalement sur des ressources non renouvelables.

Tout d'abord, les vecteurs énergétiques sont multiples, à savoir la chaleur, l'électricité, le gaz, etc. Il s'agit des formes transformées d'énergie, qui permettent de véhiculer et stocker cette énergie. De plus, chaque vecteur énergétique peut être caractérisé par des propriétés physiques distinctes. Par exemple, la chaleur peut être caractérisée par un niveau de température plus ou moins élevé comme ci-dessous.

- Basse température : inférieur à 100°C.
- Moyenne température : entre 100 et 300°C.
- Haute température : supérieures à 300°C.

Par symétrie, le niveau de tension du vecteur électrique peut aller de quelques centaines de volts à quelques centaines de milliers de volt comme décrit ci-dessous.

- Basse tension : inférieur à 400 V.
- Moyenne tension : entre 400 V et 225 kV.
- Haute tension : supérieures à 225 kV.

En ce qui concerne le vecteur du gaz, la distinction se fait au niveau de la pression d'acheminement ou du stockage de gaz en plus de sa température et son contenu en CH₄.

Ces vecteurs sont présents dans le besoin énergétique actuel, tous secteurs confondus. Le type de vecteur énergétique utilisé pour répondre à un besoin dépend donc de l'usage final. Ces usages peuvent concerner le chauffage urbain, en passant par la mobilité et jusqu'aux processus industriels. Nous proposons donc d'analyser la consommation énergétique actuelle par secteur et par usage final.

Le secteur résidentiel En Europe, 78% de la consommation énergétique dans le secteur résidentiel est destinée au chauffage domestique et à l'eau chaude sanitaire [7]. Le reste de cette consommation (22 %) concerne les appareils électroniques, l'éclairage, la production de froid et la cuisson. Nous remarquons donc une consommation d'énergie dans le secteur résidentiel majoritairement destiné à des besoins de chaleurs basse température (< 100°C). Cette consommation est couverte par du gaz et d'autres énergies fossiles (47 %), de l'électricité non renouvelable (25 %), des énergies renouvelables (20 %) et de la chaleur dérivée des produits pétroliers acheminée via les réseaux de chaleur (8%) [7].

Plus spécifiquement au cas français, la figure 1.2 montre la répartition de la consommation énergétique par usage dans le secteur résidentiel. Nous pouvons noter que plus de 75

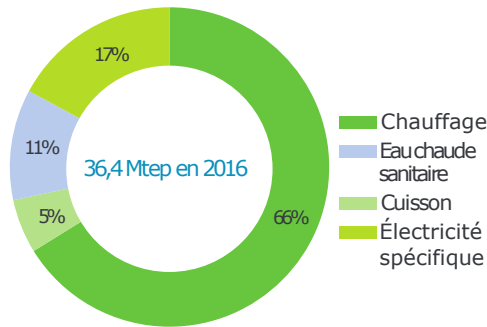


FIGURE 1.2 – Répartition de la consommation énergétique résidentielle par usage en France. (Source : ADEME [8])

% de la consommation est destinée, ici encore, au chauffage domestique et à l'eau chaude sanitaire.

Dans le cas français, il s'agit d'une consommation principalement d'origine électrique (36 %) suivie par le gaz naturel (31 %) destinée à des besoins majoritairement thermiques dans le secteur résidentiel [9]. Ceci est une illustration de l'interconnexion, entre les vecteurs d'électricité, de gaz et de chaleur, qui existe au niveau du consommateur final dans le secteur résidentiel.

Il est à noter que le système électrique français est connu pour être thermiquement sensible, c'est-à-dire que la consommation électrique est fortement impactée par les besoins de chaleur qui sont dépendants de la température extérieure.

Le secteur tertiaire comprend les cafés-hôtels-restaurants, l'habitat communautaire, la santé-action sociale, l'enseignement-recherche, le sport-loisirs-culture, les bureaux-administrations, et le commerce et transport. Les bâtiments abritant ces activités représentaient en 2016 plus de 970 millions de mètres carrés pour une consommation d'énergie finale de 226 TWh, soit environ 15 % de la demande d'énergie française.

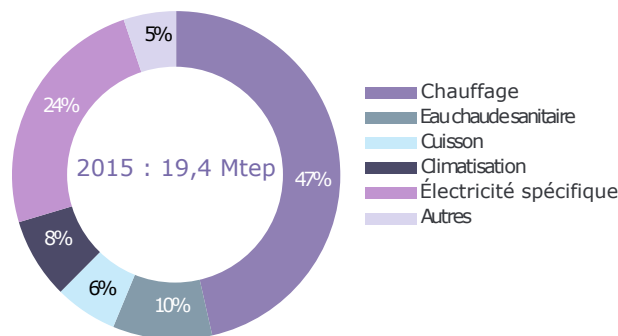


FIGURE 1.3 – Répartition de la consommation énergétique dans le secteur tertiaire par usage en France. (Source : ADEME [8])

Semblablement au secteur résidentiel, les besoins énergétiques de ce secteur se composent de chauffage domestique, d'eau chaude sanitaire, de cuisson, de climatisation et d'autres usages spécifiques d'électricité comme illustré dans la figure 1.3.

Ici, nous remarquons que plus de la moitié de la demande énergétique est pour des besoins de chaleur.

L'analyse des bilans énergétiques de la France pour le secteur tertiaire montre que le type d'énergie le plus consommé pour satisfaire ces besoins est l'électricité (48%) suivi par le gaz (32 %) [8]. Là encore, il s'agit d'un secteur à fort besoin de chaleur couvert principalement par l'électricité nucléaire et du gaz fossile.

Le secteur industriel regroupe plusieurs types d'industrie, à savoir l'automobile, l'aéronautique, la construction mécanique et électronique, les fonderies, l'industrie des métaux non ferreux, la sidérurgie, les cimenteries, l'industrie de verre, la chimie, le textile, l'industrie de papier-carton, l'agroalimentaire, etc.

Ce secteur est fort consommateur d'énergie fossile (gaz naturel, produits pétroliers et charbon) et d'électricité nationale. Ainsi, en 2015, la consommation de gaz représentait 35 % de la consommation énergétique industrielle totale contre 32 % pour l'électricité du réseau.

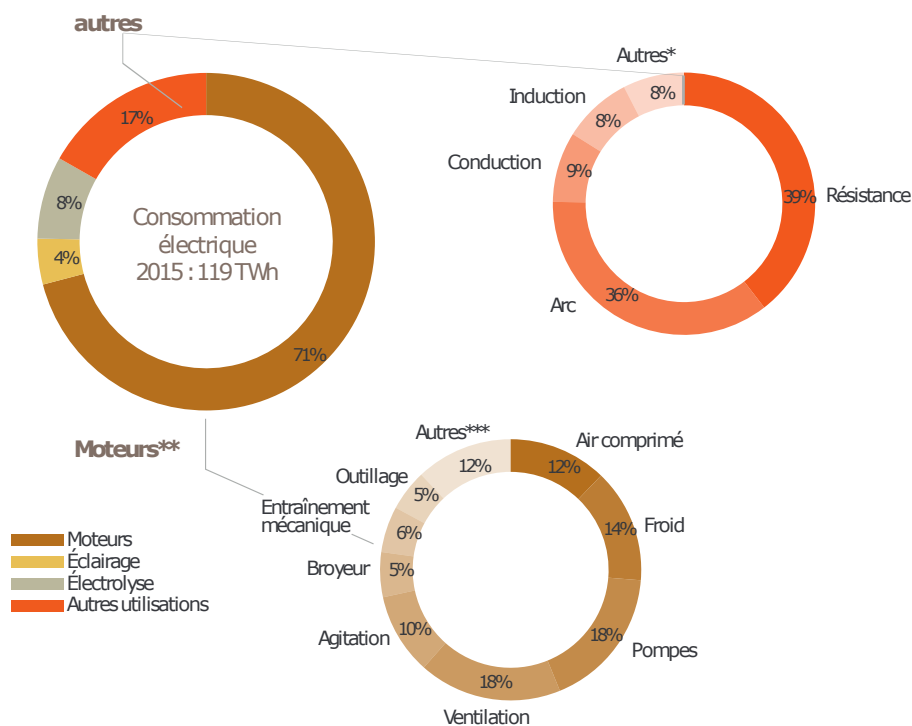


FIGURE 1.4 – Répartition de la consommation électrique dans le secteur industriel par usage en France. *Essentiellement compression mécanique de vapeur et infrarouge. **Répartition valable pour les moteurs de 10 kW et plus. ***Compresseurs (autres que la production de froid et d'air comprimé). (Source : ADEME [8])

La figure 1.4 montre la répartition de la consommation électrique par usage dans le secteur industriel. Nous remarquons que la grande partie d'électricité est consommée pour des besoins d'entraînement mécanique tels que la ventilation, le pompage, l'air comprimé et la production du froid thermodynamique. Le deuxième poste de consommation d'électricité est

celui pour alimenter les résistances électriques à effets joule en plus d'autres équipements tels que les fours à arc électrique, à induction et à conduction. Il est à noter que ces derniers peuvent être considérés comme des besoins de chaleur à haute température.

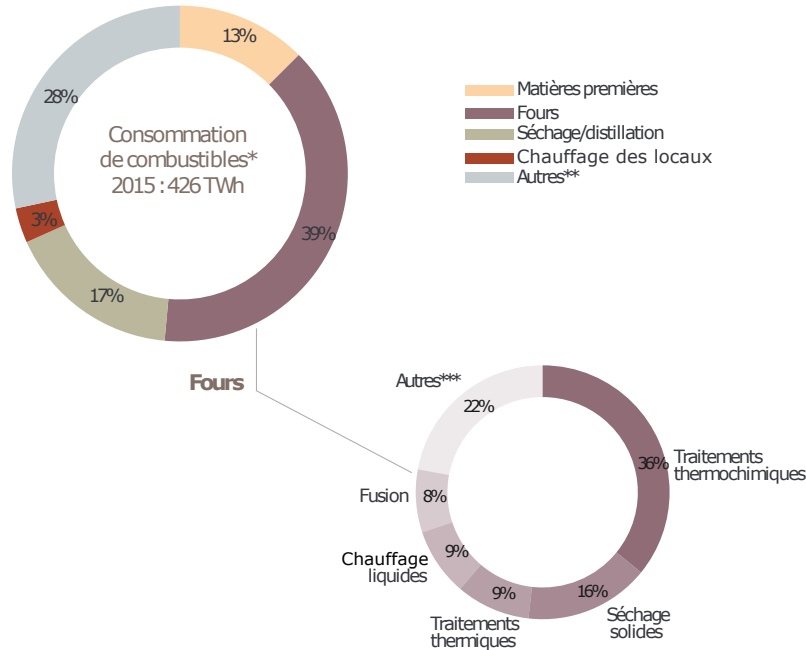


FIGURE 1.5 – Répartition de la consommation fossile dans le secteur industriel par usage en France. *Cokeries intégrées incluses. **Essentiellement chauffage de gaz. ***Essentiellement incinération. (Source : ADEME [8])

La figure 1.5 montre la répartition de la consommation de combustibles par usage dans le secteur industriel. L'analyse de cette figure montre que la majorité des combustibles fossiles utilisés est destinée à des besoins de chaleur tels que le chauffage industriel, les fours de traitements thermochimiques, le séchage des solides, les fours de traitements thermiques, le chauffage des liquides, la fusion de la matière ainsi que le chauffage des locaux.

Nous notons donc de forts besoins de chaleurs et d'entraînement mécanique qui sont couverts principalement par la combustion des énergies fossiles et l'électricité majoritairement nucléaire en France.

Au niveau mondial, la chaleur destinée au chauffage et aux process industriels représente plus de 50 % des besoins énergétiques totaux contre 20 % pour l'électricité destinée aux usages des appareils électroniques et autres usages d'électricité dans l'industrie [10]. Là encore, la majorité de ces besoins sont couverts par des énergies fossiles à l'échelle mondiale.

Cela confirme que ce couplage entre les différents vecteurs énergétiques existe dans tous les secteurs y compris celui de l'industrie et que les énergies fossiles et de l'électricité non renouvelable restent la source dominante d'énergie couvrant les divers besoins dans tous les secteurs, qui reste ment majoritairement des besoins de chaleur.

Constat n°3

Les besoins sont multi-vecteurs dans tous les secteurs et dépendent de l'usage final. Le besoin de chaleur est le principal poste de consommation d'énergie dans le monde. Des interconnexions entre les vecteurs énergétiques sont présentes chez le consommateur final, particulièrement entre la chaleur et l'électricité et la chaleur et le gaz. Autrement dit, les besoins majoritairement thermiques impactent fortement la consommation finale d'électricité et de gaz dans tous les secteurs.

Dans cette sous-section nous avons analysé les besoins énergétiques dans tous les secteurs (en excluant la mobilité qui est en dehors du périmètre de ce manuscrit), par usage et en fonction du vecteur énergétique utilisé pour couvrir ce dernier. La sous-section suivante concentrera sur l'analyse des ressources énergétiques primaires utilisées pour produire de l'énergie.

1.2.2 Les ressources énergétiques multi-énergies

Les ressources dominantes sont centralisées et flexibles

Aujourd'hui le système énergétique mondial dépend fortement des énergies fossiles, à savoir le gaz, le pétrole et le charbon. Ainsi, ces ressources sont utilisées pour répondre à toutes formes de besoin énergétique dans tous les secteurs discutés précédemment. En 2019, les ressources énergétiques primaires consommées pour produire l'énergie à l'échelle mondiale étaient principalement le pétrole (33.1 %), le charbon (27 %) et le gaz naturel (24.3 %), suivi par l'énergie hydroélectrique (6.4 %) et le nucléaire (4.3 %) comme illustré dans la figure 1.6. Il est à noter que les ressources renouvelables abondantes telles que le vent et le soleil constituaient moins de 5 % en 2021 de l'énergie primaire consommée au monde [1].

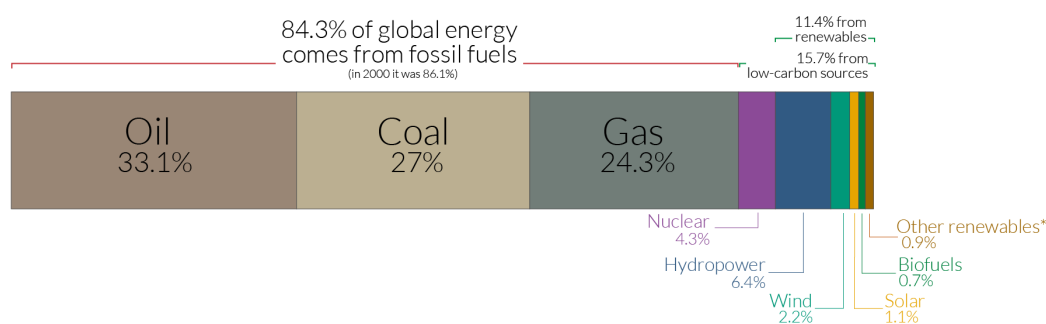


FIGURE 1.6 – Consommation mondiale d'énergie primaire par ressource en 2019. (Source : [1])

Dans le cas français, le mix énergétique français a ses spécificités, notamment en termes d'utilisation de l'énergie nucléaire. En 2020, en France, les ressources nucléaires représentent 40 % des ressources totales consommées, suivies par le pétrole (28,1 %) et le gaz (15,8 %)

[11]. Là encore, les ressources renouvelables restent peu présentes dans le mix énergétique.

Globalement, les ressources fossiles et nucléaires sont utilisées pour produire de l'énergie thermique, électrique ou pour une utilisation directe parfois, dans certains process industriels dans le cas du gaz ou du pétrole. Afin de produire de l'énergie à partir de ces ressources, plusieurs types de centrale existent.

Tout d'abord, les centrales classiques brûlant le charbon, le fioul ou le gaz dans des chaudières à vapeur sont la solution la plus répandue et la plus ancienne. D'autre part, les centrales à cycle combiné représentent une alternative qui est plus performante et plus économique que les centrales classiques. Il est à noter que les centrales nucléaires utilisent également des générateurs de vapeur destinée à faire tourner une turbine pour produire de l'électricité.

De plus, la cogénération qui consiste à produire de l'électricité et de la chaleur simultanément à l'échelle de la centrale est une option plus performante, car elle assure un plus haut rendement comparé à celui des centrales électriques standards. On remarque que la cogénération est une forme de couplage entre les vecteurs électrique et thermique côté producteur. Aujourd'hui ces centrales sont généralement pilotées pour répondre à un besoin thermique, en parallèle l'électricité co-produite est injectée sur le réseau électrique nationale.

De façon générale, ces modes de production sont centralisés, pilotables et flexibles. Autrement dit, une centrale électrique fossile ou nucléaire a une grande capacité de production de l'ordre de centaines de MW_{elec}, ce qui lui permet d'alimenter un grand territoire (ville voir région) en énergie, d'où l'aspect centralisé. D'autre part, une centrale fossile est flexible et pilotable, car il offre la possibilité d'ajuster la production en fonction de la demande en un intervalle du temps relativement court. Les centrales nucléaires sont moins flexibles que celles fossiles, mais peuvent ajuster une partie de leur production en quelques jours un certain nombre de fois durant l'année. Un résumé des caractéristiques de la flexibilité de ces centrales est disponible dans le tableau 1.1.

	Start-up time	Maximal change in 30 sec	Maximum ramp rate (%/min)
Open cycle gas turbine (OCGT)	10-20 min	20-30%	20%/min
Combined cycle gas turbine (CCGT)	30-60 min	10-20%	5-10%/min
Coal plant	1-10 hours	5-10%	1-5%/min
Nuclear power plant	2 hours - 2 days	up to 5%	1-5%/min

TABLEAU 1.1 – Comparaison de la capacité de suivi de la charge des centrales électriques. (Source : [12])

Le tableau 1.1 montre que les centrales fossiles et nucléaires ont la capacité d'ajuster une partie ou la totalité de leur puissance produite en quelques secondes voir quelques jours en fonction l'amplitude de la variation à suivre et du type de la centrale à ajuster. Ces capacités d'ajustement de la production électrique offrent une grande flexibilité au réseau électrique indispensable pour assurer la sécurité d'approvisionnement.

Les ressources renouvelables sont décentralisées et intermittentes

Afin de réduire notre dépendance aux ressources fossiles et nucléaires, d'autres ressources renouvelables et décarbonées peuvent être largement exploitées telles que le vent, le solaire, l'énergie hydroélectrique, etc.

Il s'agit des éoliennes et des modules photovoltaïques qui font partie des technologies les plus prometteuses pour la production d'électricité à partir de l'énergie du vent et solaire.

D'autres technologies en voie de développement et d'industrialisation telles que l'énergie géothermique, les centrales solaires thermodynamiques, et l'incinération des déchets, peuvent être utilisées pour la cogénération de chaleur et d'électricité.

De plus, la biomasse est également une ressource importante qui peut être exploitée par combustion directe, comme pour le bois énergie, ou par combustion après un processus de transformation de la matière première, par exemple la méthanisation pour produire du biogaz.

D'autre part, la chaleur fatale est une ressource énergétique décarbonée et renouvelable avec un potentiel global qui s'élève à 68 000 TWh/an dans le monde, et qui reste peu exploitée aujourd'hui [enbib26]. Il s'agit de la chaleur générée par un procédé dont l'objectif premier n'est pas la production d'énergie, et qui de ce fait n'est pas nécessairement récupérée et représente en général 25 à 60 % de l'énergie totale consommée par le process. Cette chaleur peut être retrouvée principalement dans le secteur industriel, mais est présente également dans le secteur tertiaire, à des niveaux de température plus bas. Il est à mentionner qu'une grande quantité de chaleur non valorisée est présente également dans la plupart des centrales électriques fossiles et nucléaires qui rejettent la chaleur co-produite avec l'électricité.

Plus spécifiquement au cas français, la chaleur fatale dans l'industrie a été estimée par l'agence de la transition écologique (ADEME) à plus de 100 TWh/an [13]. Cette chaleur se trouve dans tous types d'activités industrielles, dont plus de 50 % du gisement à moins de 100°C comme illustré dans la figure 1.7. Cette chaleur peut être utilisée pour répondre à un besoin thermique tertiaire ou industriel local ou pour alimenter un réseau de chaleur à proximité. De plus, cette chaleur peut être convertie en électricité. Ce potentiel de production électrique concerne plus de 250 sites industriels en France et devient possible pour les sources avec une température dépassant les 150°C.

Toutes ces ressources renouvelables telles que le vent, le solaire et l'énergie hydroélectrique diffèrent des ressources fossiles et nucléaires par leurs caractéristiques intermittentes, décentralisées et difficilement prédictibles. En effet, ces centrales ont une puissance installée de l'ordre de dizaine voir des centaines de MW_{elec} pour les plus grandes centrales. Cela implique un nombre plus important de centrales et une plus grande dispersion de ces derniers sur le territoire.

De plus, contrairement aux centrales fossiles et nucléaires, les centrales hydroélectriques, éoliennes et solaires sont peu flexibles. Autrement dit, ces centrales n'ont pas la même capacité à suivre la variabilité de la demande électrique, comparées aux centrales fossiles et nucléaires. Par conséquent, des leviers de flexibilités sont nécessaires pour assurer le bon fonctionnement du réseau électrique en cas d'émergence massive des ressources renouvelables. Il est à noter que les centrales hydroélectriques sont parfois équipées d'une station de pompage-turbinage appelé STEP, qui représente une capacité de stockage d'énergie assurant la flexibilité de ces centrales.

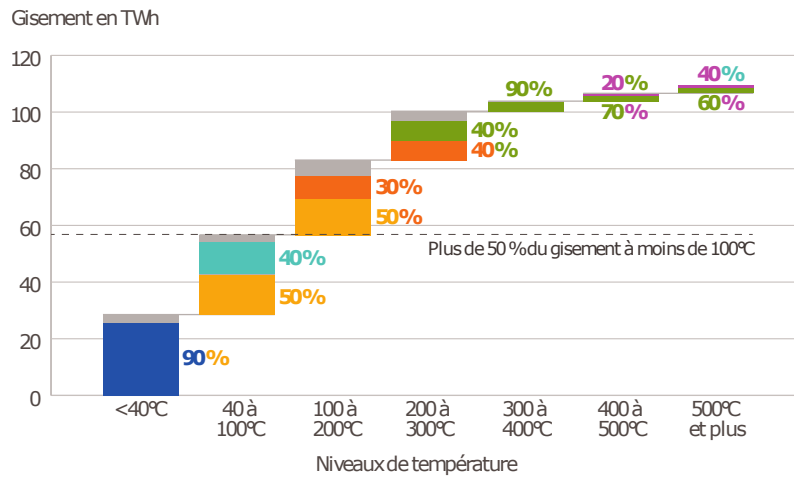


FIGURE 1.7 – Répartition du gisement de la chaleur fatale industrielle en fonction du niveau de température de la source en France. En bleu les fluides de refroidissement des systèmes frigorifiques, en bleu ciel les fluides de refroidissement des compresseurs d’air et de froid, en orange les buées de séchoirs, en orange foncé les fumées de chaudières, en vert les fumées de fours, en violet la chaleur sensible des produits en sortie des fours. (Source : [13])

Enfin, les énergies renouvelables qui dépendent des conditions météorologiques complexes sont difficilement prédictibles. Cela nécessite des modèles de prédiction avancés sur lesquels de nombreux travaux de recherche sont menés aujourd’hui.

Constat n°4

Les ressources sont multiples, multi-énergies et plus ou moins carbonées. Les énergies renouvelables sont majoritairement décentralisées, intermittentes et difficilement prédictibles. Certaines centrales de production représentent déjà un couplage entre les différents vecteurs énergétiques.

1.3 Des réseaux mono-énergie vers des réseaux multi-énergies

Un réseau énergétique est un système interconnecté de production, de transmission et de distribution d’énergie. Il peut s’agir d’un réseau électrique, thermique, gazier, pétrolier, ou de toute autre forme d’infrastructure qui permet de transporter de l’énergie d’un endroit à un autre.

Le réseau énergétique est généralement composé de plusieurs éléments, tels que des centrales de production d’énergie, des lignes de transmission, des transformateurs, des postes de distribution et des compteurs. Les réseaux énergétiques sont souvent régis par des réglementations spécifiques pour garantir leur sécurité, leur fiabilité et leur efficacité qui dépend de la nature du réseau.

Les réseaux énergétiques sont essentiels pour répondre à la demande en énergie des industries, des entreprises et des consommateurs. Ils permettent également de transporter l’énergie

produite dans les zones de production vers les zones de consommation, ce qui est crucial pour assurer l’approvisionnement en énergie des populations et soutenir le développement économique.

1.3.1 Les réseaux énergétiques actuels

sont généralement mono-énergie, c’est-à-dire que le réseau ainsi que les centrales de production sont dimensionnés et pilotés en fonction d’un besoin mono vecteur.

La première étape dans le dimensionnement d’un réseau énergétique est de déterminer la demande d’énergie prévue. Cette estimation est basée sur des données historiques, des prévisions économiques et démographiques, ainsi que sur des modèles de comportement des consommateurs. Une fois la demande prévue estimée, les ingénieurs peuvent déterminer le nombre et le type de centrale de production et les capacités de transmission nécessaires pour répondre à cette demande.

Le pilotage des réseaux énergétiques est également un processus complexe. Les réseaux sont surveillés en temps réel à l’aide de systèmes de contrôle-commande qui permettent de réguler la production, la transmission et la distribution d’énergie. Ces systèmes utilisent des modèles mathématiques pour prévoir la demande future, afin de pouvoir ajuster la production et la transmission en conséquence.

Les réseaux de chaleur en pleine croissance

Un réseau de chaleur est un système de distribution de chaleur qui permet de fournir de la chaleur à plusieurs bâtiments ou sites industriels à partir d’une centrale de production. Ce type de réseau utilise des conduites souterraines pour transporter l’eau chaude ou la vapeur produite par une ou plusieurs centrales de production de chaleur vers les bâtiments connectés au réseau.

Les avantages des réseaux de chaleur sont multiples. Ils permettent de fournir une chaleur renouvelable ou récupérée à partir de sources de chaleur perdues, ce qui peut réduire les émissions de gaz à effet de serre et améliorer la qualité de l’air local. Ils peuvent également permettre de réaliser des économies d’échelle en produisant de la chaleur de manière centralisée plutôt que de devoir équiper chaque bâtiment d’une source de chauffage individuel.

Actuellement, il existe 833 réseaux de chaleur situés partout en France, livrant 25,4 TWh de chaleur par an (5 % du besoin total de chauffage) [14]. Il est à noter également que le nombre de réseaux de chaleur en France est en constante croissance depuis quelques années. Cet élargissement des réseaux de chaleur est prévu à la hausse d’ici 2050 en France et plus globalement à l’échelle mondiale [15]. Par exemple le réseau de chaleur de Rennes métropole, qui peut être visualisé dans la figure 1.8, a livré 334 GWh de chaleur en 2017 et s’est fixé l’objectif de livrer plus de 540 GWh en 2040.

Un réseau de chaleur est généralement composé, comme illustré dans la figure 1.9, des éléments suivants.

1. Une ou plusieurs sources de chaleur : il peut s’agir d’une centrale de production de chaleur utilisant des combustibles fossiles (gaz naturel, fioul, charbon), des énergies renouvelables (bois, biomasse, géothermie, solaire thermique) ou de la récupération de chaleur de processus industriels ou de déchets. Les sources de chaleur peuvent être situées à l’intérieur ou à l’extérieur de la zone desservie par le réseau.
2. Un réseau de distribution : il est constitué d’un ensemble de conduites enterrées

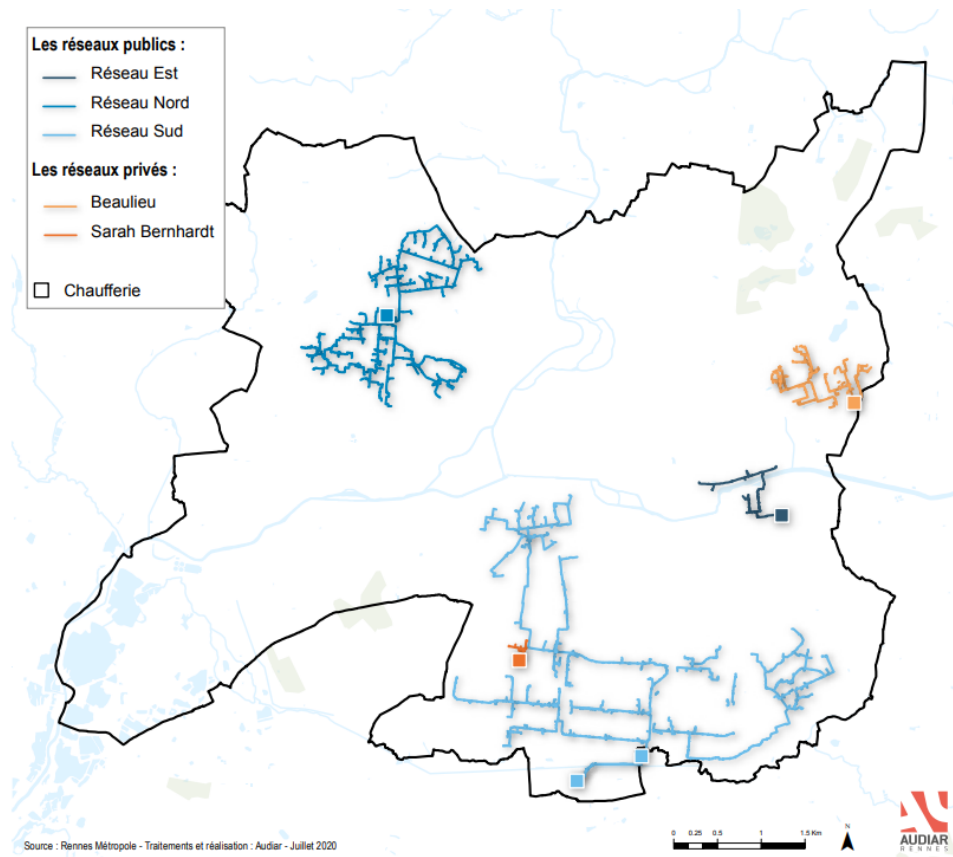


FIGURE 1.8 – Illustration de la composition d'un réseau de chaleur typique. (Source : Rennes Métropole)

transportant de l'eau chaude ou de la vapeur à travers le réseau. Les dimensions et le nombre des conduites dépendent de la puissance thermique nécessaire, de la température de l'eau chaude transportée, de la distance entre les bâtiments et de la topographie locale. Le réseau de distribution est également équipé de pompes pour assurer la circulation de l'eau chaude.

3. Des sous-stations de quartier : ce sont des équipements situés à l'entrée de chaque bâtiment, qui permettent de réguler la température de l'eau chaude en fonction des besoins de chauffage et de production d'eau chaude sanitaire. Les sous-stations peuvent être équipées de compteurs individuels pour chaque bâtiment, afin de permettre une facturation individualisée.
4. Des émetteurs de chaleur : ils sont installés à l'intérieur des bâtiments et permettent de diffuser la chaleur produite par le réseau dans les différentes pièces. Il peut s'agir de radiateurs, de planchers chauffants ou de convecteurs.
5. Des équipements de contrôle et de régulation : ils permettent de surveiller la température de l'eau chaude à différentes étapes du réseau et de réguler la production et la

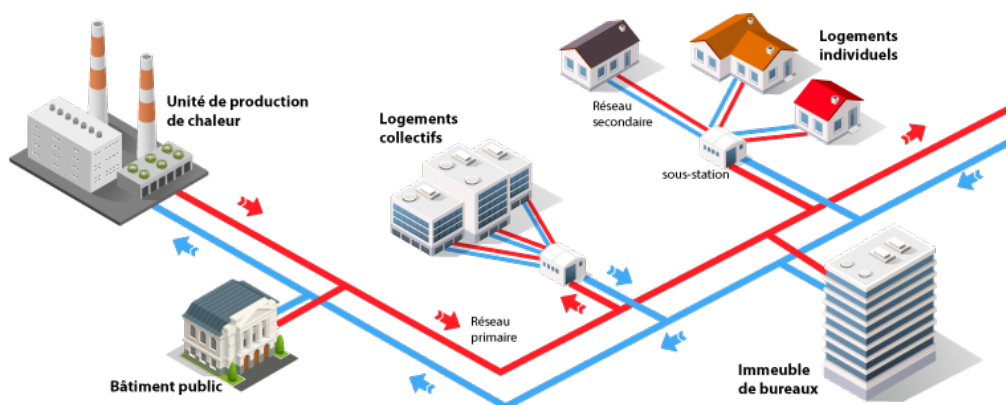


FIGURE 1.9 – Illustration de la composition d'un réseau de chaleur typique. (Source : [16])

distribution de chaleur en fonction des besoins.

L'ensemble de ces éléments constitue un système complexe, qui nécessite une conception et une planification minutieuses pour assurer une efficacité énergétique optimale et une fiabilité du réseau. La taille et la complexité du réseau peuvent varier en fonction des besoins locaux et des ressources disponibles.

En fonction des techniques mises en œuvre, la chaleur est transportée par un fluide caloporteur tel que l'eau très basse température ($< 40^{\circ}\text{C}$), l'eau basse température ($< 90^{\circ}\text{C}$), l'eau chaude ($< 110^{\circ}\text{C}$), l'eau surchauffée ($> 110^{\circ}\text{C}$) ou encore de la vapeur.

En France, la très grande majorité des réseaux de chaleur fonctionne avec de l'eau chaude et de l'eau à basse température. En termes de température du fluide caloporteur, la tendance sur les réseaux de chaleur est de baisser cette température afin de limiter les déperditions thermiques. Par conséquent, les nouveaux réseaux de chaleur utilisent l'eau très basse température plutôt que la vapeur.

En général, les réseaux de chaleur sont de taille plus petite que les réseaux électriques. Cela est dû au fait que la chaleur se dissipe plus rapidement que dans le cas électrique, ce qui limite la distance sur laquelle elle peut être transportée. En effet, les pertes de chaleur augmentent avec la distance parcourue par l'eau chaude ou la vapeur dans les conduites de transport. Quantitativement, le réseau de chaleur s'étale sur 6 200 km alors que le réseau électrique a une longueur totale d'environ 105 000 km en France en 2019.

En revanche, les réseaux électriques peuvent couvrir des distances beaucoup plus grandes, allant de quelques kilomètres à des milliers de kilomètres. Les pertes d'énergie dans les câbles électriques sont généralement beaucoup plus faibles que les pertes de chaleur dans les conduites de chaleur, ce qui permet aux réseaux électriques de couvrir de vastes territoires, à condition de le faire à haute tension.

Aujourd'hui l'énergie consommée pour alimenter les réseaux de chaleur au niveau mondial provient principalement des centrales à charbon (47 %), des centrales à gaz (40 %) et des énergies renouvelables (7 %) comme le bois énergie, l'incinération des déchets, et la géothermie. Selon *Net Zero Scenario*, la part des énergies renouvelables est prévue à la hausse dans les réseaux de chaleur atteignant les 14 % en 2030 [15]. En 2021, 44 nouveaux systèmes de

chauffage solaire à grande échelle ont été construits afin d'alimenter des réseaux de chaleur, pour une capacité totale de 142 MW_{th}. En Europe, 13 nouvelles centrales géothermiques de chauffage et de refroidissement connectées aux réseaux de chaleur ont été annoncées en 2021.

Enfin, les projets intégrant des sources de chaleur secondaires, c'est-à-dire la récupération de la chaleur fatale, sont également en augmentation. En 2022, l'entreprise autrichienne Wien Energie, a lancé un programme de recyclage de la chaleur qui vise à tirer parti de l'eau chaude (30 °C) des thermes locaux à l'aide d'une pompe à chaleur. Un autre exemple autrichien est le système de chauffage urbain qui exporte la chaleur résiduelle d'un *data center* d'Interxion vers l'hôpital voisin de Floridsdorf à Vienne. En Irlande, la construction du premier réseau de chauffage urbain à grande échelle du pays a débuté en mai 2021. Le réseau de chauffage urbain de Tallaght utilise la chaleur résiduelle d'un *data center* local pour chauffer différents bâtiments publics, résidentiels et commerciaux.

Limite des réseaux actuels

Comme discuté dans les sections précédentes, la recherche scientifique dans le domaine de l'énergie ainsi que les études des gestionnaires des réseaux tels que RTE en France montrent que la transition énergétique implique un changement au niveau des modes de production d'énergie. Ce changement consiste à remplacer les centrales fossiles et nucléaires flexibles par des ressources renouvelables majoritairement décentralisées et intermittentes.

Cela résultera en une perte de flexibilité au niveau des centrales de production, due à la nature intermittente des énergies renouvelables. Par conséquent, il est impératif de repenser les réseaux actuels pour assurer la flexibilité nécessaire afin de pallier l'intermittence de ces nouvelles ressources et garantir la sécurité d'approvisionnement.

Ces changements au niveau des réseaux peuvent être très coûteux, il faut donc les réaliser d'une manière optimale afin de minimiser les coûts et maximiser l'efficacité énergétique de ces nouveaux réseaux.

Cependant, l'investigation des réseaux actuels d'électricité, de gaz et de chaleur montre que ces réseaux sont dimensionnés et gérés sans prendre en compte le couplage entre ces réseaux. Autrement dit, pendant les phases de dimensionnement et de pilotage de ces réseaux, chaque réseau est traité seul ce qui résulte en une solution moins optimale qui nécessite plus d'investissement avec une efficacité globale moindre. On peut donc se demander si cette approche standard mono-énergie sera suffisante pour planifier et exploiter efficacement les futurs réseaux énergétiques.

Dans la suite, nous allons discuter une nouvelle approche de dimensionnement et de gestion des réseaux énergétiques plus optimale et adaptée à la transition énergétique.

Constat n°5

Les réseaux actuels sont centralisés mono-vecteur avec de la flexibilité côté producteur. L'arrivée massive des énergies renouvelables sur les réseaux actuels nécessiterait de repenser le dimensionnement et le pilotage de ces réseaux d'une manière optimale afin de garantir la flexibilité nécessaire à la sécurité d'approvisionnement. Les approches actuelles de dimensionnement et de pilotage des réseaux sont mono-énergie et ne prennent pas en compte le couplage entre les différents réseaux ce qui résulte en une solution sous optimale.

1.3.2 Les réseaux multi-énergies

Comme discuté précédemment, les ressources et les besoins en énergie des consommateurs aussi bien particuliers qu'industriels sont fondamentalement multimodaux. De plus les dispositifs de conversion – en production et en consommation – permettent des transitions d'une forme à une autre : conversion de l'électricité vers la chaleur, de la chaleur vers l'électricité, etc. Chercher à construire le meilleur réseau énergétique nécessite donc de considérer ce problème dans son ensemble multimodal. Considérer le couplage des différents réseaux énergétiques lors du dimensionnement et du pilotage de ces derniers se traduit donc par une solution plus optimale.

Ainsi le réseau multi-énergies est un système qui permet d'intégrer différents types d'énergie, tels que l'électricité, le gaz naturel, la chaleur, afin de répondre aux besoins en énergie de manière efficace et durable. Il s'agit d'un système interconnecté qui permet de gérer et d'optimiser la production, le stockage, la distribution et la consommation d'énergie de différentes sources. Les réseaux multi-énergies sont de plus en plus utilisés dans les villes intelligentes et les bâtiments intelligents pour réduire la consommation d'énergie, améliorer l'efficacité énergétique, réduire les émissions de gaz à effet de serre et encourager l'utilisation d'énergies renouvelables. Ces systèmes peuvent être contrôlés par des logiciels sophistiqués qui permettent de prendre en compte les données de production et de consommation en temps réel afin de maximiser l'utilisation des différentes sources d'énergie disponibles.

Réseau multi-énergies couplant chaleur et électricité

À partir d'ici, nous considérons un système énergétique intégrant les vecteurs de chaleur et électricité uniquement en excluant les autres vecteurs énergétiques. Un schéma simplifié d'un réseau couplant chaleur et électricité est montré dans la figure 1.10. Sur ce schéma, nous pouvons voir des ressources décentralisées de production d'électricité et de chaleur, des réseaux électriques haute et basse tension, des réseaux de chaleur local et urbain, des usages électrique et thermique, ainsi qu'un "Energy Hub". Ce "Energy Hub" est composé des systèmes de conversion d'énergie d'une forme à l'autre ainsi que des stockages multi-technologiques. Il permet le couplage entre les deux réseaux électrique et thermique et assure la flexibilité nécessaire pour le bon fonctionnement du réseau multi-énergies.

Les avantages de ce réseau par rapport aux réseaux standards sont multiples. Il permet une utilisation plus efficace et complémentaire des différentes sources d'énergie grâce au couplage des réseaux. En effet, dans un réseau multi-énergies une ressource d'une forme quelconque peut être utilisée pour répondre à un besoin de même forme ou d'une autre forme après une conversion d'énergie. D'autre part, grâce à l'intégration d'énergies renouvelables en plus des capacités de stockage dont le réseau multi-énergies dispose, il peut contribuer fortement à la réduction des émissions de gaz à effet de serre. De plus, l'utilisation efficace des différentes sources d'énergie et l'amélioration de l'efficacité énergétique peuvent réduire les coûts d'énergie pour les utilisateurs et les fournisseurs d'énergie. Enfin, grâce à la diversification des sources d'énergie et à la redondance des systèmes, les réseaux multi-énergie peuvent être plus résilients aux pannes et aux interruptions de service.

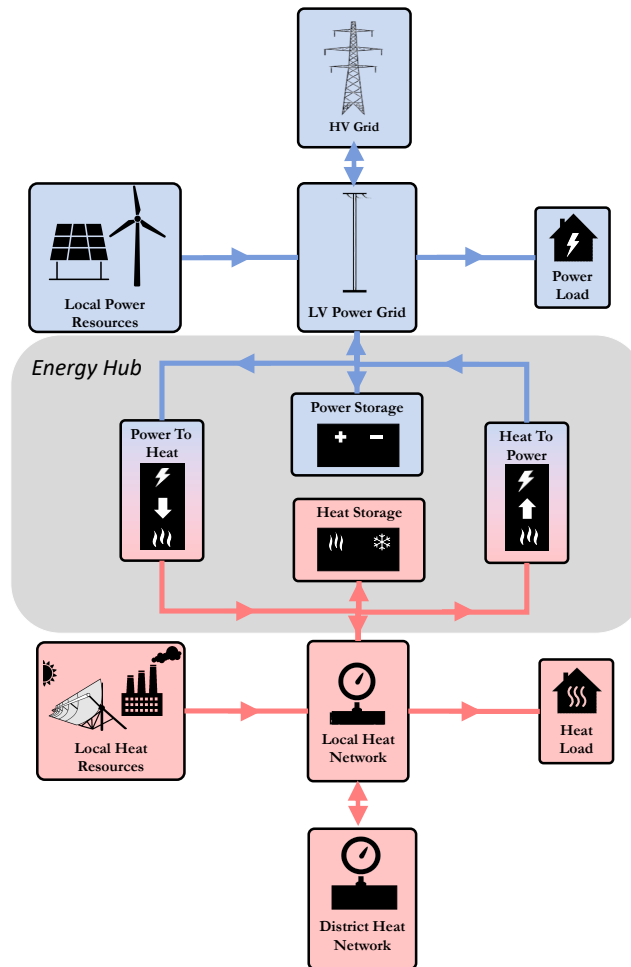


FIGURE 1.10 – Illustration d'un réseau multi-énergies avec un carrefour énergétique ("Energy Hub"). LV signifie le réseau de distribution basse tension et HV pour le réseau de transmission à haute tension.

Exemples d'installation existante d'un réseau multi-énergies chaleur-électricité

Aujourd'hui, les installations existantes couplant chaleur et électricité dans un réseau multi-énergies sont très rares et pour la majorité à l'étape expérimentale.

Par exemple, l'université technique du Danemark (DTU) a développé micro-réseau multi-énergies destiné aux recherches théorique et expérimentale, appelée Risø, situé à l'ouest de la capitale Copenhague. Ce quartier inclut le laboratoire SYSLAB, destiné à la caractérisation et au test des équipements renouvelables, de flexibilité et de conversion d'énergie.

La figure 1.11 résume les principaux composants de ce laboratoire à savoir, un réseau électrique basse tension, un réseau de chaleur, 2 éoliennes de 10 kW, 3 centrales photovoltaïques de 10 kW, un groupe électrogène, des batteries stationnaire (120 kWh) et mobile, diverses charges pilotables et non pilotables (y compris des maisons habitables), des composants de conversion d'électricité en chaleur, un ballon d'eau chaude, un stockage thermique haute à



FIGURE 1.11 – Visualisation des composants principaux du laboratoire SYSLAB au DTU. (Source : DTU [17])

température (en cours de connexion au SYSLAB), et des composants de communication et de contrôle avancés.

Aujourd’hui ce laboratoire sert à tester de nouveaux composants technologiques d’un réseau multi-énergies, le vieillissement des équipements, ainsi que les composants de communication et de contrôle avancé.

D’autre part, l’entreprise Siemens Gamesa a développé son propre micro-réseau couplant chaleur et électricité incluant une technologie de stockage thermique à haute température. Le but de cette installation est de stocker l’électricité sous forme de chaleur à l’échelle de quelques MW de puissance installée.

Il s’agit, à notre connaissance, de la plus grande installation existante aujourd’hui d’un micro-réseau multi-énergies capable de convertir l’énergie dans les 2 sens (électricité en chaleur et chaleur en électricité) comme illustré dans la figure 1.12. En effet, cette installation est constituée d’un stockage thermique à haute température capable de stocker la chaleur à 600°C avec une capacité de stockage de 87.5 MWh thermiques.

Quant aux systèmes de conversion, il s’agit des résistances électriques pour convertir l’électricité en chaleur avec une puissance installée de 5.4 MW électriques. Dans l’autre sens, une turbine à vapeur est utilisée pour transformer la chaleur stockée en électricité, avec une puissance installée de 1.4 MW électrique.

Dans le nouveau quartier de Nordhavn, à Copenhague, un projet de démonstration à grande échelle - EnergyLab Nordhavn - a été mis en place pour développer les connaissances nécessaires à l’exploitation des systèmes énergétiques multi-énergies intelligents du futur. L’adoption d’une approche globale et l’expérimentation de différentes technologies intelligentes stimulent l’innovation à faible émission de carbone dans la ville et s’inscrivent dans l’objectif de Copenhague de devenir neutre en carbone d’ici à 2025.

L’énergie éolienne couvrant plus de 40 % de la demande d’électricité au Danemark, de nombreux aspects du projet EnergyLab Nordhavn portent sur la manière d’accroître la

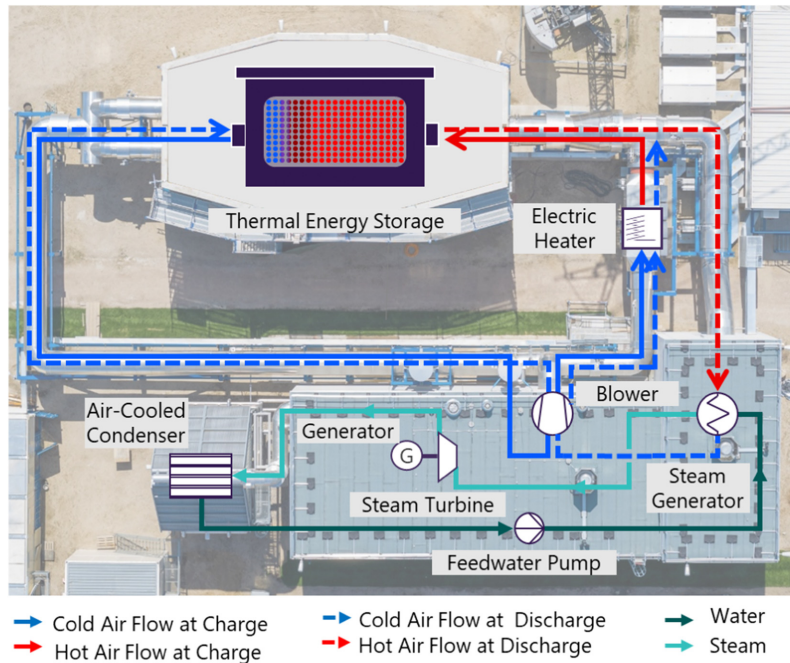


FIGURE 1.12 – Schéma de procédé de l'usine de démonstration Siemens Gamesa d'un micro-réseau multi-énergies incluant un stockage thermique et des systèmes de conversion de chaleur en électricité et vice versa. (Source : [18])

flexibilité d'un système de plus en plus alimenté par des sources intermittentes. Le stockage de l'énergie est l'un des éléments de ce puzzle, et le projet teste de grandes batteries et des véhicules électriques pour réduire les pics de charge sur le réseau. Le projet teste également le chauffage intelligent de 85 appartements, ce qui permet de déplacer la charge sur le réseau de chauffage et d'améliorer le confort intérieur. Le projet a connu un tel succès qu'il a récemment été étendu à 7 000 foyers dans un quartier voisin. En outre, un système de pompe à chaleur et de stockage thermique est utilisé pour améliorer la flexibilité et réduire les températures requises dans le réseau local de chauffage urbain, démontrant ainsi comment ces technologies peuvent être mieux intégrées.

En conclusion, les réseaux multi-énergies représentent une solution prometteuse, et se composent des différentes technologies de stockage et de conversion qu'on va détailler dans la section suivante.

Constat n°6

Les réseaux multi-énergies représentent une approche innovante et optimale qui peut s'appliquer aux réseaux actuels. Ce réseau facilite l'intégration des énergies renouvelables tout en garantissant la flexibilité nécessaire au bon fonctionnement des réseaux. Aujourd'hui cette approche est en cours d'investigation et reste à l'échelle expérimentale nécessitant plus de développement.

1.4 Les composants de couplage et de stockage d'énergie d'un réseau multi-énergies

Dans la sous-section précédente, nous avons discuté la nécessité du réseau multi-énergies, et avons donné quelques exemples d'installations réelles couplant chaleur et électricité. Pour rappel, ce réseau se compose de multiples sources et besoins énergétiques en plus d'un "Energy Hub". Ce "Energy Hub" regroupe les éléments de conversions ainsi que les technologies de stockage.

Ici nous allons voir les différentes technologies existantes de conversion d'énergie entre les vecteurs de chaleur et d'électricité. De plus, une veille technologique de solutions de stockage existantes sera menée, avec un focus sur les technologies de stockage d'électricité et de chaleur les plus pertinentes selon les critères qui seront discutés plus tard.

1.4.1 Les systèmes de couplage d'énergies

Les technologies de "Power-To-Heat"

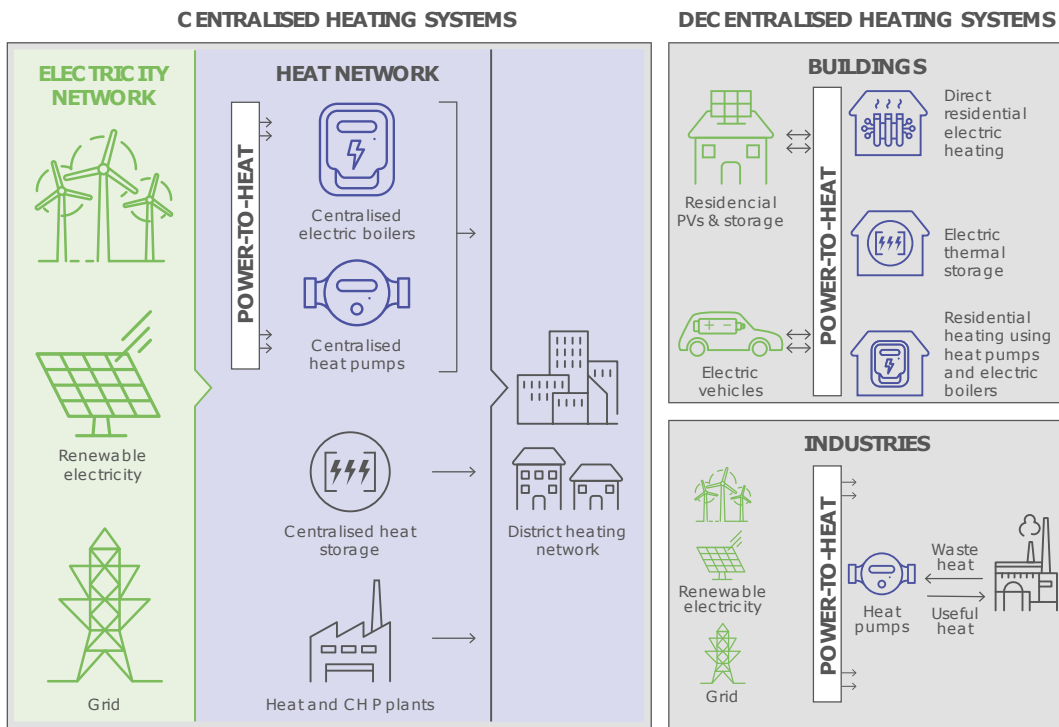


FIGURE 1.13 – Technologies de production de chaleur qui utilisent l'électricité comme source d'énergie. (Source : [19])

Il s'agit de technologies utilisées pour convertir une partie ou la totalité de l'électricité disponible instantanément en chaleur. Cela peut être pertinent lors d'un surplus d'électricité afin de répondre à un besoin thermique localement présent ou pour stocker ce surplus d'électricité sous forme thermique.

Tout d'abord, nous pouvons classifier ces systèmes de conversion en deux catégories selon la taille du périmètre géographique envisagé. Ainsi, les systèmes "Power-To-Heat" (P2H) peuvent être utilisés de façon centralisée à l'échelle d'un réseau, ou décentralisée à l'échelle de quelques bâtiments ou d'un site industriel comme illustré dans la figure 1.13.

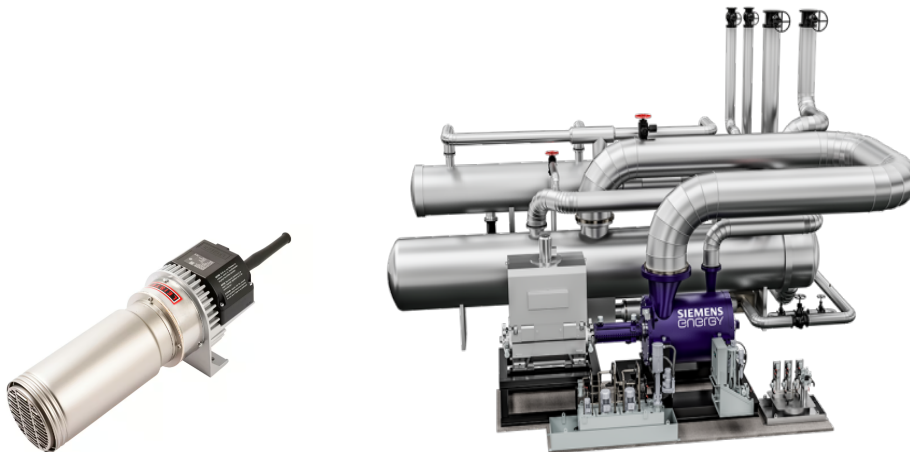
De plus, les systèmes de conversion P2H centralisés sont souvent combinés à un stockage thermique. À l'opposé, les systèmes décentralisés n'incluent pas systématiquement de stockage thermique, mais de plus en plus d'installations décentralisées à l'échelle d'un quartier ou d'une industrie sont équipées de stockage thermique de céramique ou d'eau chaude [20].

Quant à la technologie utilisée pour faire du P2H, elle peut prendre la forme d'une pompe à chaleur avec une multitude de technologies existantes [21]. D'autre part, les technologies basées sur l'effet joule, comme le chauffe-eau ou la résistance électrique pour le chauffage, sont fréquemment utilisées pour faire du P2H.

En général, le processus P2H a un bon rendement supérieur à 90 %, qu'il soit basé sur un cycle thermodynamique comme dans le cas d'une pompe à chaleur ou sur l'effet joule via des résistances électriques.

Il est à noter que la température fournie par une pompe à chaleur reste inférieure à 100°C. Cela est causé par des contraintes techniques et économiques qui limitent le champ d'applications de cette technologie à des process basse température. Par conséquent, les process moyenne et haute températures utilisent des résistances électriques ou d'autres technologies en dehors du périmètre de cette thèse telles que les fours à arc électrique.

En termes du coût d'investissement, les résistances électriques sont considérées moins chères que les pompes à chaleur ($\approx 100 \text{ €/kW}$ pour les résistances contre 700 €/kW pour les pompes à chaleur). Cependant, les pompes à chaleurs ont un rendement plus intéressant que celui des résistances électriques dans la plage basse température. De manière globale, la durée de vie de ces équipements est estimée à plus de 20 ans.



(a) Résistances électriques haute température. (Source : Leister) (b) Pompe à chaleur haute température. (Source : Siemens Energy)

FIGURE 1.14 – Exemples de technologie de P2H industriel.

Les figures 1.14 montrent des technologies matures de pompe à chaleur et de résistance électrique haute température destinées à des usages industriels.

En ce qui concerne la technologie P2H à résistances électriques, elle est disponible par module de 15 kW, et est pilotée en fixant une température de sortie d'air. Par conséquent, le courant électrique est modulé afin d'atteindre cette consigne de température qui peut aller jusqu'à 900°C. Ce type de technologie est assez flexible, il est capable d'atteindre sa puissance maximale en moins de 10 minutes. Cependant, une rampe de température doit être respectée (en moyenne 100°C / min) afin de limiter les chocs thermiques et les fissures mécaniques. Enfin, en cas de défaut, les modules impactés peuvent être remplacés assez facilement (en moins de 24 heures d'après le fabricant) sans besoin de changer l'ensemble du matériel.

Les technologies de "Heat-To-Power"

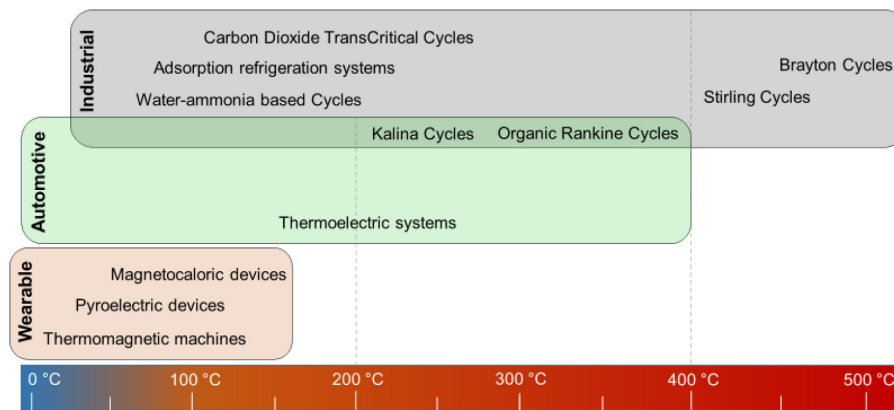


FIGURE 1.15 – Technologies de production d'électricité qui utilisent la chaleur comme source d'énergie, en fonction de la température de la source et le secteur d'application. (Source : [22])

Il s'agit d'une machine utilisée pour produire de l'électricité à partir d'une source de chaleur, appelée "Heat-To-Power" (H2P). Le champ d'applications de cette technologie est large. Par exemple, le H2P est utilisé pour valoriser la chaleur fatale en électricité, pour la cogénération dans les centrales de production et pour la conversion de chaleur en électricité après un stockage de l'électricité intermittente sous forme thermique.

Ici nous allons nous concentrer sur les applications où la source de chaleur est un flux d'énergie transféré par un fluide caloporteur comme l'air. Nous excluons donc les process où la chaleur est transférée via le rayonnement comme ce qui se passe lors de la combustion. Cela est justifié par le fait que, dans cette thèse, la chaleur est supposée être de la chaleur fatale ou celle stockée préalablement dans un stockage thermique.

Aujourd'hui les technologies utilisées sont multiples, mais se basent principalement sur des cycles thermodynamiques. On peut citer les cycles de Brayton (BC), de Stirling (SC), Organique de Rankine (ORC), de Kalina (KC) et supercritiques de dioxyde de carbone (CDTCC) [22]. Chacune de ces technologies fonctionne avec une température source chaude plus ou moins élevée. La figure 1.15 résume les principales familles technologiques de conversion H2P, en fonction de la température de source de chaleur et le secteur d'application.

Le tableau 1.2 permet de comparer ces technologies selon le rendement de conversion η , le coût d'investissement ainsi que la puissance minimum thermique installée par technologie. Nous remarquons que la turbine BC représente le meilleur coût et le meilleur rendement technologique, mais demande une puissance installée assez grande. Par conséquent, pour les installations à petite échelle, l'ORC semble avoir le meilleur rendement et le moindre coût.

	BC	SC	KC	CDTCC	ORC
η @ LT ($T_{\text{Hot}} = 20 - 200^\circ\text{C}$)	0.40	0.13	0.10	0.15	0.12
η @ HT ($T_{\text{Hot}} = 200 - 500^\circ\text{C}$)	0.40	0.20	0.15	-	0.20
Cost per kW [kEUR / kW]	1	12-2.5	6.5 - 2.5	N.A.	2.8 - 1.2
Installed power [MW]	7.8	0.0015	0.4	0.0046	0.35

TABLEAU 1.2 – Tableau récapitulatif des rendements, coût et puissance thermique minimale installée par technologie H2P. η signifie le rendement de conversion, T_{hot} pour température de source chaude, LT pour basse température et HT pour haute température. (Source : [22])



FIGURE 1.16 – Photo de la technologie ORC industrielle développée par l'entreprise française Enertime. (Source : Enertime)

La figure 1.16 montre une technologie ORC commercialisée par l'entreprise française Enertime. Elle est capable de valoriser une source de chaleur supérieure à 250°C en électricité pour l'injection dans le réseau ou une utilisation locale. La puissance de cette technologie peut aller d'une centaine de kW à plusieurs MW thermiques. Cette technologie est assez réactive, atteignant sa puissance maximale en quelques minutes. Cependant, cette machine supporte mal les grandes variations de puissance et demande donc une puissance thermique à l'entrée constante. Il est à noter que la maintenance de ce type de machine est coûteuse et nécessite une surveillance en continu.

D'autres technologies de conversion se basent sur l'effet Seebeck, et sont constituées d'un milieu solide uniquement. Le principe physique exploité dans ce type de technologies est la capacité d'un matériau à créer un courant en étant soumise à un gradient thermique. Ce type de technologies est plutôt adapté aux applications mobiles, et est donc en dehors du périmètre de cette thèse.

Il est à noter que les rendements des machines H2P sont nettement moins élevés que celui des machines P2H. Cela signifie qu'un stockage d'électricité sous forme thermique engendre des pertes thermiques importantes au niveau de la conversion H2P. De ce fait, un stockage d'électricité sous forme thermique n'est pas toujours un choix évident s'il n'est pas accompagné par un besoin thermique à satisfaire. Par conséquent, le choix du système de stockage n'est pas une tâche facile et nécessite de l'optimisation pour décider de la technologie à mettre en place, son dimensionnement et sa gestion en temps réel.

La section suivante investiguera les différentes solutions de stockage existantes et leur complémentarité.

Constat n°7

Les technologies de conversion d'énergie sont plutôt matures et transforment l'énergie d'une forme à l'autre permettant le stockage d'énergie sous multiple formes. La conversion d'énergie engendre des pertes plus au moins importantes en fonction de la technologie utilisée, qu'il faudra prendre en compte lors du choix de la technologie du stockage.

1.4.2 Les systèmes de stockage d'énergies

Le stockage d'énergie se caractérise principalement par le vecteur d'énergie utilisé pour stocker l'énergie. Ce vecteur peut prendre différentes formes comme la chaleur, l'air comprimé, l'énergie chimique, l'eau, etc. En fonction de la technologie étudiée, le champ d'application de cette dernière peut varier ainsi que son efficacité globale en fonction de l'application envisagée.

Typiquement, le stockage thermique peut stocker l'énergie sous forme thermique à partir des différentes sources d'énergie. Par exemple, il est possible de stocker l'électricité renouvelable intermittente (après conversion en chaleur) ou la chaleur renouvelable dans un stockage thermique. En fonction de l'application souhaitée, la solution technologique envisagée change ainsi que le rendement global du système.

Ainsi, pour une application de stockage donnée, les solutions de stockage sont multiples et ont chacune leurs avantages et inconvénients.

Historiquement, le stockage d'énergie stationnaire a été utilisé sous ses premières formes de station de transfert d'énergie (STEP), pour stocker de l'énergie électrique sous forme d'énergie potentielle contenue dans l'eau. En effet, il s'agit de surélever une certaine quantité d'eau par pompage (processus de charge) et la stocker derrière un barrage hydraulique, avant d'être relâché dans une turbine pour produire de l'électricité (processus de décharge).

Ensuite d'autres technologies sont apparues telles que le stockage par batteries électrochimiques (EES), le stockage d'énergie thermique (TES), les volants d'inertie, les supercondensateurs, le stockage d'énergie par air comprimé (CAES) ainsi que le stockage d'hydrogène [24].

Les technologies de stockage peuvent se différencier sur plusieurs critères comme la maturité technologique, la densité volumique ou massique énergétique, les plages de puissances de charge et de décharge, la réactivité et le temps de réponse, la durée de vie, le coût économique, énergétique et environnemental de la technologie, l'empreinte au sol, l'efficacité de la

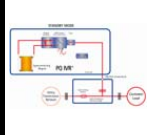

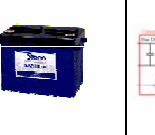
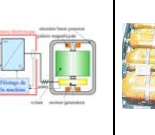


Technologie	Inductif Supra-conducteur	Super-condensateur	Electro-chimique	Volant Inertie	Air comprimé en bouteille	Hydrogène PAC réversible
Illustrations						
Forme d'énergie	magnétique	électrostatique	chimique	mécanique	air comprimé	carburant
Densité d'énergie (accumulateur seul, hors équip. annexes)	1 à 5 Wh/kg	5 à 10 Wh/kg	20 à 120 Wh/kg	1 à 5 Wh/kg	8 Wh/kg (200 bars)	300 à 600 Wh/kg (200 à 350 bars) hors PAC
Capacité réalisable ou réalisée	qq kWh	qq kWh	qq Wh à qq MWh	qq kWh à qq 10 kWh	qq kWh à qq 10 kWh	NA
Constante de temps	qq s à 1 mn	qq s à qq mn	qq 10 mn (NiCd) à qq 10 heures (Pb)	qq mn à 1 h	1 h à qq jours (peu d'auto-décharge)	1 h à qq jours (peu d'autodécharge)
Cyclabilité	qq 10 000 à qq 100 000 fatigue mécanique	qq 10 000 à qq 100 000	qq 100 à qq 1000 dégradations chimiques	qq 10 000 à qq 100 000 fatigue mécanique	qq 1000 à qq 10 000 fatigue mécanique	
Rendement électrique	> 0,9	0,8 à > 0,9 selon régime	0,7 à 0,8 selon techno et régime	0,8 à > 0,9 selon régime	0,3 à 0,5 selon régime	0,3 à 0,5
Connaissance de l'état de charge	Aisée (courant)	Aisée (tension)	Difficile Paramètres variables	Aisée (vitesse)	Aisée (pression)	Aisée (remplissage H2)
Coût énergie €/kWh(1)	500 à 72000	50 000 à 150 000 (dimensionnement en puissance)	Pb-acide : 50 à 200 Lithium : 700 à 1000	150 à 2000 (massif) ≈ 25000 (composite)		15
Coût puissance €/kW(1)	≈ 300	≈ 300	250 à 1500	300 à 350		6000
Remarques	Cryogénie	Grande cyclabilité	Technologie mature	Coût global compétitif sur la durée de vie	Rendement faible	Intéressant si contexte de réseau d'hydrogène

FIGURE 1.17 – Comparaison des différentes solutions de stockage d'électricité à petite échelle, en fonction des caractéristiques techniques et économiques. (Source : [23])

solution, le vecteur énergétique utilisé pour stocker l'énergie, et la compatibilité du stockage en fonction de l'environnement qui l'entoure et l'application envisagée.

Une étude détaillée de tous ces critères par technologie de stockage se trouve dans la référence [25]. Plus spécifiquement aux applications du stockage d'électricité du réseau, les figures 1.17 et 1.18 (réalisées par Multon et al.) résument les différentes solutions disponibles à petite et à grandes échelles et les comparent entre elles.

Nous notons que, le stockage d'électricité par voie thermique avec turbine, fait partie des solutions les plus économiques, et est indépendant des contraintes géographiques sans utilisation des métaux lourds ou rares. Son rendement électrique peut atteindre 60 % et plus si la chaleur résiduelle est exploitée, par exemple via un raccordement à un réseau de chaleur. Nous remarquons également, que ce type de stockage était encore à l'état du projet en 2013 selon les figures visualisées.

D'autre part, les batteries électrochimiques sont économiquement très compétitives et

1.4. Les composants de couplage et de stockage d'énergie d'un réseau multi-énergies

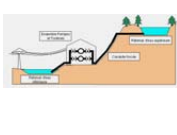
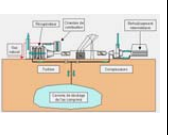

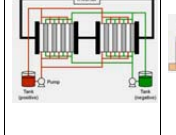
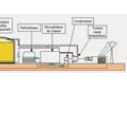
Technologie	Hydraulique gravitaire	Air comprimé en caverne	Batteries électrochimiques	Batteries à circulation	Thermique à turbine
					
Densité d'énergie	1 kWh/m ³ pour une chute de 360 m	12 kWh par m ³ de caverne à 100 bars	Batterie au plomb : 33 kWh/t Batterie Li-ion : 100 kWh/t	33 kWh/m ³	200 kWh/m ³
Capacité réalisable	1000 – 100000 MWh	100 – 10000 MWh	0,1 – 40 MWh	10 – qq 100 MWh	1000 – 100000 MWh
Puissance réalisable	100 – 1000 MW	100 – 1000 MW	0,1 – 10 MW	1 – qq 10 MW	10 – 100 MW
Rendement électrique	65% - 80%	50% (avec l'apport de gaz naturel)	70% ou moins en décharge rapide	70%	60%
Installations existantes	100 000 MWh 1000 MW	600 MWh 290 MW	40 MWh 10 MW	120 MWh 15 MW	----
Coût €/kWh(1) et €/kW(1)	70 à 150 600 à 1500	50 à 80 400 à 1200	200 (Pb) à 2000 (Li) 300 (Pb) à 3000 (Li)	100 à 300 1000 à 2000	50 350 à 1000
Maturité	Très bonne	Plusieurs expériences au monde	Plusieurs expériences avec des technologies matures	En développement prototypes en fonctionnement	A l'état de projet
Remarques	Sites avec dénivellée et retenues d'eau	Sites avec cavernes	Métaux lourds	Produits chimiques	Indépendant des contraintes géographiques

FIGURE 1.18 – Comparaison des différentes solutions de stockage d'électricité à grande échelle, en fonction des caractéristiques techniques et économiques. (Source : [23])

matures à petite échelle. À l'opposé, l'utilisation des batteries électrochimiques à grande échelle semble augmenter significativement les coûts et baisser le rendement.

De plus, il est à noter que le développement des batteries à grande échelle se heurte à une raréfaction des matériaux, observée déjà aujourd'hui avec l'augmentation des prix de Lithium et les problèmes d'approvisionnement.

Plus globalement, la constante de temps d'une technologie à l'autre varie largement. Cela peut impacter les services possibles à fournir au réseau électrique en fonction de la solution choisie. Dans ce sens, une comparaison des différentes solutions de stockage d'électricité selon la puissance nominale par unité et le temps de décharge à puissance nominale est illustrée dans la figure 1.19. Elle montre qu'en fonction de la technologie et ses propres caractéristiques, les services fournis au réseau peuvent être plus au moins possibles.

Ainsi le stockage électrochimique est très réactif de façon générale, ce qui est lui indispensable pour les services du réseau à court terme tel que la régulation de fréquence et la qualité de tension.

À l'opposé, le stockage thermique (TES) a un temps de décharge et une puissance nominale plus élevés, ce qui le rend utile pour le stockage à plus long terme (quelques heures jusqu'à quelques jours), et pour des services au réseau tels que l'effacement de la consommation et les réserves tertiaires.

Le tableau 1.3 montre les applications et services possibles destinés au réseau électrique (colonnes) en fonction de plusieurs technologies du stockage d'énergie (lignes). Nous remar-

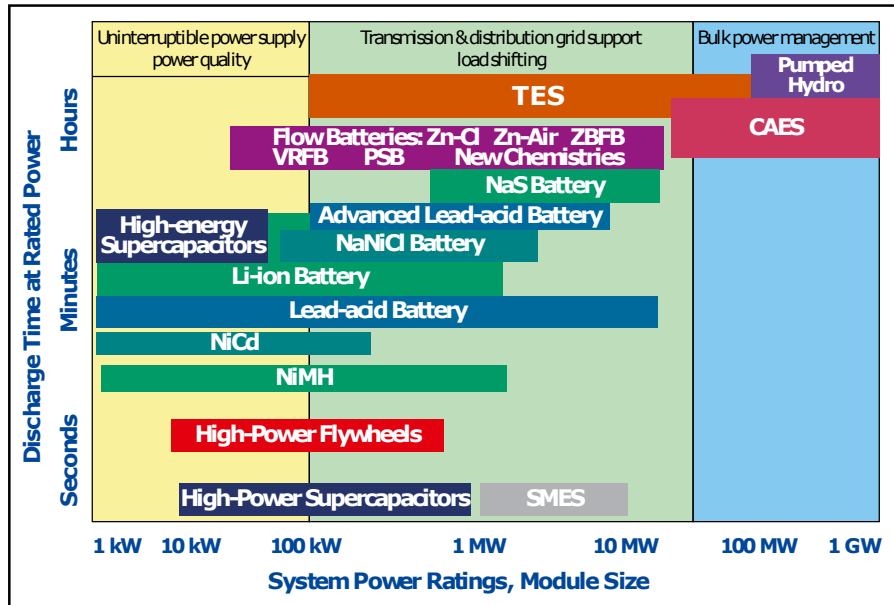


FIGURE 1.19 – Positionnement de diverses technologies de stockage de l'énergie en fonction de leur puissance nominale et des temps de décharge à la puissance nominale. (Source : [26])

quons à nouveau une complémentarité entre les différentes solutions du stockage au niveau des services rendus au réseau électrique.

En particulier, le stockage d'électricité, notamment celui par voie électrochimique et thermique sont à deux capables de fournir tous les services du réseau électrique.

Après cette étude comparative des solutions de stockage les plus connues, nous allons nous concentrer sur le stockage thermique, notamment celui de la haute température. Cette technologie peu connue a un grand potentiel et est complémentaire avec le stockage électrochimique, notamment dans un réseau à fort ratio d'énergies renouvelables.

1.4.3 Le stockage thermique

peut se classifier selon différents critères tels que le phénomène physique utilisé pour stocker la chaleur, les niveaux de température, la géométrie ainsi que la composition du milieu de stockage [28].

Premièrement, le stockage thermique selon le phénomène physique peut être classé comme ci-dessous.

1. Sensible : il s'agit des stockages thermiques les plus utilisés aujourd'hui et les plus matures. L'énergie est chargée dans le système en augmentant le niveau de température des matériaux du stockage. À l'opposé, la température du milieu baisse lors de la décharge du système. Dans cette catégorie, on peut citer le stockage d'eau chaude, de sel fondu, d'air-roches, de béton, etc.
2. Latent : ce type de systèmes est connu sous le nom de stockage avec matériaux à changement de phase (PCM). L'énergie est stockée en changeant la phase des matériaux du stockage. Il s'agit d'un changement de phase de l'état solide à l'état liquide, l'état liquide à l'état solide, etc. Ce type de stockage a l'avantage d'être plus dense

1.4. Les composants de couplage et de stockage d'énergie d'un réseau multi-énergies

	Energy Application		Ancillary Services Application					End-use Energy Application		RE Integration Application	Transport Application	Off grid Application
	Energy Arbitrage	Peak Shaving	Load following	Spinning reserve	voltage support	Black start	Frequency Regulation	Power Reliability	Power quality			
Mechanical Energy Storage												
PHES	Y	Y	N	N	N	Y	Y	N	N	Y	N	N
CAES	Y	Y	Y	Y	N	Y	Y	Y	N	Y	N	N
FES	N	N	Y	Y	Y	N	N	Y	Y	N	N	N
Electrochemical Energy Storage												
Lead acid	N	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
NaS	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Li-ion	N	N	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Flow	Y	Y	Y	N	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	Y
Battery												
Electrical Energy Storage												
DLC	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	Y	N
SMES	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	N	N	N
Hydrogen Energy Storage												
Hydrogen Fuel Cell	Y	N	N	N	N	N	N	N	N	N	Y	Y
Thermal Energy Storage												
Thermal	Y	Y	Y	Y	N	N	N	N	N	N	N	N

TABLEAU 1.3 – Cartographie des technologies de stockage de l'énergie et de leurs applications dans le secteur de l'électricité. Y : application possible, N : application non possible. PHES signifie "Pumped Heat Electrical Storage", FES signifie "Flywheel energy storage", Nas signifie "Sodium-sulfur batteries", "DLC signifie Double-Layer Capacitor" et SMES signifie "Superconducting Magnetic Energy Storage". (Source : [27])

énergétique par rapport au stockage sensible, mais représente des risques de corrosion et d'inflammabilité importantes en plus d'une durée de vie plus limitée.

3. Thermochimique : cette technologie utilise une réaction chimique endothermique pour décomposer un matériau A en deux matériaux B et C pendant la phase de charge. À l'opposé, pendant la phase de décharge, une réaction exothermique a lieu en regroupant les matériaux précédemment obtenus B et C. Cette technologie a la plus grande densité énergétique et fait le moins de pertes thermiques pendant son fonctionnement. Cependant, le coût environnemental et économique de cette dernière est le plus élevé, en comparaison avec les autres systèmes de stockage thermique, avec des risques de toxicité.

Deuxièmement, le stockage thermique peut avoir différents niveaux de température selon la technologie envisagée. Il s'agit de la plage de température qu'il est capable de fournir lors de la décharge du système.

1. Basse température : ce niveau de température peut être défini comme inférieur à 100°C. Il inclut les systèmes de stockage de froid et de chaleur basse température adaptés aux besoins basse température tels que le chauffage urbain, l'eau chaude sanitaire et les différents usages de froid industriel et tertiaire. On peut y trouver le stockage d'eau chaude, le stockage de glace, le stockage souterrain, etc.
2. Moyenne température : ce niveau peut être défini entre 100 et 300°C. Les technologies dans cette catégorie sont souvent destinées aux applications à moyenne température telles que la production de vapeur industrielle moyenne et basse pression, les besoins de chauffages à moyenne température globalement présents dans le secteur industriel. Il inclut des systèmes de stockage d'eau chaude pressurisée, de stockage roche-huile, stockage de vapeur, etc.

3. Haute température : il s'agit des températures supérieures à 300°C. Ce type de stockage est particulièrement adapté aux besoins haute température tels que le séchage et la cuisson des matériaux dans l'industrie, le préchauffage de combustion et la production d'électricité. Le stockage air-roche, béton et sel fondu font partie de la catégorie haute température.

Troisièmement, le stockage thermique peut avoir plusieurs géométries.

1. Deux cuves : historiquement, les stockages thermiques étaient composés de 2 cuves. La première cuve sert à stocker le matériau chaud et le deuxième pour celui de froid. Ceci est le cas du stockage de sel fondu, de stockage de vapeur et certains stockages d'huile et d'eau chaude.
2. Une seule cuve : plus récemment, de nouvelles technologies de stockage thermique à une seule cuve ont été développées, et sont désignées par le mot *Thermocline*. Il s'agit d'une cuve où les matériaux chauds et froids cohabitent. Cela a l'avantage de diviser les coûts de production par un facteur 2. L'expression *Thermocline* est inspirée de la science océanique qui signifie la stratification de la température selon la profondeur des eaux marines. Ce même phénomène peut être retrouvé dans ce type de stockage entre les parties froide et chaude au sein de la même cuve. On peut citer le stockage air-roche, béton et eau chaude stratifiée dans cette catégorie.

Enfin, le milieu du stockage peut être constitué d'une phase ou de plusieurs. Généralement, un fluide appelé fluide de transfert thermique (HTF) est responsable de transférer l'énergie de l'extérieur vers l'intérieur du stockage et vice versa. Une deuxième phase qui peut être fluide ou solide est responsable d'emmagasiner l'énergie stockée, appelée HSM, par échange thermique avec le HTF.

Le tableau 1.4 résume les principales caractéristiques des différentes solutions de stockage thermique existantes. Il montre que le stockage thermique sensible a un faible coût économique (15 \$/kWh_{installed} [29]) et environnemental (1 gCO_{2,eq}/kWh_{installed} [30]), une abondance au niveau des matériaux nécessaires pour sa construction ainsi qu'une durée de vie élevée par rapport aux autres solutions de stockage thermique.

Dans la suite, nous allons aborder le stockage thermocline à haute température qui est adapté au stockage d'électricité sous forme de chaleur. En effet, sa capacité de stockage la chaleur à haute température avec un faible coût le rend compétitif pour le stockage d'électricité sous forme thermique [29].

Le stockage thermique thermocline à haute température

Comme expliqué précédemment, ce stockage est classifié comme stockage sensible en une seule cuve. Il est constitué d'un conteneur en acier, isolé thermiquement, et contenant les matériaux du stockage (HSM) avec des entrées et de sorties pour permettre la circulation du HTF. Un schéma simplifié illustre le fonctionnement de ce type de stockage pendant la charge et la décharge dans la figure 1.20.

Plusieurs types de HTF sont utilisés aujourd'hui dans l'industrie et sont étudiés dans la recherche comme l'huile, l'air, l'eau, etc. Les HSM quant à eux, ils peuvent prendre différentes formes telles que les roches volcaniques (Basalte, Diabase, Granite...), des matériaux à base de céramique ou autres (argile, quartzite, aggloméré de minerai de fer...). Ces matériaux présentent généralement des propriétés physiques adaptées à l'application du stockage d'énergie telles qu'une capacité thermique c_p et une densité massique ρ élevées, une

1.4. Les composants de couplage et de stockage d'énergie d'un réseau multi-énergies

Technologies	Temperature Range	Advantages	Drawbacks	Storage Period	Storage Density	Life Span
Sensible heat storage (SHS)	up to 50 °C (ground storage and aquifer) up to 110 °C (water tank) up to 400 °C (concrete)	thermally stable at high temperatures low cost materials (excepting liquid metals and thermal oils) easy availability mature technology at industrial scale	high freezing point (about 100 °C) leading to considerable heat losses temperature stability during the discharge process thermal energy storage density less than LHS density specific heat of materials is less than specific heat of LHS large volume required	limited (heat losses)	reduced	long
Latent heat storage (LHS)	20 ÷ 40 °C (paraffins) 30 ÷ 80 °C (salt hydrates)	non-toxicity of the PCMs compact TES systems due to the use of PCM specific heat of LHS is 50–100 times higher than SHS energy storage density close to phase change temperature is very high no temperature rise occurs during the process leading to an accurate temperature control reduced volumes	low thermal conductivity organic PCM are flammable inorganic PCM are corrosive	Limited (heat losses)	medium	limited
Thermochemical heat storage (THS)	20 ÷ 200 °C	the thermal energy storage density is the highest there is no thermal loss during storage considering that products are stored at the environment temperature highly compact energy storage the reactants are stored for a long time without provoking any degradation of the stored heat	rate of dehydration reaction is slow high cost low reliability potential toxicity low system lifetime issues about recyclability	long	high	limited

TABLEAU 1.4 – Tableau récapitulatif des différentes technologies de stockage, leurs avantages et inconvénients. (Source : [28])

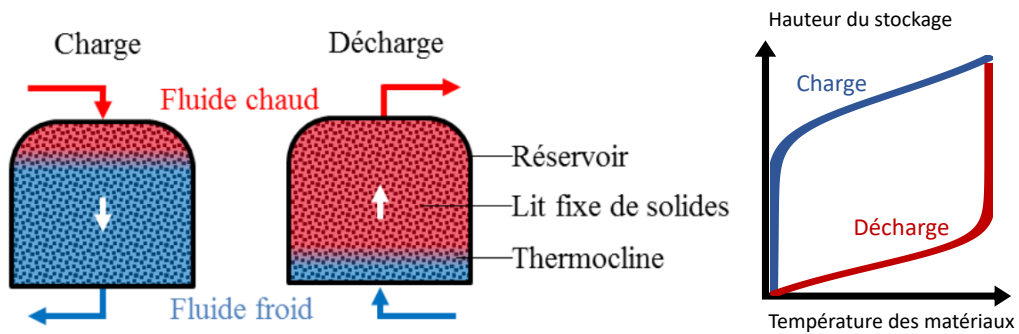


FIGURE 1.20 – Schéma simplifié du fonctionnement du stockage thermique thermocline pendant la phase de charge et de décharge. (Source : [31])

conductivité thermique adaptée k , une tenue mécanique face à la haute température et aux contraintes de pression le cas échéant.

La géométrie de ces matériaux est également un facteur important à prendre en compte afin de minimiser la porosité du milieu poreux tout en maximisant les surfaces d'échange entre le fluide de transfert et les matériaux du stockage pour un échange thermique performant. De plus, cette géométrie doit être pensée pour minimiser les pertes de charges du fluide circulant à l'intérieur de la cuve du stockage et en prenant en compte les phénomènes de dilatation et de contraction thermique aussi appelés thermal Ratcheting. Aujourd'hui, les matériaux utilisés peuvent être des granulés avec des formes variables (cylindrique, sphérique ou aléatoire) ou des matériaux structurés (nid d'abeilles par exemple).

Pour la suite, nous allons opter pour la technologie de stockage thermique sensible à haute température thermocline, utilisant l'air comme fluide de transfert et les roches comme milieu de stockage. La motivation derrière ce choix est le faible coût économique et environnemental de la solution en plus de sa fiabilité technologique (n'utilisant pas des matériaux rares ou dangereux). De plus, la capacité de ce stockage de monter à haute température le rend intéressant pour un réseau multi-énergies couplant la chaleur et l'électricité. En effet, plus l'énergie est stockée à haute température, le meilleur sera le rendement de conversion de la chaleur en électricité. Ci-dessous la description d'une des technologies les plus matures de ce type de stockage, développée par notre partenaire industrielle Eco-Tech CERAM.

Constat n°8

Les systèmes de stockage d'énergie sont multiples et peuvent être complémentaires. Le stockage thermique thermocline haute température est une technologie prometteuse et très complémentaire aux batteries électrochimiques avec un faible coût économique et environnemental. Néanmoins cette technologie reste peu connue et déployée aujourd'hui.

1.4.4 L'Eco-Stock[®] : une technologie innovante développée par Eco-Tech CERAM, le partenaire industriel de cette thèse

Eco-Tech CERAM est une société spécialisée dans l'écologie industrielle créée en 2014. Il groupe aujourd'hui plus de 40 collaborateurs, majoritairement des ingénieurs et chercheurs dans la mécanique, l'automatisme et le thermique industriel. La société a développé un panel de solutions innovantes de stockage et de conversion d'énergie afin de récupérer et valoriser toutes formes d'énergies fatales, qu'elle soit thermique ou électrique.



FIGURE 1.21 – Exemples de quelques installations de la technologie Eco-Stock[®] développées par le partenaire industriel de cette thèse Eco-Tech CERAM.

Ainsi, l'Eco-Stock[®] est un stockage thermique sensible thermocline air-roche à haute température (HTTES), développé par Eco-Tech CERAM. Ce stockage utilise l'air comme fluide caloporteur (HTF) et des matériaux de stockage (HSM) à haute densité énergétique de type roches. Ces roches sont abondantes dans la nature, ce qui facilite la construction du système et limite les problèmes d'approvisionnement. Il est possible également de fabriquer ces roches à partir des déchets industriels (cendres volantes, mâchefer, etc.). La figure 1.21 montre quelques exemples d'installation existante développée par l'entreprise et incluant la technologie Eco-Stock[®].

Cette solution de stockage a été pensée techniquement pour avoir le meilleur compromis entre efficacité énergétique globale et coût économique et environnemental de la solution. Un résumé des caractéristiques techniques de l'Eco-Stock[®] peut se trouver dans l'annexe.1.

L'Eco-Stock[®], une technologie de stockage multi-énergies

En parallèle de l'Eco-Stock, l'entreprise Eco-Tech CERAM a développé une solution de conversion d'électricité en chaleur adaptée à sa technologie de stockage. Il s'agit d'une technologie composée de modules de résistance électrique capable de monter en température jusqu'à 900°C. Ainsi, en consommant l'électricité, ce convertisseur peut réchauffer un fluide de transfert tel que l'air pour ensuite l'envoyer vers le stockage afin de stocker cette chaleur.

Ces résistances sont fabriquées par module de 30 kW électrique et peuvent être cumulées en amont d'un module Eco-Stock pour l'alimenter en chaleur haute température à hauteur de 1 MW thermique. Ainsi, l'Eco-Stock[®] peut être utilisé pour stocker la chaleur d'origine électrique.

D'autre part, l'entreprise a développé des partenariats de recherche de développement avec des constructeurs des machines H2P telles que l'ORC et les moteurs à air chaud. Ces travaux de recherches et développement ont abouti à une connexion adaptée entre le stockage et ce type de machines de conversion. Par conséquent, il est possible de convertir la chaleur stockée en électricité. Les différentes applications possibles utilisant cette technologie sont illustrées dans la figure 1.22.

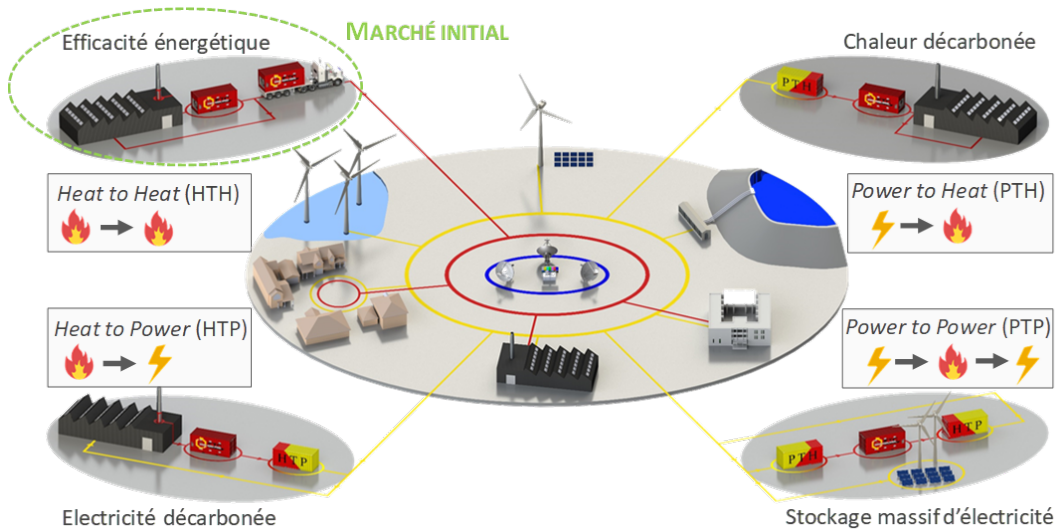


FIGURE 1.22 – Champ d'applications de l'Eco-stock® et ses interactions avec les réseaux de chaleur et d'électricité. En rouge : chaleur, en jaune : électricité.

Ainsi, un résumé de ces potentielles applications se trouve ci-dessous.

1. "Heat-To-Heat" : stockage thermique et valorisation de chaleur fatale pour les besoins en chaleur dans le secteur industriel et domestique (exemple : chauffage, séchage de matières, préchauffage d'air de combustion...).
2. "Heat-To-Power" : stockage thermique et valorisation de chaleur fatale en électricité dans le secteur industriel et domestique.
3. "Power-To-Heat" : stockage thermique pour l'effacement de consommation électrique dans le secteur industriel et domestique pour un substitut aux équipements de chauffage, de cuisson... .
4. "Power-To-Power" : stockage massif d'électricité sous forme thermique pour répondre aux besoins énergivores insatisfaits par les systèmes conventionnels de stockage d'électricité, (exemple : résistance électrique couplée avec à un stockage thermique et un système de "Heat-To-Power").

1.5 Problématique des réseaux multi-énergies

1.5.1 État de l'art et limites

La transition énergétique implique de grands changements au niveau des réseaux énergétiques actuels afin d'accueillir massivement les énergies renouvelables. Dans ce sens, RTE souligne dans son rapport de futurs énergétiques des importants investissements (100 milliards d'euros d'ici 2035) pour adapter les réseaux de transport et de distribution d'électricité au futur mix énergétique décarboné. Il recommande de renforcer les interconnexions entre les réseaux électriques au niveau international, et de connecter le réseau électrique à d'autres réseaux énergétiques, afin d'optimiser les flux d'énergie [5].

L'agence internationale de l'énergie (IEA), dans son rapport sur les réseaux de chaleur, indique qu'il faut adopter une approche holistique et systémique pour l'optimisation de la production et la distribution de chaleur [15]. De plus, la section 1.2 a montré que les besoins et les ressources énergétiques sont multi-énergies. Des ressources renouvelables électriques et thermiques sont donc à prendre en compte dans le système énergétique futur, qui sont parfois négligées malgré leur fort potentiel. Cela est le cas de la chaleur fatale qui représente plus de 68 000 TWh/an et qui reste peu exploitée aujourd'hui [32]. Chercher à construire le meilleur système d'approvisionnement nécessite donc une approche multi-énergies afin de converger vers un optimal global. Autrement dit, découpler ce problème en plusieurs réseaux mono vecteur se traduit par une sous optimalité de la solution apportée [33].

Le couplage des réseaux énergétiques, à savoir le thermique, l'électrique, le gaz, et l'hydrogène via les réseaux multi-énergies, devient inévitable afin de décarboner les usages humains, d'accroître l'efficacité énergétique globale et d'assurer la flexibilité nécessaire pour accueillir massivement les énergies renouvelables. Particulièrement, un réseau multi-énergies couplant chaleur et électricité, dont la consommation représente le premier poste d'émissions des gaz à effet de serre, est un sujet d'envergure [1]. Dans un tel réseau, le stockage d'énergie thermique à haute température (HTTES) peut être une solution pertinente d'un point de vue économique et environnemental et complémentaire au stockage électrochimique [34].

Une des premières recherches sur les réseaux multi-énergies est apparue en 2005 suite à un projet de recherche appelé "*Vision of Future Energy Networks*" conduit par l'institut de recherche suisse "*Swiss Federal Institute of Technology*" (ETH) [35]. Le but de ce projet était de repenser complètement le système énergétique, en étudiant de nouvelles technologies et designs des systèmes de production et de transmission d'énergie. Il conclut que les outils actuels de dimensionnement et de gestion des réseaux énergétiques ne fournissent pas une vue intégrée des différentes infrastructures. L'article [36] a discuté différentes architectures du réseau multi-énergies, et résume les méthodologies et métriques qui peuvent être utilisées afin d'évaluer les bénéfices d'un tel réseau. De plus, les systèmes de production multi-énergies distribuées ont été le sujet des analyses poussées [37][38]. Elle montre que la durabilité des solutions multi-énergies est garantie par un large éventail d'avantages techniques et économiques. En effet, les systèmes multi-énergies peuvent offrir à l'utilisateur des performances énergétiques et environnementales accrues, une meilleure qualité des services énergétiques et, en termes d'optimisation économique, la possibilité de faire fonctionner l'installation de manière flexible en fonction des prix variables du gaz, de l'électricité et de la chaleur. En outre, les systèmes multi-énergies peuvent apporter toute une série d'avantages potentiels à la communauté, notamment des économies d'énergie primaire, une exploitation optimale des sources d'énergie fossiles et renouvelables, une réduction des émissions de CO₂ et d'autres polluants dangereux, une meilleure fiabilité et un meilleur fonctionnement du réseau électrique et, par conséquent, une moindre vulnérabilité du système électrique.

Aujourd'hui, un des principaux obstacles devant le développement des tels réseaux est la rentabilité et la faisabilité technique du projet. En effet, le développement de tels réseaux nécessite de déployer des technologies de conversion et de stockage de multiples formes constituant un "*Energy Hub*" [39]. Ce dernier représente des coûts importants d'achat d'infrastructures, qui est directement proportionnel au choix et au dimensionnement de la solution, appelé CAPEX. De plus, le coût opérationnel qui dépend de la stratégie de gestion employée de la solution choisie, appelé OPEX, impacte fortement la rentabilité d'un tel projet.

Afin d'accélérer le développement de telles solutions, il faut minimiser ces coûts tout en respectant la faisabilité technique de la solution. Cela nécessite d'optimiser le dimensionnement ainsi que la gestion de la solution dans son ensemble. L'état de l'art montre qu'optimiser la gestion à dimension fixe ne garantit pas une solution optimale globale. À l'inverse, optimiser le dimensionnement avec des lois de gestion simples aboutit à un dimensionnement sous optimal [40][41]. La co-optimisation, définie comme étant l'optimisation simultanée de la gestion et du dimensionnement du système, garantit une solution optimale globale [42]. Elle permet la prise en compte de la gestion optimale à chaque pas du temps en optimisant le design du système.

L'approche de co-optimisation a été investiguée par plusieurs travaux de recherches, notamment ceux portés sur l'utilisation des batteries électrochimiques dans les systèmes énergétiques [43][44]. Trois modèles de gestion de EES de différents niveaux de précision, exploités pour le design optimal, ont été expliqués dans l'article [45]. Il en ressort que les lois de gestion doivent respecter un niveau minimum de précision afin de converger vers le design optimal. La sensibilité du design optimal d'une flotte de véhicules électriques, dont les batteries sont chargées à l'aide d'une centrale photovoltaïque, vis-à-vis des modèles de prévision utilisés pour calculer une stratégie optimale de gestion, a été examinée dans l'article [46]. Il est apparu que la qualité du modèle de prévision a un impact sur la taille optimale de la batterie.

Quant au stockage thermique, les recherches dans le domaine de l'optimisation énergétique concernent principalement le stockage thermique basse température ou celui avec des matériaux à changement de phase (PCM), mais rarement celui de la haute température thermocline (HTTES) [47][48][25][49]. L'article [50] a formulé un problème d'optimisation d'un marché de chaleur et électricité local, incluant un stockage thermique dont la dynamique est représentée via un modèle simplifié. Il étudie spécifiquement la tarification et la gestion d'un système multi-énergies à l'échelle d'une région en utilisant la théorie des jeux.

D'une part, plusieurs travaux ont investigué la gestion optimale du stockage thermique dans un réseau de chaleur, en utilisant l'approche de la commande prédictive. L'ensemble de ces travaux font l'optimisation à design fixe et représentent le stockage thermique avec des modèles à 0 dimension (0D) : sans modéliser la température du stockage dans l'espace. D'autre part, des chercheurs proposent différentes formulations mathématiques pour optimiser le design du stockage thermique. En règle générale, ils utilisent des méthodes de programmation linéaire pour résoudre des problèmes de planification de stockage, où les lois de gestion sont simplifiées [51][52][53].

L'auteur de l'article [54] a étudié des modèles de stockage d'eau chaude, d'un niveau de complexité croissant. Ces modèles ont été implémentés dans un contrôleur heuristique afin d'optimiser la gestion du stockage thermique. Il conclut que la prise en compte ou non des pertes thermiques, reflétée par le choix du modèle, peut impacter significativement la rentabilité des projets HTTES.

Les articles [55][56] ont proposé d'utiliser le stockage HTTES au niveau régional pour

stocker massivement l'électricité renouvelable localement produite. Ce stockage est couplé à des machines de conversion H2P afin de convertir la chaleur stockée en électricité, et sa gestion est optimisée à design fixe à l'aide de l'algorithme essaims-particules. Les résultats montrent que, sur la base des données économiques du marché de l'énergie *NordPool*, le stockage peut être rentable à condition qu'il soit bien dimensionné et piloté et dans la limite des hypothèses de l'étude.

Des travaux de co-optimisation concernant les réseaux multi-énergies (prenant en compte les vecteurs de chaleur et d'électricité) sont apparus récemment et peuvent être divisés en deux catégories. Premièrement, des travaux qui optimisent le design et la gestion des ressources locales (centrales de cogénération, photovoltaïques, éoliennes, etc.) sans la prise en compte du stockage [57][58][59]. Deuxièmement, des travaux qui optimisent la gestion (et parfois le design) du stockage thermique basse température, et qui utilisent des algorithmes de programmation linéaire et des modèles du stockage simplifié 0D [60][61].

D'autres chercheurs étudient la gestion décentralisée des réseaux multi-énergies [62][63][64] et l'impact de l'incertitude sur l'optimisation de ces réseaux [65][66][53][67][39]. Il est à mentionner que dans le cadre de cette thèse, deux stages universitaires ont été réalisés sur ce sujet, et ont abouti à des modèles de prédiction de l'énergie solaire thermique et de la chaleur fatale industrielle [68].

De plus, plusieurs chercheurs ont tenté de traiter le sujet de l'optimisation des réseaux multi-énergies en étudiant différents modèles d'affaires et fonctions objectif [69]. Ces modèles d'affaires et leur fonction objectif associée peuvent impacter la solution optimisée, et dépendent fortement du contexte industriel. Typiquement dans le cas de la chaleur fatale, l'énergie peut être gratuite ou payante pour l'utilisateur. En fonction du prix de cette énergie, la fonction objectif doit prendre en compte les pertes du stockage (si la source est payante) ou pas (si la source est gratuite). Il est à noter que la plupart de ces travaux utilisent une variété de métriques techniques et économiques telles que le coût total d'investissement, le coût opérationnel ou de la maintenance, etc.

En résumé, les travaux d'optimisation concernant le stockage thermique HTTES sont situés à deux niveaux : l'optimisation de la gestion ou l'optimisation du design, mais rarement les deux à la fois en effectuant la co-optimisation.

La co-optimisation des réseaux multi-énergies, couplant chaleur et électricité, dans la littérature exclut le stockage thermique ou traite uniquement le stockage thermique basse température avec des modèles simples 0D et des algorithmes de programmation linéaire. Des modèles plus précis du stockage thermique (1D, 2D, etc.) peuvent être examinés. Dans ce sens, il existe peu de recherche qui évalue l'impact de la précision du modèle utilisé dans le contrôleur, sur la performance de la co-optimisation.

La plupart des travaux multi-énergies étudient des ressources d'énergie standards telles que les centrales de cogénération, l'énergie photovoltaïque ou éolienne, mais rarement la chaleur fatale. De plus, ces réseaux sont souvent constitués des batteries électrochimiques, pompe à chaleur, mais rarement des systèmes de conversion de chaleur en électricité (H2P). Cela est causé par la faible température des réseaux de chaleur étudiés dans ce cadre.

Enfin, les fonctions objectifs et les métriques, utilisées pour optimiser le stockage thermique, sont nombreuses, mais souvent économiques. Alors que l'optimisation sur des critères prenant en compte l'analyse des composants sur cycle de vie est un sujet d'actualité, peu de travaux existent sur ce sujet dans le domaine des réseaux multi-énergies.

1.5.2 Objectif de la thèse

L'objectif de cette thèse est de développer des outils de co-optimisation des composants physiques d'un réseau multi-énergies couplant chaleur et électricité. Les composants physiques concernés par la co-optimisation sont les systèmes de conversion H2P et P2H ainsi que le stockage électrochimique (EES) et thermique à haute température (HTTES). Ces outils doivent respecter les critères mentionnés ci-dessous.

1. Des outils destinés à des réseaux de chaleur et d'électricité symétriques avec des échanges d'énergies bidirectionnels. Autrement dit, ces outils doivent être capables de co-optimiser un réseau avec des machines de P2H et H2P convertissant l'énergie dans les deux sens.
2. Des outils de co-optimisation performants d'un réseau multi-énergies intégrant un stockage thermique haute température. Ils doivent pouvoir optimiser le dimensionnement et la gestion d'un réseau intégrant un stockage thermique HTTES avec un compromis entre temps de calcul et précision de résultats.
3. Des outils intégrant des critères sur cycle de vie adaptés aux réseaux multi-énergies chaleur-électricité. Des critères énergétiques et environnementaux doivent être intégrés dans ces outils afin de pouvoir proposer des solutions optimales d'un point de vue économique, énergétique et environnemental sur leur cycle de vie.
4. Des outils génériques et adaptés à différents modèles d'affaires et leurs objectifs associés. Selon l'application envisagée, l'objectif et les contraintes seront changés, ainsi ces outils doivent être les plus fiables possibles face aux différentes configurations confrontées dans la réalité industrielle.

1.5.3 Périmètre et hypothèses de la thèse

Dans cette thèse, nous étudions un réseau multi-énergies couplant chaleur et électricité. Ce réseau est à l'échelle d'un site industriel ou d'un quartier de quelques milliers habitants au maximum. On peut donc considérer ce réseau comme un micro-réseau composé au maximum de 10 agents (pour les ressources et les consommations, 1 agent peut être une agrégation de plusieurs unités de production ou de consommation). Le réseau de chaleur considéré est à haute température, ce qui permet d'inclure des machines de conversion H2P dans cette étude.

De plus, nous développons des algorithmes de co-optimisation de la gestion et du dimensionnement des systèmes de stockage et de conversions qui composent ce réseau multi-énergie. Le but de ces algorithmes est d'évaluer le design optimal sur cycle de vie, et la gestion optimale par pas horaire. La gestion doit utiliser des modèles dynamiques afin d'obtenir des lois de gestion adaptées au contrôle en temps réel. De plus, nous incluons dans cette étude les installations de stockage thermique qui présentent des effets de vieillissement après plusieurs années d'exploitation.

Les problèmes d'optimisation sont formulés dans un logique de minimisation d'interactions avec les réseaux nationaux. C'est-à-dire que l'objectif ici est de rendre ce micro-réseau multi-énergie le plus autonome possible en faisant le moins de recours aux réseaux nationaux et régionaux en dehors de ce micro-réseau. De plus, la minimisation des pertes dues au

fonctionnement des composants du réseau multi-énergies sont à prendre en compte. Aussi, le vieillissement des équipements est un élément important à inclure dans la fonction objectif.

Enfin, nous nous plaçons dans un contexte d'optimisation des composants multi-énergies sur cycle de vie. Tout au long de ce travail, nous supposons que les réseaux électrique et thermique sont parfaits et sans pertes. De plus, les utilités de ce réseau ne seront pas considérées dans cette thèse (par exemple les ventilateurs du stockage HTTES). Les travaux sont menés dans un contexte déterministe sans incertitudes liées aux futures événements.

1.5.4 Verrous scientifiques à lever

Premièrement, l'analyse de l'état de l'art montre que les modèles du stockage HTTES sont nombreux et avec un niveau de complexité croissant. Il existe des modèles 0D qui sont rapides mais peu précis, et sont souvent utilisés dans les travaux de co-optimisation [70][71][53][52]. A l'inverse des modèles 1D, 2D et 3D du stockage HTTES existent et sont très précis mais très lents également, ce qui empêche leur utilisation dans un contrôleur [72][30][73]. Ces modèles sont souvent utilisés pour la simulation fine du système et sa caractérisation. D'autres modèles 1D analytiques existent, avec un temps d'exécution court mais ont des limites d'utilisation fortes [74][75][76][77].

un modèle du stockage thermique qui soit à la fois précis, rapide et adapté aux installations existantes, est indispensable pour un contrôleur performant en temps réel. A notre connaissance, ce type de modèle de stockage thermique est inexistant aujourd'hui.

Deuxièmement, l'impact de la précision du modèle de contrôleur sur l'optimalité de la solution apporté par ce dernier, est peu évalué aujourd'hui, particulièrement dans un contexte multi-énergies. En effet, aucun travail de la littérature effectue la co-optimisation du stockage HTTES avec des modèles plus précis que les modèles 0D [70][71][53][52]. Dans ce sens, une analyse du bénéfice-coût concernant l'utilisation de différents modèles HTTES, pour l'optimisation du contrôleur, reste à mener. Cette analyse est à conduire pour différents contextes et fonctions objectifs, afin de rendre les outils performants à différentes cas d'application.

Troisièmement, des critères pour l'évaluation des performances du contrôleur, tels que la vitesse d'exécution du contrôleur en temps réel ainsi que l'optimalité des résultats de design et de gestion des technologies examinées, sont nécessaires. De plus, ces critères doivent être élaborés afin de pouvoir évaluer les solutions proposées par le contrôleur sur cycle de vie du produit, en particulier pour le stockage HTTES. En effet, la littérature montre que des critères techniques, énergétiques et environnementaux existent [69][78]. D'autres critères sur cycle de vie du HTTES existent également mais sont pas utilisés dans une approche de co-optimisation [79].

Enfin, établir la nouvelle architecture du réseau multi-énergies bidirectionnelle, avec des échanges d'énergies dans les deux sens entre le réseau électrique et thermique, nécessite des données réalistes de production et de consommation de chaleur et d'électricité à l'échelle d'un quartier ou d'une site industriel [80]. De plus, des modèles physiques ou basés sur des données des constructeurs pour la machine H2P sont nécessaires mais peu accessibles. Ce type d'algorithme intégrant cette architecture complète et symétrique est, à notre connaissance, inexistant [39].

Pour information, le positionnement des travaux de recherche réalisés dans ce manuscrit

par rapport à l'état de l'art, sera explicité et discuté par verrou scientifique dans chaque chapitre.

1.5.5 Contributions et organisation des chapitres

Les contributions de la thèse développées dans ce manuscrit sont les suivantes.

1. Le développement d'un modèle de stockage thermique rapide, précis et également adaptées aux installations existantes. Ce modèle a été également validé sur plusieurs installations expérimentales et comparés aux modèles du stockage thermique de la littérature.
2. Le déploiement opérationnel d'un algorithme de contrôle optimal utilisant le modèle précédemment développé, pour gérer en temps réel une installation expérimentale de stockage thermique avec P2H.
3. Le développement d'un environnement de co-optimisation du stockage thermique pour mener des études de sensibilité du contrôleur vis à vis de son modèle, sa fonction objectif et sa méthode d'optimisation.
4. Le développement d'un environnement de co-optimisation d'un micro réseau multi-énergies, avec des données d'entrée réalistes pour l'évaluation de l'impact du couplage des réseaux.

Le travail de thèse réalisé a conduit à plusieurs communications et publications scientifiques listées ci-après.

1. Ibrahim Al Asmi, Roman Le Goff Latimier, Guilhem Dejean, Hamid Ben Ahmed. Impact de la précision de modélisation du stockage thermique sur la stratégie optimale de sa gestion. Symposium de génie électrique (SGE 2020), Nov 2020, Nantes, France. <hal-03059327v2>
2. Ibrahim Al Asmi, Roman Le Goff Latimier, Hamid Ben Ahmed and Thibaut Esence, "Impact of Coupling Thermal and Electrical Carriers on the Optimal Management of a Multi-energy Network", 2021 Sixteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER), Monte-Carlo, Monaco, doi :10.1109/EVER52347.2021.9456613.
3. Ibrahim Al Asmi, Kai Knobloch, Roman Le Goff Latimier, Thibaut Esence, Kurt Engelbrecht, Hamid Ben Ahmed, Thermocline thermal storage modeling towards its predictive optimal management, Journal of Energy Storage, Volume 52, Part C, 2022, 104979, ISSN 2352-152X, <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104979>.
4. Ibrahim Al Asmi, Roman Le Goff Latimier, Yasmine Lalau, Thomas Brian, Hamid Ben Ahmed, Co-optimization of a high temperature thermal storage as per its modeling accuracy, Journal of Energy Storage, Volume 61, 2023, 106829, ISSN 2352-152X, <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.106829>.

Plusieurs présentations orales dans des séminaires scientifiques et techniques ont été réalisées au cours de cette thèse, on en cite deux ci-dessous.

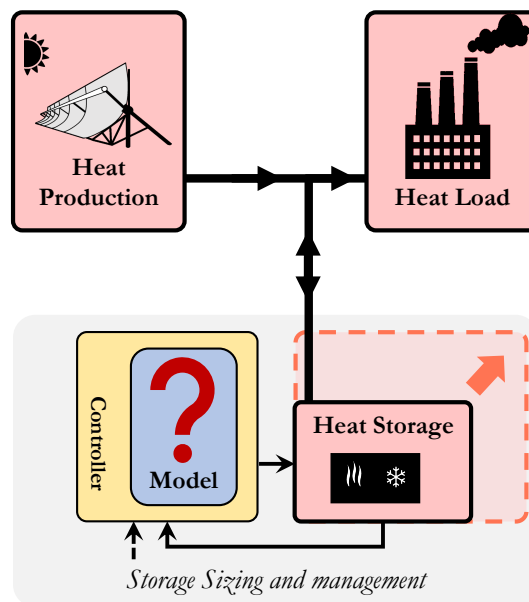
1. Antoine Meffre, Jean-Marc Piatek, Ibrahim Al Asmi, Thibaut Esence, Électrification de la chaleur, opportunités et cas concrets en industrie, 12-Janvier-2022.

2. Ibrahim AL ASMI, Les réseaux multi-énergies, Workshop de l'institut de l'énergie soutenable (IES), CentraleSupélec, rue Joliot-Curie, 91190 Gif-sur-Yvette, 09-Juin-2022.

Ce manuscrit est organisé en 5 chapitres (y compris ce premier chapitre de présentation de la problématique). Le développement du modèle de stockage thermique précis et rapide ainsi que sa validation numérique seront discutés dans le chapitre 2. La validation expérimentale sur la base de différentes installations existantes sera détaillée dans le chapitre 3. L'étude de sensibilité du contrôleur de stockage thermique vis à vis de son modèle dynamique, sa fonction objectif et sa méthode de résolution sera explicité dans le chapitre 4. Dans ce même chapitre, l'étude de co-optimisation du stockage thermiques ainsi que la définition des critères d'évaluation des performances du contrôleur seront menées. La définition de l'architecture d'un réseau multi-énergie, ses données d'entrée et l'étude de co-optimisation de ce dernier afin d'évaluer l'impact du couplage des réseaux seront décrites et discutées dans le chapitre 5. Une synthèse des travaux, des conclusions et des perspectives de cette thèse seront annoncées dans le dernier chapitre. Enfin, deux annexes portant sur les caractéristiques de l'Eco-Stock ainsi que les corrélations utilisées dans les modèles numériques du stockage thermique sont dans la partie .1.

Chapitre 2

Modélisation du stockage thermique



Sommaire

2.1	Contexte et état de l'art	64
2.2	Métamodélisation du stockage thermique	80
2.3	Conclusions	90

L’objectif de ce chapitre est de proposer un panel de modèles de stockage thermique, plus ou moins précis, adaptés à l’optimisation de sa gestion et son dimensionnement. Pour ce faire, nous présentons dans ce chapitre de différents modèles inspirés de la littérature ainsi que la contribution principale de ce chapitre : la métamodélisation du stockage thermique. Ce métamodèle, basé sur l’apprentissage des données numériques ou expérimentales, peut être ajusté pour atteindre le meilleur compromis entre précision du modèle et rapidité d’exécution. Le principe et les limites de ces modèles seront discutés et une validation numérique sera menée.

Nous commençons ce chapitre par rappeler le contexte scientifique ainsi que l’état de l’art de la modélisation du stockage thermique dans la section 2.1. La contribution principale de ce chapitre : une nouvelle approche de métamodélisation sera expliquée et validée numériquement dans la section 2.2. Enfin les conclusions de ce chapitre seront dans la section 2.3.

2.1 Contexte et état de l’art

2.1.1 Objectif et définition du cahier des charges

Le but de cette thèse est de développer une méthodologie pour la co-optimisation d’un réseau dit multi-énergies. En effet, les réseaux multi-énergies sont essentiels afin d’améliorer l’efficacité globale ainsi que la flexibilité du système énergétique comme discuté dans le chapitre précédent. Ici nous nous concentrons sur le couplage d’un réseau électrique et d’un thermique c’est-à-dire un réseau multi-énergies. Ce réseau est caractérisé par des systèmes de conversion ainsi que du stockage électrique et thermique pour assurer une flexibilité importante. Grâce aux systèmes de conversions, l’énergie peut se transformer d’une forme à l’autre répondant à un problème plus global et assurant une meilleure efficacité du réseau énergétique. De plus, les systèmes de stockage qui composent ce réseau permettent de stocker le surplus d’énergie, sous forme électrique ou thermique, pendant les pics de production et vice versa. Cette flexibilité est précieuse afin d’accommoder de fortes pénétrations d’énergie renouvelable ainsi que répondre à des besoins non pilotables.

Un tel réseau multi-énergies peut représenter des coûts d’investissement (CAPEX) et d’opération (OPEX) élevés s’il n’est pas optimisé. Autrement dit, si les gains en coûts opérationnels et bénéfiques, d’un tel réseau par rapport à un réseau mono-énergie standard, ne remboursent pas l’investissement au départ, ce réseau serait considéré comme non rentable. Il est donc indispensable d’optimiser le dimensionnement et la gestion d’un tel réseau pendant les phases de conception et d’opération. C’est-à-dire faire de la co-optimisation afin de trouver le meilleur compromis entre gestion et dimensionnement qui correspondrait au projet le plus rentable. Pour ce faire, un modèle dynamique des composants de ce réseau est nécessaire pour effectuer la co-optimisation.

Périmètre du chapitre Dans ce chapitre, nous allons nous concentrer sur la modélisation du stockage thermique haute température thermocline uniquement. C’est-à-dire que les autres technologies du stockage ne sont pas concernées directement par ces travaux. Cependant, d’autres stockages thermiques thermocline tels que le stockage d’eau chaude, peuvent utilisés la méthodologie et les conclusions de ces travaux.

De plus, cette étude se limitera à la modélisation thermique du lit de stockage. En d'autres termes, les équipements adjacents au stockage (tel que le ventilateur, le réseau de chaleur, etc.) ne sont pas examinés ici. Aussi, l'étude hydraulique du système est en dehors du périmètre de ce travail vu que la conservation de la masse n'est pas incluse dans les modèles présentés ci-après.

Ainsi, l'objectif de ce chapitre est de proposer un modèle adéquat de stockage thermique qui s'insère dans une boucle d'optimisation de son dimensionnement et de sa gestion. Le modèle proposé doit être performant et doit respecter les critères ci-dessous pour être en conformité avec ses usages :

1. *Modèle dynamique* : c'est-à-dire que les variables du problème (en particulier l'énergie du stockage) sont gouvernées par des équations dynamiques qui créent un couplage temporel entre les variables associées aux différents instants. Cela permettrait d'optimiser la gestion du stockage en anticipant l'avenir afin de trouver la stratégie optimale.
2. *Modèle de dimensionnement* : afin de pouvoir optimiser le dimensionnement, un modèle qui s'adapte aux différentes caractéristiques et capacités de stockage, qui change d'une technologie à l'autre, est nécessaire. Cela est indispensable au contrôleur afin de trouver la capacité de stockage optimale.
3. *Modèle de stockage thermocline* : le modèle recherché doit être capable d'estimer la répartition de la température spatiale au sein du stockage. Le mot thermocline fait référence au gradient de température dans le stockage thermique qu'on retrouve également dans les sciences océaniques. Ce phénomène de thermocline concerne le stockage thermique sensible à haute température, mais également d'autres types de stockage thermique tel que le stockage d'eau chaude et certains stockages thermo-chimiques. Dans cette thèse nous allons considérer uniquement le stockage sensible à haute température air / roches. L'estimation de la répartition de la température spatiale permet d'évaluer localement certains phénomènes tels que le vieillissement des matériaux ou la température de sortie du stockage pour le calcul précis des pertes thermiques.
4. *Modèle précis* : afin de pouvoir mener une étude d'optimisation, une précision de modèle "suffisante" est requise pour garantir l'optimalité des résultats obtenus. Ce critère sera discuté et évalué pour les différents modèles sélectionnés dans les chapitres 2 et 3.
5. *Modèle calculant les pertes thermiques du stockage* : l'estimation des pertes du stockage thermique peut être indispensable si elles sont comptabilisées dans la fonction objectif du contrôleur et pour le dimensionnement. Ce critère sera également discuté et évalué pour les différents modèles sélectionnés dans les chapitres 2 et 3.
6. *Modèle rapide* : le modèle doit être assez rapide pour une utilisation dans un contrôleur dont l'objectif est d'optimiser la gestion en temps réel. De plus, ce même modèle doit permettre l'optimisation de dimensionnement qui nécessite une résolution d'un problème d'optimisation sur un long horizon de l'ordre de l'année ou davantage. Nous nous fixons une limite de temps de calcul à ne pas dépasser de 1 heure pour la résolution d'un problème d'optimisation de gestion sur un horizon de 24 heures. Ce

critère sera discuté en fonction des différents modèles étudiés dans les chapitres 2 et 3.

7. *Modèle générique* : les systèmes de stockage à technologie, conception et capacité identiques peuvent avoir un fonctionnement différent qui se reflète sur leur efficacité et capacité réelle de stockage d'énergie. Plusieurs raisons peuvent être à l'origine de cette différence, par exemple la dispersion technologique ou un défaut de fabrication. Dans ce dernier cas, le modèle doit être capable de reproduire ce comportement imparfait afin de pouvoir l'anticiper durant la résolution du problème d'optimisation.
8. *Modèle pour les cycles complets* : Le modèle doit être capable d'estimer les performances du stockage aussi bien pour des cycles complets, de charge et de décharge, que pour des cycles partiels de fonctionnement. À l'opposé, les modèles à cycles partiels ne fonctionnent pas correctement en cas d'extraction complète de la thermocline.

Dans la prochaine sous-section, nous allons discuter la technologie du stockage thermique sensible thermocline à haute température, utilisant l'air comme fluide de transfert et les roches comme matériaux du stockage. Le principe de ce système et les phénomènes physiques qui se produisent dans ce dernier seront expliqués ainsi que ses modes de fonctionnement. Enfin les équations utilisées pour calculer l'énergie du stockage et les puissances de charge et de décharge seront explicitées.

2.1.2 Technologie du stockage thermique sensible thermocline à haute température

Tout au long de ces travaux, nous allons étudier le stockage thermique sensible de type thermocline utilisant l'air et les roches en tant que HTF (Heat Transfer Fluid) et HSM (Heat Storage Materials) respectivement. Ce stockage est capable de stocker la chaleur à haute température jusqu'à 1000°C. Il est composé d'une cuve de stockage qui contient la couche d'isolation ainsi que les matériaux du stockage poreux comme indiqué dans la figure 2.1. Dans cette technologie, la cuve sert à maintenir les différents composants du stockage en place. L'isolation quant à elle, sert à minimiser les déperditions thermiques du stockage vers l'extérieur.

Fonctionnement du stockage thermique Dans les systèmes HTTES, la phase de charge consiste à souffler de l'air chaud à travers le milieu poreux. L'air circule en contact direct avec le solide et le transfert de chaleur par convection entre l'air et le solide est le mécanisme de transfert de chaleur prédominant. En conséquence, la température du milieu poreux le long du lit augmente et un gradient de température, appelé thermocline, apparaît comme le montre la figure 2.1. Pendant la décharge, l'énergie est récupérée par l'air froid qui circule dans le sens inverse à travers le milieu poreux. L'air récupère la chaleur et se réchauffe au contact du solide chaud.

Typiquement, pour charger le système, le débit d'air et la température d'entrée sont réglés pour atteindre la puissance thermique désirée P_{sto} . Pour la phase de décharge, la température de sortie de l'air est utilisée pour calculer la puissance de décharge du stockage

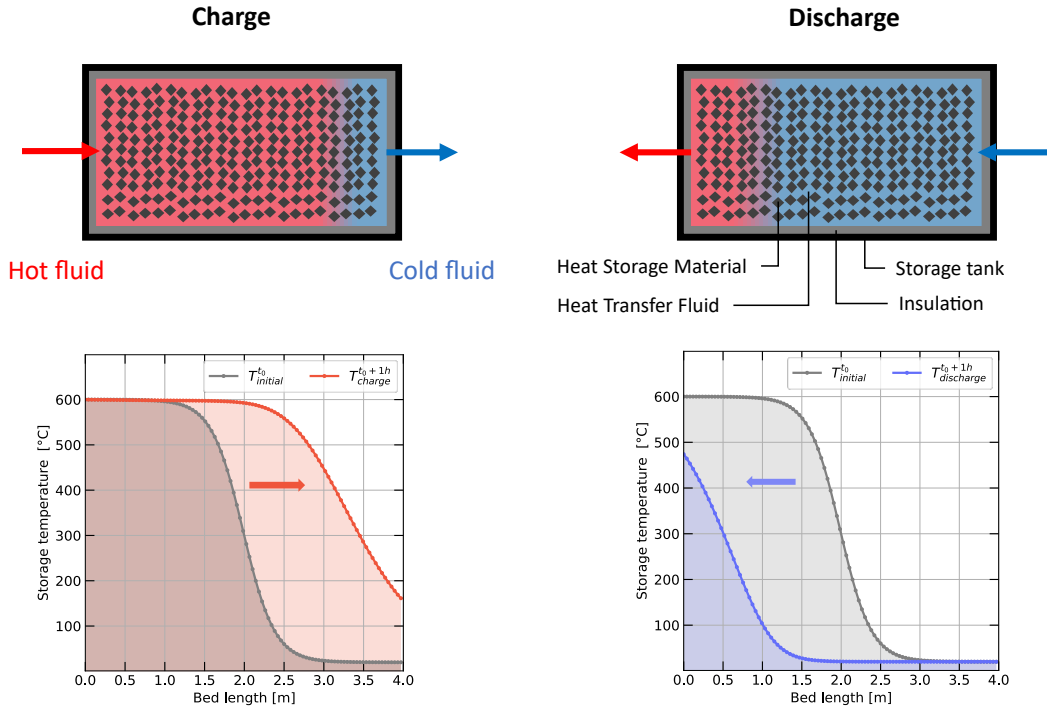


FIGURE 2.1 – Illustration de la composition du HTTES, le sens de circulation du fluide de transfert et l'évolution de la température des matériaux en fonction de la longueur du stockage.

comme décrit dans l'équation 2.1.

$$P_{sto} = \dot{m} \cdot c_{p_f} \cdot \Delta T \quad (2.1a)$$

$$\text{avec } \Delta T = \begin{cases} T_{f,\text{inlet}} - T_{\text{ext}}, & \text{pour la charge} \\ T_{\text{ext}} - T_{f,\text{outlet}}, & \text{pour la décharge} \end{cases} \quad (2.1b)$$

P_{sto} est la puissance de charge ou de décharge, \dot{m} est le débit de charge ou de décharge, c_{p_f} est la capacité thermique massique de l'air, $T_{f,\text{inlet}}$ est la température du fluide à l'entrée et $T_{f,\text{outlet}}$ en sortie du stockage, T_{ext} est la température ambiante. Il est à noter que P_{sto} suit une convention de récepteur, c'est à dire, la puissance a un signe positif lors de la charge et négatif lors de la décharge.

L'énergie de stockage peut être également estimée en appliquant un bilan d'énergie thermique sur les matériaux de stockage écrit ci-dessous :

$$E_{sto} = (1 - \varepsilon) S_{\text{bed}} \cdot \rho_s \int_0^L c_{p_s}(x) (T_s(x) - T_{\text{ext}}) dx \quad (2.2)$$

E_{sto} est l'énergie du stockage en joule, ε est la porosité du stockage, S_{bed} est la surface de la section du stockage en m^2 , ρ_s la densité massique du solide en $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$, c_{p_s} la capacité thermique massique du solide en $\text{J}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{K}^{-1}$, T_s est la température du solide en $^{\circ}\text{C}$.

Phénomènes physiques dans le stockage thermique La dynamique du stockage représente l'évolution de son énergie en fonction de sa puissance de charge ou de décharge pendant un intervalle de temps Δt . Cette évolution dépend des différents phénomènes complexes de transfert thermique entre les trois phases constituant le stockage, à savoir le solide, le fluide et les parois. Autrement dit, la chaleur envoyée dans le stockage peut être transférée du fluide au solide ou aux parois par convection, du solide au solide ou aux parois par conduction.

Il existe également une partie de la chaleur qui est transmise par rayonnement entre les trois phases. Enfin, la propagation de la chaleur au sein d'une même particule solide suit un mode de transfert conductif. Ce dernier dépend du nombre de Biot (Bi), qui compare les résistances au transfert thermique à l'intérieur et à la surface d'un corps.

De plus, des déperditions thermiques peuvent avoir lieu au cours de fonctionnement du stockage P_{loss} telles que les pertes thermiques aux parois $P_{\text{loss-wall}}$ et les pertes pendant la phase de charge vers l'extérieur $P_{\text{loss-charge}}$. En effet, pendant la phase de charge, la thermocline se déplace vers la section de sortie. Par conséquent, la température de sortie augmente lorsque la thermocline s'approche de l'extrémité du stockage et une partie de la puissance de charge est perdue sous forme de chaleur résiduelle dans l'air évacué vers l'extérieur. Ces pertes peuvent être calculées selon les relations suivantes :

$$P_{\text{loss}}^t = P_{\text{sto}}^t - \frac{E_{\text{sto}}^{t+\Delta t} - E_{\text{sto}}^t}{\Delta t} \quad (2.3a)$$

$$P_{\text{loss}} = P_{\text{loss-charge}} + P_{\text{loss-wall}} \quad (2.3b)$$

$$P_{\text{loss-charge}} = \dot{m} \cdot c_{p_f} \cdot (T_{f,\text{outlet}} - T_{\text{ext}}) \quad (2.3c)$$

$$P_{\text{loss-wall}} = P_{\text{loss}} - P_{\text{loss-charge}} \quad (2.3d)$$

où $T_{f,\text{outlet}}$ est la température du fluide en sortie du stockage pendant la phase de charge. Il est à noter que d'autres équations peuvent être utilisées pour calculer les pertes aux parois qui sont détaillées dans la thèse de T. Esence [74].

D'autres phénomènes peuvent être également présents dans le stockage tel que la stratification de l'air dans la direction verticale par effet de gravité et de différence de température (effet buoyancy). Figure 2.2 illustre les phénomènes prépondérants de transfert thermique au sein du stockage.

Dans la section suivante, nous allons effectuer une revue de la littérature afin d'identifier les modèles existants du stockage thermique, décrit ci-dessus, ainsi que leurs limites.

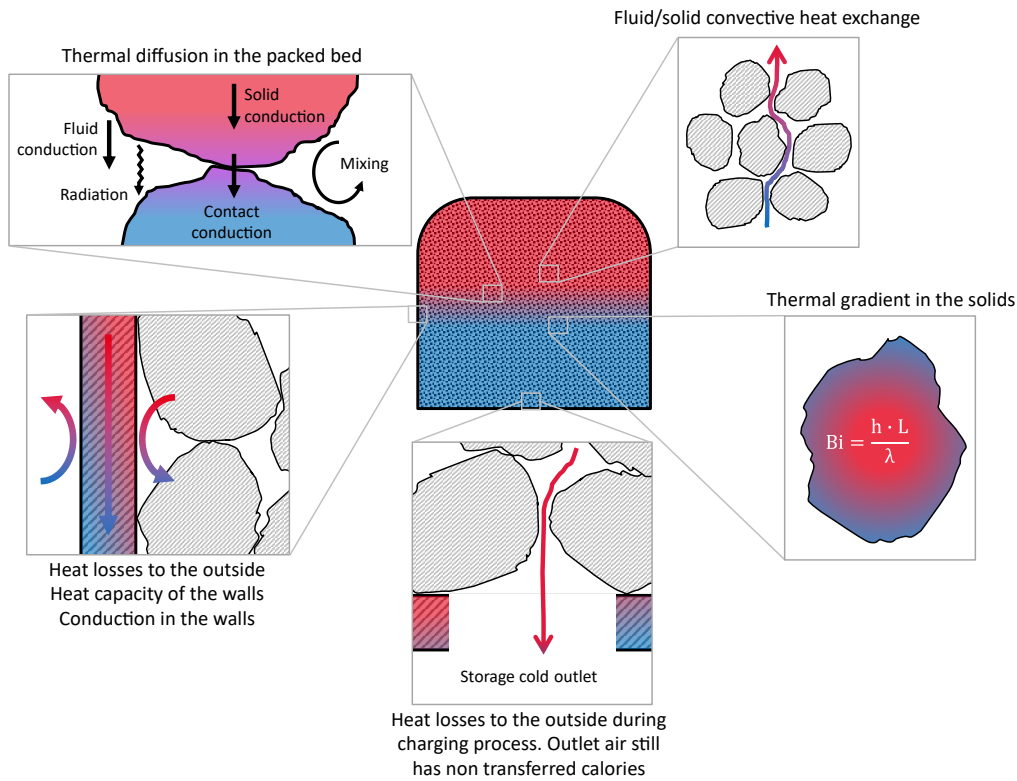


FIGURE 2.2 – Illustration des différents phénomènes de transfert thermique pouvant impacter la dynamique du stockage thermique. Cette image est basée sur les travaux de T. Esence [74].

2.1.3 État de l'art de la modélisation du stockage thermique

Comme décrit dans la section 2.1.1, l'objectif de ce travail est de proposer un panel de modèles de stockage thermique adaptés à l'optimisation de la gestion en temps réel et du dimensionnement de ce dernier. Nous rappelons que le stockage thermique étudié ici est de type sensible thermocline à haute température. L'évaluation des modèles sélectionnés se fera à l'aide d'un cahier de charge défini précédemment dans la sous-section 2.1.1. Nous allons donc procéder à l'étude des modèles de la littérature ci-dessous.

Dans la littérature, une grande variété de modèles HTTES est discutée et une complexité croissante peut être observée. Parmi d'autres critères, la plupart des modèles dépendants du temps peuvent être classés en fonction de leurs dimensions spatiales, qui vont de 0D (pas de dépendance spatiale, mais uniquement en fonction du temps) à des modèles 3D, issus de la résolution numérique des équations aux dérivées partielles (PDE) en trois dimensions spatiales, qui reflètent la conservation de l'énergie au sein du système [81].

Modèles 3D Les modèles 3D sont les plus précis dans la littérature, car ils résolvent les équations régissant les phénomènes physiques qui se passent dans les trois dimensions spatiales. Un exemple de ce type de modèle est illustré dans l'article [73], où les auteurs résolvent

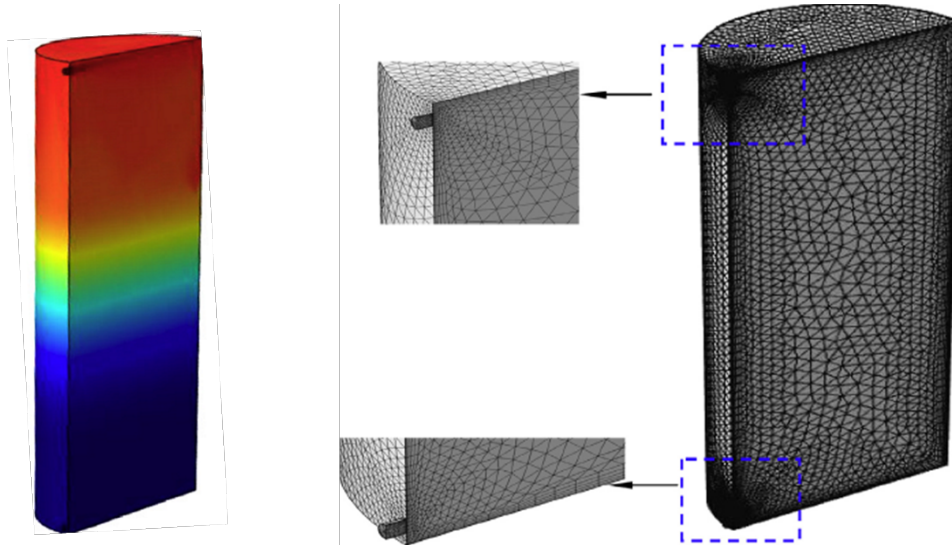


FIGURE 2.3 – Un exemple de modélisation 3D d'un stockage thermique vertical. À droite le maillage non structuré et à gauche les résultats de la simulation numérique. (Source : [73])

les PDE dans un régime non stationnaire en utilisant le logiciel COMSOL avec un maillage non structuré comme montré dans la figure 2.3. Les auteurs mentionnent un temps de calcul de l'ordre de 24 heures pour simuler une heure de charge. Ce temps de calcul important empêche l'utilisation des modèles 3D dans un problème d'optimisation, malgré leur précision élevée.

Modèles 2D Les modèles 2D quant à eux, ressemblent aux modèles 3D, mais avec un temps de calcul moins conséquent en sacrifiant les phénomènes qui se passent dans une des trois dimensions (par exemple en supposant un axe de symétrie autour duquel les grandeurs seront identiques). Les auteurs de l'article [30] ont proposé un modèle 2D pour reproduire le comportement d'un stockage thermique horizontal. Il s'agit d'un modèle 2D supposant un milieu poreux isotrope afin de pouvoir supprimer une dimension (celle dans la direction transversale). Par conséquent selon ce modèle, il n'existe pas de passages préférentiels de l'air dans la direction transversale. La résolution de ce problème se fait à l'aide de la méthode d'éléments finis via le logiciel COMSOL. Le temps de calcul requis pour conduire cette étude n'a pas été mentionné, mais les auteurs décrivent une méthodologie coûteuse en temps de calcul.

Modèles 1D D'autre part, les modèles 1D résolvant les PDE selon la direction axiale du stockage sont les plus utilisés dans la littérature. Ils supposent, pour la plupart, un écoulement du fluide unidirectionnel et uniforme en plus d'un milieu poreux isotrope, ce qui permet de résoudre les PDE en une seule direction. Ces modèles sont précis et nécessitent un temps de calcul inférieur à celui des modèles 2D et 3D, néanmoins ce temps de calcul reste conséquent. En général, ils sont utilisés à des fins de simulation numérique pour estimer avec précision les performances techniques du stockage durant quelques cycles de fonctionnement.

Ils peuvent être classés en quatre familles de modèles dont les modèles Schumann sont

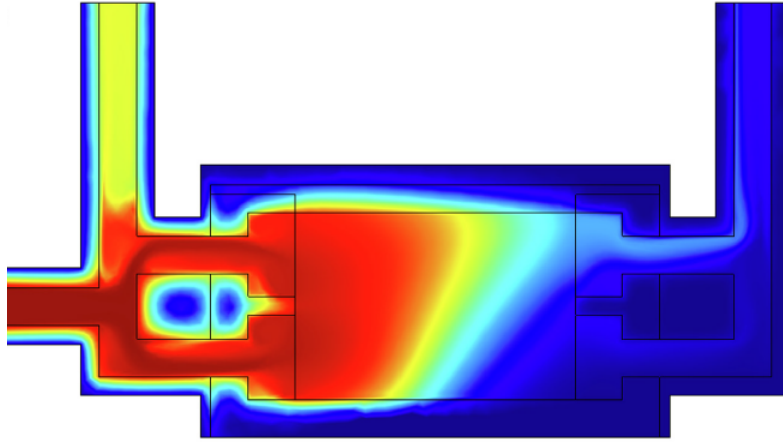


FIGURE 2.4 – Un exemple de modélisation 2D d'un stockage thermique horizontal. Les résultats montrent l'évolution de la température dans une section parallèle à la direction de circulation du fluide. (Source : [30])

les plus fréquemment utilisés dans la littérature [82]. Ces modèles se distinguent entre eux par rapport au nombre de phases prises en compte dans la résolution, à savoir le solide, le fluide et les parois. Les modèles peuvent prendre en compte l'ensemble ou une partie des phénomènes physiques tels que la diffusion, l'advection, les effets aux parois, le rayonnement et la conduction au sein de la même particule solide. Quant aux méthodes de résolution, elles sont nombreuses et appliquées en fonction du modèle choisi : méthode d'éléments finis, différences finies implicites, différences finies explicites, volumes finis implicites et plus rarement des méthodes analytiques.

Il est à noter que le domaine de validité de ces modèles est régi par des hypothèses concernant le nombre de Biot et Reynolds qui sont à respecter. Ces principaux modèles ainsi que leurs caractéristiques sont résumés dans le tableau 2.1.

L'auteur de l'article [72] a développé des modèles 1D résolvant les équations de la chaleur sur les phases constituant le stockage, à savoir les phases solide (roche), liquide (huile) et solide (paroi). L'évaluation de l'état du stockage et des pertes de chaleur via ces modèles est plus rapide que les modèles 2D et 3D, mais reste relativement longue pour un contrôleur. Ces modèles ont été comparés et validés à l'aide d'un prototype ayant une capacité de stockage de quelques kWh_{th} .

Le même modèle a été adapté pour un HTTES avec un lit de roche comme matériaux de stockage et l'air comme fluide de transfert où il est supposé que l'air est distribué de manière uniforme via le diffuseur sans effet radial [83]. Ce modèle a été repris par les auteurs de l'article [84] afin de valider ce dernier sur la base des mesures réelles, issues d'une installation à échelle industrielle, durant plusieurs cycles de fonctionnement. L'exécution de ce type de modèle coûte environ 1 à 10 secondes pour simuler une heure de fonctionnement du stockage.

Modèles 0D Afin de pouvoir implémenter un contrôleur optimal de stockage thermique, il faut être capable d'estimer l'évolution de l'état d'énergie ainsi que les pertes précisément et rapidement. Ainsi l'investigation de la littérature montre que les modèles 0D sont souvent utilisés pour cet objectif afin de palier le problème du temps de calcul [70][71][53][52]. Par

Modèle	Phases	1D	2D	Diffusion	Advection	Effets parois	gradient Intra-particules	Références	HTF	Méthode de résolution	Radiation
Single	1	✓	✓	✓	✓	✗	✗	[85]	Air : [86] [87] [30] [85] [88] [89] Huile : [90] [91] [92]	MVFI ^a : [86] [93] MDPF ^b : [89] [92] MDFI ^c : [91] MEF ^d : [30]	-
Schumann	2	✓	✗	✗	✓	✗	✗	[94] [95] [96] [97] [98]	Air : [95] [96] Huile : [96] [97] Sel fondu : [96]	MA ^e : [94]	-
C-S ^f	2	✓	✓	✓	✓	✗	✗	[85]	Air : [99] [87] [100] [101] [102] [103] Huile : [104] [105] [97] [106] [107] Sel fondu : [108]	MVFI : [108] MDPF : [106]	-
D-C ^g	2	✓	✗	✓	✓	✗	✓	[87] [95] [109] [110] [111] [72] [112] [113]	Air : [87] [95] [109] [110] [111] Ar : [84] [111] [112] [113] Huile : [72] [115] [116]	MVFI : [110] MDFI : [95] MA : [109] MVFI : [112] MDFI : [84] [111] [72] MEF : [113] [114] [113] [114]	- [84] [111] [112] [113] [114]
Wall gra-dient	3	✓	✓	✓	✓	✓	✗	[87] [95] [109] [110] [111] [72] [112] [113]	Air : [87] [95] [109] [110] [111] Ar : [84] [111] [112] [113] Huile : [72] [115] [116]	MVFI : [110] MDFI : [95] MA : [109] MVFI : [112] MDFI : [84] [111] [72] MEF : [113] [114] [113] [114]	- [84] [111] [112] [113] [114]
Bi-dispersed	3	✓	✗	✗	✓	✗	✗	[115]	Air : [72] [115] [116]	-	-
Mixed	3	✓	✗	✓	✓	✓	✓	[116]	Air : [116] Huile : [116]	MA : [116]	[116]

TABLEAU 2.1 – Principales caractéristiques des modèles HTTES les plus connus de la littérature. (Source : [81])

- a. Méthode de volumes finis implicites
- b. Méthode de différences finies explicites
- c. Méthode de différences finies implicites
- d. Méthode d'éléments finis
- e. Méthode Analytique
- f. Continuous solid-phase model
- g. Dispersed concentric model

exemple, dans une étude utilisant deux modèles 0D ainsi qu'un modèle 1D pour modéliser le stockage d'eau chaude, les auteurs concluent que la modélisation des pertes thermiques et des phénomènes de stratification a un fort impact sur la faisabilité économique des projets de stockage [54]. Par conséquent il est essentiel de proposer un niveau de modélisation intermédiaire pour le stockage thermique. Ce modèle doit être capable d'estimer la distribution de la température au sein du stockage avec un temps de calcul rapide et en respectant notre cahier des charges.

Modèles analytiques L'article [74] propose un modèle analytique capable d'estimer l'état du stockage thermique, sans passer par la résolution des PDE. Ce modèle permet de réduire significativement le temps de calcul par rapport aux autres modèles 1D. Cependant, l'auteur conclut que la modélisation analytique d'un tel système présente de fortes limitations puisqu'elle est limitée à un fonctionnement en cycle partiel sans extraction complète de la thermocline, ce qui contredit notre cahier des charges défini au début de cette section. De plus, un tel modèle n'est pas capable d'estimer les pertes de chaleur pendant la phase de charge.

D'autres chercheurs ont proposés une nouvelle formulation algébrique du modèle développé dans les articles [76] et [77]. Dans cette formulation, la solution algébrique pour la thermocline HTTES est donnée sous forme d'une fonction polynomiale, et permet de prédire l'évolution de la température de stockage pour tout profil de température initiale [75].

En effet, l'examen de l'état de l'art montre que la modélisation d'un stockage thermique se situe essentiellement à deux niveaux : des modèles simplistes avec des temps de calcul courts, et des modèles numériques complexes avec une grande précision et une représentation réaliste de la température au sein du stockage. Ces deux critères sont essentiels pour la co-optimisation d'un système énergétique avec stockage thermique. L'objectif de ce chapitre est donc de proposer un métamodèle qui respecte le cahier des charges défini dans la sous-section 2.1.1. De plus, nous allons valider ce niveau intermédiaire de modélisation du stockage, adapté aux études de co-optimisation, sur la base des données expérimentales issues de plusieurs installations. Ce métamodèle sera également comparé aux modèles les plus fréquemment utilisés dans la littérature.

La suite sera consacrée à discuter les modèles du HTTES les plus connus de la littérature.

2.1.4 Modèle précis : 1D - PDE

Le modèle 1D - PDE est un modèle dynamique transitoire unidimensionnel qui a été développé par les auteurs de l'article [72]. Il est utilisé pour estimer l'évolution de la température du stockage selon une seule dimension spatiale dans le sens de circulation du fluide. Il constitue un des modèles les plus utilisés et a fait l'objet de plusieurs travaux de validation expérimentale ces dernières années. Dans ce manuscrit, ce modèle sera utilisé en tant que modèle de référence grâce à son niveau de développement, sa précision ainsi que son temps de calcul raisonnable.

Hypothèses du modèle Contrairement aux modèles 2D, ce modèle suppose une distribution radiale uniforme de l'air sans considérer les effets radiaux tel que les passages préférentiels de l'air. Ce modèle suppose également un diamètre des particules solides assez petit et donc une température homogène au sein du même particule ($Bi < 0.1$). Ici, le fluide et le solide sont considérés comme deux milieux continus qui échangent de la chaleur entre eux. De plus,

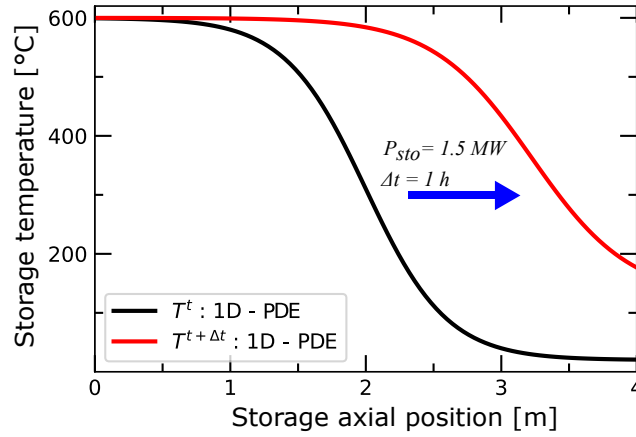


FIGURE 2.5 – Un exemple de l’estimation du profil axiale de température via le modèle 1D - PDE. La figure montre l’évolution de température des matériaux d’un stockage de 4 mètres de longueur et 4 MWh de capacité, après une charge de 1.5 MW pendant une heure. L’axe x correspond à la position axiale dans le stockage.

le milieu poreux est considéré comme homogène et isotrope. Ces hypothèses permettent de simplifier le modèle et le rendre unidimensionnel.

Il se base sur la résolution de l’équation de chaleur sur les trois phases constituant le stockage : les matériaux solides du stockage, le fluide caloporteur et les parois. Cela permet de différencier les températures des trois phases contrairement aux modèles à une phase. De plus, les effets des parois sont pris en compte dans une troisième équation de transfert de chaleur qui sert à modéliser le gradient thermique au sein de ce dernier. Les parois échangent de la chaleur avec le fluide et le solide via leur face interne, et avec l’extérieur via leur face externe. L’éc Voici ci-dessous les équations thermiques prenant en compte les phénomènes de convection, de conduction et d’advection du fluide :

— Fluide :

$$\varepsilon (\rho c_p)_f \left(\frac{\partial T_f}{\partial t} + \underbrace{u \frac{\partial T_f}{\partial x}}_{\text{Advection}} \right) = \underbrace{k_f^{\text{eff}} \frac{\partial^2 T_f}{\partial x^2}}_{\text{Conduction}} + \underbrace{h_v (T_s - T_f)}_{\text{Convection}} + \underbrace{h_w \frac{A_{f \leftrightarrow w}}{V_f + V_s} (T_w - T_f)}_{\text{Échanges avec parois}} \quad (2.4a)$$

— Solide :

$$(1 - \varepsilon) (\rho c_p)_s \frac{\partial T_s}{\partial t} = \underbrace{k_s^{\text{eff}} \frac{\partial^2 T_s}{\partial x^2}}_{\text{Conduction}} + \underbrace{h_v (T_f - T_s)}_{\text{Convection}} + \underbrace{h_w \frac{A_{s \leftrightarrow w}}{V_f + V_s} (T_w - T_s)}_{\text{Échanges avec parois}} \quad (2.4b)$$

— Parois :

$$(\rho c_p)_w \frac{\partial T_w}{\partial t} = \underbrace{k_w \frac{\partial^2 T_w}{\partial x^2}}_{\text{Conduction}} + \underbrace{h_{\text{ext}} \frac{A_{w \leftrightarrow \text{ext}}}{V_w} (T_{\text{ext}} - T_w)}_{\text{Pertes aux parois}} + \quad (2.4c)$$

$$\underbrace{h_w \left(\frac{A_{f \leftrightarrow w}}{V_w} (T_f - T_w) + \frac{A_{s \leftrightarrow w}}{V_w} (T_s - T_w) \right)}_{\text{Échanges avec parois}}$$

$$\text{avec : } u = \frac{\dot{m}}{\rho_f \varepsilon \pi \left(\frac{D_{\text{bed}}}{2} \right)^2} \quad (2.4d)$$

où ε est la fraction de vide, ρ est la densité massique, u est la vitesse locale du fluide, k_{eff} est la conductivité effective, k_w est la conductivité effective de la paroi, h_v est le coefficient de transfert thermique volumique, h_w est le coefficient de transfert thermique de paroi, h_{ext} est le coefficient de transfert thermique avec l'ambiance, A est la surface d'échange entre deux milieux, V est le volume du milieu, et D le diamètre du lit de roche.

Calcul des paramètres du modèle Tous les paramètres empiriques des équations 2.4a, 2.4b et 2.4c sont calculés comme exprimé dans les références [74] et [117]. Typiquement, afin de calculer les conductivités effectives, les corrélations suivantes $k_f^{\text{eff}} = \varepsilon k_f$ et $k_s^{\text{eff}} = (1 - \varepsilon) k_s$ sont utilisées pour le fluide et le solide respectivement. Il est à noter qu'il existe différents corrélations à ce sujet, mais l'article [108] montre peu d'impact sur le modèle en fonction de la corrélation utilisée.

Concernant le coefficient de transfert de chaleur interstitiel entre le solide et le fluide h_v , il peut être calculé comme suivant :

$$h_v = \frac{k_f^{\text{eff}} (2 + 1.1 Re_p^{0.6} Pr^{0.33})}{d_p} \quad (2.5a)$$

$$\text{avec : } Pr = \frac{c_p \mu_f}{k_f}, \quad Re_p = \frac{\rho_f d_p u}{\mu_f} \quad (2.5b)$$

Re étant le nombre de Reynolds, Pr le nombre de Prandtl, d_p le diamètre des particules et μ est la viscosité dynamique.

Enfin, pour calculer le coefficient de transfert thermique entre les parois et l'intérieur du stockage h_w ainsi que le coefficient de transfert entre les parois et l'extérieur h_{ext} , les corrélations proposées par l'article [118] sont utilisées et décrites ci-après :

$$h_w = \frac{k_f}{d_p} (2.576 \cdot Re^{0.33} \cdot Pr^{0.33} + 0.0936 \cdot Re^{0.8} \cdot Pr^{0.4}) \quad (2.6a)$$

$$h_{\text{air}} = \frac{0.664 \cdot Re_{\text{ext}}^{0.5} \cdot Pr_{\text{ext}}^{0.5} \cdot k_{\text{ext}}}{L_{\text{bed}}} \quad (2.6b)$$

$$h_{\text{ext}} = \frac{1}{A_{w \leftrightarrow \text{ext}}} \cdot \frac{1}{\frac{\log_{10} \frac{D_{\text{bed}} + l_{\text{wall}} + l_{\text{iso}}}{D_{\text{bed}} + l_{\text{wall}}}}{2\pi k_{\text{iso}} L_{\text{bed}}} + \frac{1}{h_{\text{air}} \cdot A_{w \leftrightarrow \text{ext}}}} \quad (2.6c)$$

où Re_{ext} et Pr_{ext} sont calculés pour l'air extérieur avec une vitesse moyenne de 1 m.s^{-1} , L_{bed} est la longueur du stockage et k_{ext} est la conductivité thermique de l'air ambiant, h_{air} est la coefficient d'échange thermique forcée entre un flux d'air laminaire et une paroi plane, l_{wall} est l'épaisseur de la paroi, l_{iso} est l'épaisseur de l'isolant et k_{iso} est la conductivité de l'isolant.

Toutes les corrélations et définitions des paramètres physiques utilisées dans ce manuscrit sont décrit dans l'annexe .1.

Résolution numérique du modèle La résolution numérique de ces équations, par la méthode des différences finies, donne l'évolution spatio-temporelle de la température. Cette méthode utilise un schéma de différentiation centrale du second ordre pour les termes dérivés du second ordre, un schéma de différentiation centrale pour les termes dérivés du premier ordre, et un schéma implicite pour la discrétisation temporelle.

Les vecteurs de température des trois phases sont obtenus via une méthode itérative, où les propriétés du fluide ainsi que le solide sont mis à jours toutes les 4 minutes. La discrétisation spatiale dans ce modèle est fixée à 101 valeurs ainsi qu'un pas de temps de 6 secondes pour la discrétisation temporelle. Ces valeurs ont été choisies suite à une étude de sensibilité qui montre une convergence des résultats avec une erreur ne dépassant 1% par rapport à un modèle 10 fois plus discrétisé. La motivation derrière ce choix de valeurs est d'accélérer le temps de calcul sans perte de précision du modèle [117].

Enfin, les conditions limites du problème nécessaires à la résolution numérique sont rentrées comme décrit dans l'article [72]. Ces conditions concernent les trois phases constituant le stockage, et correspondent aux extrémités du systèmes (sections d'entrée et de sortie). Elles s'expriment selon les équations décrites ci-après :

— Fluide :

$$T_{f,\text{inlet}} = \begin{cases} T_L & \text{si décharge} \\ T_H & \text{si charge} \end{cases} \quad (2.7a)$$

$$\frac{\partial T_{f,\text{outlet}}}{\partial x} = 0 \quad (2.7b)$$

— Solide :

$$\frac{\partial T_{s,\text{inlet}}}{\partial x} = \frac{\partial T_{s,\text{outlet}}}{\partial x} = 0 \quad (2.7c)$$

— Parois :

$$\frac{\partial T_{w,\text{inlet}}}{\partial x} = \frac{\partial T_{w,\text{outlet}}}{\partial x} = 0 \quad (2.7d)$$

Après résolution, il est possible de calculer l'énergie de stockage, les pertes thermiques aux parois et les pertes thermiques pendant la phase de charge, à l'aide d'un bilan énergétique comme indiqué dans l'équation 2.2.

Limites du modèle Le temps de calcul du modèle est relativement long, quantitativement 1 à 10 secondes pour simuler 1 heure de fonctionnement. De plus, l'implémentation de ce modèle nécessite une certaine connaissance en physique numérique et en langage de programmation scientifique ainsi que des ordinateurs adaptés. Par conséquent, le modèle est

adapté à la simulation à court terme et non à l'optimisation. Plus de détails sur le temps de calcul de modèle seront fournis dans les sections suivantes.

Il est à noter que ce modèle n'est adapté qu'aux installations de stockage qui respectent les hypothèses de ce dernier. On peut donc conclure, qu'en cas de défaut d'installation ou des caractéristiques qui diffèrent des hypothèses mentionnées, ce modèle n'est plus valable.

Ainsi le modèle ne respecte pas a priori les critères du cahier des charges, à savoir un modèle rapide adapté à utilisation dans un contrôleur et générique pour reproduire le comportement d'une installation défectueuse.

2.1.5 Modèle du stockage idéal : 0D - Ideal

Hypothèses du modèle Ce modèle suppose un stockage idéal sans pertes aux parois et avec une séparation parfaite entre les zones chaude et froide. En d'autres termes, le transfert de chaleur entre le fluide et le solide est supposé être parfait et instantané, alors que le transfert de chaleur aux parois est complètement négligé. En effet, les pertes thermiques aux parois ainsi que les pertes thermiques pendant la phase de charge ne sont pas comptabilisées. Dans ce cas, le gradient de température est supposé être égal à l'infini, ce qui signifie une thermocline d'épaisseur nulle comme illustré dans la figure 2.6.

On peut donc dire que ce modèle ne prend pas en compte les variations de température au sein du stockage mais considère une zone chaude à haute température et une autre froide à base température. Les flux d'énergies en entrée et en sortie du système sont considérés parfaitement transmis dans et depuis le stockage, ne respectant pas la deuxième loi de la thermodynamique. Ce modèle est souvent implémenté dans les travaux d'optimisation de la littérature comme discuté dans l'état de l'art.

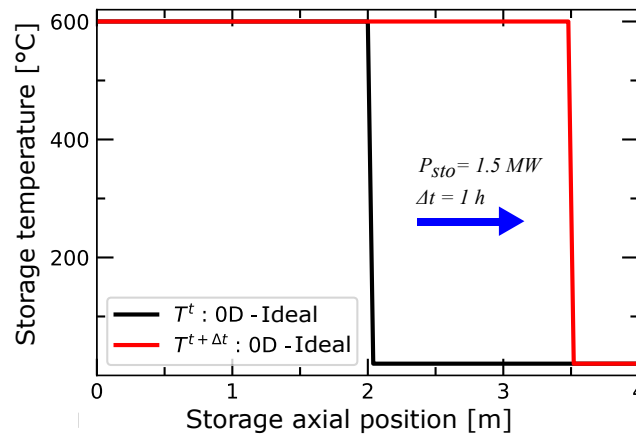


FIGURE 2.6 – Un exemple de l'estimation du profil axial de température via le modèle 0D - Ideal. La figure montre l'évolution de température des matériaux d'un stockage de 4 mètres de longueur et 4 MWh de capacité, après une charge de 1.5 MW pendant une heure. L'axe x correspond à la position axiale dans le stockage.

La dynamique du système selon ce modèle peut être exprimée comme ci-dessous :

$$E_{\text{sto}}^{t+\Delta t} = E_{\text{sto}}^t + \Delta t \cdot P_{\text{sto}}^t \quad (2.8a)$$

$$P_{\text{loss}}^t = \begin{cases} 0 & \text{si } E_{\text{sto}}^t < E_{\text{rated}} \\ P_{\text{sto}}^t & \text{si } E_{\text{sto}}^t = E_{\text{rated}} \end{cases} \quad (2.8b)$$

où E_{rated} est la capacité de stockage maximale.

Dans ce modèle, les pertes thermiques du stockage sont nulles à tout moment, sauf lorsque le système est à son niveau d'énergie maximal mais qu'il continue à être chargé en énergie. Dans ce cas, les pertes sont constantes et égales à la puissance de charge. Ce modèle sous-estime les pertes en général mais a un temps de calcul faible, quantitativement inférieur à 1 ms par itération. De plus, l'implémentation de ce type de modèle est relativement simple car nécessite peu de connaissance en physique vu la simplicité du modèle, et des moyens de calcul standards. Ce modèle sera considéré comme le modèle le plus simple qui sera utilisé tout au long de ce manuscrit.

Limites du modèle Ce modèle n'est capable d'estimer une distribution de température axiale à cause de sa nature 0D. Par conséquent, il n'est pas adapté aux travaux d'optimisations qui nécessitent des informations locales du systèmes (vieillessement et contrôle de la température de sortie pour maximiser le rendement ou éviter de dépasser les contraintes mécaniques des équipements en aval du stockage). De plus, ce modèle suppose un stockage idéal et n'inclue pas un terme modélisant les pertes thermiques du stockage, ce qui sous-estime les pertes du stockage. Par conséquent, cela impacte la précision du modèle, sa capacité à modéliser les pertes ainsi qu' les défauts d'installations existantes. En conclusion, ce modèle ne respecte les termes du cahier des charges d'un modèle thermocline, précis, modélisant les pertes et générique.

2.1.6 Modèle du stockage à température uniforme : 0D - Uniform

Hypothèses du modèle Dans ce modèle, le stockage est considéré, dans sa totalité, à une température uniforme T_{mean} comme montré dans la figure 2.7. Aussi, le gradient de température est nul, ce qui signifie que la thermocline est complètement horizontale et que son épaisseur est égale à la longueur du stockage. Ceci découle de l'hypothèse d'un mixe parfait entre l'air qui rentre dans le système et les matériaux du stockage.

L'évolution de l'énergie de stockage ainsi que les pertes de puissance pendant la phase de charge peuvent être calculées à l'aide des équations 2.9a et 2.9b, où T_{mean} est mise à jour à chaque pas de temps en utilisant l'équation 2.9c. Comme expliqué précédemment, les pertes d'un tel stockage thermique sont composées de deux aspects.

$$E_{\text{sto}}^{t+\Delta t} = E_{\text{sto}}^t + \Delta t \cdot P_{\text{sto}}^t - \Delta t \cdot P_{\text{loss}}(T_{\text{mean}}^t, \dot{m}) \quad (2.9a)$$

$$\text{avec } P_{\text{loss}}^t = \dot{m} \cdot c_{pf}(T_{\text{mean}}^t - T_{\text{ext}}) \quad (2.9b)$$

$$\text{et } T_{\text{mean}}^t = \frac{E_{\text{sto}}^t}{c_{ps}m_s} + T_{\text{ext}} \quad (2.9c)$$

où T_{mean} est la température moyenne du stockage, T_{ext} est la température ambiante, \dot{m} est le débit massique de l'air, m_s est la masse des matériaux de stockage et c_{ps} est la chaleur spécifique massique des matériaux.

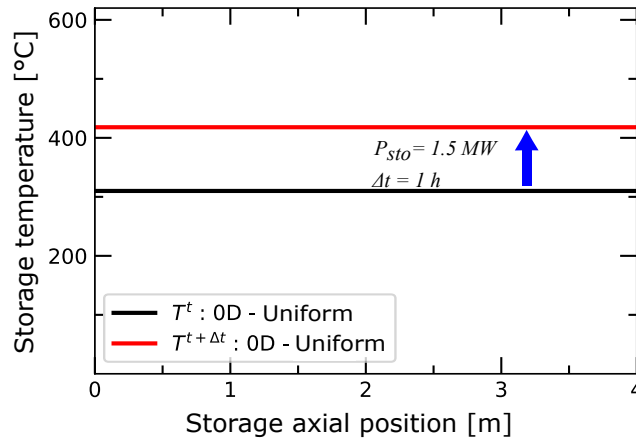


FIGURE 2.7 – Un exemple de l'estimation du profil axiale de température via le modèle 0D - Uniform. La figure montre l'évolution de température des matériaux d'un stockage de 4 mètres de longueur et 4 MWh de capacité, après une charge de 1.5 MW pendant une heure. L'axe x correspond à la position axiale dans le stockage.

Ici, la perte de puissance P_{loss} est la puissance qui n'est pas transférée de l'air aux matériaux de stockage pendant la phase de charge. Par conséquent, P_{loss} est proportionnelle au débit massique d'air \dot{m} et à la température de sortie du stockage (ici égale à T_{mean}^t). Ce modèle ne considère pas le deuxième type des pertes, c'est-à-dire les pertes aux parois, contrairement aux modèles 1D. Il est à noter que le modèle 0D - Uniform surestime les pertes de stockage au niveau de la section de sortie.

Le temps de calcul du modèle 0D - Uniform est faible, ce qui explique son utilisation fréquente dans les travaux d'optimisation des systèmes énergétiques.

Limites du modèle Cependant, ce modèle estime mal la température à l'intérieur du stockage (par exemple la température de sortie du stockage pour le calcul des pertes, le rendement lorsqu'il est couplé à des systèmes de conversion dans des réseaux multi-énergies ou le vieillissement des équipements). Par conséquent, les modèles 1D sont nécessaires lorsque l'optimisation du système dépend d'informations locales dans des fonctions objectives fines. De plus, ce modèle, comme le modèle 0D - Ideal, estime mal les pertes et n'est pas adapté aux installations qui comportent un défaut de fabrication. En effet, sur un cycle complet de charge, ce modèle surestime les pertes du stockage à cause de l'hypothèse d'une température uniforme au sein du stockage. Les critères d'un modèle thermocline, générique et précis du cahier des charges ne sont pas respectés.

2.2 Métamodélisation du stockage thermique

L'état de l'art de la sous-section 2.1.3 a montré deux principaux niveaux de modélisation souvent utilisés pour prédire le comportement du stockage thermique. Il s'agit des modèles 1D considérés comme gourmands en temps de calcul mais précis, et des modèles 0D rapides mais peu précis non capable d'estimer la température au sein du stockage. Il est donc nécessaire de proposer un niveau intermédiaire de modélisation du stockage thermique. De plus, l'analyse de la littérature montre que peu des travaux étudient la réduction des modèles du stockage thermique, malgré quelques modèles analytiques proposés par des chercheurs présentant des limites qui vont à l'encontre de notre cahier des charges.

Il est donc indispensable de proposer un modèle 1D précis et rapide respectant le cahier des charges défini dans la sous-section 2.1.1. Ainsi, l'objet de cette section est de proposer une nouvelle approche de métamodélisation basée sur les données numériques de simulation de 1D - PDE, appelé 1D - MM.

Ce modèle consiste en une approximation analytique de la distribution spatio-temporelle de la température $T^t(x)$. Il prend deux valeurs en entrée qui sont la commande P_{sto}^t et la courbe de température de stockage initiale $T^t(x)$ afin de donner la courbe de température de stockage finale $T^{t+\Delta t}(x)$. Ensuite, l'état du stockage et les pertes de chaleur sont calculés par un simple bilan énergétique. Le fonctionnement du métamodèle est illustré dans la figure 2.8.

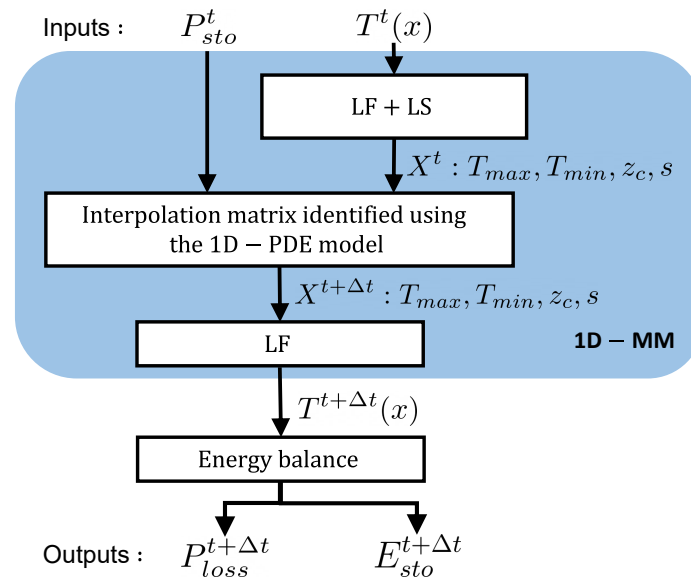


FIGURE 2.8 – Diagramme opérationnel du métamodèle, illustrant les principales étapes du calcul de l'évolution de l'état du système et des pertes. *LF* signifie la fonction logistique et *LS* un algorithme des moindres carrés.

Un atout pour les algorithmes d'optimisation L'utilisation du métamodèle, une fois construit, est rapide car il évite la résolution des équations aux dérivées partielles, qui sont coûteuses

en temps de calcul, pendant la phase de simulation. Par conséquent, les temps de calcul sont faibles, quantitativement 1 ms pour simuler 1 h de fonctionnement du stockage.

Il est donc possible d'utiliser ce modèle dans des algorithmes d'optimisation et de simulation sur de larges horizons temporels. Son temps de calcul faible fait de ce modèle une solution efficace pour le contrôle fin des systèmes HTTES dans l'objectif d'optimiser sa gestion en temps réel ou son design.

Ce modèle peut être également plus ou moins discrétisé, pendant la phase de construction, pour éteindre le meilleur compromis entre vitesse d'exécution et rapidité de calcul comme sera discuté dans les sous-sections suivantes.

2.2.1 Hypothèses de modélisation

Ce modèle suit les hypothèses d'un modèle 1D expliquées dans la sous-section 2.1.4. Il peut être construit à partir des données issues des simulations d'un modèle 1D - PDE, ou plus généralement tous types de modèle 1D du stockage thermocline.

Néanmoins, ce modèle peut également apprendre les données issues des mesures expérimentales sans même passer par les simulations d'autres modèles 1D. Cela sera l'objet de la section 3.1.2.

Approximation spatiale D'autre part, pour obtenir un modèle rapide en exécution mais tout de même précis, il faut réduire la taille du vecteur de profil de température axial. Pour cela, une approximation spatiale via différentes fonctions est possible.

En effet, l'approximation du gradient thermique au sein du stockage appelé thermocline, peut être faite via des fonctions polynomiales ou trigonométriques, la fonction d'erreur, la fonction de distribution cumulative ainsi que la fonction logistique [74][76][77][75][119][120][121].

Ici la fonction de distribution cumulative logistique, autrement appelé la fonction de Verhulst, est choisie pour réaliser cette tâche. Cette fonction peut être exprimée via quatre paramètres, à savoir T_{\max} , T_{\min} , z_c et s , comme décrit dans l'équation ci-dessous :

$$T(x, T_{\max}, T_{\min}, z_c, s) = T_{\min} + \frac{T_{\max} - T_{\min}}{1 + e^{-(x-z_c)/s}} \quad (2.10)$$

où T_{\max} est la température maximale des matériaux du stockage, T_{\min} est la température minimale, z_c est la position axiale dans le stockage qui correspond au centre du gradient thermique (thermocline), s est la dérivé du gradient au centre du gradient situé à la position z_c , e est la fonction exponentielle.

Il est à noter que z_c (le centre de la thermocline) est situé à la position où les matériaux du stockage ont une température moyenne $(T_{\max} - T_{\min})/2$ comme montré dans la figure 2.9.

Par conséquent, la température du stockage peut être exprimée en fonction d'un vecteur contenant les quatre paramètres de la fonction logistique. Cela éviterait la manipulation d'un vecteur de température de grande taille n_x . cette taille de vecteur dépend des modèles utilisés mais généralement est supérieur à cents valeurs $n_x > 100$ [72].

Approximation temporelle Concernant l'approximation temporelle, elle suit une loi d'interpolation linéaire multi-dimensionnelle. Le nombre de dimensions de l'approximation tem-

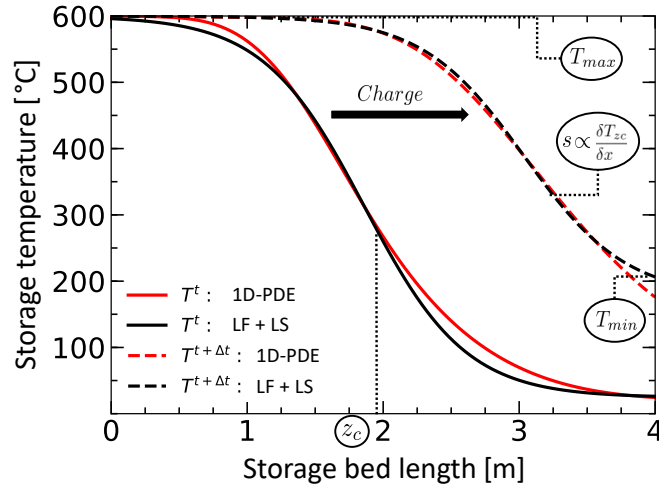


FIGURE 2.9 – Évolution de la température du stockage pour une charge de 1 MW pendant 1 h estimée par le modèle 1D - PDE et approximée par LF (fonction logistique) et LS (algorithme des moindres carrés).

porelle est égale à 5 et correspond à l'état initial du stockage, exprimé via les 4 valeurs de la fonction logistique, en plus de la commande du stockage P_{sto} .

L'approximation temporelle permet d'échapper à la résolution des PDE et réduire significativement le temps de simulation en passant par l'interpolation linéaire multi-dimensionnelle. Ainsi, le temps de calcul est divisé par environ un facteur de mille.

Le pas de temps de ce modèle Δt , une fois fixé, est constant. C'est-à-dire qu'une itération du modèle donnerait l'évolution de la courbe de température après une période Δt . Afin de changer le pas de temps Δt , il est obligatoire de reconstruire le modèle en changeant les données d'apprentissage.

2.2.2 Fonctionnement du métamodèle

Le fonctionnement de ce métamodèle peut être résumé comme illustré dans la figure 2.8 en cinq étapes.

1. Le modèle est initié en donnant les valeurs du vecteur de température initial de stockage $T^t(x)$ ainsi que la commande de puissance P_{sto}^t .
2. Comme décrit précédemment, une approximation spatiale est nécessaire afin de réduire la taille du vecteur de température de stockage. De ce fait, un algorithme des moindres carrés est utilisé pour trouver le meilleur quadruplet de paramètres de la fonction logistique $X^t : [T_{min}^t, T_{max}^t, z_c^t, s^t]$. Ce quadruplet minimise l'erreur au carré entre la fonction logistique qui en découle et la courbe de température à approximer.
3. L'état initial X^t ainsi que la commande de puissance P_{sto}^t sont ensuite utilisés pour estimer l'état final $X^{t+\Delta t}$ par interpolation linéaire en utilisant la matrice d'interpolation construite au préalable. Cette matrice cartographie l'évolution de l'état final en fonction de différents états initiaux et valeurs de commande de puissance et sa

taille dépend de la précision souhaitée. La taille de cette matrice est maîtrisée grâce au niveau de discrétisation choisi pour les états initiaux et les commandes de puissances dans la phase d'apprentissage. L'effet de la discrétisation ainsi que le temps de construction de cette matrice seront discutés dans les sous-sections suivantes. Cette étape résulte en un état final $X^{t+\Delta t}$. L'interpolation linéaire multivariée à cinq dimensions à grille équidistante est réalisée à l'aide de l'algorithme "interp" de la librairie SciPy en langage Python.

4. L'utilisation de la fonction logistique (équation 2.10) permet à nouveau de calculer la courbe de température finale $T^{t+\Delta t}(x)$ en fonction de l'état final $X^{t+\Delta t}$: $[T_{\min}^{t+\Delta t}, T_{\max}^{t+\Delta t}, z_c^{t+\Delta t}, s^{t+\Delta t}]$.
5. Enfin, la courbe de température finale $T^{t+\Delta t}(x)$ est utilisée pour estimer l'énergie du stockage et les pertes thermiques par un simple bilan énergétique selon l'équation 2.2.

Ces étapes sont exécutées à chaque itération du métamodèle pour obtenir l'évolution dynamique de la température du stockage après une période Δt .

Dans la sous-section suivante, la construction de la matrice d'interpolation, qui sert à réaliser l'approximation temporelle de l'état du stockage, sera décrite.

2.2.3 Construction de la matrice d'interpolation du métamodèle

Comme expliqué dans la sous section précédente, la troisième étape opérationnelle du métamodèle utilise une matrice d'interpolation qui doit être construite à l'avance. L'objectif de cette sous-section est d'expliquer l'algorithme utilisé pour construire une telle matrice.

Le rôle de la matrice d'interpolation est de représenter l'évolution temporelle de l'état final $X^{t+\Delta t}$ en fonction de l'état initial X^t ainsi que la commande de puissance P_{sto}^t . L'interpolation de cette matrice sera donc la fonction dynamique du stockage qui relie l'état final à l'état initial et la commande :

$$X^{t+\Delta t} = f_{\text{dyn}}(X^t, P_{\text{sto}}^t) \quad (2.11)$$

Pour créer cette fonction dynamique du métamodèle f_{dyn} , plusieurs étapes sont conduites et décrites ci-dessous.

Premièrement, l'état du stockage X , qui dépend de T_{\min} , T_{\max} , z_c , s est discrétisé sur une grille à quatre dimensions, composée des vecteurs de discrétisation : \mathbf{T}_{\min} , \mathbf{T}_{\max} , \mathbf{z}_c , \mathbf{s} . Ici les symboles en gras signifient les vecteurs d'état. Chaque vecteur de discrétisation d'état a une taille i donc X a i^4 combinaisons de valeurs possibles. La commande de puissance P_{sto} est également discrétisée pour donner le vecteur \mathbf{P}_{sto} de taille j .

La taille des vecteurs de discrétisation détermine la taille de la matrice d'interpolation utilisée pour l'interpolation. Par conséquent, plus les vecteurs sont discrétisés meilleure sera la qualité d'interpolation et donc la précision du modèle. En revanche, une discrétisation plus fine signifie un temps de calcul plus important pour la construction de cette matrice.

Il est donc important de choisir la taille de matrice appropriée pour obtenir le meilleur rapport entre précision du modèle et temps de calcul. Il est à noter que dans ce travail, la discrétisation est effectuée sur une grille équidistante. Ce choix d'un plan d'échantillonnage équidistant a été motivé par la simplicité de ce choix. D'autres plans d'échantillonnage peuvent

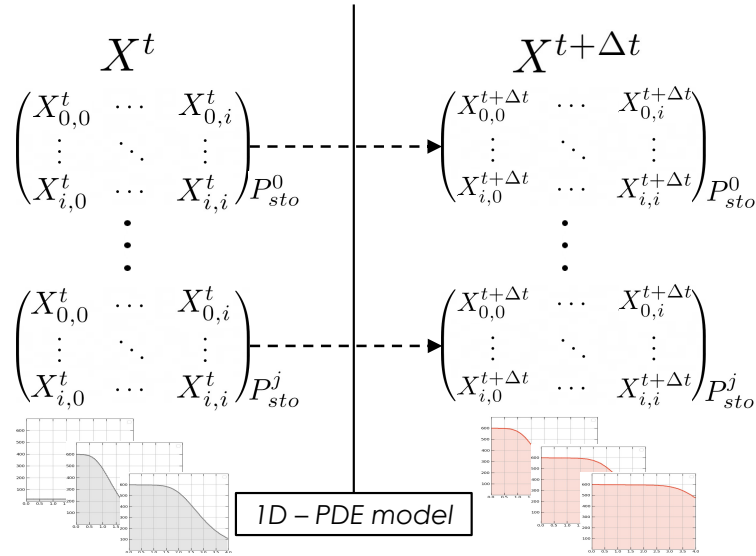


FIGURE 2.10 – Illustration de la construction de la matrice d’interpolation du métamodèle. A gauche, les données d’entrée composées d’états initiaux et de commandes de puissance. A droite, les données de sortie issues des simulations du modèle 1D - PDE qui correspondent aux états finaux. Les matrices à droite de la figure sont sauvegardées et utilisées pour l’approximation temporelle du métamodèle. Par simplification, les matrices illustrées ici sont à 2 dimensions et non pas 4.

être envisagés afin de réduire le nombre d’échantillons tout en gardant un plan d’expérience aussi performant [122].

De plus, la discrétisation des vecteurs d’état et de la commande se font entre des bornes maximales et minimales. Ainsi, la discrétisation du vecteur d’état \mathbf{T}_{\max} se fait entre la température maximale admise par le stockage $T_{\text{storage,max}}$ et la température ambiante T_{ext} , \mathbf{T}_{\min} entre la température T_{\max} et la température ambiante T_{ext} , \mathbf{z}_c entre L la longueur du stockage et 0, \mathbf{s} entre 10 et 10^{-4} , \mathbf{P}_{sto} entre la puissance maximale admise par le stockage pendant la phase de charge P_{CH} et celle de la décharge P_{DC} .

Les bornes maximale et minimale de \mathbf{s} ont été fixées après une étude de sensibilité, qui montre que l’impact de l’évolution de la valeur numérique du paramètre s n’a plus d’influence sur la courbe de température en dehors de cette plage.

Un résumé des caractéristiques des vecteurs de discrétisation se trouve dans le tableau 2.2.

Deuxièmement, la fonction logistique est utilisée afin de calculer une distribution initiale de température $T^t(x)$ pour tous les états initiaux. Pour rappel, chaque vecteur de discrét-

Vecteur	\mathbf{T}_{\min}	\mathbf{T}_{\max}	\mathbf{z}_c	\mathbf{s}	\mathbf{P}_{sto}
Type du vecteur	État	État	État	État	Commande
Taille du vecteur	i	i	i	i	j
Borne maximale	T_{\max}	$T_{\text{storage,max}}$	L	10	P_{CH}
Borne minimale	T_{ext}	T_{ext}	0	10^{-4}	P_{DC}

TABLEAU 2.2 – Description des bornes maximales et minimales de discrétisation des vecteurs d’états et du vecteur de la commande.

tisation d'état : $\mathbf{T}_{\min}, \mathbf{T}_{\max}, \mathbf{z}_c, \mathbf{s}$ a une taille i . Le vecteur d'état initial X^t a donc i^4 combinaisons de valeurs possibles. Aussi, le vecteur de discrétisation de commande $\mathbf{P}_{\text{sto}}^t$ a une taille j . Il faut donc un certain nombre de simulations N_{cons} d'un modèle 1D dynamique qui donne l'état final associé à chaque combinaison d'état initial et commande précédemment déterminés suite à l'étape de discrétisation. Pour effectuer les simulations, le modèle 1D - PDE est utilisé dans ce travail. Le nombre de ces simulations est calculé selon la relation suivante :

$$N_{\text{cons}} = i^4 \cdot j \quad (2.12)$$

où i est la taille des vecteurs de discrétisation d'état et j est la taille du vecteur de discrétisation de la commande.

Il est à noter que le modèle 1D - PDE doit être réglé pour simuler un stockage à capacité et dimensions fixes. De même, le type de matériaux ainsi que le choix du fluide caloporteur doivent rester inchangés pour la construction de la matrice. Enfin la période de temps étudiée Δt du modèle, qui sépare l'état initial de l'état final, reste constante. Dans ce modèle, le choix du pas de temps Δt est déterminé par la résolution temporelle souhaitée du contrôleur dans lequel le modèle sera implémenté (ici $\Delta t = 1$ h).

Troisièmement, les résultats de l'étape d'avant est un ensemble de vecteurs de température, qui sont sauvegardés dans la matrice d'apprentissage. Chaque vecteur correspond à une distribution finale de température $T^{t+\Delta t}$ associée à un état initial et une commande. Toutes ces distributions de température sont ensuite traduites par des vecteur d'états finales $X^{t+\Delta t}$, en utilisant la fonction logistique et un algorithme des moindres carrés. L'ensemble des résultats est ensuite enregistré dans une matrice qui sera utilisée ultérieurement pour l'interpolation linéaire dans la phase opérationnelle du modèle. L'algorithme 1 reprend la procédure de construction de la matrice.

Data: $T_{\min}^t \in \mathbf{T}_{\min}, T_{\max}^t \in \mathbf{T}_{\max}, z_c^t \in \mathbf{z}_c, s^t \in \mathbf{s}, P_{\text{sto}}^t \in \mathbf{P}_{\text{sto}}$

Result: $f : X^t; P^t \mapsto X^{t+\Delta t}$

with $X^{t+\Delta t} = [T_{\min}^{t+\Delta t}, T_{\max}^{t+\Delta t}, z_c^{t+\Delta t}, s^{t+\Delta t}]$

and $X^t = [T_{\min}^t, T_{\max}^t, z_c^t, s^t]$

initialisation;

foreach $T_{\min}^t, T_{\max}^t, z_c^t, s^t$ **do**

foreach P_{sto}^t **do**

 calculate $T^t(x)$ with equation 2.10

 calculate $T^{t+\Delta t}(x)$ by solving Eq. 2.4a 2.4b 2.4c

 calculate $T_{\min}^{t+\Delta t}, T_{\max}^{t+\Delta t}, z_c^{t+\Delta t}, s^{t+\Delta t}$ with equation 2.10 and least square algorithm

 save results into the information matrix

end

end

Algorithm 1: Procédure pour la construction de la matrice d'interpolation du métamodèle.

2.2.4 Étude de sensibilité du métamodèle 1D - MM

Ici, des études de simulation numérique seront conduites afin de statuer sur les performances du métamodèle vis à vis du modèle précis 1D - PDE. Pour ce faire, un cycle de charge et de décharge profond est effectué via les deux modèles, ainsi qu'une étude de sensibilité du métamodèle. La sensibilité du modèle sera examinée sur deux plans : son niveau de discrétisation et sa capacité à prédire le comportement du stockage pour différentes puissances de charge.

Pour commencer, quatre métamodèles d'un niveau de discrétisation croissant, sont créés afin de mener cette étude. Le niveau de discrétisation de ces modèles ainsi que leur temps de construction sont discutés dans le tableau 2.3.

Symbole	i	j	N_{cons}	t_{cons} (s)
MM ^{2,5}	2	5	80	112
MM ^{3,7}	3	7	567	737
MM ^{5,11}	5	11	6 875	6 187
MM ^{10,21}	10	21	210 000	207 000

TABLEAU 2.3 – Description du niveau de discrétisation et du temps de construction des métamodèles discutés dans l'étude de sensibilité. i : niveau de discrétisation des vecteurs d'état. j : le niveau de discrétisation du vecteur de commande. N_{cons} : nombre de simulations du 1D - PDE pour la construction de la matrice du métamodèle. t_{cons} : temps écoulé pour la construction du métamodèle, avec un ordinateur Intel[®] Core i7-6820HQ CPU @ 2.70GHz.

1D - MM versus 1D - PDE durant un cycle profond Ici, seule le modèle 1D - MM^{10,21} sera utilisé et confronté au modèle 1D - PDE. Ce modèle a un pas de temps Δt égal à une heure. Une charge et une décharge profondes, d'un stockage d'une capacité de 4 MWh, ont été simulées à l'aide des 2 modèles : 1D - PDE et 1D - MM. Les corrélations ainsi que les propriétés physiques du modèle 1D - PDE sont décrits dans l'annexe.1. La puissance de stockage est identique, pour la charge et la décharge, et égale à 1 MW thermique. La charge a duré 5 h alors que la décharge a duré 4 h, les résultats sont visualisés toutes les heures. Le tableau 2.4 résume les caractéristiques du stockage simulé dans le cadre de cette étude.

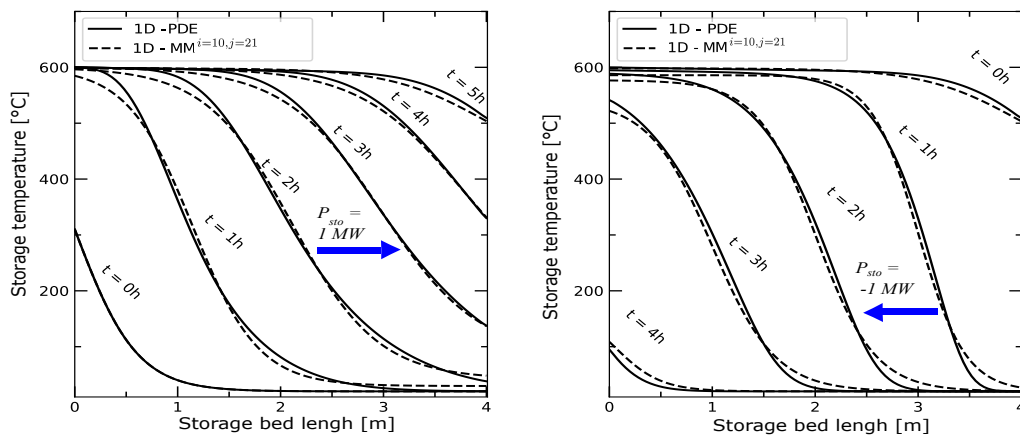
HTF	HSM	D_{bed} (m)	L_{bed} (m)	d_p (m)	E_{rated} (kWh _{th})	$T_{\text{storage,max}}$ (°C)	P_{CH} (kW)	P_{DC} (kW)	ε (-)
Air	Bauxite	2	4	0.03	4 000	600	4 000	4 000	0.4

TABLEAU 2.4 – Résumé des propriétés du stockage thermique simulé à l'aide des modèles 1D - MM et 1D - PDE.

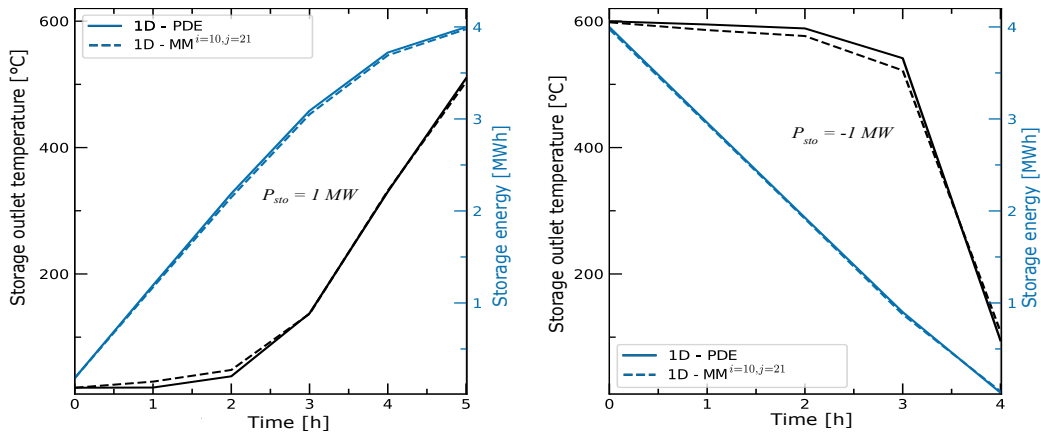
Les figures 2.11(a) et 2.11(b) montrent, sur la base d'un cycle complet de charge et de décharge, l'évolution de la température des matériaux de stockage. Ici, l'erreur absolue moyenne est inférieure à 15°C et 50°C pour la charge et la décharge respectivement. Il s'agit d'une erreur moyenne absolue dans le temps et l'espace étudiés. Il est à remarquer que cette erreur est plus important pour la décharge par rapport à la charge. Ceci peut provenir du fait que, l'étude a commencé par une charge suivi d'une décharge. Ainsi, l'erreur a été accumulée au fur et à mesure de la charge et a été additionnée à l'erreur de la décharge.

D'autre part, les figures 2.11(c) et 2.11(d) montrent, sur la base du même cycle, l'évolution de la température de sortie ainsi que l'énergie du stockage selon les deux modèles. L'erreur absolue moyenne, de l'énergie du stockage, est approximativement égale à 0.1 MWh pour la charge et la décharge. L'erreur de la température de sortie du stockage est presque nulle, ce qui signifie une estimation très correcte de cette température.

Une concordance entre les résultats issus des deux modèles peut être donc observée. Dans cette étude, le modèle 1D - MM reproduit avec précision les résultats du modèle 1D - PDE. Cela représente une alternative au modèle 1D - PDE, qui peut être utiliser pour la simulation sur long terme ou pour l'estimation rapide de l'état dans un contrôleur en temps réel.



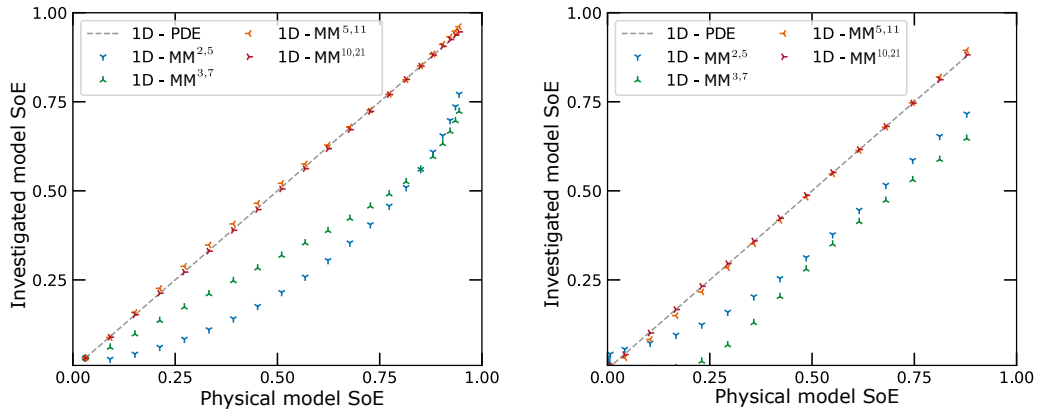
(a) Température des matériaux durant une charge. (b) Température des matériaux durant une décharge.



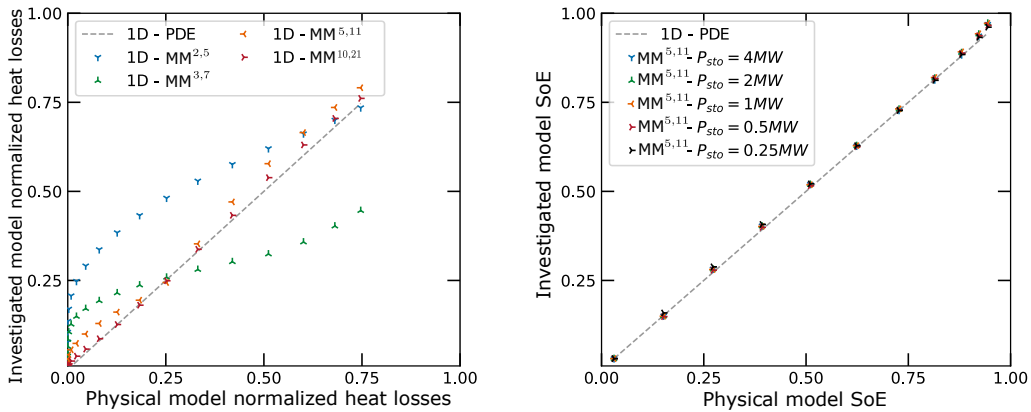
(c) Énergie et température de sortie du stockage durant une charge. (d) Énergie et température de sortie du stockage durant une décharge.

FIGURE 2.11 – Évolution de la température des matériaux ainsi que l'énergie du stockage selon les modèles 1D - PDE et 1D - MM^{10,21}, pour le stockage décrit dans le tableau 2.4.

Sensibilité 1D - MM vis à vis de son niveau de discrétisation Il s'agit de faire varier le niveau de discrétisation du modèle 1D - MM et d'étudier son impact sur la précision du métamodèle. Les modèles en question sont décrits dans le tableau 2.3. Ici, les données de simulation du modèle 1D - PDE font office de données de référence pour l'évaluation de l'impact de discrétisation du métamodèle.



(a) L'évolution du *SoE* durant une charge, selon les modèles examinés en fonction de la progression du *SoE* prédit par le modèle précis 1D - PDE. (b) L'évolution du *SoE* durant une décharge, selon les modèles examinés en fonction de la progression du *SoE* prédit par le modèle précis 1D - PDE.



(c) L'évolution des pertes thermiques normalisées durant une charge, selon les modèles examinés en fonction de la progression des pertes prédites par le modèle précis 1D - PDE. (d) L'évolution du *SoE* durant une charge, selon le modèle $MM^{5,11}$ examinés en fonction de la progression du *SoE* prédit par le modèle précis 1D - PDE, pour différentes puissances de charges.

FIGURE 2.12 – Évaluation de la sensibilité du métamodèle vis à vis de son niveau de discrétisation selon différents critères.

Pour cette étude, la charge et la décharge d'un stockage avec une puissance de 0.25 MW pendant une période de 20 h est simulée. Le pas de temps du modèle reste inchangé

($\Delta t = 1h$). Pour rappel, le tableau 2.3 détaille les différents métamodèles utilisés lors de cette étude.

Les figures 2.12(a) et 2.12(b) montrent l'évolution de l'état d'énergie pendant la phase de charge et de décharge respectivement. L'état d'énergie SoE est exprimé ici comme étant $SoE = E_{sto}/E_{rated}$. C'est donc un indicateur dont la valeur varie entre 0 quand le stockage est vide (à température ambiante dans son ensemble) et 1 quand le stockage est saturé (à température maximale dans son ensemble).

L'axe y trace l'évolution de l'état d'énergie selon les différents modèles étudiés alors que l'axe x est l'état d'énergie selon le modèle précis 1D - PDE. Ainsi pour le modèle 1D - PDE, la droite est parfaitement diagonale vu que les valeurs des deux axes (traitant le même modèle) sont identiques. Pour les autres modèles, plus les valeurs sont éloignées de la diagonale, moins le modèle est précis et semblable au modèle 1D - PDE.

Ainsi nous pouvons voir que les modèles les plus précis sont les plus discrétisés comme 1D - MM^{5,11} et 1D - MM^{10,21}. Aussi, à partir du modèle 1D - MM^{5,11} la discrétisation semble avoir peu d'impact sur la précision du modèle dans ce cas de figure. Quantitativement, l'erreur moyenne commise par les modèles est supérieur à 20 % pour 1D - MM^{2,5} et 1D - MM^{3,7} et inférieur à 2 % pour 1D - MM^{5,11} et 1D - MM^{10,21}. Les conclusions sont identiques pour la charge et la décharge.

Quant aux pertes thermiques, la figure 2.12(c) trace leur évolutions pendant la phase de charge par modèle. Ces pertes sont normalisées, afin de simplifier la lecture, en divisant la puissance de pertes P_{loss} par la puissance de charge P_{sto} . Ainsi, la valeur des pertes normalisées varie entre 0 quand les pertes sont nulles et 1 quand toute la puissance de charge est perdue sous forme de charge résiduelle en sortie du stockage (typiquement à la fin de charge quand le stockage est saturé).

Les résultats montrent, comme précédemment, qu'un modèle 1D - MM^{5,11} est performant mais qu'une marge de progression existe en discrétisant plus le modèle. De même qu'avant, l'erreur moyenne commise par les modèles est supérieur à 20 % pour 1D - MM^{2,5} et 1D - MM^{3,7} et de à 7 et 3 % pour 1D - MM^{5,11} et 1D - MM^{10,21} respectivement.

Maintenant, nous allons voir les résultats de plusieurs simulations utilisant un modèle 1D - MM^{5,11} ainsi qu'un modèle 1D - PDE. La figure 2.12(d) montre l'évolution de SoE selon ses simulations, où chaque courbe correspond à une puissance de charge différentes. Ces puissances varient entre 0.25 et 4 MWh, l'objectif étant d'étudier la précision du métamodèle sur toute la plage de puissance de fonctionnement.

Les résultats montrent que le modèle maintient un niveau de précision identique pour les différentes valeurs de puissance injectée dans le stockage. Ainsi le 1D - MM^{5,11} est performant aussi bien pour les faibles que pour les fortes puissances de commande.

En conclusion de cette sous-section, un modèle ayant un niveau de discrétisation de type 1D - MM^{5,11} semble avoir des performances satisfaisantes sur tous les critères examinés dans cette étude, en plus d'un temps de construction raisonnable.

Limites du métamodèle Tout d'abord, le métamodèle construit sur la base des simulations 1D - PDE, a les mêmes limites que le modèles 1D - PDE, à savoir un milieu isotrope et homogène, des effets radiaux négligeables, etc. De plus, ce métamodèle est construit pour des températures de charge et ambiante constantes, c'est-à-dire qu'il n'est pas capable de simuler une charge à température variable, ou une décharge à température ambiante variable. Enfin,

un métamodèle est construit à dimensionnement et avec des matériaux fixes. Autrement dit, changer les dimensions ou les matériaux du stockage implique de reconstruire à nouveau un métamodèle.

Dans les sections suivantes, nous allons évaluer les performances du modèle sur la base des installations industrielles existantes, afin de confirmer les conclusions de cette étude purement numérique.

2.3 Conclusions

Afin de rendre le stockage thermique rentable et accélérer son déploiement, il faut concevoir et gérer ce système de manière optimale. Pour ce faire, des modèles sont nécessaires pour estimer précisément les variables locales, telles que la température, avec un temps de calcul raisonnable. Cela permet d'anticiper la dynamique de stockage pour le bon fonctionnement du contrôleur.

D'après l'état de l'art, des modèles 0D et 1D du stockage HTTES existent et peuvent être utilisés pour simuler et optimiser le stockage. Ainsi, 3 modèles de la littérature ont été sélectionnés dans cette étude. Aussi un niveau intermédiaire de modélisation du stockage adapté aux études de co-optimisation a été proposé, suivant une approche novatrice de métamodélisation basé sur les simulations des modèles 1D résolvant les équations aux dérivés partielles. De plus, ce métamodèle peut être construit avec un nombre de simulations variable afin d'obtenir le meilleur compromis entre précision et temps d'exécution.

De plus, une étude de validation numérique a été menée, en comparant l'évolution des caractéristiques du stockage thermique en fonction du temps pour des cycles complets, avec le modèle physique 1D - PDE et le métamodèle 1D - MM. Les résultats montrent qu'en fonction du niveau de discrétisation du métamodèle, l'erreur entre les deux modèles peut être plus ou importante. En résumé, un métamodèle 1D - MM^{5,11} sera un bon compromis entre temps de construction de modèle assez court et des résultats de simulations précises. Pour ce modèle, il a été montré que l'erreur moyenne relative de la température du stockage, du niveau de charge, et des pertes, en comparaison au modèle 1D - PDE ne dépasse pas les 5 % pour une charge et décharge complètes.

Chapitre 3

Validation expérimentale du modèle du stockage thermique



Sommaire

3.1	Installations expérimentales pour la validation des modèles du stockage thermique	92
3.2	Résultats de validation du métamodèle	106
3.3	Conclusions	123

L'objectif de ce chapitre est de valider les modèles discutés et développés dans le chapitre qui précède sur la base de plusieurs installations expérimentales de stockage thermique HTTES. Ainsi, une validation expérimentale sera menée sur la base de quatre installations expérimentales dont la technologie et la capacité varient. De plus, nous allons voir que dans le cas où les installations expérimentales ne respectent pas les hypothèses des modèles de la littérature, il est possible de créer un métamodèle basé sur les données expérimentales de cette même installation. Nous montrons également que ce métamodèle peut être obtenu avec une fréquence de mesure et un nombre d'essais expérimentaux raisonnables.

La section 3.1 sera consacrée à décrire les différentes installations expérimentales et leurs caractéristiques techniques. La section 3.2 décrira le protocole expérimental, les résultats issus de l'expérience ainsi que les analyses de ces derniers. Enfin les conclusions seront annoncées dans la section 3.3.

3.1 Installations expérimentales pour la validation des modèles du stockage thermique

Précédemment, nous avons vu que plusieurs modèles, de précision et rapidité d'exécution variées, existent dans la littérature. Du fait qu'aucun de ces modèles ne respecte la totalité du cahier des charges défini dans la section 2.1.1, un métamodèle a été proposé et sa sensibilité vis-à-vis de son niveau de discrétisation a été étudiée dans la section 2.2.

L'objectif de cette section est de décrire les installations expérimentales qui seront utilisées pour valider les modèles étudiés. En effet, les installations HTTES peuvent être divisées en deux catégories : les installations qui correspondent aux hypothèses 1D - PDE et les installations présentant des défauts de fabrication, de vieillissement ou des phénomènes fortement dimensionnels tels que les passages préférentiels de l'air. La présence de ces phénomènes change le comportement du stockage et sa dynamique, ce qui rend les modèles 1D - PDE et ses semblables moins précis quant à l'estimation de l'évolution de la température de HSM.

Ici nous allons voir en détail quatre installations expérimentales où la technologie, la topologie, les matériaux du stockage, le diamètre des particules et la taille de l'installation varient. La motivation derrière ce large choix d'installations est de valider le métamodèle développé sur différentes configurations afin de pouvoir le généraliser pour tous types de stockage HTTES. Ces installations seront la base de la validation expérimentale expliquée dans la section 3.2.

3.1.1 Description des installations expérimentales

La validation expérimentale est basée sur quatre installations et cinq configurations HTTES présentées dans les figures 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4, dont une installation a été testée avec deux tailles de matériaux de stockage différentes, d'où la différence entre le nombre d'installations et le nombre de configurations étudiées.

Une vue d'ensemble des quatre installations, dont une étudiée avec deux matériaux différents, est illustrée dans le tableau 3.1. Le choix de différentes configurations HTTES permet de valider les modèles présentés dans la section précédente avec une grande variété de paramètres conceptuels et opérationnels.

Classés dans la catégorie des systèmes de stockage à lit air/solide à pression atmosphérique, tous les systèmes utilisent l'air atmosphérique comme fluide caloporteur (HTF) et les solides comme matériaux de stockage de chaleur (HSM).

Alors que les configurations 1, 3, 4 et 5 sont caractérisées par une géométrie de forme parallélépipède et une direction horizontale du flux d'air, la configuration 2 a été conçue avec une géométrie en forme de gouttelette et une direction verticale du flux d'air.

La capacité maximale d'énergie de stockage E_{rated} varie entre 40 kWh_{th} pour la configuration 5 et 2900 kWh_{th} pour la configuration 1, calculée pour une température ambiante de 20°C.

Il convient de noter que la capacité de stockage augmente pour des températures de stockage maximales plus élevées ou des températures ambiantes plus basses. De plus, la capacité de stockage calculée ne prend pas en compte l'énergie contenue dans le HTF qui réside dans le stockage.

D'autre part, les configurations envisagées disposent des HSM avec des particules de diamètre différent d_p , allant de 8 à 30 mm. Enfin, la puissance de charge P_{CH} et de décharge P_{DC} des installations est située entre 27,5 et 320 kW_{th}.

Configuration	1	2	3	4	5
Installation	Eco-Stock [®]	Droplet	Shoebox22	Shoebox11	Proto900
Géométrie	Parallélépipède	Gouttelette	Parallélépipède	Parallélépipède	Cylindrique
Écoulement	Horizontal	Vertical	Horizontal	Horizontal	Horizontal
HTF	Air	Air	Air	Air	Air
HSM	Bauxite	Diabase	Diabase	Diabase	Bauxite
D_{bed} (m)	1.7	1.65 (ø)	1	1	0.35
L_{bed} (m)	3.08	1.5	1.5	1.5	1.5
V_{bed} (m ³)	8.9	3.2	1.5	1.5	0.144
d_p (mm)	30	8-11	16-22	8-11	30
E_{rated} (kWh _{th})	2900	1007	450	450	40
$T_{\text{storage,max}}$ (°C)	525	600	560	560	575
P_{CH} (kW _{th})	320	42	27.5	28.8	27.6
P_{DC} (kW _{th})	320	58	27.5	28.8	37.6
ε (-)	0.4	0.45	0.45	0.45	0.425
N ^o capteurs utilisés	9	15	3	4	9

TABLEAU 3.1 – Résumé des configurations HTTES utilisées dans ce travail. Les propriétés physiques des HSM des installations Droplet et Shoebox sont indiquées dans les documents [30], [123] et [103]. Les propriétés physiques des HSM des installations Eco-Stock[®] et Proto900 sont décrites dans l'annexe .1.

Contribution personnelle expérimentale Dans la section précédente, nous allons étudier sur la base de divers résultats expérimentaux, issus des 4 installations, la performances des modèles étudiés. Il convient donc de mentionner la contribution personnelle dans l'ensemble de ces résultats expérimentaux.

Cette contribution se manifeste par la collaboration avec le partenaire industriel de ce projet de recherche Eco-Tech CERAM ainsi des chercheurs de l'Université Technique du Danemark (DTU).

Ainsi, l'entreprise Eco-Tech CERAM nous a donné l'accès aux données des expériences menées en 2017 sur l'installation Eco-stock[®], financées par le concours mondial de l'innovation organisé par la banque publique d'investissement de France (BPI) et publiées en 2020 [84].

De plus, la DTU nous a partagé des données expérimentales, issues des installations Droplet et Shoebox, et publiées dans les articles [123], [30] et [103]. Cette collaboration a donné lieu à une publication scientifique publié en 2022 [124].

Contrairement aux 3 installations décrites ci-dessous, le Proto900 existait mais a été modifié complètement afin de mener les expériences étudiées dans ce chapitre. Ainsi, des modifications des composants physiques ont été effectuées (ajout des résistances électriques, des électrovannes, de l'isolation thermique...), en plus de changement de la régulation de l'électronique de puissance pour un contrôle-commande à distance. De plus, toutes les expériences du Proto900 ont été réalisées au cours de cette thèse.

Enfin, le traitement de données et l'analyse des résultats pour toutes les configurations examinées ont été conduits dans le cadre de ce travail.

3.1.2 Configuration 1 : Eco-Stock®

Ce HTTES horizontal, destiné à des applications industrielles, a été développé par la société Eco-Tech CERAM en 2017, dans le cadre du concours mondial de l'innovation organisé par la BPI en France. Il fait partie des installations de grand taille utilisées dans le cadre de cette étude. Ainsi, les dimensions de cette installation est de 3.08 m x 1.7 m ($L_{\text{bed}} \times D_{\text{bed}}$) avec un volume total de 8.9 m³, dont 60 % est occupé par les matériaux (porosité $\varepsilon = 0.4$) Ce stockage est capable de stocker un maximum de 2 900 kW_{th} si l'entièreté des HSM est à température maximale admise par le stockage (ici $T_{\text{storage,max}} = 525^\circ\text{C}$)

Elle comprend un réchauffeur électrique présenté sur le côté gauche du diagramme du processus dans la figure 3.1(c) ainsi qu'au centre de la figure 3.1(a). Le stockage en rouge est composé d'un conteneur qui encapsule une partie des tuyaux où l'air circule dans et depuis le milieu de stockage pendant la charge et la décharge. En outre, le conteneur comprend le milieu poreux de stockage composé de matériaux de stockage et les couches d'isolation pour limiter les pertes de chaleur à travers les parois.

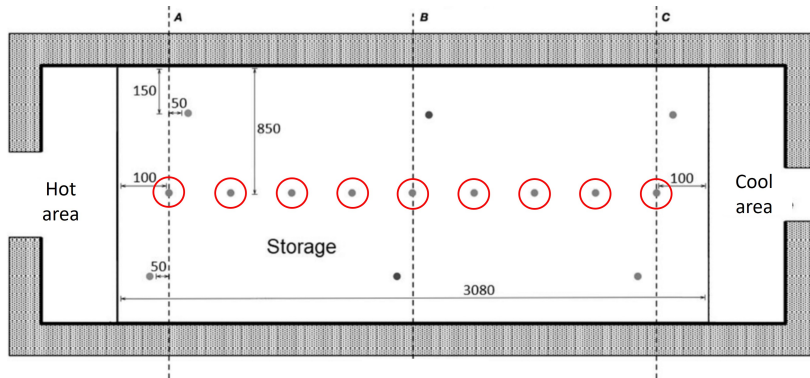
Ce stockage contient un total de matériaux de 16 tonnes de bauxite qui font office de milieu poreux pour le stockage de chaleur. Les résistances électriques, quant à elles, servent à réchauffer l'air qui circule dans les tuyaux de la phase de charge. Ils ont une puissance thermique maximale de 320 kW_{th}. L'air est soufflé à l'aide d'un ventilateur qui est capable de propulser jusqu'à 2 000 kg/h avec une consommation électrique totale de 30 kW.

L'Eco-Stock® est équipé d'un total de 33 capteurs de température dont 9 sont situés le long de l'axe central de l'unité, comme le montre la figure 3.1(b). Cette étude sera basée sur les valeurs enregistrées par les 9 capteurs situés sur l'axe central afin d'éviter les effets de paroi qui sont particulièrement importants pour les systèmes à petite échelle. De plus amples informations sur la configuration 1 peuvent être trouvées dans la publication [84]. Les propriétés physiques des matériaux, du fluide de transfert ainsi que les parois sont mentionnées dans l'annexe .1.

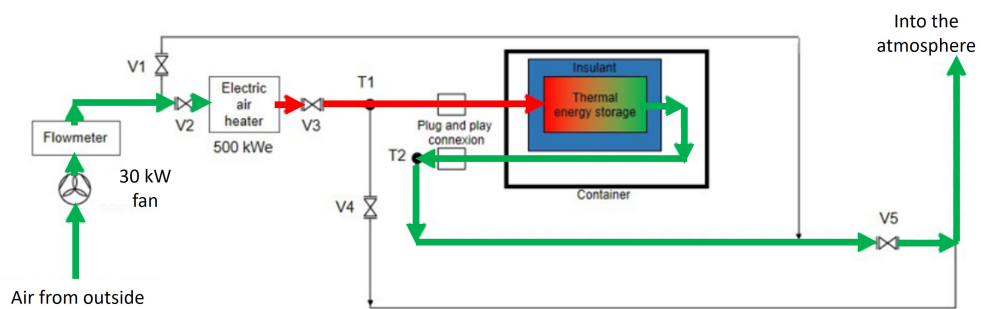
Ici la contribution de cette thèse se limite au traitement de données expérimentales issues des essais de 2018 ainsi que à l'analyse de ces données dans les sections suivantes.



(a) Photo du stockage Eco-Stock[®] développé par Eco-Tech CERAM.



(b) Position des capteurs sur une coupe centrale au long du stockage. En rouge les 9 capteurs utilisés dans cette étude.



(c) Schéma process.

FIGURE 3.1 – Configuration 1 : Eco-Stock[®]. (Source : [84])

3.1.3 Configuration 2 : Droplet

Cette installation a été développée par l'Université Technique du Danemark (DTU) dans le cadre du programme de recherche "Danish Energy Technology Development and Demonstration Program".

La figure 3.2(a) montre une image 3D du système HTTES vertical, qui prend la forme d'une gouttelette, appelé ici configuration 2. Des chercheurs du DTU ont présenté la conception de la configuration 2 appelée "Droplet" en 2022, un développement ultérieur d'un précédent HTTES cubique (configuration 3 et 4) [125]. La dégradation de la configuration 2 au niveau des matériaux et du système a été également analysée par les mêmes chercheurs [123].

Son nom Droplet est inspirée de sa conception ; une combinaison d'un boîtier supérieur conique coupé et d'un boîtier inférieur hémisphérique, qui donne à ce système la forme d'une gouttelette. Cette technologie a une approche novatrice qui consiste à placer les éléments chauffants ainsi que les tuyaux d'entrée et de sortie sur le dessus du stockage. Cela permet de simplifier la maintenance d'un part et d'autre part d'enfouir le HSM dans la terre afin de minimiser les pertes thermiques aux parois.

Grâce à l'utilisation de deux ventilateurs (voir figure 3.2(c)), l'air peut rentrer et sortir verticalement du lit de roches pendant la charge et la décharge. Ce schéma d'écoulement utilise la stratification naturelle à son avantage, puisque les roches les plus chaudes sont situées au sommet du stockage. Par conséquent, cela limite l'effet de la gravité qui pousse l'air chaud vers la partie supérieure du HTTES.

De plus, un tuyau à l'intérieur du stockage permet d'inverser le sens du flux d'air entre la charge et la décharge. Ce tuyau intérieur sert de sortie pendant la charge et d'entrée pendant la décharge, dans les deux cas pour l'air relativement froid.

Le lit de roche du Droplet a un volume de $3,2 \text{ m}^3$ et est rempli d'une masse totale de 5 394 kg de roches. Alors que les roches situées dans la partie supérieure du lit d'une masse totale de 219 kg sont caractérisées par des tailles comprises entre 16 et 22 mm, des roches comprises entre 8 et 11 mm sont utilisées pour remplir le reste du lit avec une masse totale de 5 175 kg. Les propriétés physiques des matériaux peuvent être retrouvées dans l'article [123].

La taille des particules est déterminée par un passage à travers des mailles de diamètres variables, ce qui signifie que les roches sont passées par des ouvertures de 22 mm et 11 mm, respectivement. Cela dit, une particule peut être plus longue dans une certaine direction en raison de sa forme irrégulière.

Cinq différents boîtiers hémisphériques et coniques, composés d'acier, de Superwool, de Rockwool, de briques et de béton, recouvrent le HSM. Ces couches permettent non seulement de réduire les pertes de chaleur vers l'extérieur, mais aussi de soutenir la structure du HTTES en équilibrant les forces mécaniques.

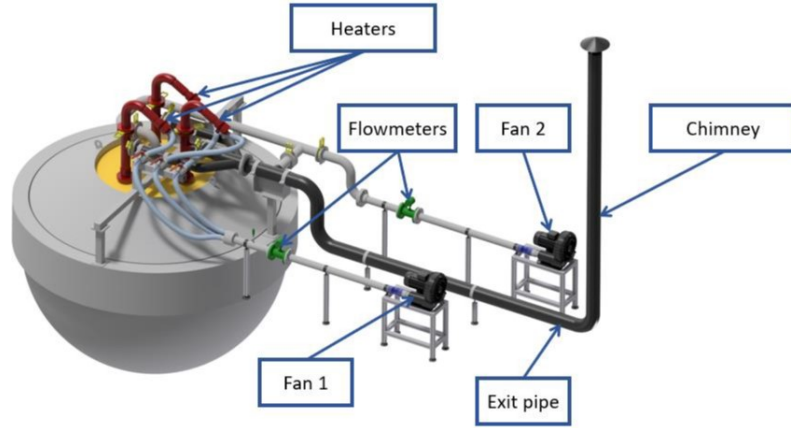
Pour enregistrer les données expérimentales, une acquisition de données est installée comme présentée dans la figure 3.2(b). Au total, les principaux composants du système, notamment les ventilateurs et les appareils de chauffage, sont équipés de 53 capteurs de température, 8 jauges de déformation, 2 débitmètres, 3 capteurs de pression et 1 compteur d'énergie.

Pour cette étude, la longueur du lit est définie comme la distance entre le point le plus haut et le plus bas du stockage. Ainsi, une température par pas de longueur verticale est estimée en faisant la moyenne des 3 capteurs de température en position radiale centrale (voir en rouge sur la figure 3.2(b)) dans les 3 directions (E, SW, NW) pour chaque hauteur

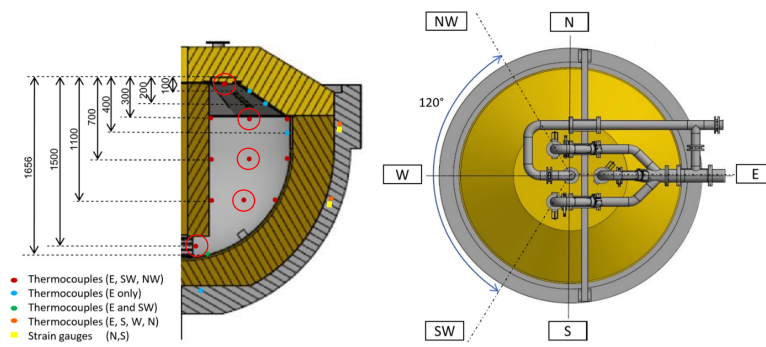
correspondante. Par conséquent, 15 capteurs de température au centre du flux d'air sont considérés, comme indiqué dans le tableau 3.1.

La contribution de cette thèse ici se limite au traitement de données et à l'analyse des résultats expérimentaux.

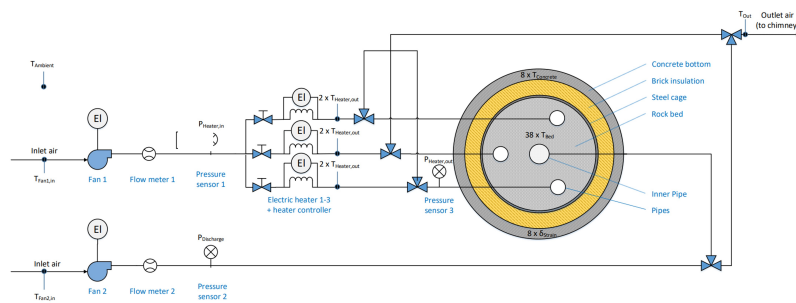
3.1. Installations expérimentales pour la validation des modèles du stockage thermique



(a) Images 3D du stockage Droplet développé par DTU.



(b) Une coupe centrale montrant la position des capteurs utilisés dans le cadre de cette étude. En rouge les 5 capteurs utilisés dans la direction est (S), deux autres rangées de capteurs situées dans les directions nord-ouest (NW) et sud-ouest (SW) sont impliquées également dans cette étude.



(c) Schéma de process.

FIGURE 3.2 – Configuration 2 : Droplet. (Source : [125])

3.1.4 Configuration 3 & 4 : Shoebox

Comme pour l'installation Droplet, celle-ci a été développée par DTU dans le cadre du programme de recherche "Danish Energy Technology Development and Demonstration Program". L'installation Shoebox, visualisée dans la figure 3.3(a), est utilisée pour élaborer les deux configurations 3 et 4. Cette installation de forme parallélépipède a une capacité de stockage maximale théorique de $450 \text{ kW}_{\text{th}}$.

En effet, une étude a été publiée décrivant la conception et des résultats expérimentaux de la configuration 3 en 2019 [103]. De plus, l'analyse de la taille des particules rocheuses a été élaborée expérimentalement par l'article [30], faisant sortir les deux configurations 3 et 4. Les propriétés physiques de l'installation ont été repris des articles cités ci-dessus.

De ce fait, la seule différence entre les configurations 3 et 4 dans ce travail est le diamètre des particules d_p du HSM. Alors que la configuration 4 est caractérisée par des diamètres de particules qui fluctuent entre 8 à 11 mm, la configuration 3 contient des particules d'un diamètre compris entre 16 et 22 mm.

L'installation utilisée comprend un lit de roche d'un volume total de $1,5 \text{ m}^3$, qui a été conçue en tant que pilote pour tester différentes conceptions (tailles de roche, couches pour supprimer la convection naturelle) et modes opératoires (température du chauffage, débit, etc.).

Le lit de roche cubique est rempli de 2 495 kg de diabase suédoise, ce qui donne une porosité estimée à 0,45. Il est entouré d'une couche d'isolation mécanique, puis enfermé dans une coque extérieure en acier de d'une épaisseur de 4 mm, qui garantit un environnement intérieur étanche grâce à un joint haute température.

Un mélange de briques résistant à la haute température et de Superwool est utilisé pour l'isolation thermique. Afin de soutenir structurellement le lit de roche, une isolation dure est nécessaire au fond et sur les côtés du lit. En plaçant le Superwool à l'intérieur du stockage directement en contact avec les roches, on réduit la porosité aux parois et donc les passages préférentiels l'air, résultant dans une distribution du flux d'air plus homogène.

De plus, la partie supérieure du lit de roches a été isolée avec 200 mm d'isolation thermique souple. Enfin, une couche supplémentaire de 100 mm d'isolation souple a été rajoutée sur la surface extérieure du boîtier en acier, pour toujours plus d'étanchéité mécanique et thermique.

Deux grilles verticales, en acier inoxydable percées de trous de 6 mm, contiennent les roches aux extrémités chaude et froide et les séparent des zones d'entrée et de sortie, qui sert pour la distribution et la collecte du flux d'air.

Les zones d'écoulement avant et après le lit de roches ont également été isolées avec deux couches d'isolation de 100 mm. Afin de tester différents paramètres d'écoulement, deux orifices d'entrée et deux orifices de sortie sont utilisés.

Des tuyaux en acier isolés d'un diamètre de 200 mm relient le lit de roches au ventilateur et aux systèmes de chauffage. En effet, deux systèmes de chauffage électrique d'une puissance de $15 \text{ kW}_{\text{th}}$ sont à disposition, chacun relié à un régulateur de température PID comme illustré dans la figure 3.3(c).

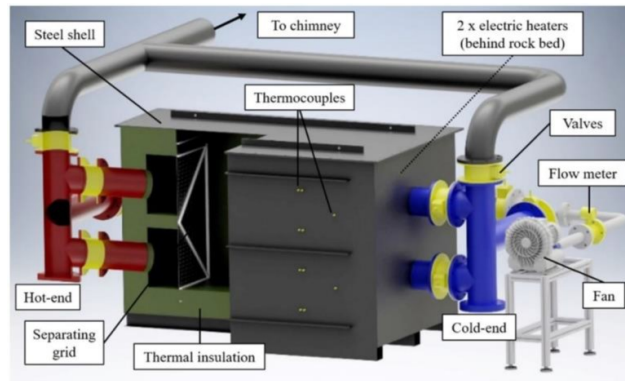
Outre le compteur d'énergie et les capteurs de température situés à plusieurs endroits à l'extérieur du lit rocheux pour les bilans énergétiques, des capteurs de température sont également installés à l'intérieur du lit rocheux, comme le montre la figure 3.3(b). Comme l'explique la légende, les capteurs de température alignés au milieu du lit de roche sont

marqués par des points, tandis que les triangles représentent les capteurs de température proches de la paroi à une distance de 50 mm de celle-ci. Ces capteurs proches parois seront exclus de cette études afin d'éviter les erreurs de mesure liées phénomènes qui se produisent dans cette zone.

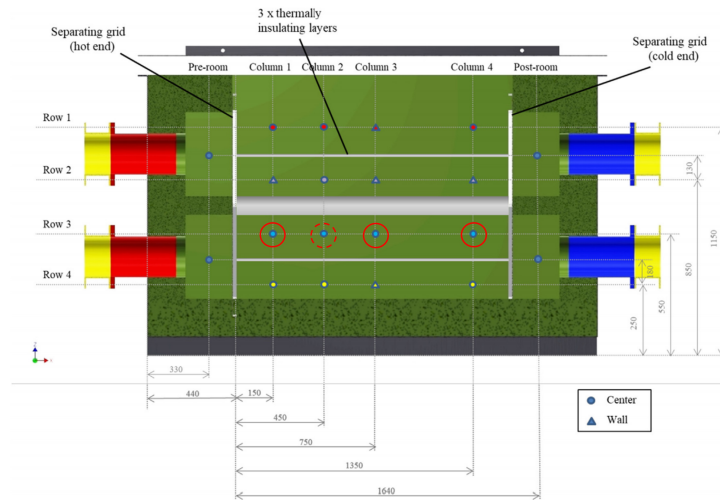
Comme pour l'approche utilisée dans les configurations 1 et 2, une température centrale par pas de longueur est sélectionnée pour l'analyse des résultats. Ici, la rangée 3 de la figure 3.3(b) est choisie comme la rangée la plus appropriée de capteurs de température car c'est la seule rangée qui ne comprend pas de capteurs proches parois. Autrement dit, ces capteurs sont situés sur l'axe central de la direction horizontale du flux d'air. Par conséquent, tous les capteurs disponibles de la rangée 3 sont utilisés pour ce travail, ce qui signifie que 3 capteurs de température sont considérés pour la configuration 3 (colonne 1, 3 et 4 en raison d'un défaut de capteur dans la colonne 2) et 4 capteurs de température sont considérés pour la configuration 4 (colonne 1 à 4).

Il est à noter que ces deux configurations présentent nombreuses incertitudes liées au défaut de capteurs ainsi que des phénomènes marqués de passages préférentiels d'air. De plus, cette installation fait partie des installations les plus anciennes dans le périmètre de cette étude présentant des signes de vieillissement, étant construite avant 2017.

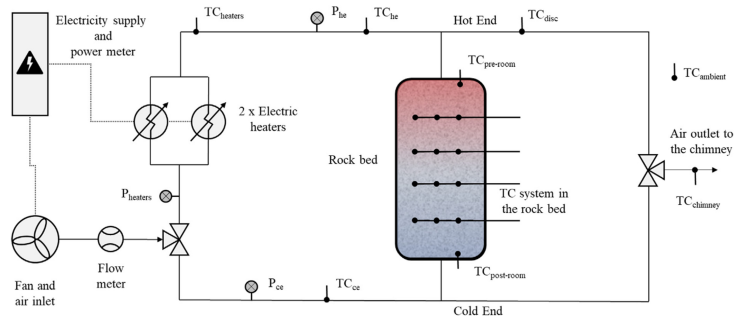
La contribution de cette thèse ici se limite au traitement de données et à l'analyse des résultats expérimentaux.



(a) Image 3D de l'installation Shoebox.



(b) Coupe centrale dans le stockage Shoebox montrant la position des capteurs. En rouge les capteurs utilisés dans cette étude. Le cercle en rouge marque le capteur en défaut pour la configuration 3.



(c) Schéma de process.

FIGURE 3.3 – Configuration 3 & 4 : Shoebox. (Source : [103])

3.1.5 Configuration 5 : Proto900

Il s'agit de l'installation de plus petite capacité de stockage dans cette étude. Comme son nom l'indique, elle a été développée par l'entreprise Eco-tech CERAM pour pouvoir tester des scénarios où le stockage peut monter à une température jusqu'à 900°C. Dans cette étude, l'installation a été limitée à 575°C en raison des contraintes opérationnelles.

La figure 3.4(a) montre une image réelle de l'installation Proto900. Cette installation est classée comme un stockage à lit tassé air/roche à haute température non pressurisé, où l'air atmosphérique est utilisé comme fluide caloporteur (HTF) et la bauxite comme matériaux de stockage de chaleur (HSM).

En outre, le lit à garnissage présente une géométrie cylindrique horizontale avec une capacité de stockage maximale E_{rated} de 40 kWh_{th} (calculée pour une température ambiante de 20°C et une température maximale de 575°C comme décrit dans le tableau 3.1). $P_{\text{CH,max}}$ et $P_{\text{DC,max}}$ sont les puissances maximales de charge et de décharge, ici égales à 27,6 et 37,6 kW_{th} respectivement. Le Proto900 est équipé d'un ventilateur d'une puissance 3 kW_{élec}.

L'installation présentée est un prototype qui a été développé à des fins de caractérisation des matériaux et de validation d'applications innovantes de stockage thermique. Dans ce travail, l'installation a été connectée à un chauffage électrique comme le montre la figure 3.4(c).

Le stockage est composé d'un cylindre métallique qui encapsule l'isolation et le HSM. Le HTTES est équipé d'un total de 29 capteurs de température dont 9 sont situés le long de l'axe central de l'unité répartis sur les sections nommées A et B, comme le montre la figure 3.4(b). Pour éviter les effets de parois, seules les températures enregistrées par les 9 capteurs de l'axe central seront utilisées.

Un résumé des principales caractéristiques de l'installation, telles que le diamètre du lit D_{bed} , la longueur L_{bed} , le volume V_{bed} , le diamètre des particules d_p , la température maximale de stockage $T_{\text{storage,max}}$ se trouve dans le tableau 3.1. Plus de propriétés physiques de l'installation sont décrites dans l'annexe.1.

Il est à mentionner que l'ensemble de l'installation a été adapté pour recevoir des commandes en temps réel à distance en passant par un réseau privé virtuel. Ceci est valable pour tous les registres, le chauffage et le ventilateur. De même, toutes les mesures sont enregistrées en temps réel sur une base de données hébergées sur ordinateur centrale recevant les informations via internet.

De part de la petite taille de cette installation, en particulier son faible diamètre, des phénomènes fortement dimensionnels y sont présents tel que des pertes importantes et un fort passage préférentiel d'air aux côtés des parois.

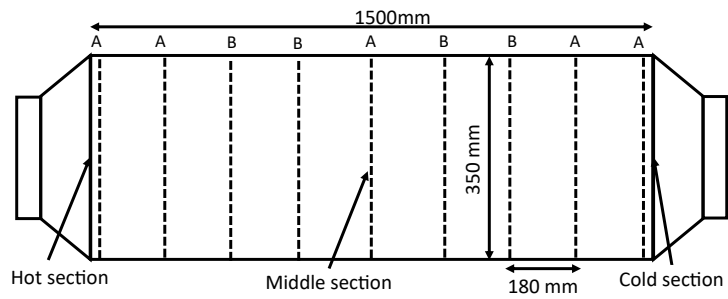
De ce fait, cette installation sera étudiée en détail, dans la section 3.2.2, pour valider une nouvelle approche de métamodélisation, basé sur des données expérimentales adaptée à ce type d'installation non-standard. La nomination non-standard provient du fait que ces installations ne respectent pas les hypothèses des modèles 1D habituels. Par conséquent, les modèles 1D résolvant les équations PDE prédisent mal le comportement de ces installations.

Adaptation du Proto900

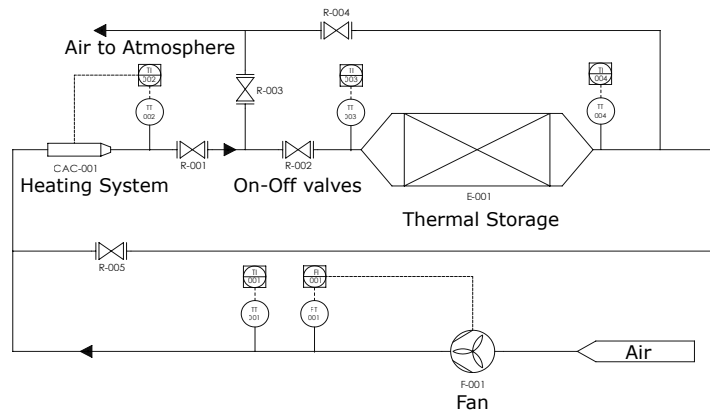
Cette installation, contrairement aux autres, a été utilisé pour mener des expériences, respectant un protocole expérimental précis, au cours de cette thèse. Le choix de cette installation pour conduire des essais spécifiques, est motivé par sa petite taille et les effets



(a) Image réelle de l'installation Proto900 développée par Eco-Tech CERAM.



(b) Emplacement des capteurs de température à l'intérieur du Proto900. Les capteurs considérés sont ceux situés au centre des sections nommées A et B qui sont 9 capteurs au total.



(c) Schéma de process.

FIGURE 3.4 – Configuration 5 : Proto900.

de vieillissement qu'elle manifeste après plusieurs années de fonctionnement dans un milieu hostile (très haute température, utilisation intensive, combustion...). Le but est d'utiliser les données issues de ces derniers afin de construire et ensuite valider un métamodèle basé sur l'apprentissage des expériences. Cela permet d'éviter la résolution des PDE, comme la plupart des modèles 1D de la littérature, faisant de ce modèle une approche adaptée à l'anticipation de la dynamique des stockages défectueux.

Le but de ce paragraphe est d'expliquer le travail mené en amont des expériences, pour adapter l'installation au travail expérimental nécessaire pour construire un métamodèle basé sur l'expérience. Le protocole expérimental, quant à lui, sera expliqué dans la section 3.2.2.

Avant de commencer les expériences, le Proto900 utilise un brûleur de gaz en tant que source d'énergie pour charger le système. Il a donc fallu changer cette source de combustion par une source électrique plus facile à maîtriser.

Ainsi, le poste de combustion a été remplacé par une résistance électrique d'une puissance de 30 kW_{elec}. Cela a nécessité de faire un câblage électrique spécifique qui a été réalisé par les ingénieurs de la société Eco-Tech CERAM.

Aussi, afin de limiter au maximum les déperditions thermiques en amont du stockage, la partie reliant la résistance électrique à la section d'entrée du stockage, a été entièrement isolée. L'isolant utilisé est un mélange de laine de roche et laine de verre, chacun adapté à un niveau de température différent. L'épaisseur d'isolant est choisie afin de limiter les pertes thermiques à 5%. Cela est vérifié à l'aide d'un test intermédiaire où un bilan énergétique est calculé entre la sortie de la résistance électrique et l'entrée du stockage.

D'autre part, la nature de tests expérimentaux à conduire nous impose une automatisation du protocole expérimental. Cela est dû, d'un part à la durée longue des tests, et d'autre part à la variabilité de la commande et la fréquence rapide d'enchaînement entre la charge et la décharge.

De ce fait, l'ensemble des vannes manuelles utilisées pour définir le sens de circulation d'air entre le processus de charge et de décharge, a été remplacé par des électrovannes. Après une phase de câblage électrique et paramétrage des cartes électroniques, l'installation a été disposée pour recevoir des commandes prédéfinies, sans besoin d'intervention physique sur l'installation.

De plus, la totalité des instruments de mesure présents sur l'installation a été vérifiée et remplacée quand un défaut a été détecté.

En ce qui concerne la régulation de l'installation, cela a été codé à l'aide du logiciel Labview afin de s'assurer que les commandes envoyées en puissance sont traduites en consignes de ouverture-fermeture des électrovannes, de température de l'air en sortie de la résistance électrique et de débit d'air poussé par le ventilateur.

Ces consignes sont ensuite reçues par les composants d'électronique de puissance qui les traduisent en fréquence de rotation pour les moteurs de ventilateur et électrovannes, ou puissance de soutirage pour la résistance électrique.

Il convient de mentionner qu'un réseau virtuel privé (VPN) a été établi afin de recevoir les commandes en puissance à distance. Cela a permis de conduire les tests à distance malgré la puissance variable et le nombre important de cycles à réaliser.

Les données ont été enregistrées en temps réel localement sur un serveur privé de l'entreprise et partagé sur un serveur en ligne via le réseau VPN. De plus, une interface de suivi en temps réel a été développée pour surveiller le bon déroulement des essais à distance.

3.2 Résultats de validation du métamodèle

Comme discuté dans la section précédente, 4 installations HTTES et 5 configurations ont été présentées afin de mener une étude expérimentale qui vise à valider les performances des modèles sélectionnés de la littérature ainsi d'un métamodèle développé dans cette thèse.

Pour rappel, nous pouvons classer les installations examinées en deux catégories. D'une part, des installations standards respectant les hypothèses des modèles 1D résolvant les PDE (distribution radiale homogène du flux d'air, effets des parois négligés, nombre de Biot < 0.1 , etc.). D'autre part, des installations qui ne respectent pas les hypothèses des modèles 1D, et présentant des défauts de fabrication ou des phénomènes fortement dimensionnels tel que l'installation Proto900 décrite dans la section 3.1.5.

Ici, deux approches de métamodélisation seront évaluées dans cette section ; une première adaptée aux installations standards tel que les configuration 1, 2 et 3 ; une deuxième visant les installations ne respectant pas les hypothèses des modèles 1D tel que les configuration 4 et 5. Toutes ces configurations ont été explicitées dans la section 3.1 et résumées dans le tableau 3.1.

Ainsi, un métamodèle 1D - MM, basé sur les données de simulations, sera comparé au modèle physique 1D - PDE et validé sur la base des quatre premières configurations HTTES expliquées dans la section 3.2.1. Le but de cette étude, est de valider une alternative au modèle 1D - PDE avec un temps d'exécution plus court adapté aux études de co-optimisation.

Aussi, un autre métamodèle 1D - MM basé sur les mesures expérimentales sera développé, expliqué et validé expérimentalement dans la section 3.2.2. Contrairement à l'étude précédente, ici le métamodèle est développé à la recherche de la précision et non seulement pour réduire le temps de calcul.

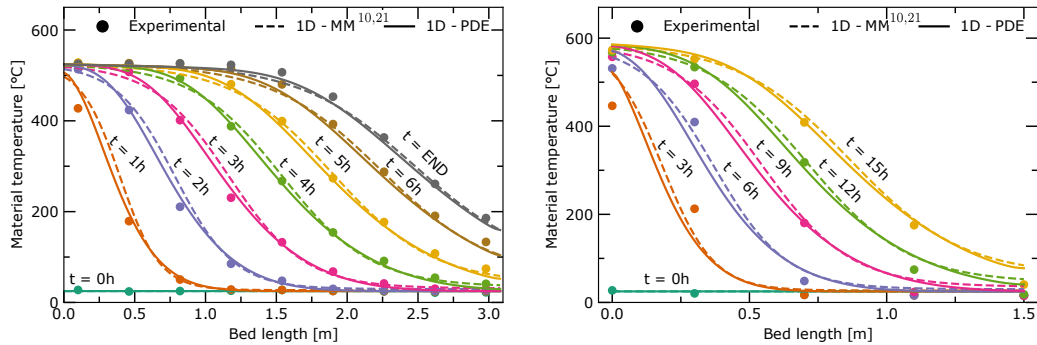
3.2.1 Métamodélisation à partir des simulations : installations standards

Comme expliqué dans le chapitre 1, dans le domaine de l'énergie, le stockage thermique est un levier de flexibilité important mais représente un coût de dimensionnement et de gestion non négligeable. Afin de rendre un tel système rentable, ces deux derniers doivent être optimisés dans la phase de conception et de d'opération.

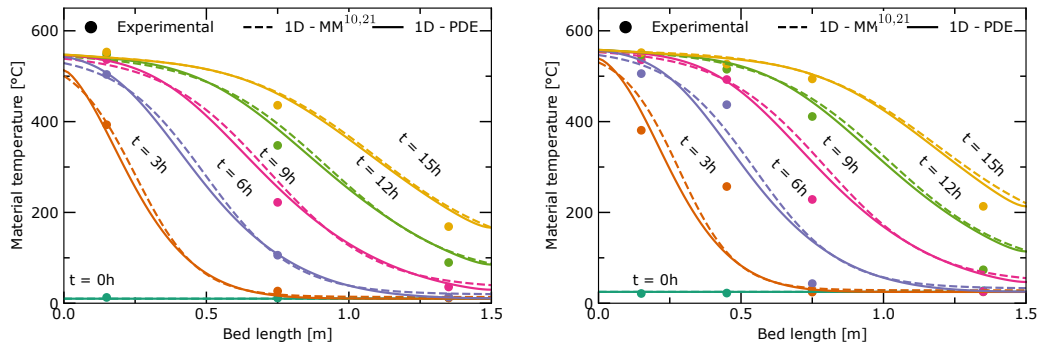
De plus, un stockage thermique doit être pensé et fabriqué d'une manière à minimiser les pertes d'énergie ainsi que les défauts de fabrications afin de le rendre le plus rentable possible. Ainsi, pendant la phase de conception, les hypothèses d'un stockage sans défaut sont éligibles. C'est-à-dire que le concepteur cherche à fabriquer un stockage qui s'approche tant que possible des hypothèses des modèles 1D (distribution du flux d'air parfaitement homogène, absence des passages préférentiels d'air...). De ce fait, il est tout à fait logique de considérer un modèle 1D, respectant les hypothèses ci-dessus, pour la phase de conception.

L'objectif de cette sous-section est de valider expérimentalement des modèles 1D, sur la base des configurations 1, 2, 3 et 4, afin qu'ils soient utilisés pour l'optimisation de la conception. Pour ce faire, nous allons évaluer les performances d'un modèles 1D - PDE ainsi qu'un métamodèle 1D - MM basé sur les simulation du 1D - PDE.

Pour toutes les configurations, les résultats expérimentaux consistent en un cycle de charge et de décharge complet où les données ont été enregistrées chaque seconde au moyen des capteurs de température comme décrit dans la section 3.1. Seuls les capteurs de température au centre du passage d'air sont considérés, afin d'éviter les erreurs de mesures liées



(a) Configuration 1 (Eco-Stock®) : un cycle de charge de 320 kW_{th}. (b) Configuration 2 (Droplet) : un cycle de charge de 42 kW_{th}.



(c) Configuration 3 (Shoobox avec $d_p = 22$ mm) : un cycle de charge de 27.5 kW_{th}. (d) Configuration 4 (Shoobox avec $d_p = 11$ mm) : un cycle de charge de 28.8 kW_{th}.

FIGURE 3.5 – La température des matériaux de stockage pendant le processus de charge pour les quatre configurations de HTTES étudiées. Le métamodèle 1D - MM^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM^{10,21} dans cette figure est basé sur les simulations issues du modèle physique 1D - PDE.

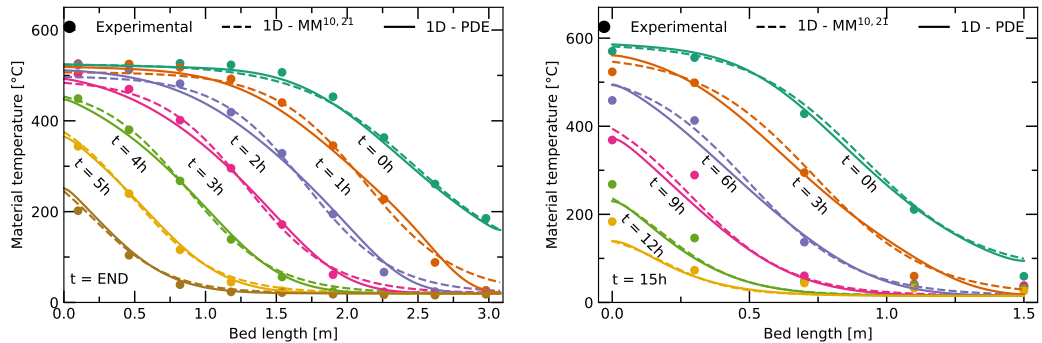
aux phénomènes qui se produisent dans les zones proches parois.

A chaque configuration, le modèle 1D - PDE a été calibré en tenant compte de la géométrie du lit, les matériaux de stockage et les autres propriétés physiques de la configuration concernée, comme mentionné dans le tableau 3.1.

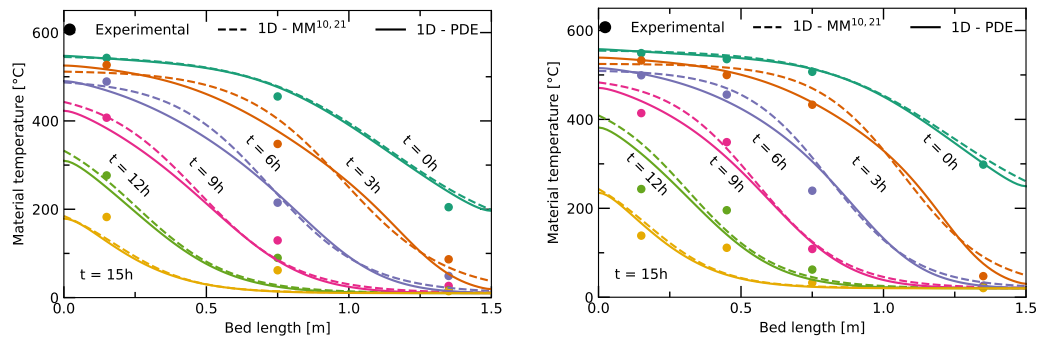
Quelques particularités sont à noter pour la configuration 2 appelé Droplet, qui a une géométrie unique. Pour cette installation, le stockage a été considéré comme un cylindre à volume équivalent. Le diamètre équivalent est supposé constant et calculé pour obtenir le volume recherché. Ce diamètre est utile pour le calcul de la vitesse d'air et d'autres propriétés physiques indispensables pour le bon fonctionnement du modèle.

Enfin pour les installations de section carrée, une section cylindrique à surface équivalente est supposée. Le diamètre équivalent est donc déduit.

Ensuite, le modèle 1D - MM^{10,21} est construit sur la base de 210 000 simulations issues



(a) Configuration 1 (Eco-Stock[®]) : un cycle de décharge de 320 kW_{th}. (b) Configuration 2 (Droplet) : un cycle de décharge de 58 kW_{th}.



(c) Configuration 3 (Shoebox avec $d_p = 22$ mm) : un cycle de décharge de 27.5 kW_{th}. (d) Configuration 4 (Shoebox avec $d_p = 11$ mm) : un cycle de décharge de 28.8 kW_{th}.

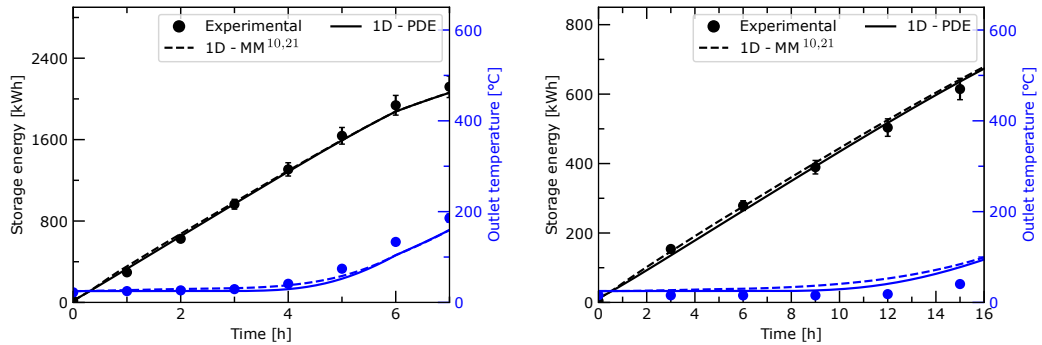
FIGURE 3.6 – La température des matériaux de stockage pendant le processus de décharge pour les quatre configurations de HTTES étudiées. Le métamodèle 1D - MM^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM^{10,21} dans cette figure est basé sur les simulations issues du modèle physique 1D - PDE.

du 1D - PDE, couvrant tous les états initiaux et les commandes de puissance comme décrit dans la section 2.2 et le tableau 2.3.

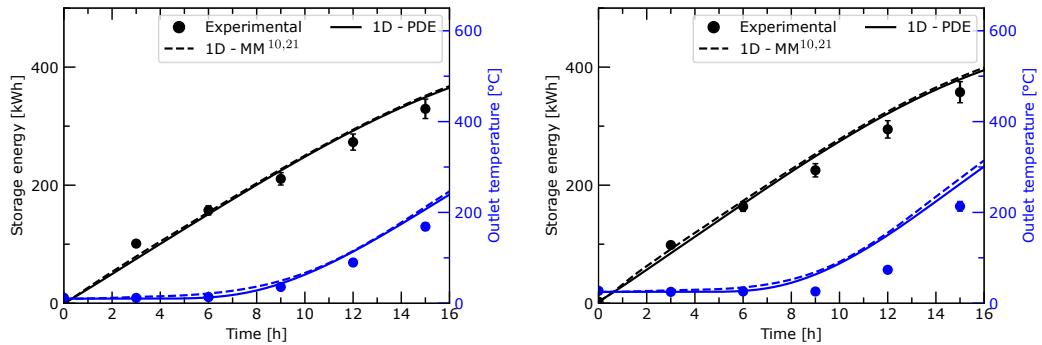
Une fois les modèles construits, les simulations des modèles ainsi que les résultats expérimentaux sont comparés et évalués dans la suite. Il s'agit de la distribution axiale de température des matériaux, l'énergie du stockage basée sur ces températures ainsi que la température de sortie du stockage, au cours du cycle complet. Ces quantités sont essentielles pour estimer la dynamique du stockage représentée par son énergie et ses pertes thermiques, qui seront utilisé pour l'optimisation dans les chapitres suivants.

Les figures 3.5 et 3.6 montrent l'évolution de la température de stockage pendant un cycle de charge et de décharge pour les 4 premières configurations décrites dans le tableau 3.1, à savoir l'Eco-Stock[®], Droplet, Shoebox-22 et Shoebox-11 respectivement .

Les résultats illustrent les mesures expérimentales, les simulations de 1D - PDE et celles



(a) Configuration 1 (Eco-Stock[®]) : un cycle de charge de 320 kW_{th}. (b) Configuration 2 (Droplet) : un cycle de charge de 42 kW_{th}.



(c) Configuration 3 (Shoebox avec $d_p = 22$ mm) : un cycle de charge de 27.5 kW_{th}. (d) Configuration 4 (Shoebox avec $d_p = 11$ mm) : un cycle de charge de 28.8 kW_{th}.

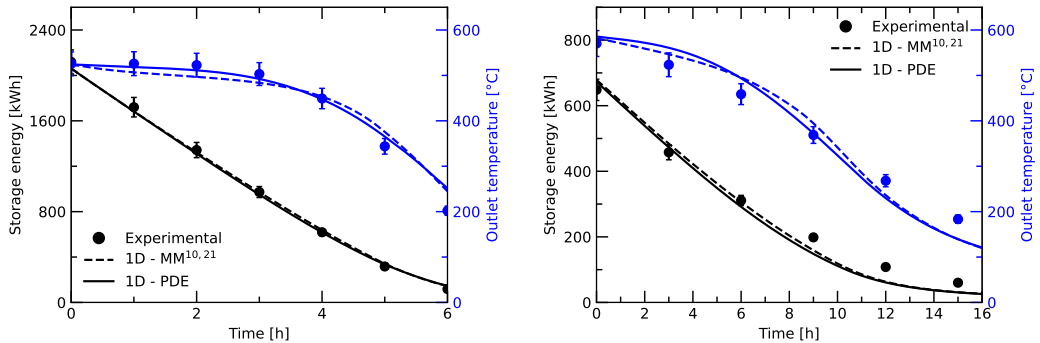
FIGURE 3.7 – L'énergie et la température de sortie de stockage pendant les processus de charge pour les quatre configurations de TES étudiées. Le métamodèle 1D - MM^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM^{10,21} de cette figure est basé sur les simulations du modèle physique 1D - PDE.

du 1D - MM^{10,21}. L'axe-y représente la température des matériaux solide (milieu de stockage) appelée T_s le long de la longueur du lit représenté par l'axe-x.

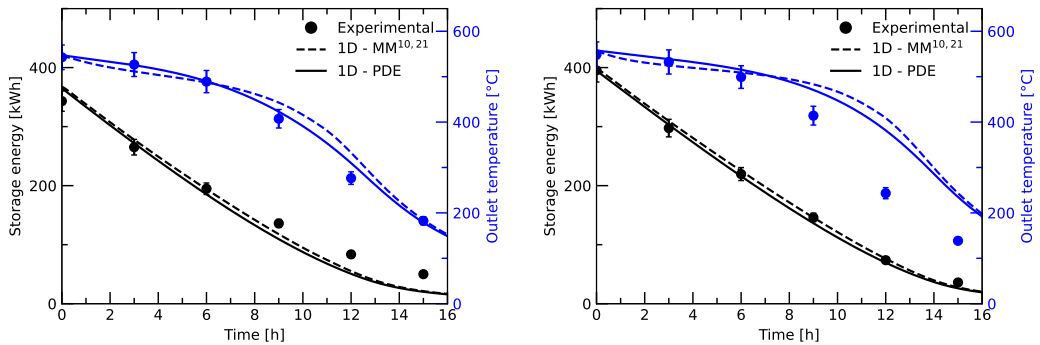
Chaque courbe représente les mesures de température de stockage pour un temps donné. La phase de chargement dure 15 heures pour les 2 configurations Shoebox ainsi que la configuration Droplet contre 6 heures pour la configuration Eco-Stock[®]. Les courbes sont tracées toutes les 3 heures pour le Shoebox et le Droplet tandis que les valeurs sont données heure par heure pour l'installation Eco-Stock[®].

Dans la plupart des problèmes d'optimisation portant sur la gestion et le dimensionnement du stockage thermique, l'énergie de stockage et l'évolution de la température de sortie sont d'une importance primordiale afin d'estimer la dynamique et les pertes du stockage.

Les figures 3.7 et 3.8 montrent l'évolution de l'énergie de stockage (noir) et de la température de sortie (bleu) pendant les phases de charge et de décharge pour les quatre confi-



(a) Configuration 1 (Eco-Stock[®]) : un cycle de décharge de 320 kWh. (b) Configuration 2 (Droplet) : un cycle de décharge de 58 kWh.



(c) Configuration 3 (Shoebox avec $d_p = 22$ mm) : un cycle de décharge de 27.5 kWh. (d) Configuration 4 (Shoebox avec $d_p = 11$ mm) : un cycle de décharge de 28.8 kWh.

FIGURE 3.8 – L'énergie et la température de sortie de stockage pendant les processus de décharge pour les quatre configurations de TES étudiées. Le métamodèle 1D - MM^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM^{10,21} de cette figure est basé sur les simulations du modèle physique 1D - PDE.

gurations étudiées. Le premier axe-y représente l'évolution de l'énergie de stockage E_{sto} en fonction du temps de charge (axe-x), tandis que le second axe-y représente l'évolution de la température de sortie du stockage en fonction du temps de charge (axe-x).

Il est à noter que pour l'estimation de l'énergie du stockage E_{sto} , la température de stockage T_s est utilisée comme exprimé dans l'équation 2.2.

Choix des métriques pour l'évaluation de l'erreur Le tableau 3.2 présente l'erreur absolue moyenne (MAE) et l'écart quadratique moyen normalisé (NRMSD) de la température de stockage, de la température de sortie et de l'énergie du stockage, sur la base des résultats expérimentaux provenant des quatre configurations étudiées pendant les phases de charge et de décharge.

La MAE est exprimé en °C pour les températures et en kWh pour les erreurs d'énergie

du stockage tandis que la NRMSD est exprimé en %. La MAE pour tous les critères étudiés est calculée comme la différence absolue entre les deux résultats comparés, en moyenne sur toute la période de simulation, comme exprimé ci-dessous :

$$\text{MAE}^{T_s} = \frac{\sum_{i=0}^n |\mathbf{T}_{s,i}^{\text{model}} - \mathbf{T}_{s,i}^{\text{exp}}|}{n} \quad (3.1a)$$

$$\text{MAE}^{E_{\text{sto}}} = \frac{\sum_{i=0}^n |E_{\text{sto},i}^{\text{model}} - E_{\text{sto},i}^{\text{exp}}|}{n} \quad (3.1b)$$

où $\mathbf{T}_s^{\text{model}}$ et $\mathbf{T}_s^{\text{exp}}$ sont les vecteurs de température du stockage issus du modèle et de l'expérience, respectivement, comme le montre les figures 3.5 pour la charge et 3.6 pour la décharge. $E_{\text{sto}}^{\text{model}}$ et $E_{\text{sto}}^{\text{exp}}$ sont les estimations de l'énergie de stockage issues du modèle et de l'expérience, respectivement, comme indiqué en noir sur les figures 3.7 pour la charge et 3.8 pour la décharge. n est le nombre d'itérations utilisées pour calculer l'erreur moyenne.

Pour l'erreur relative, le choix de la NRMSD a été fait tel que définie dans l'équation 3.2. Cette expression est inspirée des travaux de la littérature dans les références suivantes [126][127].

$$\text{NRMSD} = \frac{\text{RMSD}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (3.2a)$$

$$\text{with RMSD} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (x_i^{\text{exp}} - x_i^{\text{model}})^2}{n}} \quad (3.2b)$$

où x_{max} et x_{min} sont respectivement le maximum et le minimum des valeurs expérimentales étudiées.

Cette métrique a été choisie afin d'éviter les problèmes d'échelle, qui peuvent exister pour les valeurs d'énergie et de température faibles avec la métrique de l'erreur relative moyenne (MRE).

En effet, pour calculer l'erreur MRE d'un stockage presque vide où l'énergie est proche de zéro, la division par la valeur de référence proche de zéro doit être réalisée. Dans ce cas là, une faible erreur absolue engendra une valeur très importante de MRE, du fait de la division par une valeur proche de zéro, comme montré dans la zone à gauche de la figure 3.9.

Nous remarquons donc que la courbe rouge tend vers l'infini quand la valeur de l'axe-x tend vers zéro. Cela nuit au calcul d'erreur moyenne car de telles valeurs peuvent prendre le dessus sur les autres valeurs d'erreur et donc donner une erreur non représentative de l'ensemble des échantillons. De ce fait, nous excluons la MRE de ce travail et utilisons à sa place la NRMSD.

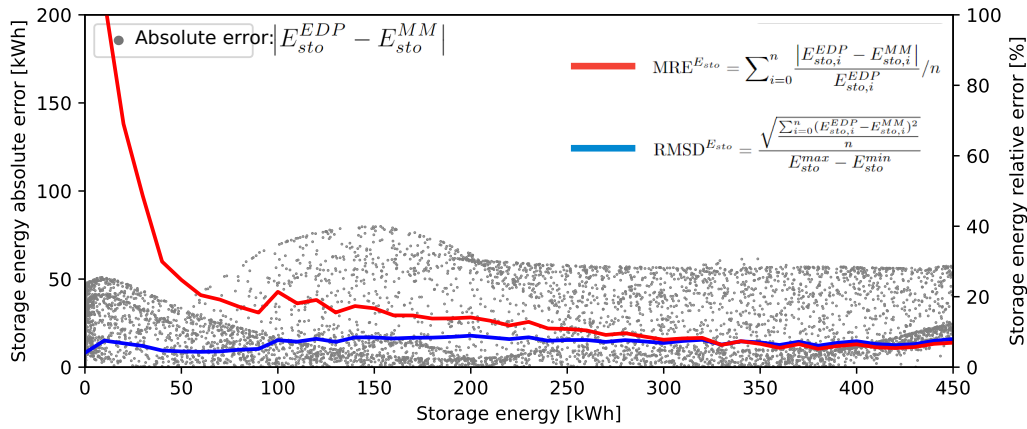


FIGURE 3.9 – Évolution de l'erreur de l'énergie du stockage avec différentes métriques. L'erreur étudiée est celle des simulations d'un métamodèle 1D - MM^{10,21} comparé à un modèle 1D - PDE pour un stockage d'une capacité de 450 kWh. Les résultats proviennent d'un processus de Monte Carlo qui tire au hasard 10 000 échantillons d'état initial et commande aléatoires. Cet état avec la commande associée est ensuite simulé via les 2 modèles et l'erreur est ainsi calculée. L'échelle pour l'erreur absolue, représentée par les points gris, est à gauche, tandis que pour les erreurs relatives (NRMSD et MRE) l'échelle est à droite.

Analyse des résultats

En général, les résultats montrent un bon accord entre les deux modèles étudiés pour toutes les configurations de HTTES étudiées sauf pour la configuration 4 de Shoebox avec un diamètre de 11 mm.

1D - MM^{10,21} vs 1D - PDE En effet, la NRMSD, en termes de températures de stockage, d'énergie de stockage et de température de sortie, reste égale ou inférieure à 3% pour toutes les configurations en comparant le métamodèle 1D - MM^{10,21} avec le modèle physique 1D - PDE. Par conséquent, le modèle 1D - MM^{10,21} arrive à prédire fidèlement les simulations du 1D - PDE indépendamment de la configuration étudiée.

Il est à noter que cela paraît assez naturel vu que le 1D - PDE a été utilisé pour la construction de la matrice d'interpolation de 1D - MM^{10,21} sur la base de 210 000 simulations.

Modèles vs expériences En comparant les modèles et les résultats expérimentaux, des écarts plus importants sont observés, notamment dans la configuration 4 (Shoebox avec $d_p = 11$ mm). Comme résumé dans le tableau 3.2, les expériences de la configuration 4 diffèrent fortement des simulations des 2 modèles ; 1D - MM^{10,21} et 1D - PDE pour la phase de charge et de décharge, avec une erreur qui peut atteindre 16% pour la température de sortie du stockage. De plus, cette erreur dépasse 5 % au niveau des températures des matériaux.

Cela est dû principalement au fait que l'hypothèse générale des modèles d'une distribution radiale homogène de l'air est très discutable pour multiples raisons. Premièrement, les capteurs utilisés dans cette configuration ne sont pas exactement situés dans l'axe central du stockage comme expliqué dans la section 3.1.

Modèles	Critère d'erreur	Charge				Décharge			
		EcoStock	Droplet	Shoebox (22mm)	Shoebox (11mm)	EcoStock	Droplet	Shoebox (22mm)	Shoebox (11mm)
1D - MM vs 1D - PDE	Température moyenne [°C]	6*(2%)**	7(2%)	5(2%)	6(2%)	7(2%)	6(2%)	8(2%)	9(2%)
	Température de sortie [°C]	4(1%)	6(1%)	4(1%)	6(1%)	8(2%)	8(2%)	11(3%)	12(3%)
	Énergie [kWh]	14(1%)	10(1%)	2(1%)	4(1%)	15(1%)	5(1%)	5(1%)	9(2%)
1D - PDE vs expérimental	Température moyenne [°C]	7(2%)	20(5%)	12(3%)	31(9%)	9(2%)	23(5%)	28(6%)	20(6%)
	Température de sortie [°C]	12(4%)	16(3%)	12(3%)	28(7%)	13(4%)	29(5%)	10(3%)	54(14%)
	Énergie [kWh]	32(2%)	12(2%)	14(4%)	18(4%)	30(1%)	30(3%)	20(5%)	5(2%)
1D - MM vs expérimental	Température moyenne [°C]	10(3%)	19(4%)	15(4%)	33(10%)	10(3%)	21(4%)	25(6%)	25(7%)
	Température de sortie [°C]	10(3%)	22(4%)	16(4%)	33(8%)	18(5%)	29(5%)	19(6%)	60(16%)
	Énergie [kWh]	40(2%)	12(2%)	15(4%)	19(4%)	29(1%)	28(3%)	18(5%)	5(2%)

TABLEAU 3.2 – Évaluation de l'erreur des modèles étudiés sur la base des résultats expérimentaux issus des quatre installations étudiées. *La première valeur de l'erreur correspond à l'erreur absolue moyenne calculée selon l'équation 3.1. **La deuxième valeur de l'erreur correspond à l'écart quadratique moyen normalisé calculé selon l'équation 3.2.

Deuxièmement, cette installation a une conception particulière où deux tuyaux sont utilisés pour distribuer et collecter l'air à l'entrée et à la sortie du stockage, contrairement aux autres installations où un seul tuyau existe.

Troisièmement, une dégradation potentiellement plus accentuée de l'isolation en raison d'un temps de fonctionnement de l'installation plus long. Cela cause un effet de vieillissement qui peut impacter la dynamique du stockage en engendrant plus des pertes aux parois.

Quatrièmement, des effets de paroi significatifs sont suspectés puisque le lit de roche est directement encastré dans une isolation souple, sans séparation mécanique entre les HSM et l'isolation (à l'aide d'une couche solide qui existe pour les autres configurations).

Il est à rappeler que la configuration 2 (Droplet) est caractérisée par une direction verticale du flux d'air qui utilise les effets de buoyancy à son avantage, ce qui signifie que la force d'Archimède n'affecte pas la distribution radiale puisqu'elle travaille dans la direction du flux d'air en cas de décharge ou avec un angle 180° en cas de charge.

Par conséquent, des erreurs de température de sortie et d'énergie de stockage plus élevées sont observées lorsque l'on compare le modèle 1D - PDE aux expériences pour la configuration 4.

Par exemple, l'erreur MAE de la température de stockage et de la température de sortie pour la configuration 4 dépasse 30°C (>5%) pendant la phase de charge. De même, la MAE de la température de sortie dépasse 50°C (>10%) pendant la phase de décharge dans la même installation.

En fait, on peut soupçonner que, par effet de gravité et du vide accentué par la conception de l'installation, des zones de passage préférentiel d'air existent. Ainsi, cela crée une zone plus chaude dans la partie supérieure du stockage et donc une densité plus faible de l'air dans cette zone.

Il en résulte une non-homogénéité croissante de la distribution de l'air à travers la section transversale pendant la phase opérationnelle. De ce fait, l'évolution de la température

ne respecte pas l'hypothèse de la distribution radiale homogène de l'air utilisée par le 1D - PDE, ce qui explique la différence entre les résultats expérimentaux et numériques.

La même observation peut être faite pour le métamodèle 1D - MM^{10,21} qui suit la tendance du modèle physique 1D - PDE. Cela peut être expliqué tout simplement par le fait que 1D - MM^{10,21} a appris les simulations du 1D - PDE pour la construction de sa matrice d'interpolation comme discuté dans la section 2.2. Par conséquent, il commet des erreurs lorsque le modèle physique 1D - PDE lui-même n'est pas précis.

En conclusion de cette section, le modèle 1D - PDE arrive à prédire le comportement des différents types de HTTES, en terme de températures locales et d'énergie, à condition que ces installations respectent les hypothèses du modèle (en particulier ici l'hypothèse d'un flux d'air radial homogène). De même, le métamodèle construit sur la base des simulations du 1D - PDE est très performant, atteignant une précision proche du 1D - PDE en comparaison aux expériences, sauf quand ce dernier n'est lui même pas performant. Le temps du calcul du métamodèle est un avantage car il permet de diviser ce dernier par un facteur 1 000 en comparaison au 1D - PDE.

Pour remédier à cette limitation des deux modèles analysés ici, une nouvelle approche de métamodélisation basée sur des expériences (sans passer par la résolution des équations aux dérivées partielles) est expliquée et discutée dans la section suivante.

3.2.2 Métamodélisation à partir des mesures expérimentales : installations non-standards

Comme la construction d'une HTTES n'est pas une tâche facile, il peut arriver que le comportement d'une infrastructure réelle ne corresponde pas au modèle 1D - PDE.

En effet, la dynamique du système de stockage peut différer de l'hypothèse supposée par les modèles 1D - PDE dans de nombreux cas comme vu pour la configuration 4 dans la sous-section précédente. Cela peut résulter d'imperfections pendant la construction telles qu'une distribution d'air non homogène, des effets de paroi accrus, des défauts de fabrication ou du vieillissement des matériaux, en particulier dans les installations à petite échelle. De telles imperfections pourraient compromettre l'efficacité de l'ensemble de l'approche de co-optimisation, puisque le comportement de l'infrastructure réelle ne pourrait plus être anticipé avant la mise en œuvre.

L'objectif de cette section est de proposer une alternative aux modèles basés sur la résolution des PDE. Ainsi, cette section présentera comment un métamodèle peut être construit à partir de tests expérimentaux sur une installation présentant des défauts. L'évolution de la précision d'un tel modèle peut être exprimée en fonction du nombre de tests expérimentaux et de la fréquence des mesures, ce qui sera détaillé par la suite.

Dans cette sous-section, nous étudierons la construction d'un tel modèle et évaluerons ses performances sur la base de données expérimentales réelles et nous comparerons ses performances à celles du 1D - PDE pour deux configurations avec des défauts.

D'une part, cela permet le contrôle optimal d'une installation qui ne peut être modélisée avec les modèles standards de la littérature. D'autre part, dans une approche de co-optimisation opérationnelle, une analyse des risques liés à de tels défauts pourrait être prise en compte.

En particulier, les résultats expérimentaux de la configuration 4 (Shoebox $d_p = 11$ mm) sont caractérisés par une déviation significative des résultats des modèles 1D - PDE et 1D - MM^{10,21}, comme montré dans la sous-section précédente. Dans ce cas, deux solutions sont

possibles : les modèles 2D - PDE ou les métamodèles basés sur des expériences. Ici, l'approche de métamodélisation basée sur des expériences est choisie en raison du faible temps de calcul et de la disponibilité de l'ensemble de données appropriés.

Impact du protocole expérimental

Cette approche basée sur l'expérimentation peut être complexe et prendre beaucoup de temps lorsque les tests effectués sont nombreux et nécessitent des infrastructures supplémentaires. Pour cette raison, cette section se concentrera sur l'impact du nombre de tests effectués et de la fréquence des mesures enregistrées pour limiter la durée et la complexité de la phase de construction du modèle.

Premièrement, la configuration du HTTES doit être équipée d'un minimum de quatre capteurs de température afin d'estimer les paramètres inconnus de la fonction logistique exprimée dans l'équation 2.10. La relation entre le nombre de tests à réaliser N_{tests} et les commandes de puissance des tests peut être définie comme ci-dessous :

$$P_i = \frac{P_{\text{rated}}}{N_{\text{tests}}} \cdot i, \quad i \in 1, \dots, N_{\text{tests}}$$

avec $P_{\text{rated}} = \frac{E_{\text{rated}}}{\Delta t}$ (3.3)

ici $\Delta t = 1 \text{ h}$

Le nombre de mesures à collecter pendant un test est régi par le pas de temps choisi entre deux mesures Δt_m .

Description du test expérimental La figure 3.10 décrit un test typique, montrant l'évolution de la commande de puissance P_{sto} et de l'état d'énergie du stockage SoE en fonction de la durée du test.

Les tests typiques commencent par un stockage vide qui est chargé avec la commande de puissance correspondante P_i jusqu'à saturation du stockage ($SoE = 1$). Une fois que le stockage est saturé, le processus de charge est considéré comme terminé. Ensuite, la phase de décharge commence avec une commande de puissance égale à $-P_i$ jusqu'à ce que le stockage soit à nouveau vide ($SoE = 0$). Pendant toute la durée de l'essai, les mesures sont collectées chaque Δt_m , qui représente le pas de temps entre deux mesures.

Description du métamodèle basé sur l'expérience Sur la base des données collectées, le 1D - MM peut être construit avec l'ensemble de données expérimentales HTTES en utilisant l'algorithme 1. En fait, les données collectées représentent les mesures spatiales de température à différents moments de l'essai réalisé. Chaque mesure peut être considérée comme une distribution de température initiale $T^t(x)$ qui peut être transformée en un vecteur d'état X^t en utilisant l'équation 2.10 avec une routine de moindres carrés.

Pour chaque mesure, il est possible d'associer un vecteur d'état final $X^{t+\Delta t}$ à un vecteur d'état initial X^t séparés par un pas de temps Δt qui correspond au pas de temps du modèle recherché (ici une heure). Ces résultats sont sauvegardés dans une matrice dont la taille dépend du nombre de combinaison d'état initial et état final par puissance étudiée.

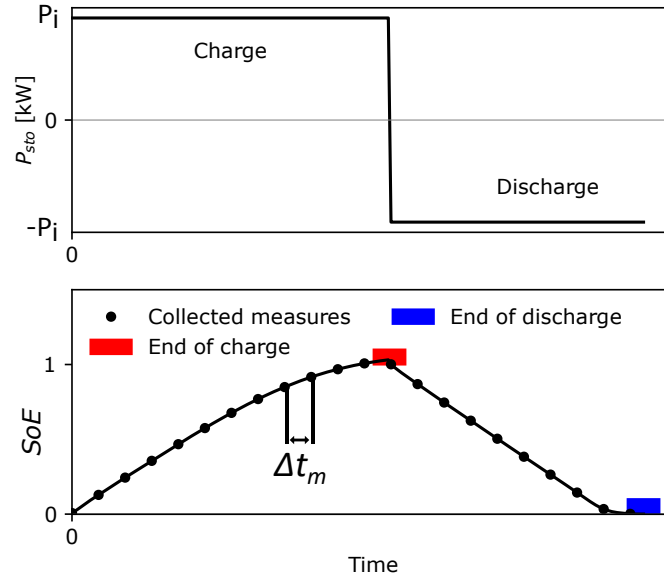


FIGURE 3.10 – Description du processus de test nécessaire pour le métamodèle basé sur des données expérimentales. P_{sto} est la commande de puissance utilisée pour charger et décharger une installation de stockage pendant un test. SoE est l'état d'énergie du stockage, ici représentée pour un cycle complet de charge et de décharge. Les points noirs représentent les mesures collectées utilisées pour la construction du métamodèle, la fréquence des mesures est définie par Δt_m .

Ensuite, une interpolation linéaire multidimensionnelle sur grille non régulière est effectuée pour opérer le métamodèle, à l'aide d'un algorithme existant en langage Python dans la librairie SciPy [128]. Cet algorithme est capable d'estimer l'état final $X^{t+\Delta t}$ en fonction d'un état initial X^t et d'une commande de puissance P_{sto} . Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'interpolation linéaire multidimensionnelle utilisée, des problèmes d'interpolation peuvent surgir. En particulier, ces problèmes concernent les points d'extrémité vides de la matrice d'interpolation. Dans ce cas là, le modèle 1D - PDE peut être utilisé pour calculer ces points d'extrémité et ainsi compléter la matrice d'interpolation pour contourner ce type de problème.

Étude de sensibilité du métamodèle en fonction du nombre de tests expérimentaux pour la construction et la fréquence de mesures A titre d'exemple, la configuration 4 est étudiée afin d'évaluer les performances du modèle développé. En raison du manque de données expérimentales sur une large gamme de commandes de puissance pour cette configuration, de la complexité et du coût en temps pour mener de tels tests, le modèle 1D - PDE est utilisé pour générer les données expérimentales afin de mener une étude de sensibilité du métamodèle.

Ces données sont utilisées pour déterminer la conception des expériences de manière à garantir une erreur de modèle acceptable avec un minimum d'essais expérimentaux et de fréquence de mesure. Une fois le modèle construit, sa précision doit être évaluée sur une gamme de points de fonctionnement. Pour ce faire, un ensemble de points de fonctionne-

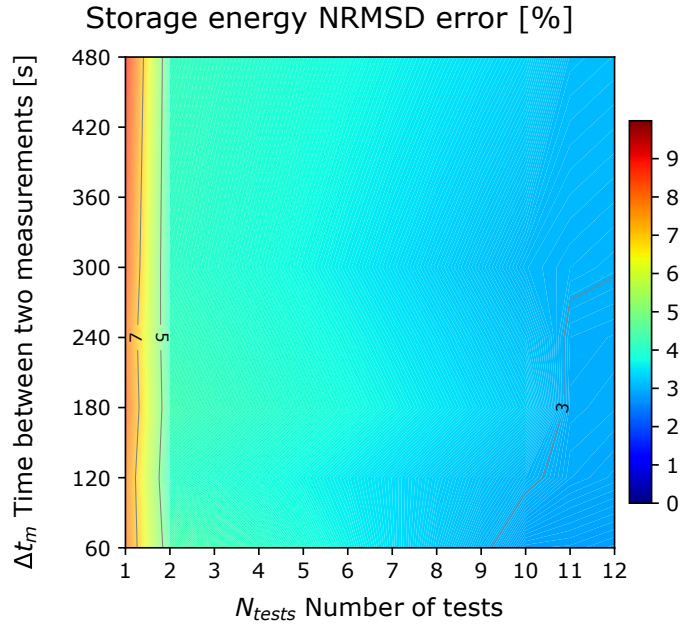


FIGURE 3.11 – Évolution de l’erreur NRMSD de l’énergie du stockage estimé par le métamodèle. Cette erreur est exprimée en fonction de la fréquence des mesures, définie par la période de temps entre deux mesures Δt_m et le nombre de test N_{tests} utilisé pour la construction du métamodèle. La NRMSD est calculée en utilisant un processus d’évaluation de Monte Carlo, où pour chaque point de la matrice, 10 000 itérations avec un état initial et des commandes de puissance choisies au hasard ont été effectuées.

ment est tiré au hasard, dans un processus de Monte Carlo.

La précision du modèle est ensuite évaluée en calculant l’erreur de l’énergie de stockage estimé par le métamodèle sur l’ensemble des points de fonctionnement tirés au sort. Cette erreur est calculée en appliquant la définition du NRMSD et MAE comme défini dans la sous-section précédente.

En d’autres termes, un état initial et une commande de puissance, dans la plage de puissance tolérable du système de stockage (ici $P_{\text{rated}} = 450$ kW), seront sélectionnés aléatoirement pour l’évaluation des performances. Chaque simulation du processus de Monte Carlo a un pas de temps fixe (ici $\Delta t = 1$ h). Le nombre d’itérations de l’évaluation de Monte Carlo est choisi en fonction de la convergence d’un critère d’erreur. Ici, le critère d’erreur est la NRMSD de l’énergie de stockage E_{sto} estimée par le métamodèle 1D - MM. Les résultats montrent que 10 000 échantillons est un nombre approprié pour que le critère d’erreur converge dans ce cas d’étude.

La figure 3.11 montre l’évolution de la NRMSD de l’énergie de stockage en fonction de différentes fréquences de mesure Δt_m et nombres de tests expérimentaux N_{tests} utilisés pour la construction du métamodèle 1D - MM. Pour rappel, le but est d’étudier la sensibilité du 1D - MM par rapport au protocole expérimental.

L’axe-x décrit le nombre de tests N_{tests} , où pour chaque test une valeur de commande de puissance unique a été fixée comme expliqué dans l’équation 3.3. L’axe-y décrit la valeur

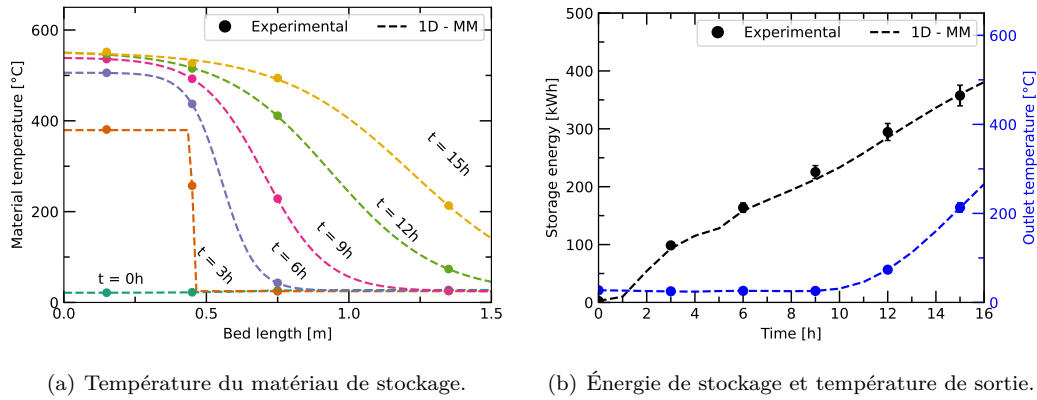


FIGURE 3.12 – Résultats du métamodèle 1D - MM basé sur des données expérimentales (à la place des simulations du modèle physique) comparés aux données expérimentales pendant un processus de charge à $28,8 \text{ kW}_{\text{th}}$. Ici, seule la configuration 4 (Shoebox avec $d_p = 11 \text{ mm}$) est étudiée à titre d'exemple.

de la période de temps séparant deux mesures collectées Δt_m .

En effet, plus la période entre deux mesures collectées Δt_m est faible, plus le nombre de données utilisées pour la construction du modèle est important. La figure 3.11 illustre la non sensibilité de l'erreur du modèle par rapport au pas de temps choisi entre deux mesures sélectionnées Δt_m dans la plage étudiée. Un pas de temps de 8 minutes pour la mesure des données pendant les tests effectués semble être une valeur appropriée. En d'autres termes, la collecte de données à une fréquence supérieure à 8 minutes n'augmente pas les performances du modèle étudié ici.

Le nombre de tests nécessaires à la construction du modèle N_{tests} a un impact plus important sur la précision du modèle selon la figure 3.11. En effet, pour un modèle construit sur un seul essai expérimental, la NRMSD de l'énergie de stockage du modèle est de 15 %. En revanche, à partir de trois tests expérimentaux, la NRMSD de l'énergie de stockage est inférieure à 5 % et peut atteindre 4 % pour un nombre plus élevé de tests expérimentaux.

Nous allons maintenant voir la validation expérimentale de cette nouvelle approche de modélisation à l'aide des configurations 4 et 5.

1D - MM basé sur les expériences de la configuration 4

Comme nous l'avons dit précédemment, les approches de modélisation basées sur les équations physiques sont limitées dans le cas de la configuration 4 (Shoebox $d_p = 11 \text{ mm}$).

Pour résoudre ce problème, un métamodèle a été construit sur la base d'une série de mesures expérimentales en utilisant l'approche de métamodélisation basée sur l'expérience. Un exemple de simulations issue d'un tel modèle, qui a été construit avec des données expérimentales réelles est présenté dans la figure 3.12. Dans cette exemple, les données expérimentales sont comparées aux données de la simulation.

Comme peu de données expérimentales sont disponibles, un seul test $N_{\text{tests}} = 1$ a été sélectionné pour la construction et l'évaluation du modèle. En effet, le même ensemble de

données de test a été séparé en deux sous-ensembles de données, un pour la construction du modèle et un autre pour le processus de validation.

Le pas de temps des mesures collectées Δt_m pour la construction du modèle dans ce cas est de 8 minutes. Le modèle est validé sur la base d'un cycle de charge complet, où les résultats du modèle seront comparés aux expériences toutes les trois heures.

La figure 3.12(a) montre l'évolution de la température axiale du stockage selon les données expérimentales et les résultats du métamodèle proposé. En effet, le métamodèle proposé basé sur les données expérimentales est capable de décrire les performances de la configuration 4. Il en résulte une MAE de la température de stockage de 1°C ($<1\%$) lorsque l'on compare les simulations du 1D - MM aux données expérimentales.

D'autre part, La figure 3.12(b) montre l'évolution de l'énergie de stockage et la température de sortie selon les données expérimentales et les simulations du métamodèle proposé basé sur les données expérimentales. Une NRMSD de l'énergie de stockage et de la température de sortie inférieure à 2% est observée en comparant les résultats du modèle proposé aux données expérimentales.

Ces erreurs sont inférieures aux erreurs attendues selon la figure 3.11. Cela s'explique par le fait qu'un seul ensemble de données expérimentales a été utilisé pour alimenter le métamodèle pendant sa construction ainsi que pour valider ses performances. Ce choix est fait en raison du manque de données expérimentales provenant de cette même installation.

Cependant, la métamodélisation basée sur les données expérimentales semble avoir une bonne adéquation avec les données expérimentales dans ce cas d'étude exemplaire. Néanmoins, afin de valider rigoureusement cette approche de modélisation, une étude avec plus de données expérimentales est nécessaire. Cela fera l'objet de la prochaine et dernière section de ce chapitre.

Validation de la métamodélisation basée sur l'expérience via la configuration 5 : Proto900

Comme discuté précédemment, lorsque l'installation du stockage thermique présente un gros défaut, les modèles de la littérature échouent dans la modélisation de celle-ci. Ainsi, une nouvelle approche de métamodélisation basé sur l'expérience est possible pour dépasser cette limite.

Dans cette dernière section, la configuration 5 appelée Proto900 décrite dans le tableau 3.1 et la section 3.1.5, sera utilisée pour mener des tests expérimentaux afin de construire ce métamodèle et de le valider. Le choix de cette installation est motivé par des importantes fuites d'air et aux passages préférentiels qui deviennent plus importants dans les conceptions à petite échelle et qui ne sont modélisés ni dans les modèles 1D - PDE ni dans les modèles 0D. En fait, un bilan énergétique a été calculé sur la base des mesures issues de cette installation. Cela a montré que près de 35% (en moyenne) de l'énergie consommée par le système de chauffage n'est pas transférée au stockage, pendant la phase de charge. Bien que les pertes à travers la section de sortie pendant la phase de charge aient été prises en compte, cette différence d'énergie est toujours observée. Après plusieurs vérifications au moyen d'instruments de mesure et de bilan massique, une importante fuite d'air chaud a été confirmée et localisée en amont de l'entrée du stockage.

Par conséquent, cette installation sera utilisée pour mener deux catégories de tests; une première pour la construction du modèle et une deuxième pour la validation de ses performances.

Modèles standards de la littérature Dans un premier temps les modèles 0D - Ideal, 0D - Uniform et 1D - PDE utilisant la corrélation Coutier, 1982 (voir Annexe .1) sont utilisés pour simuler le comportement de l'installation étudiée en utilisant une commande de gestion optimale sur 78 heures. Les résultats de ces simulations sont présentés dans les figures 3.13(a), 3.13(b) et 3.13(c).

Les résultats montrent une grande divergence entre les modèles étudiés et les résultats expérimentaux avec des valeurs NRMSD de 17, 13 et 30 %, pour 1D - PDE, 0D - Uniform et 0D - Ideal respectivement. Ceci est dû aux fuites d'air, aux passages préférentiels d'air ainsi que les effets des parois, qui deviennent plus importants dans les conceptions à petite échelle et qui ne sont modélisés ni dans 1D - PDE ni dans les modèles 0D.

Sensibilité du 1D - PDE au choix de corrélations du modèle D'autres sources d'erreur peuvent avoir un impact sur la précision du modèle 1D - PDE tel que le choix des corrélations du modèle. L'impact du choix des corrélations du modèle HTTES a été partiellement discuté dans certains travaux de recherche [74][117].

En général, les résultats de ces investigations montrent que les modèles sont peu sensibles au coefficient de transfert de chaleur avec l'extérieur et à celui entre les parois et les autres composants. Cependant, le coefficient de transfert de chaleur entre le solide et le fluide h_v peut avoir un impact important sur les résultats du modèle.

Afin de vérifier l'impact de cette corrélation, 2 modèles PDE ont été implémentés utilisant des corrélations complètement différentes. Chaque modèle 1D - PDE utilise une corrélation différente pour le coefficient h_v , comme le montre l'annexe .1. Le premier modèle 1D - PDE utilise la corrélation de Wakao, 1979 [129] alors que le second utilise celle de Coutier, 1982 [130]. Les résultats pour les deux modèles 1D - PDE sont présentés dans la figure 3.13(c).

La figure visualisée montre une grande divergence entre les deux modèles et les résultats expérimentaux. En effet, la première corrélation sous-estime l'efficacité du transfert de chaleur, par rapport aux expériences, tandis que la seconde la surestime. En termes de NRMSD, les valeurs des scores sont de 12 et 17 pour 1D - PDE (Wakao, 1979) et 1D - PDE (Coutier, 1982) respectivement. Dans ce qui suit, nous nous concentrerons sur l'approche de métamodélisation lorsque des défauts physiques apparaissent et conduisent à des divergences importantes entre les résultats de l'expérience et ceux des modèles, indépendamment du choix des corrélations des modèles PDE.

Métamodélisation basée sur l'expérience Pour remédier à cette limitation, cette même installation est utilisée pour réaliser quatre tests expérimentaux, avec des cycles complets de charge et de décharge. La description de l'installation ainsi que le protocole expérimental se trouvent dans les sections précédentes 3.1.5 et 3.2.2. Plus spécifiquement, la figure 3.10 décrit les tests réalisés pour construire la matrice d'interpolation du métamodèle.

Les résultats de ces tests sont ensuite utilisés pour construire le 1D - MM basé sur les données expérimentales mesurées avec des commandes de puissance variables et une fréquence de mesure fixe, comme illustré dans le tableau 3.3.

Une fois les expériences sont menées, les données sont collectées et traitées, le modèle 1D - MM peut être construit. Ensuite, ce modèle est utilisé pour simuler une commande de gestion optimale sur 78 heures, qui est également appliquée sur la même installation d'essai afin d'évaluer la performance du modèle construit expérimentalement.

Numéro du test	1	2	3	4
Puissance de charge [kW]	13.4	18.15	22.87	27.6
Puissance de décharge [kW]	20	25.87	31.74	37.6
Durée du test [h :m]	8 :15	6 :32	5 :38	5 :00
Période de mesure [s]	60	60	60	60

TABLEAU 3.3 – Résumé des différents tests expérimentaux menés pour la construction du métamodèle.

La figure 3.13(d) montre l'évolution du niveau d'énergie du stockage pour les données expérimentales et le 1D - MM basé sur les expériences ainsi que l'erreur du modèle. Il est à noter que la valeur NRMSD est légèrement supérieure à 6%, ce qui est proche des valeurs prédites par l'étude de sensibilité de cette approche illustré par la figure 3.11. En contre partie, les modèles 0D - Ideal, 0D - Uniform et 1D - PDE commettent des erreurs plus important supérieur 10 % comme illustré dans les figures 3.13(a), 3.13(b) et 3.13(c) respectivement.

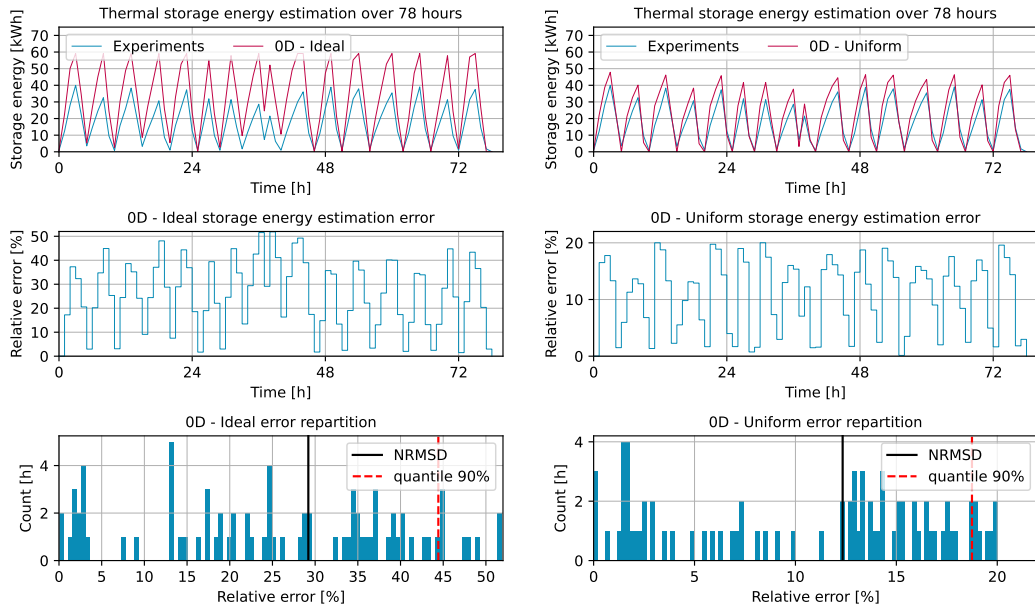
Il est à noter également que, selon l'étude de sensibilité présentée dans la figure 3.11, il est possible d'obtenir un métamodèle 1D - MM plus précis encore en augmentant le nombre de tests expérimentaux utilisés pour sa construction.

Pour cette exemple, il s'avère que le 1D - MM est le modèle le plus précis étudié ici pour cette configuration présentant des défauts de fabrications et des phénomènes fortement dimensionnels tel que les effets des parois.

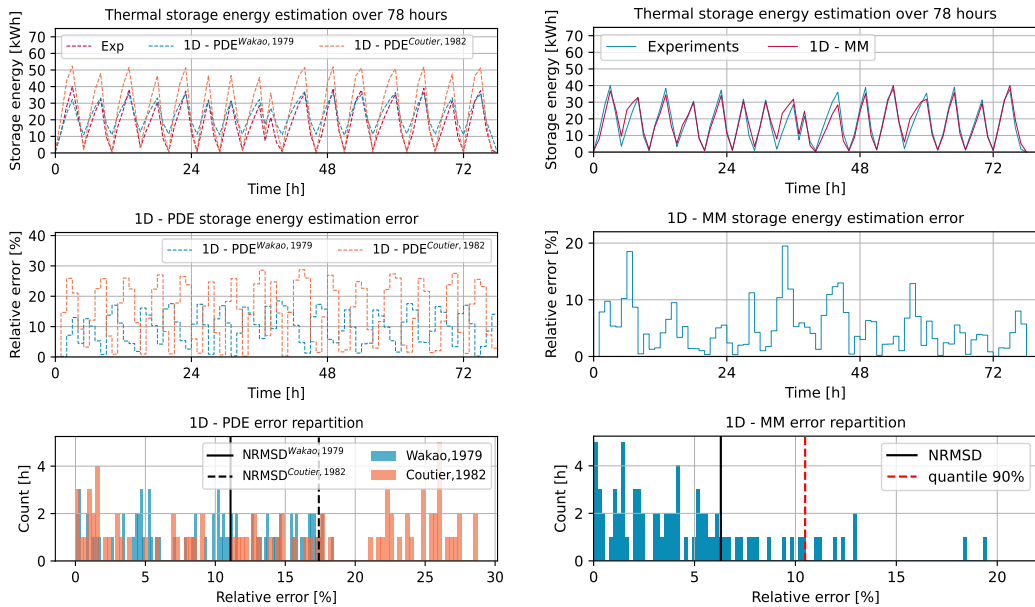
Par conséquent, la métamodélisation basée sur l'expérience peut remplacer les modèles standards de la littérature dans le cas d'une installation défectueuse ou de conceptions spécifiques.

Cette section a montré que les modèles 1D - PDE et 1D - MM peuvent être utilisés pour simuler des installations HTTES à grande échelle non défectueuses dans la phase de conception. D'autre part, les métamodèles expérimentaux peuvent être utilisés pour simuler ou optimiser la gestion d'installations HTTES existantes défectueuses ou à petite échelle.

Dans les chapitres suivants, nous admettrons le modèle 1D - PDE comme modèle de simulation et non pas un modèle d'optimisation. Il servira à simuler la performance des contrôleurs étudiés afin d'assurer une base de comparaison unique et précise . Toutes les installations étudiées dans les chapitres suivants sont supposées être sans défaut de fabrication.



(a) Comparaison de la simulation du modèle OD - Ideal et les données expérimentales mesurées. (b) Comparaison de la simulation du modèle OD - Uniform et les données expérimentales mesurées.



(c) Comparaison des simulations des modèles 1D - PDE et les données expérimentales mesurées. (d) Comparaison de la simulation du modèle 1D - MM et les données expérimentales mesurées.

FIGURE 3.13 – Résultats de simulation d’une commande de gestion optimale, issus des différents modèles étudiés, comparés aux données expérimentales de l’installation Proto900 expliquées dans le tableau 3.1. Les résultats montrent l’évolution de l’énergie de stockage et l’erreur entre les modèles étudiés et les données expérimentales sur 78 heures d’expérience.

3.3 Conclusions

Ce chapitre fait la suite du chapitre précédent et a pour objectif de valider expérimentalement les modèles développés précédemment. Ici les installations expérimentales ont été décrites en détail. De plus, le protocole expérimental pour la validation a été expliquée et les résultats des expériences ont été montrés et analysés. Cette validation expérimentale du métamodèle a été menée, en utilisant quatre installations de technologies différentes.

Avec une NRMSD de 3% par rapport au modèle physique, le métamodèle montre une performance similaire à celle du modèle physique mais avec un temps de calcul jusqu'à 1 000 fois plus petit. Les résultats obtenus avec le métamodèle basé sur le modèle physique sont validés avec succès sur la base de données expérimentales provenant des quatre configurations de HTTES, à condition que les modèles physiques soient adaptés à la configuration étudiée.

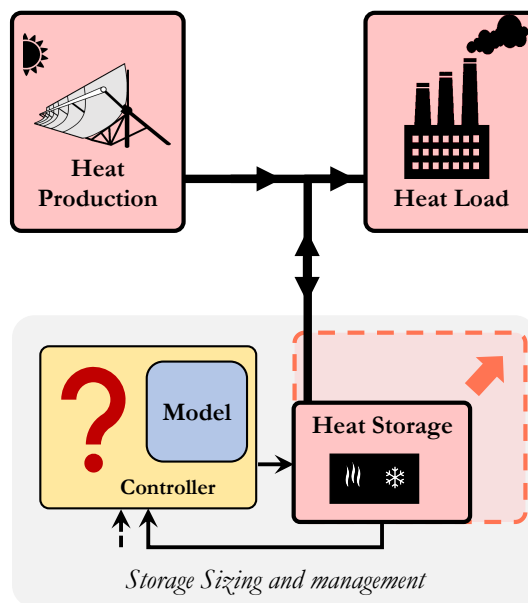
En contre partie, les modèles physiques ainsi que les métamodèles basés sur les simulations de ces derniers, sont limités quand les installations étudiées présentent un défaut de fabrication ou des effets dimensionnels tel que les effets de paroi ou les passages préférentiels d'air. Dans ces cas là, les limitations du modèle physique dû au fait qu'il soit un modèle 1D, s'appliquent également au métamodèle correspondant.

Ce chapitre montre également que si les modèles physiques ne sont pas adaptés à certaines configurations de HTTES, pour les raisons mentionnées ci-dessus, il est possible de construire un métamodèle sur la base de données expérimentales. Il est indiqué que, sous un choix raisonné de capteurs de température, du nombre de tests effectués et de la fréquence de mesure, une performance globale élevée caractérisée par une NRMSD, entre le modèle envisagé et les expériences, inférieure à 4 % peut être atteinte malgré un faible temps de calcul.

Par la suite, un dispositif expérimental prototype de HTTES a été adapté et présenté afin de valider cette dernière approche novatrice sur la base de mesures réelles. Cette installation est à petite échelle et présente des défauts de fabrication. Dans ce cas, il a été démontré que tous les modèles précédemment étudiés ne parviennent pas à prédire le comportement d'une telle installation (NRMSD supérieure à 12%). Par conséquent, un métamodèle basé sur des données expérimentales a été développé et utilisé pour prédire un nouvel ensemble de tests expérimentaux. Les résultats montrent que le métamodèle basé sur l'expérience réussit à prédire le comportement de l'installation expérimentale avec une NRMSD égale à environ 6 %. Ce métamodèle a été construit seulement sur 4 tests expérimentaux. Il est donc possible d'améliorer encore la précision du modèle en construisant ce dernier sur un nombre plus élevé de tests. D'autres travaux sont nécessaires pour étudier l'impact des modèles mentionnés en cas d'utilisation dans un contrôleur commande prédictive. Cela fera l'objet du prochain chapitre de ce travail.

Chapitre 4

Co-optimisation déterministe du stockage thermique dans un réseau mono-énergie



Sommaire

4.1	Contexte, état de l'art et objectifs	126
4.2	Gestion optimale du stockage thermique dans un réseau mono-énergie . . .	137
4.3	Co-optimisation du stockage thermique dans un réseau mono-énergie . . .	153
4.4	Conclusions	167

L'objectif de ce chapitre est d'étudier l'impact des choix, qui sont faits pour réaliser la co-optimisation du stockage thermique, en évaluant les performances dans un problème de co-optimisation mono-énergie. Ces choix concernent, le modèle utilisé dans un contrôleur afin d'anticiper la dynamique du stockage, le type de la fonction objectif de ce contrôleur, et la méthode employée pour résoudre le problème d'optimisation. Ainsi, nous allons mener des études, sur la base de plusieurs configurations thermiques, afin d'évaluer les performances du contrôleur en fonction des choix qui sont faits pour ce dernier. En effet, les modèles recensés et développés dans le chapitre 2 seront évalués, à savoir 0D - Ideal, 0D - Uniform, 1D - PDE et 1D - MM. D'autre part, deux méthodes de résolution seront comparées ; la programmation dynamique basée sur le principe de Bellman ainsi que la commande prédictive (MPC). Enfin, deux fonctions objectifs seront analysées, une première qui ne comptabilise pas les pertes dans le stockage et une seconde qui le comptabilise. L'analyse de l'ensemble des résultats aboutira à des recommandations quant à la sélection du modèle approprié, les avantages et inconvénients des deux méthodes de résolution, le choix de la fonction objectif, ainsi que l'impact de ces derniers sur les performances du contrôleur. Ces performances seront mesurées via différentes métriques telles que le temps de calcul, la précision ainsi que des critères d'évaluation sur cycle de vie du stockage thermique.

Dans la section 4.1, le contexte et l'état de l'art seront décrits et les objectifs ainsi que la méthodologie de ce travail seront annoncés. La section 4.2 fera l'objet d'une étude de gestion optimale afin de sélectionner la méthode de résolution et les modèles appropriés pour l'étude de co-optimisation. Dans la section 4.3, une étude détaillée de co-optimisation évaluera les différents modèles du contrôleur pour différentes fonctions objectifs. Ainsi, les résultats seront analysés et discutés pour statuer sur l'impact du choix du modèle sur les performances du contrôleur pour différents modèles d'affaires. Enfin les conclusions de ce chapitre seront annoncées dans la section 4.4.

4.1 Contexte, état de l'art et objectifs

4.1.1 Introduction et enjeux

Comme discuté dans le chapitre 1, l'objectif de cette thèse est de développer des algorithmes de co-optimisation d'un "Energy Hub" dans un réseau multi-énergies, composé entre autres d'un stockage HTTES.

Aujourd'hui, un des principaux obstacles devant le déploiement du HTTES est la rentabilité et la faisabilité technique du projet. Cette rentabilité est exprimée en fonction du coût de l'achat des infrastructures, qui est directement proportionnel au dimensionnement de la solution, appelé CAPEX. De plus, le coût opérationnel qui dépend de la stratégie de gestion employée, appelé OPEX, impacte fortement cette rentabilité.

Afin de minimiser ces coûts tout en respectant la faisabilité technique de la solution, un contrôleur optimal doit être développé. Néanmoins, la co-optimisation du stockage thermique n'est pas une tâche facile. En effet, l'optimisation nécessite un contrôleur défini par un modèle du stockage thermique anticipant sa dynamique, une fonction objectif et ses contraintes associées, ainsi qu'une méthode de résolution adaptée au problème comme illustré dans la figure 4.1. Notons qu'il s'agit du modèle utilisé dans le contrôleur et non pas du modèle de simulation.

Premièrement, la modélisation du stockage thermique peut être plus ou moins précise et rapide comme discuté dans le chapitre 2. Ainsi, la modélisation du stockage thermique peut

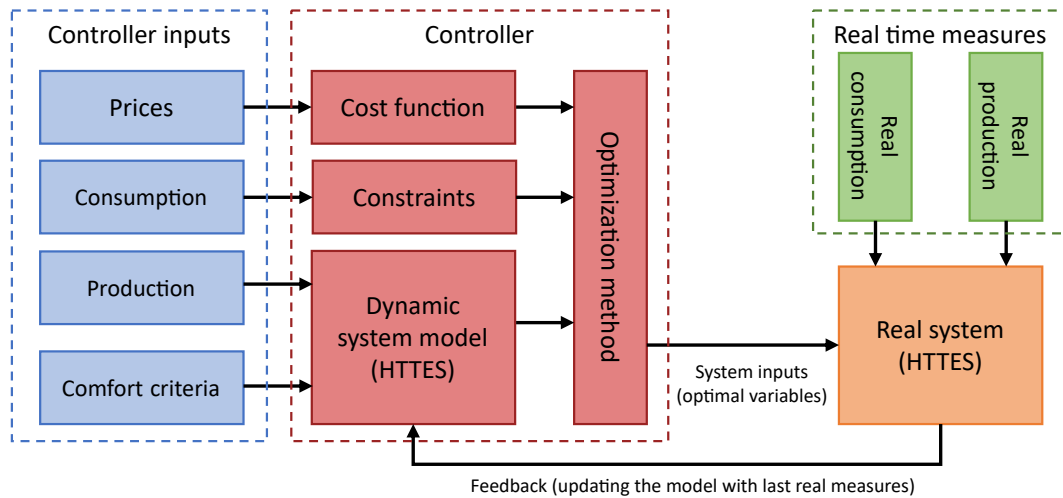


FIGURE 4.1 – Schéma simplifié du fonctionnement d'un contrôleur.

être différenciée selon plusieurs niveaux de précision.

1. *Modèle précis* : ce sont des modèles résolvant les équations aux dérivés partielles (PDE) en 1, 2 ou 3 dimensions tel quel le modèle 1D - PDE. Ces modèles sont adaptés aux installations du stockage thermique respectant les hypothèses de modélisation (qui n'incluent pas des défauts importants de fabrication). En revanche, ces modèles ont des temps de calcul excessifs qui ne sont pas adaptés aux contraintes du temps d'un contrôleur.
2. *Modèle rapide* : ce sont des modèles 0D basés sur des hypothèses de modélisation simplificatrices comme le modèle 0D - Ideal et 0D - Uniform. Ces modèles sont très rapides, mais ont une faible précision de simulation. De plus, ces modèles ne sont pas capables d'estimer les grandeurs locales telles qu'une température locale dans le stockage thermique.
3. *Modèle intermédiaire* : ces modèles ont fait l'objet de quelques travaux dans la littérature ces dernières années. Généralement, Ils représentent un bon compromis entre vitesse d'exécution et précision. Un exemple de ces modèles est le métamodèle 1D - MM développé dans le chapitre 2.

Deuxièmement, le choix de la fonction objectif, utilisée pour optimiser le contrôleur, n'est pas évident et dépend de plusieurs paramètres tels que le modèle d'affaires envisagé ainsi que la structure des coûts et des bénéfices du gestionnaire de l'installation en question.

D'une part, la fonction objectif peut comptabiliser ou non les pertes du stockage thermiques en fonction du modèle d'affaires (BM) envisagé par le gestionnaire du stockage. Par exemple, dans le cas de la récupération de chaleur fatale, le coût de cette chaleur peut être nul en considérant que cette chaleur serait perdue en cas de non-utilisation. Dans ce cas-là, la fonction objectif peut ne pas prendre en compte les pertes et ne considérer que l'énergie valorisée. À l'opposé, dans le cas du stockage d'électricité sous forme thermique, les pertes liées au stockage ne peuvent pas être négligées.

De plus, la structure des coûts à minimiser et des bénéfices à maximiser dépend également du BM du gestionnaire. Ainsi, dans un contrôleur, la fonction objectif à minimiser ou à maximiser peut prendre différentes formes : linéaire, quadratique, etc. Par exemple, si le gestionnaire du stockage thermique ne paye que l'énergie consommée, une fonction linéaire peut aboutir à la solution optimale. Autrement, dans le cas où la norme de la puissance consommée ou sous-tirée sur le réseau est à minimiser, une fonction quadratique qui minimise la norme de l'énergie consommée pendant un laps de temps sera adaptée.

Troisièmement, les méthodes de résolution d'un problème d'optimisation sont multiples et ont chacune leurs avantages et inconvénients. Elles peuvent être exécutées en temps réel ou hors ligne en amont du moment de la prise de décision. Ces méthodes peuvent être plus ou moins rapides et adaptées au problème d'optimisation à résoudre.

Tous ces paramètres peuvent impacter la précision ainsi que la faisabilité technique de la solution calculée par le contrôleur. En effet, le contrôleur doit être rapide et précis afin de converger vers la solution optimale pendant un temps acceptable.

La rapidité de l'exécution du contrôleur peut être une contrainte qui empêche le bon fonctionnement de ce dernier. C'est-à-dire, si le contrôleur passe trop de temps à calculer la solution optimale, la prise de décision à l'instant t peut être retardée. Cela conduirait à franchir les contraintes physiques du système ou à prendre une décision moins optimale à cause de ce retard.

La précision de la co-optimisation est aussi un facteur important, car une perte de précision signifie une capacité de stockage moins optimale (CAPEX plus conséquent) pendant la phase de dimensionnement, et une commande plus coûteuse et moins rentable (OPEX plus conséquent) pendant la phase de gestion.

Enfin, l'énergie consommée sur cycle de vie par l'ordinateur calculant le contrôle optimal, et qui est proportionnelle à la rapidité d'exécution du contrôleur, est parfois non négligeable. Cette énergie est conséquente lorsque le contrôleur est mal optimisé, en particulier dans les applications décentralisées à l'échelle d'un micro-réseau.

Dans la sous-section suivante, nous allons voir l'état de l'art afin de statuer sur ce qui se fait dans la littérature en termes de modèles, de fonctions objectifs et de méthodes de résolution dans un contrôleur optimal.

4.1.2 État de l'art

Le stockage thermique de manière générale suscite de plus en plus l'intérêt des chercheurs ces dernières années. Les travaux de recherche se concentrent principalement sur l'optimisation du stockage thermique basse température ou celui avec des matériaux à changement de phase (PCM), mais rarement celui de la haute température thermocline [47][48][25][49].

Plus généralement, en ce qui concerne les problèmes d'optimisation, ils peuvent varier selon de multiples critères. Ils peuvent avoir pour but la planification, le design ou encore la gestion des systèmes énergétiques. Ainsi, de nombreux travaux de recherche se portent sur divers problèmes d'optimisation tels que "*Energy planning*", "*Unit commitment*", "*Economic dispatch*", l'optimisation thermodynamique, les problèmes des marchés d'énergie, et les carrefours énergétiques appelés "*Energy Hub*".

De plus, le nombre d'agents impliqués dans ce problème peut aller de l'unité à plusieurs milliers d'agents, reflétant un système d'énergie locale ou à échelle nationale voir mondiale.

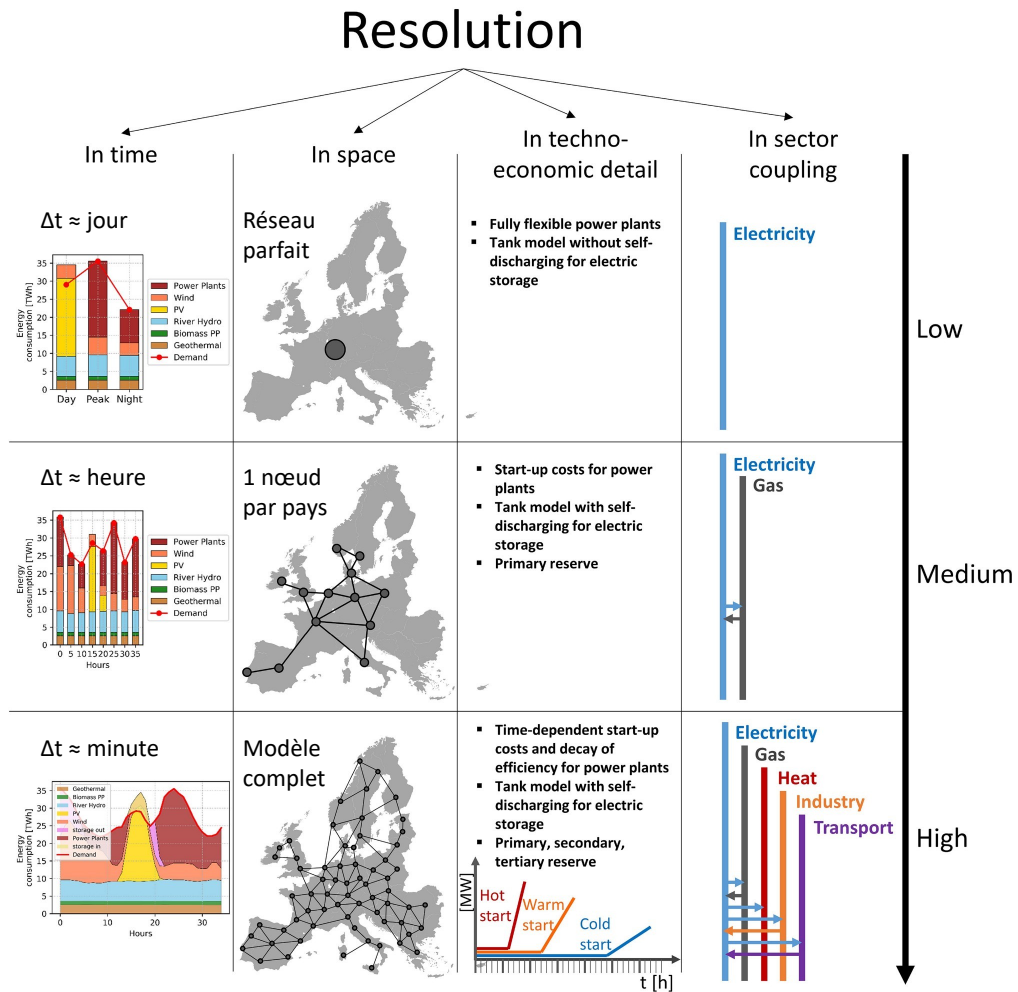


FIGURE 4.2 – Classification des problèmes d'optimisation des systèmes énergétiques. (Source : [131])

L'horizon du temps du problème peut lui aussi aller de quelques heures, pour les problèmes de gestion en temps réel, à plusieurs années pour le design pluriannuel des systèmes énergétiques. Un résumé des différents niveaux de résolution d'un problème d'optimisation est illustré dans la figure 4.2.

D'autre part, le coût à minimiser dans la fonction objectif peut concerner différentes métriques technique, économique ou environnementale telles que le coût total d'investissement, le coût opérationnel ou de maintenance, la quantité du CO₂ émis, ou des critères purement économiques [69].

Par exemple, des critères économiques ont été calculés afin d'optimiser le design d'un système photovoltaïque couplé à un générateur diesel [78]. Afin d'évaluer le design optimal, l'auteur utilise la valeur future nette et annualisée en parallèle de la valeur capitalisée, le coût économique sur cycle de vie, le temps de retour sur investissement et le coût actualisé de l'énergie. D'autres chercheurs utilisent des critères purement environnementaux tels que

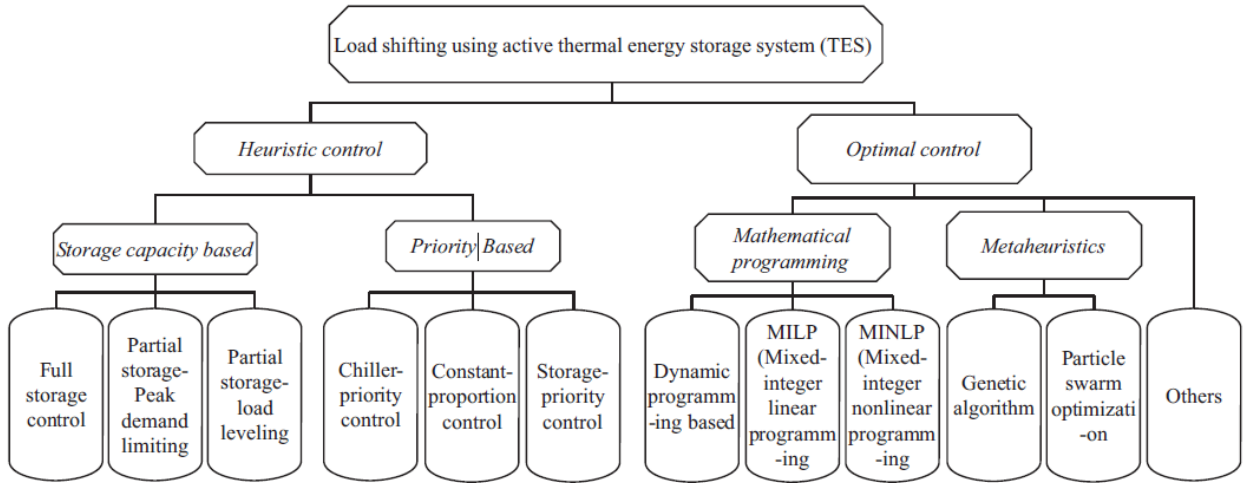


FIGURE 4.3 – Classification des stratégies de contrôle des HTTES. (Source : [132])

la demande énergétique cumulée appelée en anglais "*Cumulative Energy Demand*" (CED) et le temps de retour sur investissement énergétique appelés en anglais "*Energy PayBack Time*" (EPBT) [79].

L'auteur de l'article [52] a étudié différentes architectures d'un réseau multi-énergie avec stockages saisonniers. Dans ce cadre, une nouvelle méthode de résolution et des simplifications de modèle ont été développées afin de réduire la complexité et permettre une optimisation par pas horaire et sur une longue période du temps.

D'autres travaux scientifiques s'intéressent aux problèmes d'optimisation du marché de l'énergie. Cela est le cas de l'article [50] où on étudie la tarification et la gestion d'un système multi-énergies à l'échelle d'une région en utilisant la théorie des jeux.

Nous reviendrons sur l'analyse de cet état de l'art à la fin de la cette section pour discuter les limites des travaux de la littérature et les apports de ce chapitre.

Approches du contrôle quant aux approches du contrôle, il en existe deux grandes familles ; le contrôle heuristique et le contrôle optimal comme montré dans la figure 4.3.

Le premier suppose une stratégie de gestion simple avec des règles préfixées telles que la charge jusqu'à la saturation de la batterie et la décharge jusqu'au vide. Celui-ci aboutit à une solution moins optimale vu la simplicité de la stratégie de gestion [133].

Le contrôle optimal quant à lui, est divisé en deux catégories ; la métaheuristique et la programmation mathématique.

La métaheuristique est un algorithme d'optimisation visant à résoudre des problèmes d'optimisation complexes pour lesquels on ne connaît pas de méthode classique plus efficace.

Les métaheuristic sont généralement des algorithmes stochastiques itératifs, qui progressent vers un optimum global, par échantillonnage d'une fonction objectif. Elles se comportent comme des algorithmes de recherche, tentant d'apprendre les caractéristiques d'un problème afin d'en trouver une approximation de la meilleure solution.

Il existe un grand nombre de métaheuristic différentes, allant de la simple recherche locale à des algorithmes complexes de recherche globale. Ces méthodes utilisent cependant un

haut niveau d'abstraction, leur permettant d'être adaptées à une large gamme de problèmes différents.

Cependant, ces algorithmes ont un temps de calcul très élevé par rapport aux autres méthodes, ce qui limite leur utilisation surtout quand les modèles sont complexes ou dans les problèmes d'optimisation à grandes dimensions.

La deuxième catégorie inclut la programmation dynamique (DP), la commande prédictive (MPC) et l'optimisation en nombres entiers ainsi que les sous-méthodes qui en découlent tel que l'optimisation linéaire en nombres entiers (ILP), l'optimisation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP), etc.

La commande prédictive (MPC) et la programmation dynamique (DP) sont deux méthodes différentes pour obtenir une loi de contrôle optimale. La première utilise l'optimisation en ligne pour résoudre un problème de contrôle optimal en boucle ouverte sur une fenêtre temporelle de taille finie à chaque instant d'échantillonnage. Une loi de commande de rétroaction est définie implicitement en répétant le calcul d'optimisation après une mise à jour de l'état réel du système à chaque instant d'échantillonnage.

En revanche, la seconde méthode établit une loi de rétroaction explicite hors ligne en résolvant l'équation d'optimalité de Bellman. Ces deux méthodes ont été utilisées avec succès pour résoudre des problèmes de contrôle optimal. Chacune de ces méthodes représente des avantages et des inconvénients en termes de temps de calcul, de complexité d'implémentation, et d'optimalité du résultat en fonction de la nature du problème mathématique traité. Il est à noter que la programmation dynamique est limitée dans son utilisation aux problèmes de petites dimensions. En général, cette méthode est employée lorsque le nombre des variables d'état est égal ou inférieur à quatre. Au-delà de ce nombre, la résolution de cette méthode se heurte à un temps de calcul conséquent, ce qui pousse à l'emploi d'autres méthodes telles que la MPC.

Optimisation de la gestion L'approche de commande prédictive a été développée, pour définir la stratégie optimale du stockage thermique implémenté dans un réseau de chaleur à plusieurs reprises [134][70][71][135]. Tous ces travaux ont opté pour des modèles 0D et sont faits à design fixe, c'est-à-dire que l'optimisation ne concernait que la gestion du stockage et non pas son dimensionnement. Généralement, leur fonction objectif inclut un terme pour pénaliser les pertes du stockage vers l'extérieur. Il est à noter que les auteurs ne différencient pas le modèle utilisé dans le contrôleur de celui utilisé pour simuler les performances de la commande optimale. Les auteurs concluent que ce type de modèles et de méthodes de résolution sont adaptés à l'optimisation des systèmes énergétique à grande échelle.

Quant à la programmation dynamique, elle a été développée afin de calculer la stratégie optimale de commande du stockage thermique. Cette stratégie est appliquée sur une année complète et analysée en fonction de la température ambiante dans l'article [136]. L'auteur conclut que cette méthode est robuste et précise pour différents scénarios météo qui y sont analysés.

D'autres études, telles que [137] et [138], examinent l'optimisation opérationnelle d'un réseau de chaleur couplé à un stockage thermique, mais cette fois en résolvant un problème MILP. Ici, les variables d'optimisation sont l'activation ou non du stockage et non pas la commande en puissance. Cela est dû à la nature de la méthode MILP résolvant des variables entières et non pas continues, contrairement à la programmation dynamique et la commande prédictive.

Optimisation du dimensionnement Le deuxième niveau d'optimisation, celui du dimensionnement, a fait l'objet de multiples études. Par exemple, le design du stockage thermique a été optimisé en utilisant l'approche MILP dans un *Smart Grid* incluant un nombre important de technologies distribuées [51][52]. De même, cette approche a été formalisée sous forme d'un logiciel appelé EnergyScope TD développé par les auteurs de l'article [53]. Il est capable de résoudre un problème d'optimisation à échelle régionale avec un nombre important d'agents. Grâce aux modèles 0D qui y sont utilisés et à la de prédiction, basée sur des jours typiques, il est capable d'estimer le design d'un tel réseau avec un temps de calcul court.

D'autre part, la programmation dynamique ainsi que la commande prédictive ont été implémentées pour gérer des problèmes d'optimisation de design du HTTES. Une étude qui a analysé et discuté un grand nombre de ces travaux, conclue que des modèles plus précis pour le contrôleur sont nécessaires afin d'augmenter l'optimalité du design proposé. En revanche, un effort de réduction de modèle est indispensable afin de limiter le temps de calcul pour le processus d'optimisation.

Dans ce sens, l'auteur de l'article [54] a étudié des modèles de stockage d'eau chaude, d'un niveau de complexité croissant, utilisés dans un contrôleur heuristique. Il conclut que la prise en compte ou non des pertes thermiques, reflétée par le choix du modèle, peut impacter significativement la rentabilité des projets HTTES.

Sachant le caractère dynamique du système de stockage ainsi que l'objectif de ce travail de comparer les performances de différents contrôleurs utilisant des modèles du stockage plus ou moins précis, nous privilégions les deux approches du contrôle avancé, à savoir les méthodes DP et MPC.

La revue de la littérature montre que la recherche dans le domaine de l'optimisation du stockage thermique est située à deux niveaux; le dimensionnement optimal afin de trouver le meilleur design qui minimise les CAPEX ou la gestion optimale qui minimise les OPEX, mais rarement le couplage de ces deux aspects, c'est-à-dire la co-optimisation [132].

De plus, les modèles utilisés dans la plupart des articles portant sur l'optimisation du HTTES utilisent des modèles 0D et plus rarement des modèles 1D, pour limiter le temps d'optimisation.

Impact du modèle sur le contrôleur L'étude de la complexité du modèle dans les travaux d'optimisation des systèmes énergétiques a été le sujet de l'article [139]. L'auteur a mis en lumière la complexité croissante de ces travaux, causée par le nombre important d'agents, la tendance de couplage des réseaux, et l'introduction des nouveaux éléments tels que le stockage d'énergie qui nécessite une anticipation de sa dynamique. Il conclut que des efforts sur la réduction du modèle doivent se poursuivre.

En parallèle, l'impact du couplage de la gestion et du design lors de l'optimisation d'un système de stockage a été un sujet d'intérêt de plusieurs articles dans le domaine de la batterie électrochimique (EES). Dans ce sens, la sensibilité du design optimal d'une flotte de véhicules électriques, dont les batteries sont chargées à l'aide d'une centrale photovoltaïque, vis-à-vis des modèles de prévision de la production électrique a été étudiée [46]. Il est apparu que la qualité du modèle de prévision a un impact sur la taille optimale de la batterie, mais l'auteur recommande de poursuivre ces recherches.

Les modèles de vieillissement des batteries électrochimiques sont aussi de grande importance. En effet, la stratégie de gestion peut conduire à user plus ou moins rapidement la batterie et impacter la rentabilité du projet de stockage. Il est donc nécessaire de modéliser ses phénomènes de vieillissement et de les prendre en compte lors de la co-optimisation. Ainsi, l'impact du modèle de vieillissement des batteries sur les résultats de la co-optimisation a

été examiné [140]. Les chercheurs concluent que l'introduction d'un modèle de vieillissement, même simpliste, améliore considérablement le choix de la capacité de stockage.

De même, trois modèles de EES de différents niveaux de précision, exploités pour le design optimal, ont été expliqués dans l'article [45]. Il en ressort qu'un modèle de température est nécessaire lorsqu'il a un impact sur les actions du contrôleur. En outre, l'introduction du vieillissement dans les modèles de contrôleur peut avoir un impact important sur le taux de dégradation. Par conséquent, les compromis entre la complexité et la précision des modèles peuvent être difficiles à trouver, mais offrent des avantages significatifs en termes de performance du contrôleur.

Analyse de l'état de l'art La revue de l'état de l'art peut être synthétisée en quelques points.

- Plusieurs modèles HTTES existent et peuvent être utilisés pour l'optimisation de son contrôleur, à l'exception des modèles précis qui nécessite un temps de calcul important, ce qui limite leur utilisation dans un contrôleur. La majorité des travaux utilisent des modèles 0D et recommande de poursuivre les recherches sur la réduction des modèles précis.
- Peu de travaux de co-optimisation de HTTES existent, notamment ceux qui étudient l'impact du modèle utilisé pour optimiser le contrôleur sur les performances de la co-optimisation. La majorité des études effectuent l'optimisation de la gestion ou du dimensionnement, mais rarement les deux à la fois.
- Peu de travaux de co-optimisation de HTTES utilisent des techniques d'optimisation avancées, telles que la MPC ou la DP, ce qui ne permet pas d'implémenter des modèles plus précis que les modèles 0D linéaire. De plus, peu de travaux comparent les performances de la DP à celles de la MPC sur la base d'une application concrète.
- La fonction objectif, les contraintes, le nombre d'agents, et les métriques d'évaluation des solutions proposées par le contrôleur varient beaucoup d'une étude à l'autre. Cependant, la majorité des études emploient des métriques économiques, rarement des métriques environnementales.

4.1.3 Méthodologie

Pour rappel, l'objectif de ce chapitre est d'étudier la sensibilité du contrôleur vis-à-vis du choix du modèle utilisé pour son optimisation, en abordant notamment la modélisation des pertes du HTTES. Par conséquent, un problème de co-optimisation du stockage HTTES est formulé, où l'objectif est de minimiser l'écart de puissance sur un réseau de chaleur reliant une source et une charge thermiques variables. La fonction objectif est exprimée comme la somme des déviations en puissance sur le réseau en plus des pertes thermiques à tout instant. Ce choix du type de problème d'optimisation est motivé par la simplification du cas d'étude afin de pouvoir tester et comparer un large panel de modèles de HTTES, qui sont parfois précis, mais gourmands en temps de calcul.

Plusieurs variables du problème seront changées afin d'évaluer la sensibilité du contrôleur. Ce sont les modèles du contrôleur ; 0D - Ideal, 0D - Uniform, 1D - MM et 1D - PDE, la méthode de résolution ; MPC et DP, et la fonction objectif ; linéaire, quadratique, sans et avec prise en compte des pertes. Il est à noter que le modèle de la simulation (qui est

toujours le 1D - PDE) est différent des modèles utilisés pour l'optimisation du contrôleur cités ci-dessus.

De plus, les données d'entrée du problème ainsi que le cas d'étude seront-ils aussi diversifiés. Cela a pour but de rendre indépendants les résultats du contexte d'utilisation comme expliquée précédemment.

Enfin, le design du stockage prendra différentes valeurs de capacité afin de généraliser les conclusions dans une étude de co-optimisation.

Afin de réaliser les objectifs annoncés ci-dessus, nous établissons la méthodologie illustrée par la figure 4.4. Tout d'abord, le choix du cas d'étude, des données d'entrée, de la méthode d'optimisation, de la fonction objectif ainsi que les modèles à tester dans le contrôleur, est réalisé. Ensuite, les points de design à évaluer sont choisis et une méthode itérative balayant tous ces points un par un est activée. Pour chaque point de design, la commande optimale est calculée en respectant les choix du contrôleur, décidés précédemment, sur tout l'horizon du temps. Une fois la commande obtenue, elle est simulée grâce au modèle le plus précis dans cette étude : 1D - PDE (voir chapitre 2). Par conséquent, l'état du système évolue et le modèle du contrôleur est mis à jour grâce à ces nouvelles informations.

À la fin du processus d'optimisation, les résultats par design étudié sont récupérés et traités afin d'évaluer et analyser les performances du contrôleur, en fonction des choix qui y sont faits. Il est à noter que deux cas d'études ainsi que deux ensembles de données d'entrée seront employés.

Cas d'étude n°1 La première section utilise un cas d'étude d'un réseau de chaleur reliant une source de chaleur et une charge thermique, avec un stockage HTTES placé sur le réseau, et un jeu de données associé. Un problème de gestion optimale est formulé afin d'étudier la sensibilité du contrôleur vis-à-vis des différents paramètres. Elle représente une pré-étude de gestion optimale qui vise à limiter les variables étudiées ainsi qu'exclure les modèles non faisable techniquement dans un contrôleur. Ainsi, elle traite et compare les deux méthodes d'optimisation examinées d'un point de vue de performance.

De plus, tous les modèles disponibles dans ce travail seront considérés afin d'éliminer ceux qui ont un temps de calcul très élevé et d'en trouver un équivalent plus rapide. Cette dernière étude sera faite sur la base d'un design fixe.

Aussi, la fonction objectif sera modifiée afin de prendre plus au moins en compte les pertes. Le but cette fois est d'observer la sensibilité du contrôleur vis-à-vis du modèle, quand les pertes sont pénalisées ou négligées.

Cas d'étude n°2 La seconde section intégrera les conclusions issues de la pré-étude de sensibilité, et utilisera un nouveau cas d'étude et un jeu de données réaliste. Il s'agit d'un réseau de chaleur reliant une centrale thermodynamique, produisant la chaleur haute température, à une industrie avec un stockage HTTES placé sur le réseau. Le but de cette étude est la co-optimisation du HTTES via un contrôleur adéquat. Ainsi le modèle 1D - PDE sera remplacé par un métamodèle pour une utilisation dans le contrôleur, mais reste l'unique modèle utilisé pour simuler les performances du vrai système. La méthode MPC sera l'unique algorithme d'optimisation exécuté pour conduire cette nouvelle étude.

Ici, tous les modèles, à l'exception du modèle 1D - PDE, seront utilisés dans le contrôleur ainsi que deux fonctions objectives ; une première qui prend en compte les pertes et deuxième qui ne le fait pas. La taille du stockage tout au long de cette étude variera entre 0 et 20 MWh. L'analyse des performances du contrôleur sera poussée en utilisant plusieurs critères ;

le temps de simulation et celui de l'optimisation, le score de simulation ainsi que le score d'optimisation. De nouveaux critères seront formalisés afin d'établir un score qui combine à la fois un score de gestion et de design optimal, appelée *Energy PayBack Time* (EPBT).

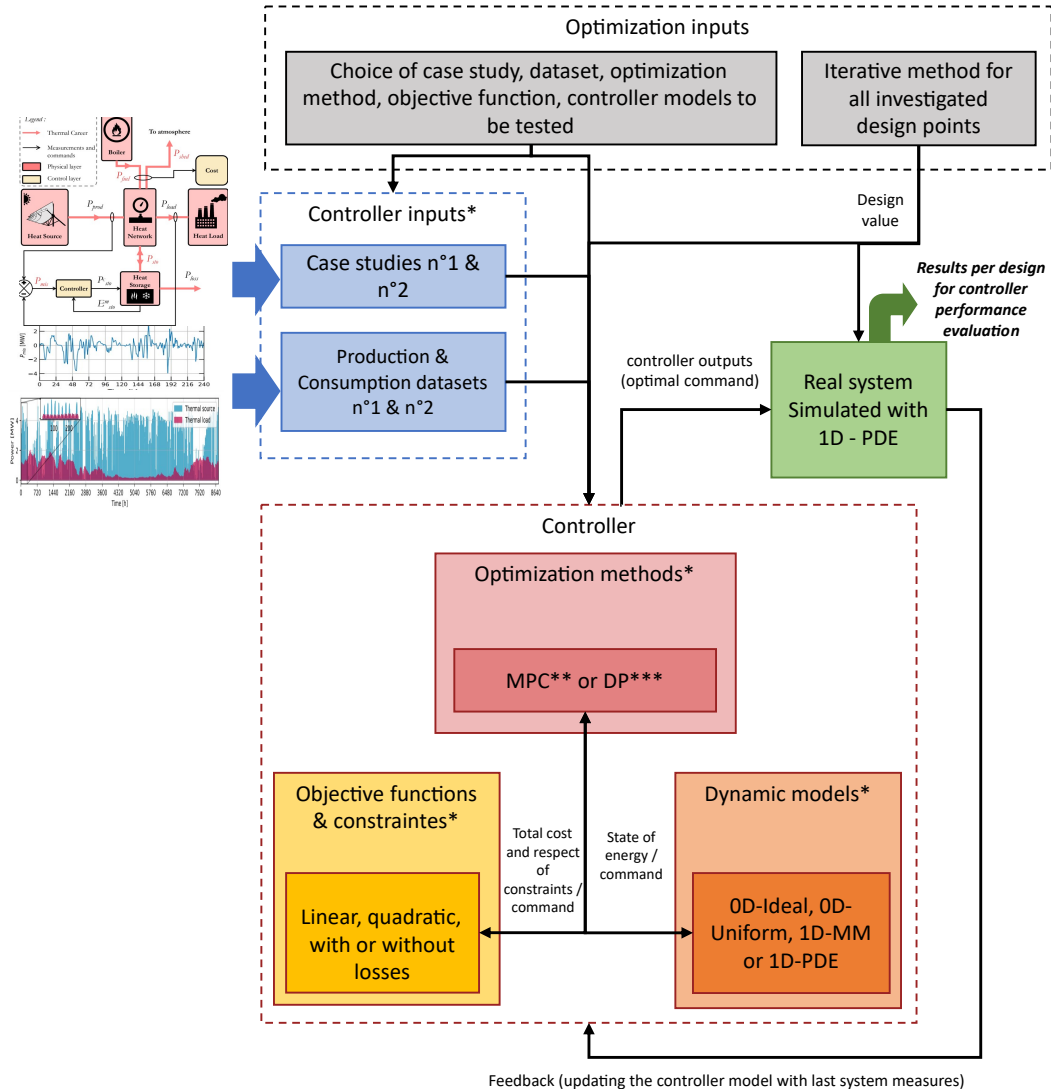


FIGURE 4.4 – Schéma simplifié illustrant la méthodologie d'optimisation, utilisée pour conduire l'étude de sensibilité du contrôleur vis-à-vis des différents paramètres et points de design examinés. *Les paramètres variables par rapport auxquels l'étude de sensibilité du contrôleur est menée. **Commande prédictive. ***Programmation dynamique.

4.2 Gestion optimale du stockage thermique dans un réseau mono-énergie

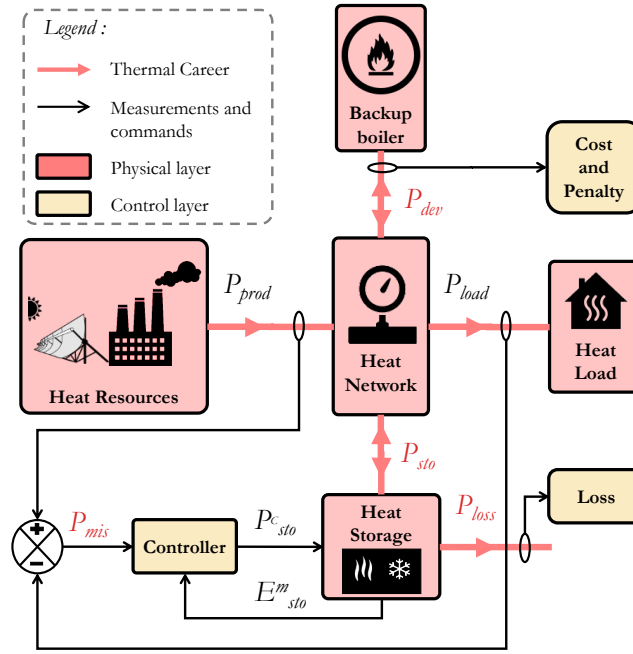


FIGURE 4.5 – Synoptique du cas d'étude mono-énergie n°1.

Le but de cette section, est de proposer un premier cas d'étude de mono-énergie de référence avec des données d'entrée simplifiées. Il s'agit d'un réseau de chaleur avec une production et une consommation thermiques non pilotables. De plus, un stockage thermique est utilisé afin de minimiser l'écart entre la production et la consommation. Sur la base de ce cas, nous allons formuler mathématiquement un problème d'optimisation avec contraintes. Il s'agit de minimiser l'écart entre la production et la consommation à tout instant. Cela est réalisé grâce à la flexibilité du stockage thermique dont la commande en puissance constitue la variable du contrôle.

Le contexte dans lequel ce problème sera résolu est déterministe, c'est-à-dire qu'il n'existe pas d'incertitudes au niveau des données du système. Autrement dit, on suppose que les données d'entrée (profils de production et de consommation d'énergie) sont parfaitement connues à l'avance.

La méthode de programmation dynamique sera déployée pour résoudre le problème d'optimisation à design fixe. Ensuite, les stratégies de gestion obtenues seront analysées et simulées sur 24 heures.

Un panel de modèles sera utilisé dans le contrôleur pour obtenir différentes stratégies de gestion. Une étude de sensibilité de la stratégie de gestion sera conduite en fonction de différents modèles du contrôleur ainsi que des fonctions objectives qui prennent plus ou moins en compte les pertes.

L'analyse de la sensibilité du contrôleur vis à vis de son modèle et sa fonction objectif sera effectuée. Cette sensibilité sera évaluée à l'aide du temps de calcul et du score atteint

par le contrôleur.

La MPC sera implémentée et une étude paramétrique de la taille de fenêtre glissante, associée à cette méthode, sera discutée. Ici le but est de limiter le temps d'optimisation du contrôleur.

Enfin, nous allons comparer deux méthodes d'optimisation distinctes, à savoir la programmation dynamique et la commande prédictive. Aussi, les performances des deux méthodes seront évaluées afin de privilégier une des deux méthodes pour la suite de ce travail.

4.2.1 Description du cas d'étude et formulation mathématique du problème d'optimisation

Dans cette section, le cas d'étude utilisé pour les travaux d'optimisation est illustré dans la figure 4.5. Il consiste en une source de chaleur non pilotable appelée P_{prod} , et un besoin de chaleur appelée P_{load} . Ces deux puissances thermiques sont à haute température (600°C), et leur valeurs varient en fonction du temps.

Ces deux derniers sont liés à l'aide d'un réseau de chaleur, supposé parfait et sans pertes tout au long de ce chapitre. En cas de surproduction, le surplus d'énergie est évacué sous forme d'air chaud envoyé dans l'atmosphère. A l'inverse, en cas de surconsommation une chaudière d'appoint est activée afin de compenser la manque d'énergie et satisfaire la totalité de la consommation. Cet écart initial entre la production et la consommation est une puissance appelée P_{mis} .

Un stockage thermique est inséré afin de minimiser l'écart entre la production et la consommation au carré (qu'on nommera P_{dev}^2), à tout instant. Il s'agit de minimiser la puissance de la chaudière d'appoint en cas de surconsommation et de la puissance thermique perdue en cas de surproduction.

Autrement dit, le stockage thermique a pour objectif de stocker le surplus d'énergie thermique pendant les piques de production. A l'opposé, ce même stockage déchargera l'énergie préalablement stockée pour palier au manque d'énergie pendant les piques de consommation. Cela évitera de faire appel à la chaudière d'appoint et de perdre l'énergie pendant les piques de production.

Enfin, les pertes issues du stockage thermique sont elles aussi à minimiser. Comme pour l'écart production-consommation, ces pertes seront considérées sous une forme quadratique (qu'on nommera P_{loss}^2). Il est à noter que les pertes liées au stockage thermiques sont les seules pertes étudiées dans ce cas d'étude (les pertes du réseau de chaleur sont négligées).

Le choix d'inclure les pertes dans la fonction objectif est motivé par l'étude de l'impact de modélisation des pertes lors de l'optimisation du contrôleur. Les termes de la fonction objectif au carré sont là pour élaborer une fonction objectif quadratique. Cela permet de statuer sur la capacité des algorithmes développés à résoudre d'un tel problème d'optimisation représentatif d'un large panel de problématiques vu dans la littérature dans la section précédente.

Données d'entrée Par simplicité, une série temporelle ajustée, de l'erreur de prévision éolienne, issue du *Bonneville Power Administration* (BPA) dans la région *Pacific Northwest* des Etats-Unis est choisie, comme illustré dans la figure 4.6. Cette série de puissance est supposée être équivalente à l'écart entre la production et la consommation P_{mis} en fonction du temps. Tout au long de cette étude, le problème d'optimisation est supposé déterministe, c'est à dire qu'il n'y a pas d'incertitude dans les données d'entrée de ce problème (ici P_{mis}).

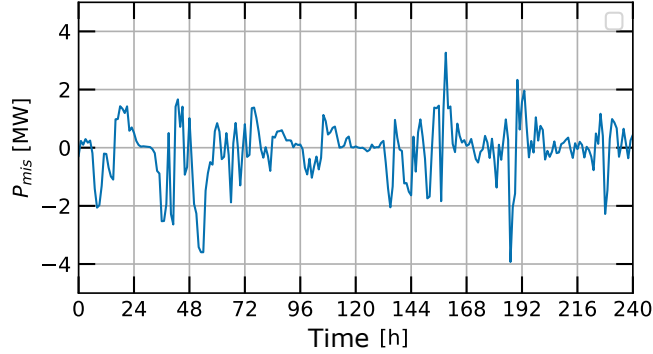


FIGURE 4.6 – Série temporelle de l'erreur de prévision de la puissance éolienne assimilée à un écart entre la production et la consommation sur le réseau étudié dans ce cas d'étude. (Source : [43]).

Nous supposons donc que ces données futures sont parfaitement connues à l'avance par le contrôleur.

Formulation mathématique Nous cherchons à optimiser la gestion du stockage thermique, décrit précédemment, sur un horizon du temps fixe $N = 240$ heures. Les variables d'optimisation ici sont les commandes du stockage appelée P_{sto} sur l'horizon du temps étudié.

L'objectif de l'optimisation est de minimiser la somme de la puissance de déviation sur le réseau au carré ainsi que les pertes thermiques liées au stockage au carré comme décrit dans l'équation 4.1. Cette fonction objectif est une combinaison convexe des deux termes quadratiques.

$$(\mathcal{P}_1) : \min_{P_{sto}^t} \sum_{t=0}^N \alpha (P_{dev}^t)^2 + (1 - \alpha) (P_{loss}^t)^2 \quad (4.1a)$$

tel que $\forall t \in [0, N]$

$$P_{mis}^t = P_{prod}^t - P_{load}^t \quad (4.1b)$$

$$P_{dev}^t = P_{mis}^t - P_{sto}^t \quad (4.1c)$$

$$-P_{rated} \leq P_{sto}^t \leq P_{rated} \quad (4.1d)$$

$$0 \leq E_{sto}^t \leq E_{rated} \quad (4.1e)$$

$$E_{sto}^{t+\Delta t} = f_{dyn}(E_{sto}^t, P_{sto}^t) \quad (4.1f)$$

$$P_{loss}^{t+\Delta t} = f_{loss}(E_{sto}^t, P_{sto}^t) \quad (4.1g)$$

$$\text{avec } P_{rated} = 4 \text{ MW et } E_{rated} = 4 \text{ MWh} \quad (4.1h)$$

Nous introduisons le paramètre α afin de pondérer le poids entre la déviation et les pertes dans la fonction objectif. Il s'agit d'une optimisation bi-objectif incluant deux termes pondérés avec le paramètre $\alpha \in [0, 1]$ donnant lieu à un front de Pareto. Cela servira à mener l'étude de sensibilité du contrôleur vis à vis des modèles, qui modélisent le système plus ou moins précisément, en fonction de différentes fonctions objectif.

Ce problème est soumis à des contraintes physiques non linéaires qui sont décrites ci-dessous. La première contrainte est basée sur la loi des noeuds garantissant l'équilibre des puissances thermiques sur le réseau. Ainsi, la somme des puissances impliquées dans le réseau est nulle comme décrit dans les équations 4.1b et 4.1c.

La deuxième contrainte concerne la puissance de stockage qui est comprise entre des puissances de charge et de décharge maximums tolérées par les composants physiques du système. Ainsi, la puissance de stockage P_{sto} ne peut pas dépasser ces valeurs comme illustré dans l'équation 4.1d.

En effet, un ventilateur est caractérisé par un débit d'air et des pertes de charge maximums fournis par le constructeur. Ainsi, ces valeurs traduisent la limite physique des ventilateurs, qui servent à pousser l'air et vaincre les pertes de charge du système. Cette limite est liée au nombre de Biot maximum à ne pas dépasser afin de respecter l'hypothèse du corps thermiquement mince. Ici nous supposons une puissance maximum du stockage P_{rated} égale à la puissance nécessaire pour charger la totalité du système en 1 heure.

Enfin, une dernière contrainte physique s'y trouve pour garantir la capacité de stockage théorique totale E_{rated} qui ne peut pas être dépassée (équation 4.1e). Les pertes P_{loss} ainsi que l'évolution d'état E_{sto}^{t+1} dépendent de la commande P_{sto} et l'état actuel du système E_{sto}^t (voir équations 4.6h et 4.6i), résultant en un système dynamique. Leur estimation nécessitent un modèle dynamique du stockage que nous allons discuter par la suite.

Il est à noter que dans cette étude de programmation dynamique à dimension fixe, nous admettons un stockage d'une capacité théorique de 4 MWh et une puissance maximum de stockage de 4 MW comme visualisé dans l'équation 4.1h.

Modèles du contrôleur Afin de résoudre ce problème d'optimisation, il est indispensable d'avoir un modèle afin d'anticiper le dynamique du système dans le contrôleur. Cette dynamique représentée par l'évolution de l'état d'énergie et des pertes du stockage, servira à estimer les termes de la fonction objectif et le respect des contraintes en fonction des variables d'optimisation.

Ainsi un groupe de modèles, décrit dans le tableau 4.1, sera utilisé afin de représenter les fonctions dynamiques du systèmes (f_{dyn} et f_{loss}). On y trouve un modèle linéaire 0D - Ideal, qui suppose un stockage parfait sans pertes sauf après saturation, et un modèle linéaire 0D - Uniform, qui suppose une température uniforme tout le long du stockage (voir plus de détails sur les modèles dans le chapitre 2).

Les métamodèles 1D - MM basés sur les simulations issus du modèle 1D - PDE y sont inclus, avec différents niveaux de discrétisation. En effet, les métamodèles développés au cours de cette thèse, peuvent être plus au moins discrétisés, en ajustant la taille des vecteurs d'état i et celle du vecteur de commande j , pour atteindre le meilleur compromis entre rapidité et précision. Dans cette section, les niveaux de discrétisation des métamodèles étudiés sont résumés dans le tableau 4.1.

Enfin le modèle le plus précis 1D - PDE est utilisé tout au long de ce travail pour simuler les performances du système. Plus d'informations sur ces modèles se trouvent dans le chapitre 2.

Modèle	Dimensions	Modélisation des pertes [oui/non]	Modélisation de T locale [oui / non]	Taille de \mathbf{X} ^a	Taille de \mathbf{P}_{sto}	N_{cons} ^b	t_{cons} ^c [s]
0D-Ideal	0	non	non	-	-	-	-
0D-Uniform	0	oui	non	-	-	-	-
1D-MM ^{2,5} ^d	1	oui	oui	2	5	80	112
1D-MM ^{3,7}	1	oui	oui	3	7	567	737
1D-MM ^{5,11}	1	oui	oui	5	11	6 875	6 187
1D-MM ^{7,15}	1	oui	oui	7	15	36 015	36 000
1D-MM ^{10,21}	1	oui	oui	10	21	210 000	207 000
1D-PDE	1	oui	oui	-	-	-	-

TABLEAU 4.1 – Résumé des principales caractéristiques des modèles utilisés dans ce chapitre.

a. Niveau de discrétisation des vecteurs d'état \mathbf{X} : $[\mathbf{T}_{\min}, \mathbf{T}_{\max}, \mathbf{z}_c, \mathbf{s}]$ qui correspond à i la taille de chaque vecteur d'état (voir chapitre 2.2 pour plus de détails).

b. Nombre de simulations 1D - PDE pour la construction du métamodèle.

c. Temps écoulé pour la construction du métamodèle basé sur les simulations 1D - PDE via un ordinateur Intel® Core i7-6820HQ CPU @ 2.70GHz.

d. Dans 1D-MM ^{i,j} l'exposant i signifie le niveau de discrétisation des vecteurs d'état ($\mathbf{T}_{\max}, \mathbf{T}_{\min}, \mathbf{z}_c, \mathbf{s}$) et l'exposant j signifie le niveau de discrétisation du vecteur de commande (\mathbf{P}_{sto}).

4.2.2 Résolution à l'aide de la programmation dynamique (DP)

Tout d'abord, le stockage HTTES est un système dynamique, c'est-à-dire que son état futur dépend de l'état et la commande instantanés. Ainsi un système dynamique peut être décrit par son équation d'état discrète :

$$x^{t+\Delta} = f_{\text{dyn}}(x^t, u^t) \quad (4.2)$$

où $x \in X$ est l'état du système, $u \in U$ est la commande (l'entrée du système), $X \subset \mathbb{R}^n$ est l'ensemble d'états possibles du système, $U \subset \mathbb{R}^m$ est l'ensemble des commandes admissibles et $f_{\text{dyn}} : X \times U \rightarrow X$ est la fonction dynamique qui décrit l'état du système.

Comme montré dans la sous-section précédente, le problème d'optimisation est de nature dynamique, c'est-à-dire que les variables du problème sont gouvernées par des équations dynamiques qui créent des contraintes couplant les décisions du présent à celles du futur. Autrement dit, une commande de charge ou de décharge à l'instant t peut contraindre le stockage à limiter ses commandes aux instants qui suivent.

Il est donc important d'avoir une stratégie de commande optimale afin de minimiser la fonction objectif totale sur l'horizon de temps du problème. Pour ce faire, la résolution du problème se fait numériquement à l'aide de la programmation dynamique, basée sur le principe d'optimalité développé par *Richard Bellman* en 1950, et écrite en langage de programmation Python.

Tout d'abord, le temps ainsi que l'état du système est discrétisé en plusieurs valeurs. Ensuite, un algorithme récursif *backward* est utilisé pour traiter le problème itérativement, en partant du dernier point dans le temps et en reculant vers le point de départ. Cela nécessite d'imposer une valeur à l'état final (par exemple : stockage complètement vide ou complètement chargé)

À chaque itération temporelle un sous problème est formulé et une fonction coût est minimisée pour chaque valeur discrétisée de l'état. On discrétise l'espace d'état $X = X_1 \times$

$\dots \times X_n \in \mathbb{R}^n$ dans chacune des dimensions n , soit $X_d = \{x_{d,1}, \dots, x_{d,N_d}\}$ pour $d = 1, \dots, n$, d étant la dimension, X_d le vecteur de discrétisation d'une dimension d'état, x_d est la valeur discrétisée dans la dimension d et N_d est le niveau de discrétisation dans une dimension.

Ce processus de minimisation utilise un algorithme de points intérieurs [141]. Dans chaque sous problème le coût de l'itération présente est à minimiser ainsi que celui de l'itération précédente.

L'équation ci-dessous montre les deux termes à minimiser selon la programmation dynamique : le coût instantané et l'anticipation du coût futur.

$$J_t(E_{\text{sto}}^t) = \min_{P_{\text{sto}}^t} \left\{ \underbrace{c_t(E_{\text{sto}}^t, P_{\text{sto}}^t)}_{\text{coût instantané}} + \underbrace{J_{t+\Delta t}(f_{\text{dyn}}(E_{\text{sto}}^t, P_{\text{sto}}^t))}_{\text{coût futur}} \right\} \quad (4.3)$$

J étant la stratégie de commande optimale, c_t est le coût instantané, f_{dyn} est la fonction dynamique.

Il est à noter que la principale limite de la programmation dynamique est celle de la grande dimension. C'est-à-dire que le temps de calcul ainsi que le besoin en mémoire d'ordinateur augmentent exceptionnellement en fonction de la discrétisation du vecteur d'état, particulièrement en grandes dimensions. Il est donc recommandé de ne pas dépasser les 4 dimensions en terme de vecteur d'état. Ainsi, le terme *Curse of dimensionality* est associé à cette méthode.

Plus d'informations sur la programmation dynamique utilisée dans ce chapitre se trouvent dans la référence [142].

Résultats de la programmation dynamique

Pour rappel, les modèles utilisés dans le contrôleur ici sont ceux décrits dans le tableau 4.1, à l'exception du modèle 1D - PDE. En effet, ce modèle n'a pas pu être utilisé dans l'algorithme de programmation dynamique à cause d'un temps de calcul très conséquent. Ainsi les résultats de gestion optimale qui suivent concerneront les autres modèles.

La stratégie de gestion optimale dans un contexte déterministe, issue de la programmation dynamique et utilisant un modèle 0D linéaire, peut être exprimée en fonction d'une dimension d'état ($d = 1$). Il s'agit de l'état d'énergie SoE est une variable d'état, où pour chaque valeur d'état d'énergie et une valeur du temps, il existe une commande optimale unique dans la stratégie calculée. Ici l'état d'énergie peut être défini comme étant le ratio entre la quantité d'énergie présent dans le stockage à l'instant t et la capacité d'énergie théorique totale du stockage :

$$SoE^t = \frac{E_{\text{sto}}^t}{E_{\text{rated}}} \quad (4.4)$$

E_{rated} peut être calculée à partir de l'équation 2.2 en supposant que la totalité des matériaux de stockage sont à la température maximale du stockage $T_{\text{storage,max}}$.

Quant à la stratégie de gestion utilisant un métamodèle, elle est exprimée en 4 dimensions d'état ($d = 4$) correspondant aux paramètres du métamodèle. C'est à dire que l'espace d'état est composé de quatre dimensions $X_1 = \mathbf{T}_{\text{max}}$, $X_2 = \mathbf{T}_{\text{min}}$, $X_3 = \mathbf{z}_c$, et $X_4 = \mathbf{s}$. Le niveau de discrétisation de ces dimensions d'état est uniforme pour toutes les dimensions et est égale au niveau de discrétisation des vecteurs d'état des métamodèles comme explicité dans le tableau 4.1 (N_d est constant et égale à 2 et 10 pour 1D - MM^{2,5} et 1D - MM^{10,21} respectivement).

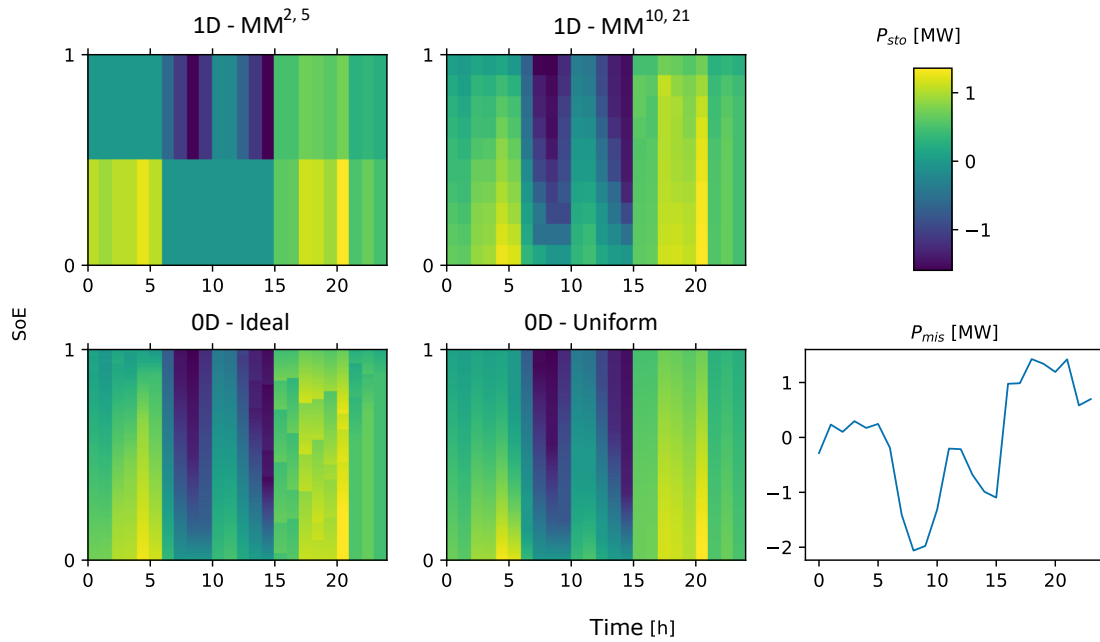


FIGURE 4.7 – Exemple de matrices de gestion issues de différents modèles : OD – Ideal, OD – Uniform, 1D -MM^{2,5} et 1D - MM^{10,21}.

Pour une comparaison viable entre les matrices des métamodèles et celles des modèles OD, les dimensions d'état autre que z_c (T_{\max} , T_{\min} et s) ont été fixées. Leur valeurs fixes ont été choisies pour que la variation de z_c soit équivalent à celle de SoE (les deux varient entre 0 et 1).

Les résultats de la stratégie optimale en fonction de l'état d'énergie (axe-y) et du temps (axe-x) sont présentés sous forme d'une matrice bi-dimensionnelle dans la figure 4.7. La valeur de la puissance d'écart P_{mis} entre la production et la consommation thermique sur le réseau est également tracée en fonction du temps. Il est à noter que les résultats sont visualisés pour un temps de 24 heures seulement et non pas pour la totalité de l'horizon de l'étude qui est de 240 heures.

Pour rappel, le but de cette stratégie est de minimiser l'écart de puissance au carré P_{dev}^2 sur le réseau en plus des pertes du stockage au carré P_{loss}^2 , sur l'horizon du temps comme exprimé dans l'équation 4.1. Ainsi, pour cette exemple la valeur de α est égale à 0.5, pour un poids identique de la déviation et des pertes dans la fonction objectif.

Les matrices visualisées correspondent à la stratégie optimale utilisant les modèles 1D - MM^{2,5}, 1D - MM^{10,21}, OD - Ideal et OD - Uniform respectivement. Les niveaux de discrétisation des modèles du contrôleur sont mentionnés dans le tableau 4.1.

Analyse des stratégies optimales Quand le stockage est vide ($SoE = 0$), la commande optimale est toujours positive ou nulle. Cela est naturel car le stockage est vide et donc ne peut être chargé ou en repos.

En revanche, quand le stockage est saturé ($SoE = 1$), la commande optimale peut être positive. Ceci est une particularité de cette technologie où il est possible de continuer à charger après saturation en envoyant de l'air chaud au stockage qui sortira aussi chaud et sera pris en compte comme des pertes thermiques.

Pour rappel dans les algorithmes de DP déterministes, une commande optimale est calculée dans les phases amonts par pas de temps et par valeur de variables d'états. Le pas de temps est fixé en fonction de la résolution temporelle souhaitée pour le contrôleur (une commande par minute, heure, jours, etc.) Quand aux variables d'état, elles sont discrétisées plus au moins afin d'obtenir une stratégie plus ou moins précise. Ainsi une discrétisation du modèle plus fine aide à obtenir une stratégie de gestion plus exacte. Le pas de discrétisation des variables d'état peut s'exprimer en fonction du nombre des valeurs de discrétisation comme ci-dessous :

Pour les modèles 0D, le nombre de valeurs de discrétisation d'état est égale à 101 ($N_d = 101$) alors que les métamodèles ont une discrétisation identique à celle de leurs vecteurs d'état T_{\max}, T_{\min}, z_c et s comme expliqué dans le paragraphe précédent. Nous notons que la matrice de gestion du métamodèle la plus discrétisée (ici 1D - MM^{10,21}) ressemble fortement à la gestion issue des modèles 0D discrétisés fortement (N_d égale à 10 et 101 pour 1D - MM^{10,21} et 0D - Ideal respectivement).

En effet, l'état des modèles 0D est exprimé en une dimension, ce qui permet d'augmenter la discrétisation de l'état lors de calcul de la matrice. En revanche, l'état des modèles 1D - MM est exprimé en 4 dimensions, ce qui signifie un temps de calcul et une taille de mémoire qui augmentent exponentiellement en fonction de leur discrétisation. Cela est un exemple de la malédiction de la DP face aux grandes dimensions.

La matrice de gestion de métamodèle peut être encore plus précise mais nécessite une discrétisation plus élevée de l'état dans le processus d'optimisation de DP. Cependant, nous atteignons la limite de cette méthode d'optimisation avec le métamodèle 1D - MM^{10,21} à cause d'un temps de calcul trop important (supérieur à 1 heure par décision calculée) au delà de ce niveau de discrétisation.

Il est à noter que la matrice de gestion issue du modèle 1D - PDE n'a pas pu être réalisée à cause d'un temps de calcul très conséquent.

Simulation de la commande optimale Le but est de valider et comparer les stratégies de gestion calculée auparavant dans un environnement de simulation qui soit le plus fidèle à la réalité. Ainsi nous utilisons le modèle 1D - PDE pour simuler toutes les commandes optimales calculées.

Les figures 4.8, 4.9, et 4.10 montrent les résultats de simulation des gestions issues du 1D - MM^{5,11} avec $\alpha = 0, 0.5$ et 1 respectivement. Chaque figure comporte deux sous-figures, une première visualisant la déviation P_{dev} en rose, la commande de stockage P_{sto} en cyan et les pertes P_{loss} en violet. La deuxième sous-figure montre l'évolution de l'état d'énergie de la batterie en bleu clair. Toutes ces grandeurs sont tracées en fonction du temps de la simulation (240 heures).

Quand $\alpha = 0$, cela signifie que seules les pertes uniquement sont pénalisées. Ainsi le stockage se décharge dès les premiers pas de temps et reste sans énergie afin de minimiser ses pertes vers l'extérieur.

Quand $\alpha = 0.5$, cela signifie une fonction objectif avec des poids égaux pour la déviation sur le réseau et les pertes du stockage. Le stockage est donc géré d'une manière à minimiser à la fois la déviation sur le réseau mais aussi les pertes thermiques.

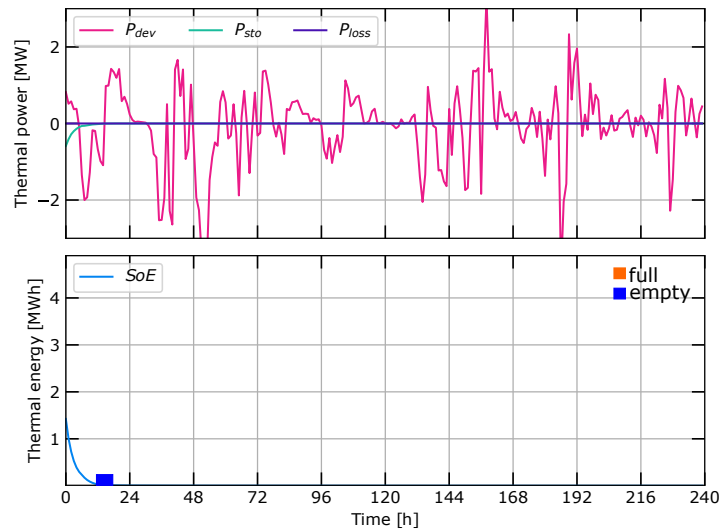


FIGURE 4.8 – Simulation du cas d’étude, à l’aide du modèle 1D – PDE, de la stratégie de gestion issue du 1D – MM^{5,11}, pour $\alpha = 0$ (seules les pertes sont à minimiser) et sur un horizon du temps de 240 h.

Nous remarquons ici que la courbe rose, représentant la déviation, est minimisée par rapport au cas précédent mais génère plus de pertes (courbe violet)

Enfin, avec un $\alpha = 1$, le seul objectif pris en compte est la déviation sur le réseau. Nous remarquons que ce dernier mode de gestion engendre des pertes non négligeables (courbe violet) et de même ordre de grandeur que la déviation sur le réseau.

Nous notons que l’état du stockage atteint plus fréquemment la saturation dans ce cas là par rapport aux cas précédents. Ceci peut être expliqué par le fait que les pertes n’étant pas prises en compte, le stockage se charge jusqu’à la saturation afin de minimiser au maximum la déviation sur le réseau, produisant des pertes importantes.

Sensibilité de la gestion optimale en fonction des modèles et de la fonction objectif Afin de voir l’impact du choix de modèle en fonction de la valeur de α sur la gestion optimale, nous avons choisi de tracer un front de Pareto.

Dans la figure 4.11, l’axe x et y représentent les deux termes de la fonction objectif, à savoir la somme des puissances déviées sur le réseau au carré et la somme des pertes thermiques. Ici, la somme est réalisée sur une période de 24 heures.

Les différents groupes de points correspondent aux différents modèles utilisés dans le contrôleur pour calculer la gestion optimale. Les points appartenant au même groupe correspondent aux différentes valeurs de α (allant de 0 à 1 avec un pas de 0.1).

Concernant les métamodèles, les résultats montrent une baisse de valeur de la fonction objectif en augmentant le niveau de discrétisation de ses modèles. Cette baisse concerne notamment le terme de déviation au carré. Les résultats montrent que les métamodèles sont plus précis que les modèles 0D à partir de la discrétisation du modèle 1D - MM^{5,11}. Une asymptote proche du 1D - MM^{10,21} apparaît, indiquant que le gain en score d’optimisation à partir de ce dernier niveau de discrétisation semble être très faible. Il semble donc que le

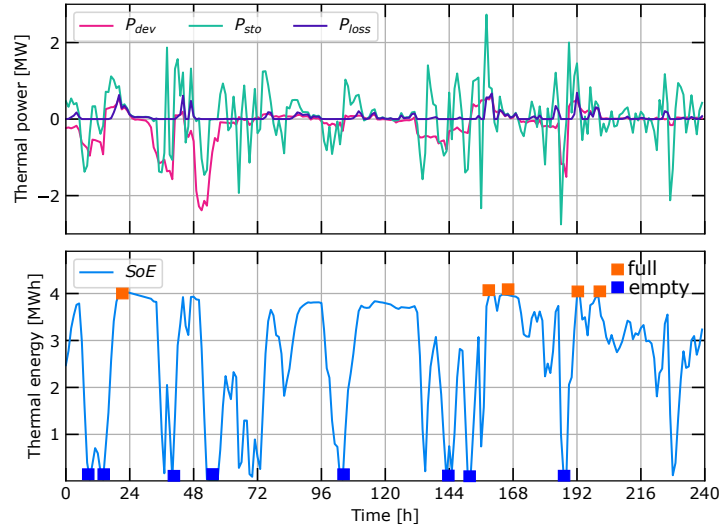


FIGURE 4.9 – Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D – PDE, de la stratégie de gestion issue du 1D – MM^{5,11}, pour $\alpha = 0.5$ et sur un horizon du temps de 240 h.

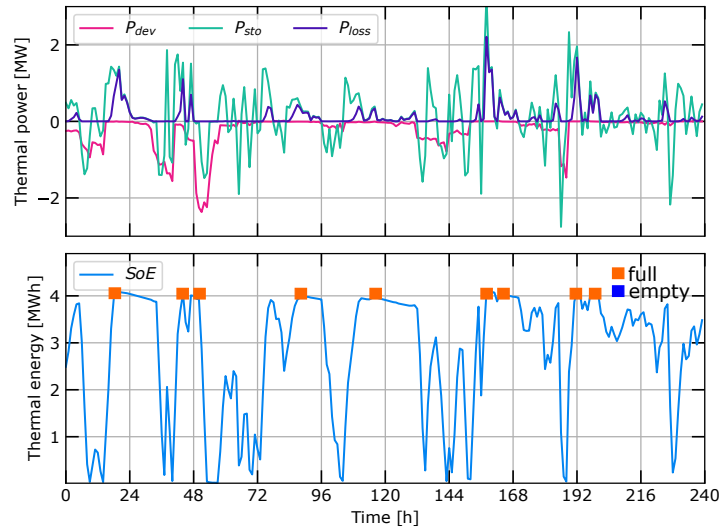


FIGURE 4.10 – Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D – PDE, de la stratégie de gestion issue du 1D – MM^{5,11}, pour $\alpha = 1$ et sur un horizon du temps de 240 h.

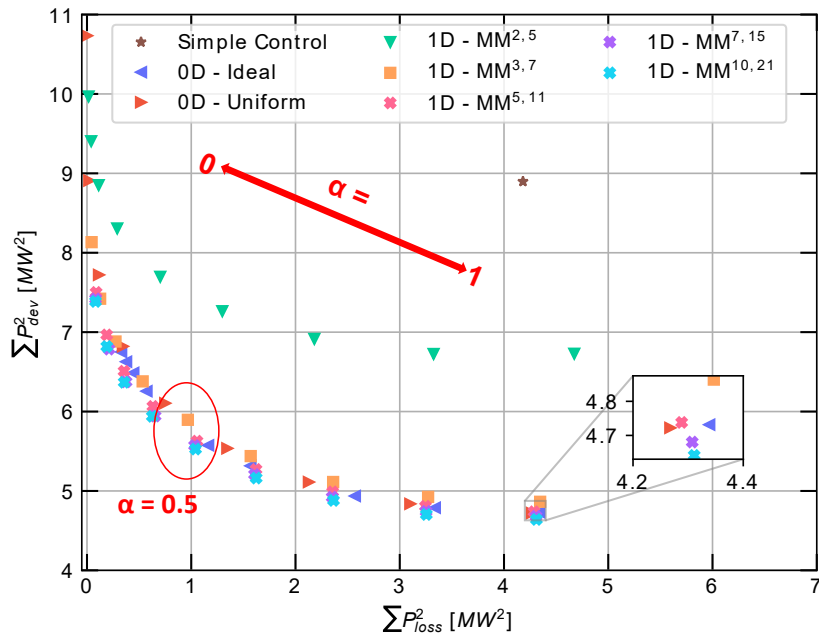


FIGURE 4.11 – Front de Pareto composé de la somme sur 24 h des deux termes composant la fonction objectif (avec α allant de 0 à 1 par pas de 0.1) ; la puissance de déviation sur le réseau au carré et les pertes thermiques au carré. La simulation utilise le modèle 1D – PDE mais les stratégies de gestion sont calculées à l’aide des modèles examinés. Le stockage examiné est d’une capacité maximale de 4 MWh_{th}.

niveau de discrétisation de 1D - MM^{5,11} est un bon compromis entre précision de modèle et temps de résolution, pour son utilisation dans un contrôleur.

Il est à noter que le modèle 0D – Ideal n’arrive pas à annuler les pertes thermiques : le coût total des pertes correspondant à ce modèle n’atteint jamais zéro (à gauche de la courbe) car il ne les modélise pas.

Le tableau 4.2 résume le temps d’optimisation, le score de la fonction coût ainsi que le pourcentage de réduction de ce coût par rapport à un contrôle heuristique. Ici le contrôle heuristique est défini par des lois simples : la charge jusqu’à la saturation du stockage en cas de surplus d’énergie sur le réseau et la décharge jusqu’au vide en cas de manque d’énergie. Ces scores et temps de calcul correspondent à une gestion optimale avec α égale à 0.5 (poids identique pour la déviation et pour les pertes thermiques dans la fonction objectif).

Pour ce cas de figure, il est notable qu’une gestion optimale permet de réduire le coût de plus de 48% par rapport à une gestion heuristique.

Le temps de calcul de la gestion optimale utilisant le métamodèle augmente exponentiellement en fonction du niveau de discrétisation. Pour un métamodèle faiblement discrétisé comme le 1D - MM^{2,5}, ce temps est de même ordre de grandeur que les modèles linéaires 0D.

L’analyse des résultats des métamodèles montre que le score d’optimisation diminue significativement jusqu’au modèle 1D - MM^{3,7}, et ensuite continue à baisser légèrement

Modèle	t_{sim}^a [s]	t_{opt}^b [s]	Score d'optimisation [MW ²]	Réduction du coût ^c [%]
Contrôle simple	-	-	13.1	-
0D-Ideal	<0.001	7	6.8	48
0D-Uniform	<0.001	7	7	46.7
1D - MM ^{2,5}	≈0.001	12	8.4	35.5
1D - MM ^{3,7}	≈0.001	50	6.9	47.5
1D - MM ^{5,11}	≈0.001	310	6.7	49
1D - MM ^{7,15}	≈0.001	884	6.6	49.7
1D - MM ^{10,21}	≈0.001	6 557	6.5	50
1D - PDE	1-10	>1 000 000	-	-

TABLEAU 4.2 – Comparaison de temps de calcul et de score d'optimisation pour les différents modèles étudiés. Les valeurs mentionnées dans ce tableau correspondent à une gestion optimale par modèle ($\alpha = 0.5$). L'horizon de l'étude est égale à 24 heures.

^a. Temps écoulé pour simuler une heure de fonctionnement du stockage via le modèle, avec un ordinateur *Intel® Core i7-6820HQ CPU @ 2.70GHz*.

^b. Temps écoulé pour calculer une stratégie optimale sur 24 heures.

^c. Le ratio entre le score de la gestion optimale et le score de la gestion simpliste issue d'un contrôle heuristique.

jusqu'au modèle 1D - MM^{10,21}.

On remarque que le coût total du modèle 1D - MM^{3,7} approchent celui des modèles 0D. En moyenne de ces résultats, l'utilisation du 1D - MM^{10,21} dans une logique d'optimisation permet de diminuer le coût total de la gestion optimale de 2 et 4% par rapport aux gestions utilisant des modèles 0D.

Cela est au détriment d'un temps de calcul pour l'optimisation du contrôleur plus important : 7, 50 et 6 557 secondes pour les modèles 0D, 1D - MM^{3,7} et 1D - MM^{10,21} respectivement.

Enfin, une tentative de gestion optimale utilisant le modèle le plus précis 1D - PDE a été arrêtée en cours de calcul, à cause d'un temps très conséquent. Nous estimons ce dernier à plus de 1 000 000 secondes pour calculer une stratégie sur 24 heures.

Dans la suite de cette section, une comparaison entre la méthode DP et MPC sera réalisée afin de statuer sur les performances de chacune.

4.2.3 Résolution à l'aide de la commande prédictive (MPC)

Dans cette sous-section, nous allons discuter l'algorithme MPC utilisé pour résoudre le problème d'optimisation décrit dans la sous-section 4.2.1. De plus, une étude de la taille de fenêtre glissante de cette méthode sera analysée, afin de limiter le temps d'optimisation sans impacter le coût optimal de la fonction objectif.

Ensuite, cette méthode sera comparée à la DP à design et fonction objectif identiques, pour de multiples modèles du contrôleur. Lors de cette analyse, le poids de la déviation et des pertes dans la fonction objectif reste constant ($\alpha = 0.5$).

Pour la première fois, le modèle 1D - PDE sera implémenté dans le contrôleur pour calculer la commande optimale. Les performances seront évaluées et des premières conclusions seront annoncées quant au choix du modèle ainsi que de la méthode de résolution pour le contrôle optimal.

Description de la méthode MPC

La commande prédictive est une technique de commande avancée développée dans le domaine de l'automatique. Elle a été inventée par le Français Jacques Richalet en 1978, 30 ans environ après l'invention de la méthode DP. Souvent, elle est utilisée pour commander en temps réel des systèmes industriels complexes. Son principe est relativement simple : utiliser un modèle dynamique dans un processus intérieur afin d'anticiper le comportement du système sur un temps fini appelée fenêtre glissante.

Data: n_w, N

Result: $\min \sum_{i=0}^N \sum_{t=i}^{i+n_w} C_{\text{tot}}^t$

initialisation;

for i in N **do**

calculer $\langle P_{\text{sto}} \rangle_{n_w}$ en résolvant Eq. 4.1 avec les modèles dans le tableau 4.2 et à l'aide de l'algorithme SLSQP [143] ;
 simuler $P_{\text{sto}}[i]$ avec le modèle 1D - PDE ;
 calculer $(P_{\text{dev}}^t)^2 + (P_{\text{loss}}^t)^2$ et un bilan énergétique via l'équation 2.2

end

Algorithm 2: Description de l'algorithme d'optimisation MPC

La commande prédictive suit un mode de résolution itérative. C'est-à-dire qu'à chaque itération, la commande optimale de l'instant présent sera déterminée, et l'itération d'après traitera l'instant qui suit. Tout d'abord, cette méthode exige une taille de fenêtre glissante appelée n_w . Cette fenêtre est utilisée dans un processus interne afin d'anticiper le dynamique de système à chaque itération temporelle. Ainsi, pour déterminer la commande à l'instant t le système anticipe la dynamique du système sur n_w instants futurs.

En cours de chaque itération, un algorithme de minimisation appelé SLSQP [143], est utilisé dans un processus interne afin de déterminer la commande optimale en résolvant l'équation 4.1, sur l'horizon n_w . Ce choix d'algorithme est motivé par sa capacité à résoudre des problèmes quadratiques avec contraintes non linéaires [144]. Afin d'anticiper la dynamique du stockage, un des modèles mentionnés dans le tableau 4.2 peut être employé.

A la fin de ce processus, seule la première commande correspondant à l'instant présent est celle qui simulée à l'aide du modèle précis 1D - PDE. Une fois que le nouvel état du système dans le contrôleur est mis à jour grâce à cette simulation, l'itération suivante peut commencer. Ainsi, la fenêtre glissante est décalée d'un pas de temps (ici $\Delta t = 1\text{h}$). Ce processus est relancé autant de fois jusqu'à arriver à la fin de l'horizon temporel du problème, appelé ici N . Les grandes étapes de la méthode MPC développée dans ce travail sont résumées dans l'algorithme 2. Plus de détails sur les techniques MPC sont disponibles dans les articles [145] et [146].

Confrontation de la commande prédictive à la programmation dynamique

Ici nous allons mener sur la base du même cas d'étude et même design de stockage thermique (comme décrit dans la section 4.2.1), une comparaison entre la méthode MPC et la DP. Pour ce faire, nous fixons la valeur α dans la fonction objectif à 0.5 et nous choisissons une capacité de stockage théorique maximale de 4 MWh.

Étude paramétrique de la taille de fenêtre glissante de la méthode MPC Avant de débiter le travail de comparaison, nous commençons par analyser la précision du contrôleur MPC en fonction de sa taille de fenêtre. Cette taille est un facteur important car elle influence fortement l’optimalité des résultats d’optimisation ainsi que le temps d’exécution.

Ainsi, plusieurs gestions optimales seront conduites à l’aide de la MPC, avec une fenêtre glissante d’une taille croissante. L’horizon du problème N est fixé à 240 heures et le modèle 0D - Ideal est utilisé pour calculer la commande optimale, alors que le modèle 1D - PDE est utilisé pour simuler la valeur de la fonction coût.

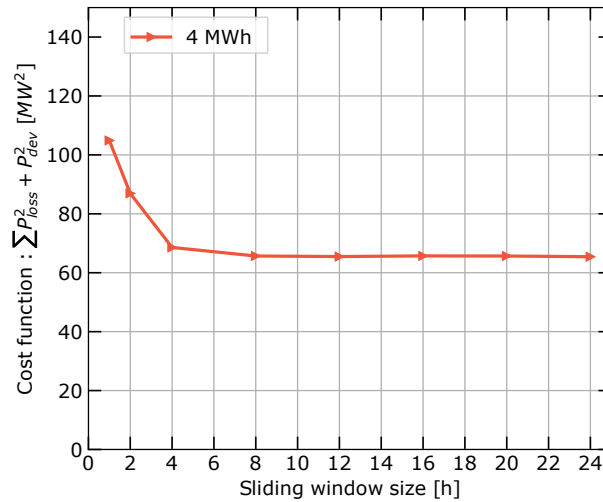


FIGURE 4.12 – Évolution du coût total de la fonction objectif en fonction d’une taille croissante de fenêtre glissante de la MPC. Le modèle 0D - Ideal est utilisé dans le contrôle alors que le 1D - PDE est utilisé pour calculer la valeur de la fonction coût.

La figure 4.12 montre l’évolution de la fonction coût en fonction d’une fenêtre glissante d’une taille grandissante. L’axe-x représente la taille de la fenêtre glissante alors que l’axe-y représente la somme de la fonction coût sur 240 heures. Cette fonction coût est calculée en utilisant la loi de commande obtenue à l’aide du 0D - Ideal mais simulé à l’aide du 1D - PDE.

Nous remarquons qu’une anticipation de la dynamique du système peut réduire le coût total de près de 40%. La plus-value de cette anticipation se trouve surtout dans les premières heures dans l’avenir. Ainsi la fonction coût baisse fortement en anticipant les 4 premières heures de l’avenir, et continue à baisser légèrement jusqu’à 12 heures d’anticipation.

Par conséquent, nous adoptons une taille de fenêtre glissante de 8 heures pour cette capacité de stockage. Il est à noter qu’une anticipation plus importante engendre plus de temps de calcul. Il est donc recommandé de ne pas surestimer la valeur de la taille de fenêtre glissante pour éviter un effet contre-productif.

Analyse de gestion optimale de la commande prédictive versus celle de la programmation dynamique Ici nous allons analyser les résultats de gestion optimale issues des deux méthodes examinées. Pour chaque méthode, les modèles du tableau 4.1 seront utilisés un par

un afin d'anticiper la dynamique du système dans le contrôleur. L'horizon du problème N est fixé à 240 heures et la capacité de stockage toujours à 4 MWh.

Tout d'abord, nous remarquons que le temps de calcul de la méthode DP augmente exponentiellement en fonction de la complexité du modèle. De ce fait, le contrôleur utilisant le modèle 1D - PDE n'a pu être réalisé que par la méthode MPC. De plus, pour les méta-modèles, la méthode MPC semble être plus adaptée d'un point de vue de temps de calcul. En effet, pour la MPC, le temps d'optimisation augmente légèrement en fonction du niveau de discrétisation du métamodèle, contrairement à la méthode DP.

L'analyse des valeurs optimales de la fonction coût dans le tableau 4.3 montre que, les résultats issus de la MPC et de la DP sont très similaires voir identiques. De ce fait, la commande prédictive semble être plus performante que la programmation dynamique en termes de temps de calcul mais à optimalité de résultats identique.

Grâce à la méthode MPC, il a été possible de calculer une stratégie optimale utilisant 1D - PDE pour la première fois. Les résultats montrent que le métamodèle 1D - MM^{10,21} est d'une performance très similaire au 1D - PDE, avec une différence au niveau du coût total de l'ordre de 1%.

Dorénavant, nous admettons que le métamodèle 1D - MM^{10,21} est équivalent au modèle 1D - PDE dans un contrôleur. Cela permet de substituer au modèle 1D - PDE vu son temps de calcul très conséquent au sein du contrôleur.

Modèle	$t_{\text{opt}}^{\text{DP } 1}$ [s]	$t_{\text{opt}}^{\text{MPC } 2}$ [s]	$C_{\text{tot}}^{\text{DP } 3}$ [MW ²]	$C_{\text{tot}}^{\text{MPC } 4}$ [MW ²]
Contrôle simple	-	-	128	128
0D-Ideal	87	110	68	68
0D-Uniform	90	113	70	70
1D - MM ^{3,7}	620	977	69	72
1D - MM ^{5,11}	3 250	1 052	66	66
1D - MM ^{10,21}	45 780	1 134	65	65
1D - PDE	>1 000 000	188 115	-	65

TABLEAU 4.3 – Comparaison de temps de calcul et de score d'optimisation pour les différents modèles étudiés. Les valeurs mentionnées dans ce tableau correspondent à une gestion optimale par modèle ($\alpha = 0.5$). L'horizon de l'étude est égale à 240 heures.

¹ Temps écoulé pour calculer une stratégie optimale sur 240 heures via la programmation dynamique.

² Temps écoulé pour calculer une stratégie optimale sur 240 heures via la commande prédictive.

³ Le coût total de la stratégie optimale sur 240 heures via la programmation dynamique.

⁴ Le coût total de la stratégie optimale sur 240 heures via commande prédictive.

Récapitulatif Dans cette sous-section, un cas d'étude typique avec des données d'entrée simplistes a été élaboré afin d'étudier la gestion optimale d'un stockage thermique. Un panel de modèles a été proposé pour le contrôleur ainsi que deux méthodes d'optimisation. De plus, un facteur a été introduit dans la fonction objectif afin d'étudier la sensibilité du contrôleur vis à vis des pertes thermiques du stockage.

Par ailleurs, une étude de sensibilité de la taille de fenêtre glissante associée à la méthode MPC a été réalisée. Il a été montré qu'il existe une taille minimale à partir de laquelle, il n'y a plus de gain au niveau de la fonction objectif.

Les résultats de cas d'étude montrent que les modèles 0D donnent des résultats de gestion satisfaisants, et que le métamodèle permet de gagner légèrement en précision par rapport aux modèles 0D. Cependant les modèles 0D restent insuffisants pour simuler la répartition spatiale de la température et intégrer des fonctions coûts plus fines tel que le vieillissement. Il est à noter que le modèle 0D - Ideal ne peut annuler les pertes du stockage thermique vu son incapacité à modéliser les pertes sur la totalité de cycle de fonctionnement du stockage.

Aussi, les métamodèles les plus discrétisés ont des performances très similaire au modèle 1D - PDE lors d'une utilisation dans un contrôleur.

D'autre part, il a été conclu que la méthode d'optimisation MPC est plus performante que la méthode DP d'un point de vu de temps d'exécution, mais à performance identique en terme d'optimalité de résultats.

Les conclusions de ce travail serviront de base pour traiter un problème de co-optimisation dans la section suivante.

4.3 Co-optimisation du stockage thermique dans un réseau mono-énergie

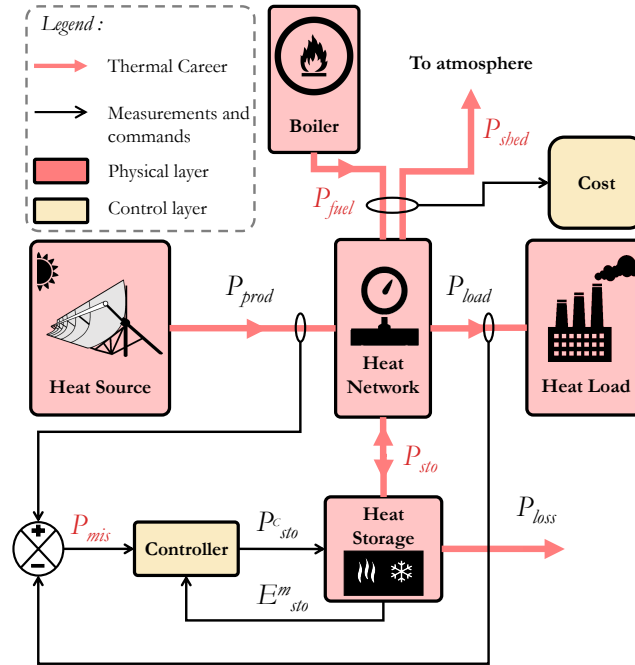


FIGURE 4.13 – Synoptique du cas d'étude mono-énergie n°2.

A la différence de la section précédente, celle-ci étudie un problème de co-optimisation du HTTES optimisant sa gestion et son design à la fois. Cette approche de co-optimisation présente des avantages en terme d'optimalité de la solution proposée par le contrôleur. En effet, les lois de gestion peuvent impacter fortement le design optimal et l'inverse est vrai. Il est donc important de combiner optimisation de gestion et de design afin de trouver l'optimal global recherché.

L'objectif de la présente section est d'étudier l'impact du choix du modèle HTTES, sur les performances du simulateur et du contrôleur intégré dans la co-optimisation, pour deux fonctions objectifs. Sur la base d'un cas d'étude composé d'un réseau de chaleur, une source et un besoin d'énergie, ainsi qu'une chaudière d'appoint, l'étude de co-optimisation du stockage est menée.

Pour ce faire, quatre modèles de complexité croissante, qui modélisent les pertes du stockage avec plus ou moins de précision, sont sélectionnés et étudiés. De même, les deux fonctions objectifs diffèrent par le fait de prendre en compte ou pas les pertes thermiques du stockage. La technique MPC est utilisée pour optimiser le contrôleur. Cette étude sera effectuée avec des capacités de stockage variables afin de trouver le meilleur design et sa gestion optimale associée. Cela servira au gestionnaire de stockage de faire son choix quant à la capacité de stockage et ses commandes optimales qui maximisent la rentabilité du projet.

L'impact du choix du modèle est mesuré à l'aide du temps de calcul écoulé pour l'optimisation du contrôleur, du coût de la gestion optimale et du design optimal. À cette fin une nouvelle métrique appelée *Energy PayBack Time* (EPBT) est formulée, pour évaluer les coûts de gestion et de conception. Cela permettra de trouver le design le plus rentable

sur la durée de vie de stockage.

4.3.1 Description du cas d'étude et formulation mathématique

Ici, le cas d'étude (voir figure 4.13) comprend un vecteur thermique avec une source renouvelable et une charge non pilotable. Une chaudière d'appoint est fournie afin d'assurer le besoin en cas de manque d'énergie renouvelable. Un système d'évacuation de surplus d'énergie, en cas de pics de production, existe également. Ainsi, nous nous posons la question de la capacité et la gestion optimales du stockage thermique, à mettre en place afin de minimiser l'appel à la chaudière d'appoint.

Le cas d'étude utilisé pour ce travail d'optimisation est présentée dans la figure 4.13. La puissance thermique consommée P_{load} est donnée par [147], correspondant à une estimation agrégée de la puissance thermique consommée par les réseaux de chaleur en France en 2013. Sur la base de ces données, la charge est supposée être une industrie avec une charge thermique de pointe de 2 MW et qui consomme un total de 5 000 MWh par an.

Cette configuration comprend également une source fossile qui est une chaudière à combustion pour couvrir la totalité du besoin. Nous appelons la puissance de la chaudière P_{fuel} .

En outre, une source de production renouvelable de 5 500 mètres carrés de centrale solaire thermodynamique (CSP) sera connectée afin d'éviter la consommation de gaz de la chaudière. Cette source renouvelable est composée de miroirs héliostatiques et d'une tour de réception thermique comme décrit dans [148], avec une production totale de 7 500 MWh par an et un pic de production de 5 MW. Les données solaires pour l'irradiation normale directe (DNI) sont issues de la base de données PVGIS développée par la commission européenne [149], et correspondent à la région Occitanie dans le sud de la France en 2013. La puissance thermique de la centrale est calculée à l'aide de l'équation 4.5.

$$P_{\text{prod}}(t) = \eta_{\text{hel}}(t) \cdot S_{\text{hel}} \cdot \text{DNI}(t) \quad (4.5a)$$

$$\text{avec } \eta_{\text{hel}} = \rho_{\text{ref}} \cdot \eta_{\text{tra}} \cdot \cos\theta \cdot \eta_{\text{sh}} \cdot \eta_{\text{blo}} \cdot \eta_{\text{spil}} \quad (4.5b)$$

où P_{prod} est la puissance thermique produite par le champ CSP, η_{hel} est l'efficacité optique instantanée du champ de l'héliostat, S_{hel} est la surface réfléchissante (ici 5 500 m²), DNI est l'irradiation normale directe, ρ_{ref} est la réflectivité de l'héliostat, η_{tra} est la transmission atmosphérique entre l'héliostat et le récepteur, $\cos\theta$ est le cosinus de l'angle formé entre la normale à la surface de l'héliostat et les rayons incidents, η_{sh} est la fraction de la surface de l'héliostat ombragée par les héliostats adjacents, η_{blo} est la fraction de la lumière solaire réfléchi bloquée par les héliostats adjacents et η_{spil} désigne la fraction de la lumière solaire réfléchi qui manque le récepteur en raison d'autres erreurs technologiques. Pour des raisons de simplicité, η_{hel} est supposé constant et égal à 0,9.

Le HTTES est considéré avec une puissance thermique de charge et de décharge appelée P_{sto} . Par conséquent, la flexibilité du stockage aiderait l'énergie CSP à répondre à la charge considérée et permettrait ainsi de réduire davantage la consommation de combustible de la chaudière. Ici, les sources thermiques, la charge et le système de stockage sont supposés être à une température élevée de 600°C. Il est à noter que la seule perte de puissance prise en compte dans ce cas est celle du stockage thermique (les pertes du réseau de chaleur et autres ne sont pas prises en compte). Les séries temporelles de la production et de la charge

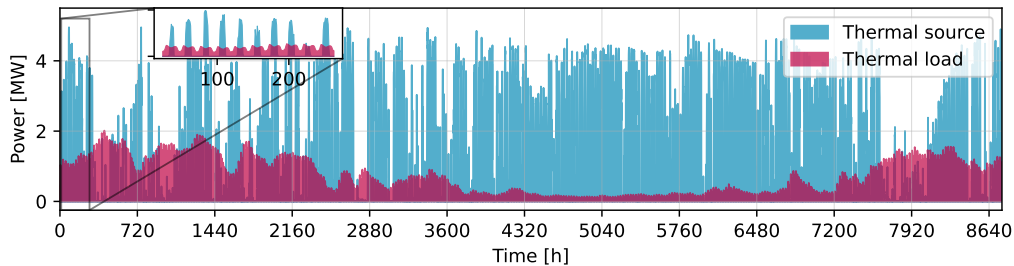


FIGURE 4.14 – Séries temporelles de puissance pour la source thermique et la charge. En bleu, la puissance de la source thermique issue du champ CSP de 5500 m² dans le sud de la France, avec une production annuelle totale de 7 500 MWh. En rose, la puissance de charge consommée par une industrie de 2 MW en France, avec une consommation annuelle totale de 5 000 MWh. Toutes les données correspondent à 2013 et peuvent être retrouvées dans [147] et [149].

peuvent être visualisées sur une année dans la figure 4.14.

Pour atteindre l'objectif de cette étude, on cherche à optimiser la gestion du stockage thermique pour différents points de conception d'une manière à minimiser le coût total du projet. Ainsi, deux fonctions objectif sont étudiées ici et correspondent à deux modèles d'affaires (BM) différents. Dans BM1, seul l'appel à la chaudière principale P_{fuel} en cas de surconsommation doit être minimisé sur une année sans payer les pertes liées au système de stockage. Cela peut correspondre au cas d'un gestion du projet où la source de chaleur localement disponible est de la chaleur fatale supposée gratuite ici. Dans ce cas là, perdre l'énergie sous forme de chaleur fatale sera non pénalisée économiquement. Dans BM2, les pertes thermiques liées au stockage P_{loss} doivent être minimisées également avec l'appel à la chaudière, ce qui signifie que l'opérateur du stockage paie également les pertes. Ce cas correspond plus à une source de chaleur plus standard telle qu'une production d'une centrale thermodynamique ou d'une chaleur issue d'une conversion d'électricité via une machine P2H. Ce problème est déterministe et soumis à des contraintes physiques qui sont expliquées dans l'équation 4.6.

Ici la fonction objectif est linéaire mais est soumise à des contraintes non linéaires. Les variables du problème sont la commande du stockage P_{sto} , celle de la chaudière à fuel P_{fuel} ainsi que la commande du système d'évacuation du surplus d'énergie P_{shed} . L'évolution de l'état d'énergie E_{sto} ainsi que les pertes P_{loss} sont calculés à l'aide des fonctions dynamiques f_{dyn} et f_{loss} qui sont représentés par un des modèles du contrôleur étudiés dans ce chapitre.

Il est à noter que P_{sto} suit une convention récepteur : P_{sto} a un signe positif lors de la charge et négatif lors de la décharge. Le problème est résolu numériquement en utilisant la commande prédictive (MPC) comme décrit dans la sous-section 4.2.3. L'horizon temporel N de la résolution est de 8 760 heures. À chaque pas de temps (ici $\Delta t = 1$ h), un problème d'optimisation est formulé et résolu sur une fenêtre glissante de taille n_w comme illustré dans l'algorithme 2. Seul le premier échantillon de la séquence de sortie est implémenté pour la simulation, par la suite la fenêtre glissante est décalée de 1 h. La minimisation du problème d'optimisation est réalisée à l'aide de l'algorithme SLSQP en langage Python car adapté au problème avec contraintes non linéaires.

Dans le cadre de la présente simulation, le nouvel état du système au prochain pas de

$$(\mathcal{P}_2) : \min_{P_{\text{sto}}^t, P_{\text{fuel}}^t, P_{\text{shed}}^t} \sum_{i=0}^N \sum_{t=i}^{i+n_w} C_{\text{tot}}^t \quad (4.6a)$$

$$\text{où } C_{\text{tot}}^t = \begin{cases} P_{\text{fuel}}^t \cdot \Delta t, & \text{pour BM } n^\circ 1 \\ (P_{\text{fuel}}^t + P_{\text{loss}}^t) \cdot \Delta t, & \text{pour BM } n^\circ 2 \end{cases} \quad (4.6b)$$

tel que $\forall t \in [0, N]$

$$P_{\text{mis}}^t - P_{\text{sto}}^t + P_{\text{fuel}}^t - P_{\text{shed}}^t = 0 \quad (4.6c)$$

$$P_{\text{mis}}^t = P_{\text{prod}}^t - P_{\text{load}}^t \quad (4.6d)$$

$$0 \leq P_{\text{fuel}}^t \text{ and } 0 \leq P_{\text{shed}}^t \quad (4.6e)$$

$$-P_{\text{rated}} \leq P_{\text{sto}}^t \leq P_{\text{rated}} \quad (4.6f)$$

$$0 \leq E_{\text{sto}}^t \leq E_{\text{rated}} \quad (4.6g)$$

$$E_{\text{sto}}^{t+\Delta t} = f_{\text{dyn}}(E_{\text{sto}}^t, P_{\text{sto}}^t) \quad (4.6h)$$

$$P_{\text{loss}}^{t+\Delta t} = f_{\text{loss}}(E_{\text{sto}}^t, P_{\text{sto}}^t) \quad (4.6i)$$

$$P_{\text{rated}} = \frac{E_{\text{rated}}}{\Delta t} \quad \text{avec } \Delta t = 1h \quad (4.6j)$$

temps est estimé par le modèle précis 1D - PDE, qui est considéré comme une référence. Ensuite, un nouveau problème d'optimisation est résolu en utilisant cette nouvelle information. Ici, le modèle précis 1D - PDE est le seul modèle utilisé pour la simulation et l'estimation de l'état énergétique et des pertes du système réel.

Il est à noter que les capacités des HTTES étudiées dans cette section sont comprises entre 2 et 20 MWh_{th}. Ce choix a été fait sur la base de la technologie HTTES étudiée qui est adaptée aux cycles journaliers à hebdomadaires mais pas au stockage saisonnier. Cela signifie qu'une partie de la consommation de combustible n'est pas remplaçable car la charge est plus importante en période hivernale, contrairement à la production de CSP qui est plus importante en période estivale comme le montre la figure 4.14.

En d'autres termes, un stockage saisonnier serait nécessaire pour couvrir la totalité de la consommation de chaleur dans cette étude de cas, ce qui est hors du champ de ce travail. En effet, la technologie de stockage HTTES n'est pas adaptée à un stockage de chaleur saisonnier (car les pertes thermiques sont trop importantes à l'échelle de la saison) mais plutôt journalier ou hebdomadaire. Par conséquent, une consommation résiduelle non satisfaite par le stockage est inévitable dans ce cas d'étude.

4.3.2 Performance des modèles de simulation

Les modèles étudiés jusqu'ici, ont été discutés et analysés à plusieurs reprises mais pas dans le cadre d'une étude de co-optimisation. Par conséquent, 4 modèles dont 2 modèles 0D et 2 métamodèles seront comparés au modèle 1D - PDE sur la base de simulation de commande optimale sur un an. Ces modèles sont : 0D - Ideal, 0D - Uniform, 1D - MM^{3,7} et 1D - MM^{7,15} comme décrit dans le tableau 4.1.

Cela servira à valider les modèles proposés dans le chapitre 2 à des fins de simulation et d'évaluer leurs erreurs commises sur une année complète. Cette étape est nécessaire avant

de commencer le travail de co-optimisation. En effet, les installations HTTES peuvent être divisées en deux catégories ; les installations qui correspondent aux hypothèses 1D - PDE ; et les installations présentant des défauts de fabrication, un vieillissement ou des phénomènes fortement dimensionnels tels que les passages préférentiels de l'air.

Dans la plupart des conceptions de HTTES, 1D - PDE reproduit fidèlement le comportement du système réel, sauf dans certaines configurations décrites dans le chapitre 2. En général, c'est le cas des HTTES à grande échelle sans défauts de fabrication. Une alternative pourrait être le 1D - MM basé sur des données de simulations 1D - PDE qui est précis et divise le temps de calcul par un facteur 1 000 comme expliqué précédemment. De même, les modèles 0D peuvent être utilisés pour estimer l'évolution de l'énergie du stockage avec un faible temps de calcul mais sans variable locale comme la température de sortie du stockage.

Ici, nous étudierons, sur la base d'une simulation de commande optimale sur une année, l'évolution de l'énergie du HTTES en utilisant les différents modèles du tableau 4.1. Le modèle 1D - PDE est censé reproduire fidèlement l'évolution réelle de l'énergie du stockage. Ainsi, les résultats de la simulation 1D - PDE seront comparés à ceux des quatre modèles restants, afin d'évaluer l'erreur de chaque modèle. À cette fin, un exemple de HTTES d'une capacité de $20 \text{ MWh}_{\text{th}}$ est utilisé pour effectuer des simulations et l'évaluation d'erreur.

La figure 4.15 montre l'évolution de l'énergie de stockage sur une année avec un pas de temps de 1 heure. De plus, l'erreur relative ainsi que l'écart quadratique moyen normalisé (NRMSD) (défini dans chapitre 2), entre les modèles étudiés et le modèle 1D - PDE sont illustrés.

Les résultats montrent que pour les modèles 0D, les erreurs sont principalement commises lorsque la batterie est proche de la saturation. Ceci peut être expliqué par le fait que les hypothèses des modèles 0D estiment mal la température de sortie. Par conséquent, les pertes pendant la phase de charge, qui sont surtout présentes à des niveaux d'énergie proches de la saturation, sont sous-estimées dans le modèle 0D - Idéal et surestimées dans le modèle 0D - Uniforme.

Il est à noter que 1D - MM^{3,7} qui est insuffisamment discrétisé, commet plus d'erreurs que les modèles 0D en moyenne. Il est donc important de trouver le meilleur compromis de discrétisation en termes de temps de calcul et de précision pour les métamodèles. De plus, l'erreur commise par 1D - MM^{7,15} est la plus faible car elle représente fidèlement la 1D - PDE. Les valeurs de NRMSD pour 0D - Idéal, 0D - Uniforme, 1D - MM^{3,7} et 1D - MM^{7,15} peuvent être visualisées dans le tableau 4.4.

Ici N_{cons} représente le nombre d'itérations de simulation, et t_{cons} le temps de calcul, pour construire la matrice d'information du métamodèle. Pour rappel, t_{sim} signifie le temps de calcul du modèle pour simuler une heure de fonctionnement du stockage. L'erreur NRMSD sera un des critères de l'évaluation des modèles dans cette étude de co-optimisation.

L'analyse du tableau 4.4 montre que pour les systèmes de stockage standards, 1D - MM^{7,15} montre une grande précision avec un temps de calcul approprié. De plus, ce modèle est capable d'estimer les variables locales de HTTES telles que la température de sortie du stockage, ce que les modèles 0D ne peuvent pas estimer. Il est donc possible de substituer le modèle 1D - PDE par 1D - MM^{7,15} dans le contrôleur afin de limiter le temps de calcul.

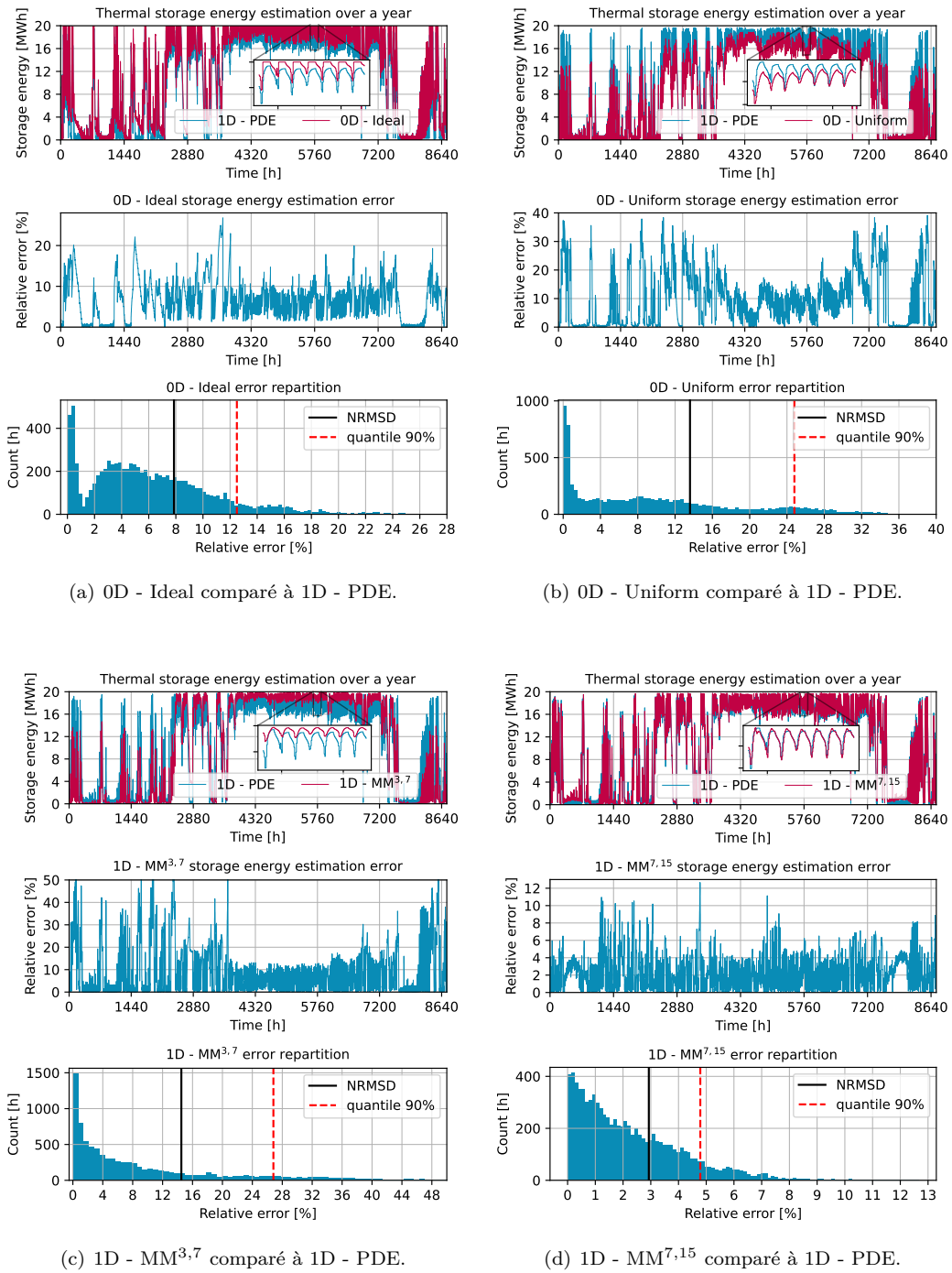


FIGURE 4.15 – Résultats de simulation d’une gestion optimale issue de quatre modèles étudiés et comparés au modèle 1D - PDE pour un stockage de 20 MWh. Les résultats montrent l’évolution de l’estimation de l’énergie du stockage et l’erreur entre le modèle étudié et le modèle précis 1D - PDE sur une année. (Attention : les graphes ici n’ont pas toutes la même échelle)

Modèle	N_{cons}	$t_{\text{cons}}[\text{s}]$	$t_{\text{sim}}[\text{s}]$	NRMSD [%]
0D - Ideal	-	-	< 0.001	8
0D - Uniform	-	-	< 0.001	13
1D - MM ^{3,7}	567	600	≈ 0.001	15
1D - MM ^{7,15}	36 015	36 000	≈ 0.001	3
1D - PDE	-	-	1 - 10	-

TABLEAU 4.4 – Résumé des performances de simulation des modèles étudiés en termes de temps de calcul et d'erreur NRMSD. L'erreur NRMSD concerne l'évolution de l'énergie du stockage sur une année de fonctionnement, et a été calculée par rapport aux résultats issus de 1D - PDE. N_{cons} est le nombre de simulations requises pour la construction du métamodèle, t_{cons} est le temps nécessaire pour effectuer ces simulations. t_{sim} est le temps écoulé pour simuler une heure de fonctionnement du modèle, utilisant un ordinateur *Intel® Core i7-6820HQ CPU @ 2.70GHz*.

4.3.3 Performance des modèles de co-optimisation

Dans cette sous-section, les modèles du contrôleur pour le travail de co-optimisation, seront évalués en fonction de deux modèles d'affaire (BM). Le premier BM ne compte pas les pertes alors que le second le fait. Ceci vise à distinguer l'impact des modèles sur la co-optimisation lorsqu'ils prennent en compte les pertes ou non.

L'évaluation des performances du modèle d'optimisation sera basée sur une métrique physique qui sera présentée plus loin dans cette sous-section. Ici encore, les modèles de simulation et d'optimisation seront distingués. En effet, le modèle 1D - PDE sera utilisé pour simuler les résultats d'optimisation afin de vérifier la précision des commandes optimales calculées.

Les modèles d'optimisation étudiés sont : 0D - Idéal, 0D - Uniforme, 1D - MM^{3,7} et 1D - MM^{7,15}. Avant de mener le travail de co-optimisation, une étude pour la sélection de la taille de fenêtre glissante n_w en fonction de la capacité de stockage sera menée. Sur la base des résultats obtenus, la taille minimale acceptée (taille à partir de laquelle la fonction coût converge vers une asymptote) pourra être décidée pour chaque capacité afin de limiter le temps de calcul. Dans la suite de ce travail, l'optimisation est codée en langage Python et utilise la bibliothèque SciPy [143].

Un résumé de tous les modèles dans le cadre de cette étude est décrit dans le tableau 4.1. Il est à noter que l'algorithme d'optimisation "Sequential Least Squares Programming" (SLSQP) de la bibliothèque SciPy a été utilisé pour résoudre le problème de minimisation dans le cadre de ce travail.

Afin de mener cette étude sur différentes capacités du stockage, une méthode itérative est utilisée où pour chaque capacité, dans l'ensemble des valeurs étudiées, un problème d'optimisation est formulée et résolue comme le montre la figure 4.4. Il est à noter que pour chaque capacité de stockage un métamodèle a été construit comme expliqué dans le chapitre 2.

Identification de la taille minimale de la fenêtre glissante

Pour cette partie, le modèle 0D - Uniform est utilisé pour résoudre le problème MPC sur 8 760 heures avec différentes tailles de fenêtres glissantes comme le montre la figure 4.16. Pour chaque capacité, la plus petite taille de fenêtre sera retenue choisie, assurant la valeur

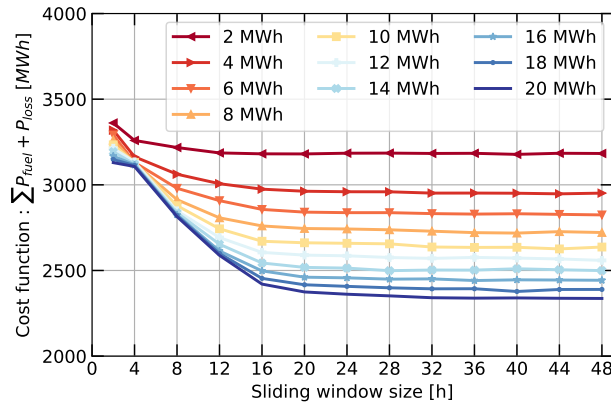


FIGURE 4.16 – Évolution de la fonction coût, avec 0D - Uniform comme modèle d'optimisation et 1D - PDE comme modèle de simulation, en fonction de l'augmentation de la taille de fenêtre glissante. Les courbes correspondent aux capacités de stockage étudiées.

minimale de la fonction de coût avec une tolérance de 5 %.

Les résultats montrent une convergence plus rapide de la fonction coût pour les petites capacités de stockage. Cela peut s'expliquer par le fait que pour les petites capacités de stockage, la saturation est atteinte plus tôt. Par conséquent, l'anticipation des événements futurs a un poids plus faible dans la fonction coût en cas d'un petit stockage. Les tailles de fenêtres glissantes choisies pour le reste de cette étude vont de 12 à 24 heures pour la plus petite et la plus grande capacité de stockage étudiée respectivement (12 heures pour un stockage de 2 MWh_{th} et 24 heures pour un stockage de 20 MWh_{th}). Ce choix est fait car il s'agit de la fenêtre la plus petite (moins de temps de calcul), qui garantit la convergence des valeurs de la fonction coût, pour toutes les capacités de stockage étudiées (de 0 à 20 MWh_{th}).

Discussion et analyse des résultats de la co-optimisation

Pour rappel, l'opérateur du système de stockage dans ce cas d'étude a deux modèles d'affaires. Le premier vise à éviter la consommation de combustible de la chaudière uniquement et le second vise à éviter les pertes ainsi que la consommation de la chaudière comme expliqué précédemment dans la section 4.3.1.

Pour chaque conception de système de stockage, plusieurs modèles d'optimisation ont été utilisés pour calculer une commande de gestion optimale. Une fois la commande obtenue, le simulateur est lancé afin d'évaluer le comportement du système réel en fonction de la commande optimale et de calculer le coût de vie du système en termes d'énergie primaire.

Afin d'évaluer l'impact du modèle sur les résultats de la conception et de la gestion, plusieurs critères peuvent être utilisés à cet effet. Nous nous concentrons ici sur les critères qui sont basés uniquement sur les coûts énergétiques du système sans tenir compte des aspects financiers. Un premier critère peut être la somme des coûts énergétiques primaires du système sur un nombre fixe d'années comme exprimé ci-dessous. Ces coûts sont équivalents à la demande énergétique cumulative (CED) et sont calculés à l'aide de l'outil développé par les auteurs de l'article [79].

$$\text{System life cost} = E_{\text{design}} + (E_{\text{fuel}} + E_{\text{operating}} + E_{\text{loss}}) \cdot N_{\text{years}} \quad (4.7a)$$

$$\text{avec } E_{\text{fuel}} = E_{\text{fuel-saved}_{\text{max}}} - E_{\text{fuel-saved}} \quad (4.7b)$$

ici, E_{design} est le CED nécessaire à la construction du stockage; $E_{\text{operating}}$ est le CED nécessaire à l'exploitation du système de stockage pendant une année de fonctionnement (principalement l'électricité consommée pour faire fonctionner les ventilateurs et les circuits secondaire du HTTES); E_{loss} est le CED des pertes générées par le système de stockage pendant une année de fonctionnement; et E_{fuel} est le CED du carburant consommé, qui peut être substitué grâce à la flexibilité du stockage, pendant une année de fonctionnement. N_{years} est la période de fonctionnement de l'installation en années, $E_{\text{fuel-saved}_{\text{max}}}$ est le combustible maximal économisé annuellement lors de l'installation d'un HTTES de 20 MWh_{th} et de l'optimisation de la gestion avec le modèle 1D - MM^{7,15} (ici égal à 1516 MWh/an) et $E_{\text{fuel-saved}}$ est la consommation de combustible évitée sur une année de fonctionnement grâce au stockage étudié. Il est à noter que E_{design} est la somme des coûts de la construction de la cuve métallique du stockage, des billes de céramiques stockant la chaleur, du transport ainsi que la fin de vie de la solution.

Il est à noter que les pertes sont supposées avoir la même valeur de CED qu'un MWh de chaleur produite par combustion (ici le combustible est du gaz naturel avec un CED de 1,215 MWh_{eq} par MWh de chaleur produite). Il est également rappelé qu'une consommation résiduelle est inévitable dans le cas d'étude considéré en raison de l'absence de stockage saisonnier.

Ainsi, pour des raisons de lisibilité des résultats, seule la consommation de la chaudière E_{fuel} qui peut être substituée grâce à la flexibilité du stockage, sera visualisée dans les prochaines figures telles que définies ci-dessous :

Résultats après un an de fonctionnement La figure 4.17 montre l'évolution des composantes du coût de système en fonction de la capacité de stockage installée sur une année de fonctionnement et pour BM n°2 (les pertes étant prises en compte dans la fonction objectif). Cette figure peut être utilisée pour évaluer les performances du contrôleur et de la conception obtenue si la pertinence de l'HTTES est évaluée sur une période d'un an.

La figure 4.17 montre un coût total sur cycle de vie élevé pour le système contrôlé par un 0D - Idéal causé par une importante génération de pertes même si le coût du combustible est bien minimisé par rapport aux autres modèles. Cela peut s'expliquer par la faible capacité de ce modèle à estimer les pertes car il ne considère aucune perte avant la saturation du stockage.

D'autre part, 0D - Uniform réussit à limiter les pertes, car ce modèle surestime les pertes de stockage, mais obtient une consommation de carburant plus élevée par rapport aux résultats des métamodèles, en particulier par rapport à 1D - MM^{7,15}.

Les designs optimaux et les valeurs du coût total sur cycle de vie sur une année de fonctionnement du système pour différents modèles sont illustrées sur la figure 4.17 avec les symboles \times et \bullet . \bullet montre le design optimal issu d'un contrôleur utilisant le modèle 1D - MM^{7,15}, le plus précis dans cette étude. D'autre part, les \times signifient les designs optimaux des autres contrôleurs évalués. Les réductions des coûts optimaux sont de 30 %, 20 % et 14 % en comparant 1D - MM^{7,15} à 0D - Idéal, 0D - Uniforme et 1D - MM^{3,7} respectivement. Il est à noter que tous les modèles trouvent des designs optimaux autour de 10 MWh_{th}, sauf pour 0D - Idéal qui situe le design optimal autour de 4 MWh_{th} de stockage.

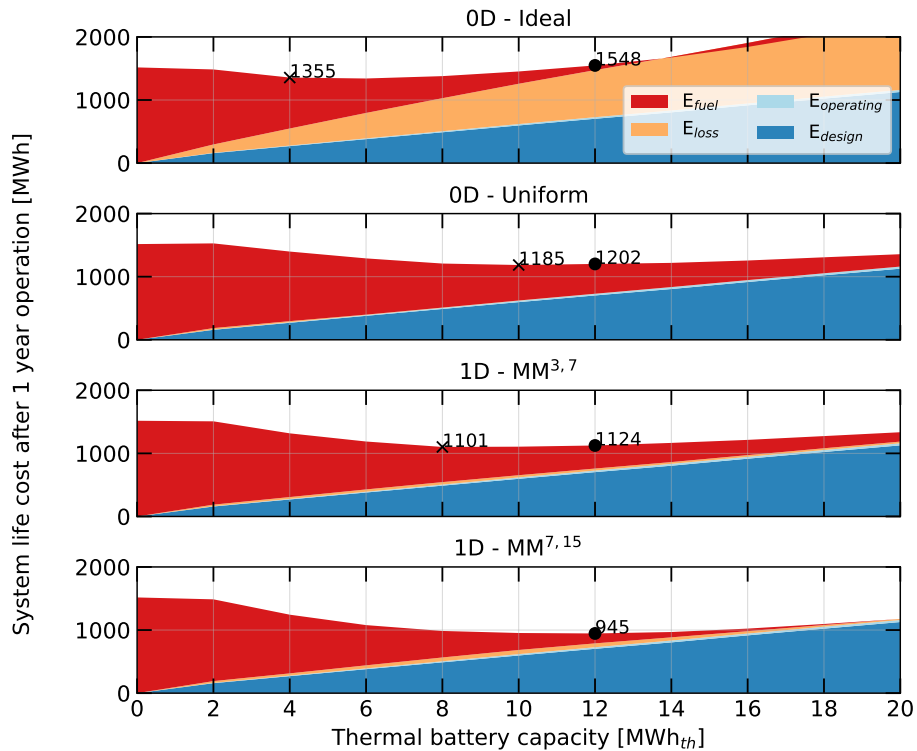


FIGURE 4.17 – Évolution des composantes du coût de vie du système, après une année d'exploitation, en fonction de la capacité de stockage thermique installée. Chaque sous figure se réfère à un système qui a été exploité avec un contrôleur utilisant l'un des quatre modèles étudiés mais simulé avec le modèle 1D - PDE. Les symboles \times sur les graphiques indiquent les valeurs minimales du coût de vie du système après une année d'exploitation et correspondent au design optimal de chaque contrôleur étudié. Les \bullet correspondent au design optimal calculé via le modèle le plus précis de cette étude 1D - $MM^{7,15}$.

Le design optimal en fonction de la durée d'exploitation Pour étudier l'impact de la durée d'exploitation sur la rentabilité du système, la figure 4.18 montre l'évolution de la somme des coûts du système après plusieurs années d'exploitation pour BM n°2 où 1D - $MM^{7,15}$ a été utilisé dans le contrôleur.

Les points rouges montrent les conceptions optimales qui minimisent la somme de ces coûts, qui sont de 12, 16 et 18 MWh_{th} après 1, 2 et 4 ans de fonctionnement respectivement. On remarque que la conception optimale change en fonction du nombre d'années de fonctionnement.

En effet, plus la durée de fonctionnement est longue, plus le coût total du combustible économisé est élevé, alors que le coût de conception est constant et indépendant de la durée de fonctionnement. Cela signifie que, pour les projections à long terme, les conceptions optimales peuvent avoir des capacités de stockage plus élevées par rapport aux projections à court terme, ce qui est le cas ici.

En effet, des capacités de stockage plus élevées (tendant vers un système de stockage saisonnier) sont plus rentables lorsque l'opérateur de stockage est engagé pour de plus longues années d'exploitation, mais s'accompagnent d'un risque plus élevé (incertitudes liées au futur

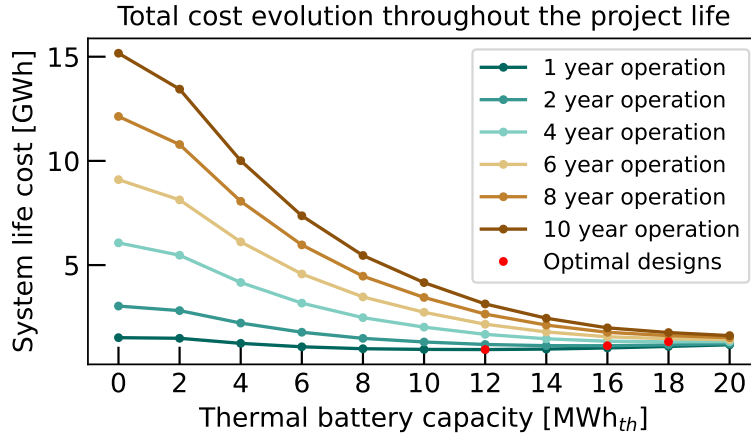


FIGURE 4.18 – Évolution de la somme des coûts de vie du système en fonction de la capacité de stockage installée après différentes années de fonctionnement. Les résultats sont basés sur BM n°2 et issus d'un contrôleur qui utilise 1D - MM^{7,15} pour la co-optimisation.

lointain).

Comparaison entre BM n°1 et BM n°2 Afin de discuter la différence entre les deux modèles économiques d'une manière indépendante de la durée d'exploitation, nous introduisons dans cette section le temps de retour énergétique (EPBT), tel que proposé dans l'article [79]. Ce critère est utilisé pour calculer le temps nécessaire pour amortir l'investissement initial (ici E_{design}), ce qui permet de déterminer la capacité de stockage à installer avec le temps d'amortissement le plus court comme suit :

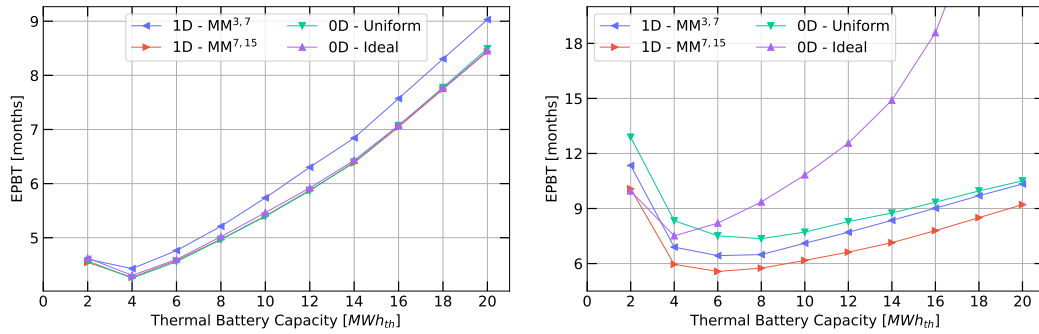
$$EPBT = \frac{E_{\text{design}}}{E_{\text{fuel-saved}} - E_{\text{loss}} - E_{\text{operating}}} \quad (4.8)$$

Ici, pour chaque conception, le critère EPBT est évalué comme défini dans l'équation 4.8. Ce critère est calculé sans tenir compte du coût des pertes E_{loss} dans le BM n°1 et avec le coût des pertes dans le BM n°2. Il est à noter que le critère EPBT, contrairement aux critères précédents, est adapté aux projets à haut risque où l'opérateur de stockage est engagé sur une courte période.

Les figures 4.19(a) et 4.19(b) montrent l'évolution de l'EPBT en fonction de la capacité installée de stockage pour chaque modèle d'optimisation et pour les deux BM précédemment définis.

La figure 4.19(a) pour BM n°1 montre que tous les modèles, à l'exception de 1D - MM^{3,7}, ont des performances de contrôleur et une valeur minimisée de la fonction objectif très similaires. En moyenne, pour toutes les capacités de stockage étudiées, 1D - MM^{3,7} augmente le critère EPBT de 5% comme le montre le tableau 4.5. Ceci est une illustration des conséquences d'une discrétisation insuffisante lors de la construction d'un métamodèle. De plus, les performances des modèles dégradés diminuent (par rapport aux autres modèles) pour les grandes capacités de stockage.

D'autre part, les modèles 0D ont des performances de gestion similaires à celles de 1D



(a) Résultats EPBT pour BM n°1 : en tenant compte de la consommation de carburant sans les pertes de stockage. (b) Résultats EPBT pour BM n°2 : prise en compte de la consommation de carburant avec les pertes de stockage.

FIGURE 4.19 – Évolution du temps de retour sur investissement énergétique (EPBT) en fonction de la capacité de la batterie pour le BM n°1 et le BM n°2. L'optimisation utilise différents modèles comme décrit dans la légende. La simulation des résultats est effectuée par le modèle physique 1D - PDE.

- $MM^{7,15}$ pour BM n°1, où la fonction objectif ne prend en compte que la consommation de carburant sans les termes plus fins tels que les pertes qui dépendent des valeurs de température locale dans le système.

Bien que 1D - $MM^{3,7}$ ait une performance dégradée, tous les modèles donnent le même design optimal situé autour de 4 MWh_{th} de stockage. Cela montre que dans le cas du BM n°1, où seule la consommation de carburant est prise en compte dans la fonction objectif, des modèles simples et dégradés peuvent être utilisés pour trouver la conception optimale. Cependant, les modèles dégradés ne parviennent pas à atteindre la performance de gestion optimale des autres modèles.

À titre de comparaison, concernant le BM n°2, la figure 4.19(b) montre qu'une erreur croissante peut être observée pour des capacités de stockage plus importantes lors de l'étude des résultats du 0D - Ideal. Cela peut s'expliquer par la mauvaise estimation des pertes générées par 0D - Ideal, et que ses pertes sont comptabilisées dans BM n°2. De plus, ces erreurs deviennent plus importantes dans les grandes capacités de stockage car les pertes thermiques sont proportionnelles à la capacité du système.

Il est à noter que 1D - $MM^{7,15}$ a le meilleur score de gestion optimale par rapport aux autres modèles. En moyenne, pour toutes les capacités de stockage étudiées, l'augmentation des critères EPBT est de 100, 25 et 14 % pour 0D - Ideal, 0D - Uniform et 1D - $MM^{3,7}$ respectivement par rapport à 1D - $MM^{7,15}$. D'autre part, l'augmentation des critères EPBT optimaux est de 35, 32 et 15 % pour 0D - Ideal, 0D - Uniform et 1D - $MM^{3,7}$ respectivement par rapport à 1D - $MM^{7,15}$ comme le montre le tableau 4.5.

Cependant, la diminution des performances du contrôleur optimisé via les modèles 1D - $MM^{3,7}$ et 0D - Uniform, ne l'empêche pas d'atteindre le design optimal car ils commettent des erreurs similaires pour toutes les capacités de stockage. ainsi, tous les modèles à l'exception de 0D - Ideal, atteignent une conception optimale similaire autour de 6 MWh_{th} . Il est à noter

que les scores de gestion du contrôleur optimisé avec le modèle 0D - Uniform, correspondant à une capacité de 6 et 8 MWh_{th} sont très proches. Seul 0D - Ideal atteint une capacité de conception optimale inférieure autour de 4 MWh_{th}.

Les résultats montrent que pour le BM n°2, où les pertes sont prises en compte, seuls les modèles qui tiennent compte des pertes globales peuvent atteindre le point de conception optimale. Au contraire, le modèle 0D - Idéal, qui ne prend en compte que les pertes après saturation du stockage, ne parvient pas à atteindre la conception optimale.

Il faut mentionner que les résultats des métamodèles s'améliorent lorsqu'ils sont plus discrétisés, atteignant de meilleurs résultats pour 1D - MM^{7,15}. En fait, des vecteurs de discrétisation d'état plus grands dans le métamodèle conduisent à une plus grande précision et à des approximations plus justes pendant le processus d'interpolation. Comme discuté dans le chapitre 2, la limite de la discrétisation est régie par le choix de la fonction logistique utilisée pour approximer la courbe de température de stockage dans le métamodèle.

Enfin, il convient de mentionner que le critère EPBT pour la conception optimale n'augmente pas de manière significative en tenant compte des pertes de stockage. En effet, il est possible d'appliquer une gestion optimale en évitant les pertes sans diminuer significativement la quantité de gaz économisée grâce à la flexibilité du stockage.

Modèles	0D-Ideal	0D-Uniform	1D-MM ^{3,7}	1D-MM ^{7,15}	1D-PDE
Modélisation des pertes [oui / non]	non	oui	oui	oui	oui
Modélisation de T locale [oui / non]	non	non	oui	oui	oui
t_{opt}^a [s]	≈1	≈1	≈10	≈10	>7 000
Design optimal (BM n°1) [MWh _{th}]	4	4	4	4	-
Augmentation de EPBT (BM n°1) [%]	<1	<1	3	-	-
Design optimal (BM n°2) [MWh _{th}]	4	8	6	6	-
Augmentation de EPBT (BM n°2) [%]	35	32	15	-	-

TABLEAU 4.5 – Résumé des performances d'optimisation des différents modèles. L'augmentation de l'EPBT est calculée par rapport à l'EPBT de 1D - MM^{7,15} qui atteint les valeurs les plus basses.

^a. t_{opt} est le temps de calcul pour résoudre le problème d'optimisation sur une heure en utilisant l'algorithme MPC.

Performance des modèles dans la simulation versus la co-optimisation Pour rappel, la sous-section 4.3.2 a montré que 1D - MM^{7,15} a le meilleur score de simulation avec une NRMSD inférieure à 3 % par rapport au 1D - PDE comme le montre le tableau 4.4. Par conséquent, les scores d'optimisation obtenus par 1D - MM^{7,15} sont les meilleurs scores obtenus dans BM n°1 et BM n°2.

Dans le BM n°1, l'EPBT de 0D - Ideal ainsi que l'EPBT de 0D - Uniform restent très proches de l'EPBT de 1D - MM^{7,15} pour presque toutes les capacités étudiées. Cela se produit bien que les deux modèles 0D commettent des erreurs non négligeables dans le processus de simulation.

D'autre part, le modèle 1D - MM^{3,7} commet les erreurs de simulation EPBT et NRMSD les plus élevées. Il semble que les modèles capables d'estimer approximativement les termes de la fonction objectif (ici le niveau d'énergie de stockage uniquement pour le BM n°1) peuvent être utilisés à des fins de conception optimale. Cependant, plus les modèles sont précis dans la simulation de l'énergie de stockage, plus les performances de gestion sont améliorées.

Dans le BM n°2, 0D - Ideal ne parvient pas à atteindre dimensionnement optimal car il ne tient pas compte des pertes de stockage avant la saturation. Une augmentation importante de l'EPBT peut également être observée dans la performance de gestion, bien qu'elle ait un score de simulation NRMSD acceptable. Cela montre que les modèles qui ne prennent pas en compte l'un des termes de la fonction objectif ne sont pas en mesure de trouver la conception optimale et obtiennent de mauvaises performances de gestion. D'autres modèles qui prennent en compte les pertes réussissent à atteindre la conception optimale et des scores de gestion acceptables, même si ces modèles commettent d'importantes erreurs de simulation NRMSD.

En termes de temps de calcul de la simulation et de l'optimisation, en moyenne, les modèles 0D sont 10 fois plus rapides que les métamodèles, qui sont 100 à 1000 fois plus rapides que les modèles 1D - PDE comme décrit dans les tableau 4.4 et 4.5. En d'autres termes, pour des fonctions objectives telles que BM n°1 où le but est d'optimiser les quantités à l'échelle du système, les modèles 0D atteignent des scores d'optimisation satisfaisants par rapport aux modèles 1D précis avec un temps de calcul inférieur. Cependant, pour des fonctions objectives plus fines telles que BM n°2, 1D - MM^{7,15} permet d'atteindre un score de design et de gestion plus optimal avec un temps de calcul plus important mais qui reste acceptable pour un problème d'optimisation.

4.4 Conclusions

Dans ce chapitre, la question de la sensibilité du contrôleur par rapport à son modèle, à la méthode de résolution envisagée ainsi qu'à la fonction objectif, a été posée.

L'état de l'art a montré que des multiples méthodes de résolutions existent avec chacune leur avantages et inconvénients. Parmi ces méthodes, la programmation dynamique ainsi que la commande prédictive ont été détaillées. De plus, la littérature montre que peu de travaux examine l'impact du modèle sur les performances du contrôleur, particulièrement quand il s'agit du stockage thermique.

Ainsi, deux cas d'études avec chacun leur propres données d'entrée, ont été envisagés. Le premier consiste en une étude de gestion optimale d'un stockage inséré dans un réseau thermique dont la production et la consommation sont non pilotables.

L'étude de la gestion optimale du stockage a prouvé que la méthode MPC est plus performante que la DP d'un point de vu de temps de calcul ainsi que le score d'optimisation. D'autre part, la méthode DP souffre d'un temps de calcul qui augmente exponentiellement en fonction de nombre de dimensions du problème. Quant à la méthode MPC, il a été conclu qu'il existe une taille de fenêtre glissante, qui minimise le temps de résolution sans impacter la valeur minimale de la fonction objectif.

Par ailleurs, l'impact des modèles sur la co-optimisation a été mené sur les conclusions du premier cas d'étude. Ainsi, deux modèles 0D ainsi que deux métamodèles (plus ou moins discrétisés) ont été choisis à cette fin. Ces modèles ont été confrontés sur la base d'un cas d'étude, où l'énergie CSP est utilisée pour couvrir une charge industrielle à haute température sur une année en évitant la consommation d'une chaudière à combustion. Deux BM ont été étudiés, l'un sans pertes et l'autre en considérant les pertes générées par le HTTES.

Une comparaison entre ces modèles a été effectuée sur la base d'un processus de simulation sur une année où les NRMSD ont été calculées pour chaque modèle pour un HTTES de 20 MWh_{th}. Pour reproduire le comportement de ces HTTES à grande échelle, le modèle précis basé sur les équations aux dérivées partielles a été utilisé, car il représente fidèlement l'installation. Les résultats montrent que le métamodèle qui a un niveau de discrétisation élevé obtient le meilleur score NRMSD avec une valeur inférieure à 3%.

En outre, une étude de co-optimisation a été menée en utilisant les modèles disponibles et pour les deux BM. La capacité de stockage étudiée varie entre 2 et 20 MWh_{th}. L'algorithme MPC a été utilisé pour calculer la commande de gestion optimale avec une taille de fenêtre glissante fixe. Il a été démontré qu'il existe une relation entre la taille de la fenêtre glissante et la capacité de stockage. En d'autres termes, plus la capacité de stockage est grande, plus la taille de la fenêtre glissante doit être longue afin de converger vers le score de gestion optimal. Par conséquent, le temps de calcul de l'optimisation est plus élevé pour les grandes capacités de stockage.

Enfin, un critère appelé EPBT a été établi pour la comparaison des performances des modèles. BM n°1 montre que tous les modèles parviennent à atteindre la conception optimale, mais que le modèle le plus dégradé ne parvient pas à atteindre la performance de gestion optimale. Le BM n°2 montre que les modèles qui tiennent compte des pertes parviennent à prédire le point de conception optimal, mais n'atteignent pas les mêmes performances de gestion que le métamodèle hautement discrétisé. D'autre part, le modèle qui ne tient pas compte des pertes sous-estime le design optimal.

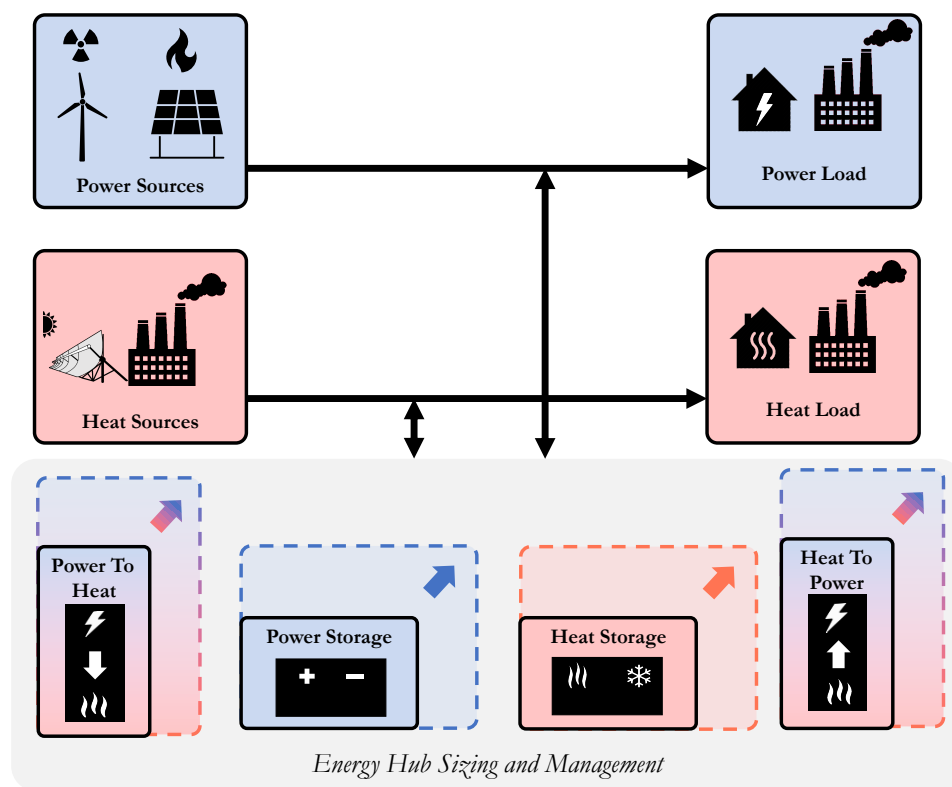
En résumé, nous pouvons distinguer trois catégories de modèles. Premièrement, les modèles qui considèrent tous les termes de la fonction objectif avec une grande précision. Ces modèles sont censés atteindre la conception optimale mais aussi le score de gestion le plus optimal par rapport aux autres catégories. Ces mêmes modèles ont généralement le meilleur score de simulation. Dans notre cas, il s'agit d'un métamodèle 1D qui s'accompagne d'un temps de calcul plus élevé mais raisonnable, contrairement aux modèles 1D basés sur la résolution des PDE.

Deuxièmement, les modèles qui considèrent approximativement tous les termes de la fonction objective. Ces modèles réussissent à trouver la conception optimale mais ne parviennent pas à atteindre le score de gestion optimal. En général, ces modèles ont un mauvais score de simulation mais ont un faible temps de calcul.

Enfin, les modèles qui ne prennent pas en compte tous les termes de la fonction objectif. Ces modèles ne parviennent pas à atteindre la conception optimale et commettent de grosses erreurs, ce qui entraîne un mauvais score de gestion.

Chapitre 5

Co-optimisation déterministe d'un réseau multi-énergies



Sommaire

5.1	Introduction	170
5.2	Description du problème et de la méthodologie	179
5.3	Résultats de la co-optimisation, analyses et discussions	193
5.4	Synthèse et conclusions	203

Les réseaux multi-énergies sont devenus un sujet de recherche majeur ces dernières années, en particulier avec l'émergence accélérée des ressources renouvelables dans le système énergétique. Cette forme de réseau couplant plusieurs vecteurs énergétiques et équipé de multiples technologies de stockage et de conversion d'énergie, aide à accroître l'efficacité globale du système en évitant les pertes, et en remédiant à l'intermittence des énergies renouvelables afin de décarboner les usages. À l'opposé, découpler ce problème en plusieurs réseaux mono-vecteurs aboutit à une solution sous-optimale. Cependant, cette approche multi-énergies se heurte à une grande complexité technologique, depuis la conception de chacun des composants nécessaires à un tel réseau hybride jusqu'à leur modélisation et la gestion globale de l'ensemble. Dans ce travail, nous proposons un réseau multi-énergies de référence couplant un réseau électrique et un autre thermique. Ce réseau comprend un carrefour énergétique, appelé "*Energy Hub*" intégrant des systèmes de stockage électrochimique et thermique, ainsi que des systèmes de conversion : "*Heat To Power*" et "*Power To Heat*". La gestion et le dimensionnement d'un tel réseau seront le but de ce travail afin de trouver la solution optimale et ainsi conclure sur la pertinence d'une telle approche par rapport aux approches standards. Pour ce faire, une modélisation des différents sous-systèmes physiques et une gestion de l'ensemble du système à l'aide d'une commande prédictive (MPC) seront réalisées. Enfin, une comparaison des configurations sans et avec couplage est réalisée pour évaluer l'impact d'un tel réseau multi-énergies sur les coûts de gestion.

Dans la section 5.1, le contexte, l'état de l'art et les objectifs de ce travail seront explicités. La définition du cas d'étude, les données d'entrée, les modèles des systèmes étudiés ainsi que la formulation mathématique du problème d'optimisation seront expliqués dans la section 5.2. Les résultats de gestion et de dimensionnement optimaux seront discutés et analysés dans la section 5.3. Enfin, la synthèse et les conclusions de ce travail peuvent être trouvées dans la section 5.4.

5.1 Introduction

5.1.1 Contexte, enjeux et problématique

Comme discuté dans le chapitre 1, l'objectif de cette thèse est de proposer un réseau multi-énergies de référence, et d'élaborer des algorithmes de co-optimisation d'un tel réseau.

En effet, 76 % des gaz à effet de serre (GES) sont émis au moment où l'énergie est consommée, dont la moitié est relative au besoin thermique et électrique des secteurs résidentiel, industriel et tertiaire [150].

Pour remédier à ce problème, les gouvernements et industriels recherchent des stratégies énergétiques et des solutions techniques pour réduire leur empreinte carbone. Il s'agit d'activer différents leviers de réduction des GES à l'aide de la sobriété, l'efficacité énergétique et les énergies renouvelables.

D'une part, les besoins énergétiques des consommateurs particuliers et industriels sont fondamentalement multi-vecteurs. Ainsi, plusieurs formes d'énergie sont requises en fonction de l'usage du consommateur : chauffage domestique, mobilité, appareils électriques, processus industriels, etc. En Europe, 78 % de la consommation électrique dans le secteur résidentiel en 2020 était destinée au chauffage domestique et à l'eau chaude sanitaire [7].

De plus, la part de l'électricité dans le chauffage industriel a atteint environ 25 % et est prévue à 50 % en 2030 [10], ce qui traduit une volonté de progresser en matière d'électrification de la chaleur. En France, la part de l'électricité dans la consommation énergétique totale sera doublée en 2030, afin de décarboner les usages, en particulier celui de la chaleur

[151].

Il est donc indispensable de coupler les réseaux énergétiques afin d'augmenter l'efficacité et réduire les coûts liés au système énergétique. Ce couplage peut s'opérer à différentes échelles (échelle d'une maison, un quartier, une ville, régionale ou nationale) via des technologies de conversion d'énergie.

Il s'agit des systèmes de conversion d'énergie appelés "*Power-To-Heat*" et "*Heat-To-Power*" utilisé pour convertir l'électricité en chaleur et vice versa. Ainsi, le *Power-To-Heat* peut prendre différentes formes telles que les résistances électriques ou les pompes à chaleur. Pour le *Heat-To-Power*, les machines à cycle organique de Rankine (ORC), les turbines à gaz et à vapeur ou les moteurs *Stirling*, sont largement utilisés aujourd'hui dans l'industrie à cette fin.

D'autre part, les sources d'énergie sont elles aussi multi-vecteurs et de plus en plus intermittentes. Cela est le cas de la chaleur fatale, dont le potentiel global est estimé à 68 000 TWh/an, tous températures et secteurs confondus, mais reste peu exploité jusqu'aujourd'hui. Cette chaleur est définie comme étant l'énergie thermique indirectement produite par le processus, et qui n'est ni récupérée, ni valorisée. D'autres sources thermiques renouvelables sont de plus en plus développées et commercialisées telles que les centrales solaires thermodynamiques (CSP) et l'énergie géothermique.

Dans les réseaux de chaleur, l'utilisation des sources thermiques variables nécessite des composants spécifiques afin de gagner en flexibilité, comme dans les centrales solaires à concentration [152]. Ainsi, il n'est pas nécessaire de convertir instantanément la chaleur en électricité. En effet, un découplage entre le captage de la source d'énergie primaire et la production d'électricité peut être réalisé via un stockage thermique [153]. Il existe aujourd'hui plusieurs types de stockage thermique, dont le système de stockage thermocline haute température (HTTES), expliquée en détail dans le chapitre 2, qui peut servir à cet objectif.

Symétriquement, la part de l'électricité renouvelable dans la production électrique totale française va doubler d'ici 2030 [151]. Ainsi, les réseaux électriques ont le même besoin de flexibilité afin de satisfaire la consommation et de garantir l'équilibre permanent du réseau. En particulier, les sources d'énergie renouvelable variables comme le photovoltaïque ou l'éolien présentent la complexité d'être intermittentes, difficilement contrôlables et prédictibles.

Une façon de réduire l'impact de ces limitations est de disposer de degrés de flexibilité suffisants tels que le stockage d'énergie et la réponse à la demande en électricité. Ces degrés de liberté combinés à une gestion optimale et prédictive des flux d'énergie permettent un meilleur dimensionnement des capacités de production et de stockage à mettre en place[154].

Considérer les réseaux énergétiques avec une approche mono-vecteur revient à découper le problème global en plusieurs sous-problèmes, sans prendre en compte le couplage intrinsèque lié à la nature multimodale de la consommation et de la production. Cela résulte nécessairement en une solution sous-optimale. Pour obtenir le meilleur système d'approvisionnement et de transport d'énergie, il faut donc considérer le problème dans une approche multi-vecteurs. C'est-à-dire que le couplage des réseaux doit être pris en compte dès les premières phases de dimensionnement et de gestion, pour converger vers l'optimal global en termes des coûts d'investissement (CAPEX) et d'opération (OPEX).

Cependant, la réalisation d'un réseau multi-énergies passe par différentes étapes complexes, en commençant par la définition du réseau multi-énergies de référence, la collecte des

données, la modélisation de chaque composant jusqu'au choix de la conception et la gestion de l'ensemble de ce réseau [80].

De plus, la rentabilité et la valeur ajoutée d'un tel réseau, qui nécessite plus d'investissement au départ par rapport à l'approche standard, doivent être étudiées et prouvées.

5.1.2 État de l'art

Le concept des réseaux multi-énergies est apparu au début du vingtième siècle [155][156]. Ce concept était motivé par le développement croissant des énergies renouvelables et la recherche d'un système énergétique plus efficient et flexible. Cependant plusieurs challenges freinent le développement d'une telle approche, entre autres, les choix des composants, la modélisation, la gestion et le dimensionnement du système. Ainsi le nombre d'articles de recherche sur l'optimisation des réseaux multi-énergies n'a cessé d'augmenter, notamment au cours des 5 dernières années, comme illustré dans la figure 5.1.

Tout d'abord, le problème de la gestion optimale coordonnée entre multiples réseaux a été traité selon différentes approches d'optimisation telles que les marchés couplés [157], les marchés distribués [158][64][63], stochastique [159] ou robuste [160][161][66].

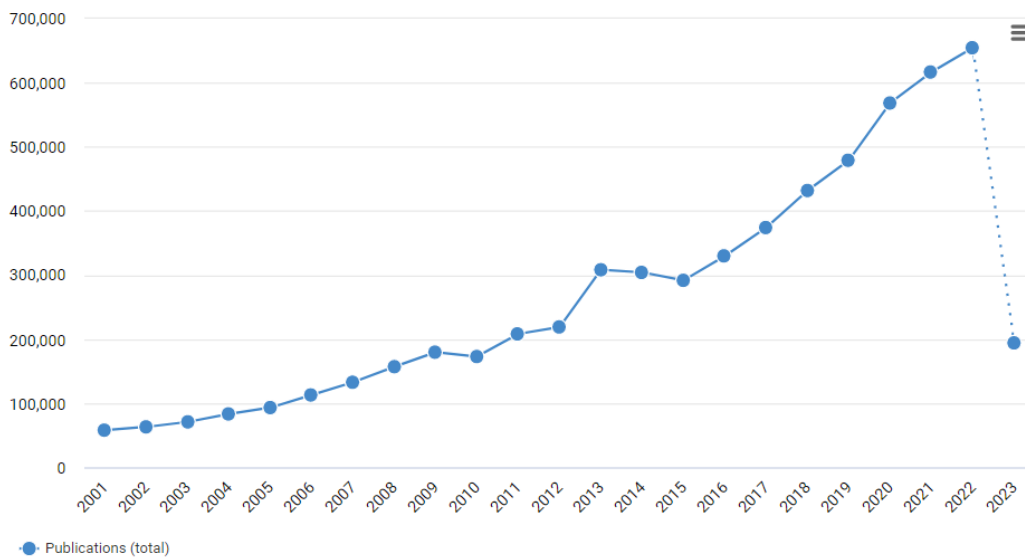


FIGURE 5.1 – Évolution de nombre d'articles de recherche portant sur les réseaux multi-énergies durant les dernières 20 ans. (Source : [67])

La plupart des travaux résolvent ces problèmes avec des modèles linéaires 0D pour les composants, ce qui leur permet d'employer systématiquement "*Mixed-integer linear programming*" (MILP). Cela a pour but de simplifier la résolution, en linéarisant le problème, et de limiter le temps de calcul. Cependant, les travaux discutés dans le chapitre 4 ont montré que l'utilisation des modèles simplifiés pour le contrôleur peut conduire à des solutions sous-optimales.

D'autre part, les travaux de co-optimisation multi-énergies qui couplent à la fois le design des équipements sur plusieurs années, et la gestion horaire de chaque équipement, sont très

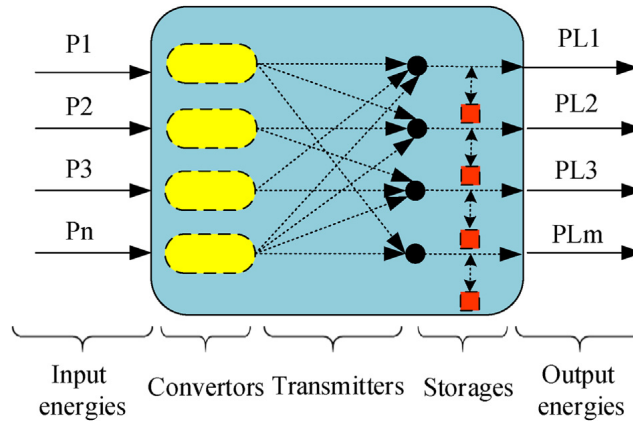


FIGURE 5.2 – Schéma conceptuel d'un réseau multi-énergies. (Source : [39])

rares [65]. Cela peut être expliqué par le fait que la résolution couplée augmente significativement la complexité du problème. D'un côté, il est nécessaire de simuler la commande optimale sur une longue période du temps afin d'évaluer la performance du design proposé. De l'autre côté, l'optimisation de design concerne des quantités continues telles que la capacité du stockage et la commande en puissance, mais aussi combinatoires telles que l'existence ou pas d'un élément de conversion d'énergie.

Enfin, l'environnement de simulation est une difficulté à anticiper, vu que les constants du temps et les équations physiques qui régissent le système diffèrent d'un vecteur à l'autre.

L'incertitude est une source de complexité supplémentaire, qui a fait l'objet de nombreuses études dans la littérature [65][66][53][67][39]. Elle peut concerner les prix d'énergies, la dynamique du système étudié, ou encore les sources et besoins énergétiques.

Quant à la topologie du réseau multi-énergies, elle peut varier significativement en fonction de types de systèmes de conversion et de stockage d'énergie qui y sont inclus. La conception générale de ce réseau peut être représentée par des différents sources d'énergies à l'entrée, des systèmes de conversion d'énergie d'un vecteur à l'autre, des stockages d'énergie multi-technologiques ainsi que des nombreux vecteurs d'énergies en sortie du système pour répondre aux besoins des consommateurs comme illustré dans la la figure 5.2.

Historiquement, la plupart des travaux traitaient le couplage des réseaux thermiques et électriques à l'aide des centrales de cogénération comme alternative aux centrales de production électrique standards [157]. En général, la modélisation des systèmes de distribution et de conversion est simplifiée afin de résoudre un problème d'optimisation globale avec un temps de calcul raisonnable en linéarisant le problème d'optimisation.

Puis, l'inclusion de plus de technologies et le couplage d'un nombre plus important de réseaux sont devenus une tendance dans la recherche scientifique. Par exemple, l'auteur de l'article [65] a étudié un réseau multi-énergies d'électricité, gaz et chaleur, intégrant une centrale de cogénération, un stockage thermique en plus d'une pompe à chaleur. L'article met l'accent sur les difficultés de la prise en compte de l'incertitude liée à l'évolution des prix d'énergie dans le marché. Il conclue que ce type de réseau intégrant un stockage, permet de réduire l'impact du risque par rapport à un réseau sans stockage.

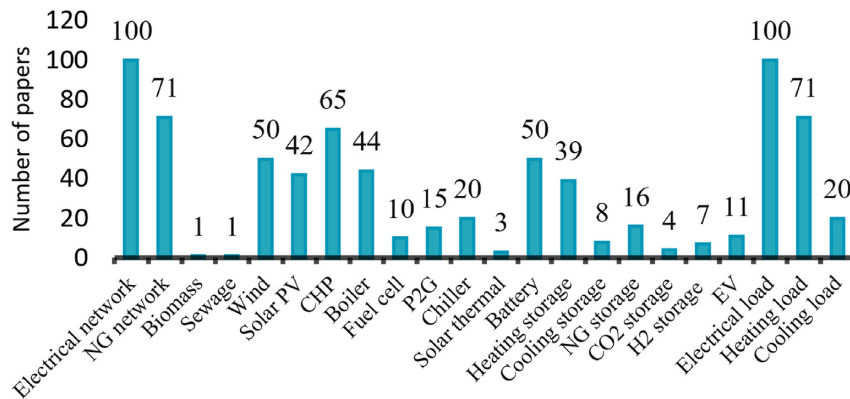


FIGURE 5.3 – Nombre d'articles publiés en fonction des sources et besoins énergétiques considérés ainsi que les composants technologiques étudiés. EV : *Electric Vehicules*, NG : *Natural Gas*, P2G : *Power-To-Gas*, CHP : *Coupled Heat and Power*, PV : *photovoltaic*. (Source : [39])

D'autres articles, proposent une nouvelle topologie du réseau multi-énergies, intégrant un stockage thermique haute température en plus des systèmes de conversion de la chaleur en électricité, permettant de stocker massivement l'électricité sous forme thermique [55][56]. Les auteurs utilisent un cycle combiné ainsi que un cycle organique de Rankine pour convertir l'énergie précédemment stockée en électricité pendant les périodes de pointe de la demande.

Plusieurs designs de stockage thermique à haute température sont utilisés pour stocker l'électricité produite par un parc éolien. L'approche d'optimisation métaheuristique par essais-particules est utilisée ici pour fournir une stratégie de gestion optimale. Les résultats montrent que, sur la base des données d'entrée du marché de l'énergie *NordPool*, des modèles d'affaire sont rentables à condition que le stockage soit bien dimensionné et dans la limite des hypothèses de cette étude.

La figure 5.3 résume une multitude de publications scientifiques, montrant les principaux vecteurs énergétiques et technologies étudiés dans le domaine de recherche du multi-énergies. Il est observé que la plupart des travaux est portée sur le réseau électrique et le stockage électrochimique mais intègrent rarement des sources thermiques, tel que la chaleur fatale, ou des technologies de stockage de chaleur, notamment haute température.

De plus, une autre difficulté à laquelle cette approche fait face, est l'aspect multi-acteurs de ce réseau. En effet, chaque réseau est géré par un gestionnaire avec un savoir faire et des contraintes distincts. Ces contraintes peuvent avoir plusieurs formes d'ordre techniques, administratifs, sécuritaires ou confidentiels [162][163]. Ainsi, une résolution adaptée du problème d'optimisation doit pensée.

Les travaux [64] et [63] ont proposé une Méthode des Multiplicateurs à Direction Alternée (ADMM) afin de résoudre un problème d'optimisation multi-énergies de manière distribuée. Les auteurs concluent que cette approche est avantageuse pour limiter le temps de calcul notamment en cas de grand nombre d'agents, en plus de garantir les aspects de confidentialités et le non partage de la totalité de l'information par les acteurs.

Enfin la résolution spatiale d'un réseau multi-énergies peut varier de l'échelle d'un bâ-

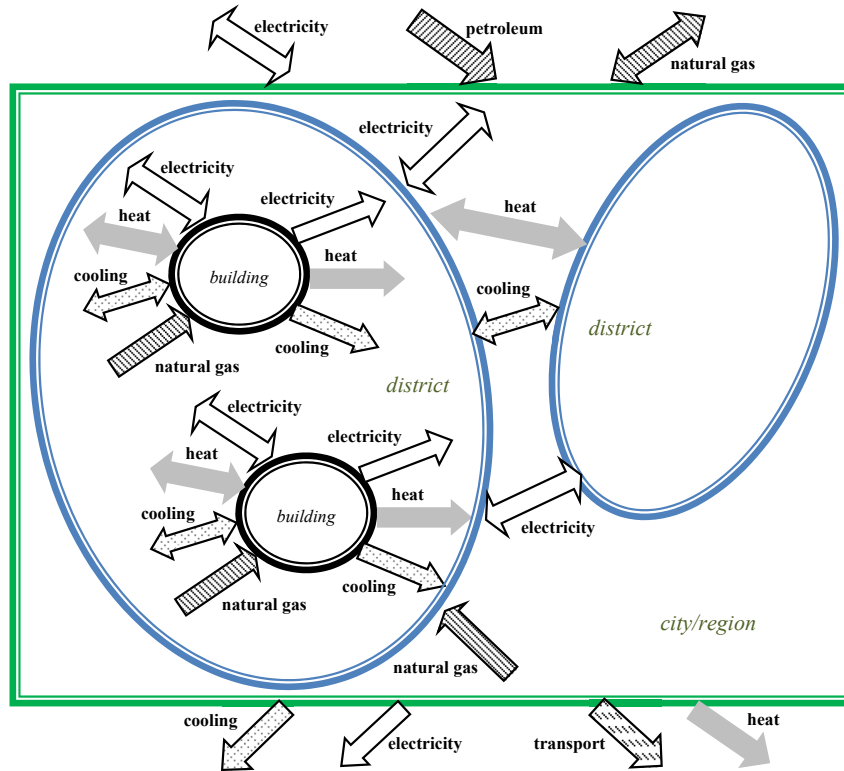


FIGURE 5.4 – Illustration schématique des différents niveaux de la résolution spatiale d'un réseau multi-énergies. (Source : [36])

timent en passant par le quartier, la ville et jusqu'à la région voir plusieurs pays comme illustré dans la figure 5.4. Il est noter que le choix de la résolution spatiale impacte fortement la nature des technologies employées, la gestion de l'ensemble, le design ainsi que la fonction objectif.

Un exemple de plus petit bloc multi-énergies à l'échelle d'un bâtiment est discuté dans l'article [164], où le modèle développé dans [165] a été utilisé pour décrire le couplage entre la source et la demande, afin de minimiser entre autres le coût sur cycle de vie.

D'autre part, plusieurs travaux traitent de l'optimisation de la planification et de l'opération d'un réseaux multi-énergies à l'échelle d'un quartier ou d'une ville. En effet, les applications multi-vecteurs sont particulièrement intéressantes à cette échelle là pour plusieurs raisons.

Premièrement, la densité énergétique élevée permet d'inclure des technologies performantes qui ne sont pas adaptées à l'échelle du bâtiment telles que les turbines à vapeur et à gaz. Aussi, l'agrégation d'un nombre important de consommateurs permet de fusionner les investissements et partager des infrastructures communes afin de réaliser des économies d'échelle.[36].

Concernant l'échelle régionale, [166] a développé un modèle de programmation linéaire, en présence de la biomasse, d'une centrale de cogénération industrielle et un cycle combiné.

Une autre étude a examiné la présence des sources renouvelables connectées à un réseau de chaleur, ce qui permet d'allouer la production disponible à différents secteurs [167]. De plus, un modèle régional simplifié incluant plusieurs sources et un système de transport d'énergie a été discuté par les auteurs de l'article [168]. Ils concluent que le couplage des vecteurs énergétiques permettrait d'économiser jusqu'à 30 % du coût total de transport d'énergie.

L'un des modèles multi-énergies régional le plus développé aujourd'hui est appelé *EnergyScope TD* [53]. Il est capable d'effectuer une planification dynamique, des équipements à mettre en place, en vue de la transition énergétique d'une région voir d'un pays. Il inclue une librairie riche en technologies mais utilise des modèles simplifiés afin de limiter le temps de calculs.

La modélisation du réseau électrique et ses composants sont un ancien sujet de recherche bien avancé [169]. Quant aux réseaux de chaleurs, leur modélisation est un sujet de recherche actif depuis quelques années. La modélisation d'un tel réseau peut rapidement devenir complexe et coûteuse en temps de calcul.

Alors que la plupart des travaux d'optimisation multi-énergies négligent les réseaux de chaleurs ou les modélisent en 0D, [170] a proposé un environnement de co-simulation précis adapté aux réseaux multi-énergies.

[158] a étudié l'impact de la modélisation des réseaux de transport d'énergie dans les travaux d'optimisation. Il suggère que les pertes du réseau de chauffage urbain devraient être prises en compte lors de la conception de technologies d'approvisionnement énergétique décentralisées au niveau des petits quartiers. Dans ce cas, les auteurs estiment les pertes pour les petits réseaux de chauffage à 15 %. En revanche, pour les grands réseaux de chaleur et les autres vecteurs tels que les réseaux électriques, les pertes sont négligées dans cette étude.

L'objectif de l'optimisation des réseaux multi-énergies peut prendre différentes formes. Il peut aller de la synchronisation entre la demande et l'offre pour rendre le système autonome, à la minimisation des coûts de vente d'énergie ou d'investissement jusqu'aux coûts total du systèmes sur cycle de vie.

D'autre part, les modèles de stockage thermique (voir chapitre 2) et électrique [171] sont nombreux dans la littérature. Néanmoins, la modélisation des composants d'un réseau multi-énergies est souvent simplifiée en optant pour des modèles 0D. Cela pourrait être justifié par le fait que certains modèles simples sont adaptés aux études de dimensionnement, mais moins à la gestion en temps réel comme expliqué dans le chapitre 4. [171] et [44] ont proposé différents niveaux de modélisation pour la dynamique et le vieillissement des batteries électriques. Les conclusions montrent que les modèles simples du stockage sont capables d'atteindre le dimensionnement optimal, à condition de modéliser tous les phénomènes physiques qui se produisent à l'intérieur du stockage, y compris le vieillissement et les pertes thermiques.

Quand au stockage thermique HTTES ses modèles du vieillissement sont rares dans la littérature. Cela peut être expliqué par le fait que développer un tel modèle expérimentalement est très coûteux en temps et en argent. En effet, la durée de vie de ce stockage est estimé à plus de 15 ans, ce qui implique un nombre de cycle très important. Cela est énergivore et chronophage. De plus, dans un tel environnement à haute température (plus de 600°C), les appareils de mesure sont moins fiable et plus difficile à maintenir. Il est à noter également que ces expériences sont à mener avec un stockage de plusieurs MWh, afin de tenir compte des effets d'échelle.

Autrement, des modèles physiques de vieillissement peuvent être une alternative. Toutefois, ces modèles sont complexes à développer car ils doivent modéliser différents phénomènes physiques à la fois : échanges thermiques, choc thermique, fissures mécaniques, etc.

Récapitulatif de l'état de l'art

Cette revue de l'état de l'art montre que des modèles simples sont, dans la plupart des cas, utilisés pour optimiser la gestion et le dimensionnement des composants physiques. De plus, les études multi-énergies traitent souvent la gestion ou le dimensionnement, mais rarement les deux simultanément en faisant la co-optimisation. Il est donc nécessaire d'étudier l'impact de la conception des systèmes de stockage et de conversion sur les performances de gestion des réseaux multi-énergies.

La plupart des études trouvées explorent le couplage des réseaux en se concentrant sur le réseau électrique et les centrales de cogénération, mais rarement des sources à grand potentiel telles que la chaleur fatale. Le stockage thermique à haute température, est lui aussi rarement inclus dans l'architecture de référence du réseau multi-énergies.

La grande majorité des travaux d'optimisation multi-énergies optent pour la technique de résolution mathématique appelée MILP en linéarisant tous les termes du problème et utilisant des modèles 0D. Peu de travaux dans ce domaine, étudie l'impact du vieillissement sur la gestion et le design d'un tel réseau. Les modèles de vieillissement du HTTES sont inexistant dans la littérature et mérite plus d'investigation.

Dans la sous-section suivante, le périmètre, l'objectif ainsi que la contribution de ce chapitre seront explicités.

5.1.3 Périmètre de l'étude et objectifs

Dans ce chapitre, nous allons nous concentrer sur la couplage d'un réseau de chaleur, supposé être à haute température (600°C), et un réseau électrique, tous les deux à l'échelle d'un quartier. Cette échelle a été choisie afin de pouvoir étudier un stockage HTTES couplé à une machine H2P. En effet, les machines H2P commercialisées ont au minimum une puissance de quelques centaines de kW_{elec} , et le HTTES est vendu par unité de $2 \text{ MWh}_{\text{th}}$. Ainsi, les besoins d'un quartier est de même ordre de grandeur que ces technologies en terme de puissance et de capacité du stockage.

Les réseaux électriques et thermiques sont supposées être parfait et sans pertes dans cette étude. Les sources incluses dans cette étude sont la chaleur fatale industrielle et l'électricité renouvelable produite par un parc éolien. Quant à la consommation, il s'agit d'un quartier résidentiel de 1000 foyers. Nous nous plaçons donc dans un micro-réseau multi-énergies avec un faible nombre d'agents (chaque agent étant une agrégation de plusieurs foyers), une source multi-vecteurs et une consommation multi-vecteurs également.

Les technologies étudiées sont celle du stockage thermique HTTES, du stockage par batterie EES, le cycle organique de Rankine (ORC) en tant que machine de conversion H2P, et des résistances électriques à haute température pour la partie P2H.

Ici, nous optons pour une résolution à l'aide d'un algorithme MPC centralisé dans un contexte déterministe sans incertitudes. La fonction objectif du problème d'optimisation traduit les coûts totaux de la gestion d'un tel réseau. Ces coûts concernent l'écrêtage de

la production sur les deux réseaux, la déviation entre l'énergie produite et consommée à tout instant, les pertes dans les éléments de conversion et de stockage d'énergie ainsi que le vieillissement des équipements. En somme, ce micro-réseau cherche à minimiser ses interactions avec le réseau électrique national et le réseau thermique régionale. En parallèle, il cherche à minimiser ses pertes locales, l'écrêtage de l'énergie produite localement ainsi que le vieillissement des équipements qui composent ce micro-réseau.

Il est à rappeler que les modèles de vieillissement, en particulier ceux du HTTES, sont difficiles à développer et peu connus dans la littérature. Ainsi, un modèle unique simplifié du vieillissement sera implémenté pour tous les composants de ce micro-réseau dans cette étude. Ce modèle suppose un coût de vieillissement proportionnel à l'énergie échangée par composant. Du fait de la simplicité du modèle, l'algorithme de co-optimisation inclura un terme de vieillissement dans la fonction coût pondéré à l'aide du paramètre δ . Cette pondération sert à englober toute la complexité du modèle de vieillissement dans la valeur de ce paramètre. Cela permettra de mener des études de sensibilité par rapport au vieillissement, en attendant le développement de futurs modèles précis de vieillissement du HTTES.

L'objectif de cette étude est de d'évaluer l'impact de coupler un réseau de chaleur et d'électricité et de le comparer à un réseau non couplé. Pour ce faire, un algorithme de co-optimisation sera développé ainsi qu'une nouvelle architecture d'un réseau multi-énergie capable de convertir l'énergie dans les deux sens (électricité en chaleur et vice versa). Ainsi, un cas d'étude unique sera défini avec des données d'entrée réalistes ou d'au moins inspirées des vrais données. les modèles des composants physiques seront décrits et les équations régissant les modèles seront explicitées.

Deux études seront analysées, une première étude de gestion optimale comparant deux réseaux non couplés ainsi qu'un réseau couplé. Des conclusions quant au couplage ou non des réseaux ainsi que l'impact de ce dernier sur la gestion optimale et le vieillissement des batteries, seront annoncées.

La deuxième étude concerne la co-optimisation du réseau multi-énergies. En effet, plusieurs degrés de flexibilité seront évalués à l'issue de cette étude de co-optimisation. Premièrement, la capacité du stockage électrique et thermique prendra des valeurs croissantes entre 0 et 20 MWh. Deuxièmement, un réseau sans et avec écrêtage thermique et électrique sera discuté. Troisièmement, un réseau sans et avec éléments de conversion d'une puissance nominale croissante, sera évalué.

Des conclusions quant à la priorisation des degrés de flexibilité ainsi que leur impact sur les coûts de gestion du réseau seront fournies.

5.2 Description du problème et de la méthodologie

5.2.1 Cas d'étude et données d'entrée

Le cas d'étude utilisé pour les travaux d'optimisation et de simulation est présenté dans la figure 5.5. Il s'agit de deux réseaux électrique et thermique, tous les deux composés d'une source d'énergie, une charge consommatrice, un réseau de transport d'énergie local, un stockage d'énergie, une machine de conversion d'énergie d'un vecteur vers l'autre et un système d'écrêtage de surplus de production.

Dans cette configuration, les sources locales sont utilisées pour répondre aux besoins locaux, à tout instant. Ces derniers sont tous variables dans le temps, non pilotables et non flexibles. C'est-à-dire que la production ainsi que la consommation ne peuvent pas être modifiées ou effacées. Ici, la production électrique est $P_{\text{prod-elec}}$, la production thermique est $P_{\text{prod-th}}$, la consommation électrique est $P_{\text{load-elec}}$ et la consommation thermique est $P_{\text{load-th}}$. Nous appelons la différence entre la production et la consommation locales non pilotables $P_{\text{mis-elec}}$ et $P_{\text{mis-th}}$ pour le réseau électrique et thermique respectivement. Les sources d'énergies ainsi que les charges consommatrices seront décrites en détails dans la sous-section suivante.

Entre la source et la consommation, un réseau local relie les deux afin d'acheminer l'énergie. Ce même réseau doit respecter la contrainte d'équilibre des noeuds à chaque instant, c'est-à-dire que la somme des flux en entrée et en sortie de ce réseau doit être nulle. Il est à noter que tout au long de cette étude, ces réseaux de transport sont supposés parfaits et sans pertes.

Les deux réseaux sont également équipés des systèmes de stockage EES et thermique HTTES. Ces stockages serviront à emmagasiner l'énergie en cas de surproduction locale et à fournir l'énergie précédemment stockée en cas de surconsommation. La commande de stockage est appelée $P_{\text{sto-elec}}$ pour le EES et $P_{\text{sto-th}}$ pour le HTTES. Ces commandes suivent une convention de récepteur, c'est-à-dire que la commande est positive à la charge et négative à la décharge.

De plus, des systèmes de conversion de l'électricité en chaleur appelé *Power-To-Heat* et de chaleur en électricité appelé *Heat-To-Power* existent pour convertir l'énergie d'une forme à l'autre. Il s'agit des résistances électriques, capables de monter à haute température jusqu'à 600°C, pour le *Power-To-Heat*. Ce système de conversion est caractérisé par un rendement énergétique qui sera décrit plus loin dans cette section. Par conséquent, après conversion, une partie de l'énergie est perdue sous forme thermique appelée $P_{\text{loss-P2H}}$.

Concernant le *Heat-To-Power*, il s'agit d'un cycle organique de Rankine (plus de détails dans la suite de cette section), capable de convertir l'énergie thermique contenue dans un fluide chaud en électricité avec un certain rendement. A l'issue de cette conversion, de la chaleur résiduelle peut être récupérée en sortie de cette machine appelée $P_{\text{heat-H2P}}$.

Hypothèse : Pour simplifier ce cas d'étude, la chaleur résiduelle récupérable en sortie de la machine *Heat-To-Power* (cycle organique de Rankine) est supposée être à haute température identique à celle du réseau de chaleur. Cette hypothèse sert à justifier l'injection directe de cette chaleur résiduelle dans le réseau de chaleur afin de répondre au besoin thermique. Il s'agit d'une hypothèse forte car la température de cette chaleur résiduelle est habituellement différente de celle du flux d'air chaud en entrée de la machine. En réalité, cette chaleur n'aura

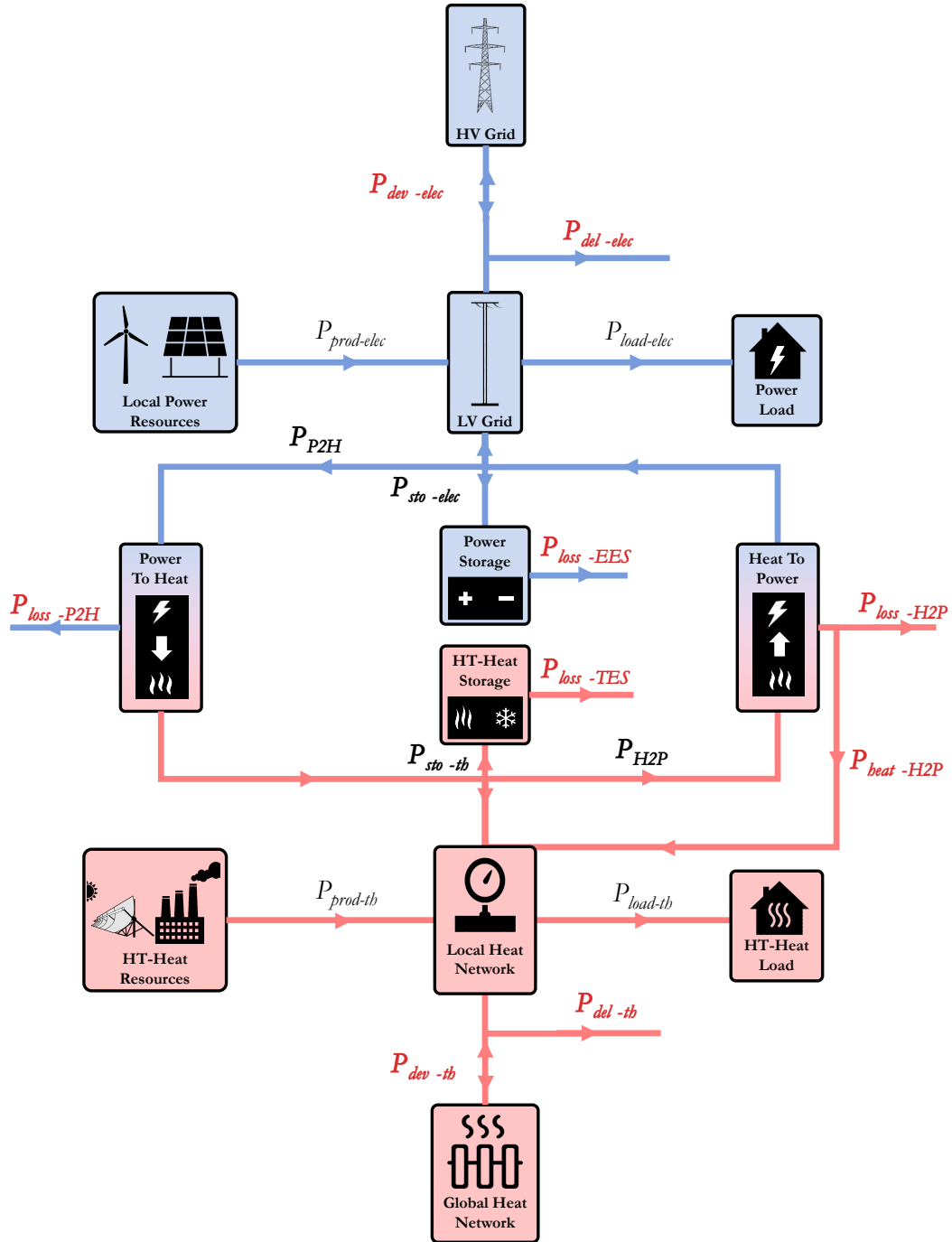


FIGURE 5.5 – Réseau multi-énergie de référence utilisé comme base pour cette étude. LV signifie Low Voltage dans le réseau électrique, HV pour High Voltage.

pas la même température que celle du réseau de chaleur, utilisée pour faire marcher le cycle Rankine.

Aussi, des pertes énergétiques y existent et sont irrécupérables appelées $P_{\text{loss-H2P}}$.

Les commandes des deux machines de conversion sont toujours positives ou égales à 0 en cas d'arrêt.

Les deux réseaux sont également équipés d'un système d'écrêtage qui est capable d'évacuer le surplus d'énergie s'il existe toujours après activation de stockage et de conversion d'énergie. Les commandes de ces derniers sont $P_{\text{del-elec}}$ et $P_{\text{del-th}}$ pour l'écrêtage électrique et thermique respectivement.

Tous ces équipements constituent des degrés de flexibilité importante pour les deux réseaux. Cependant, ces deux réseaux sont reliés à un réseau électrique national appelé HV (*High Voltage*) et un réseau thermique régional. Ces deux derniers serviront à absorber le surplus d'énergie en cas de surproduction locale, et fournir l'énergie qui manque en cas de surconsommation en dernier recours. C'est-à-dire, une fois que tous les degrés de flexibilités précédemment expliqués ont été activés. Ainsi l'écart de puissance après activation de tous les degrés de liberté est appelé $P_{\text{dev-elec}}$ et $P_{\text{dev-th}}$ pour les réseaux électrique et thermique respectivement. Cet écart prend une valeur positive lorsqu'il y a un surplus d'énergie restant à évacuer, et une valeur négative lorsqu'il y a une surconsommation résiduelle qu'il faut satisfaire.

Il est à noter que ces deux réseaux globaux sont supposés être une source infinie d'énergie, capable d'absorber toute l'énergie qui lui sera envoyée et vice versa.

Données d'entrée du cas d'étude

Dans ce cas d'étude, les sources et les charges thermiques et électriques sont basées sur des séries temporelles réelles ou simulées par des modèles approuvés de la littérature. Il s'agit d'une configuration hypothétique résumée ci-dessous.

- Un parc éolien d'une puissance nominale de 10 MW électrique avec un total de production électrique annuelle de 15 GWh.
- Une usine industrielle de céramique produisant de la chaleur fatale avec une puissance maximale d'environ 22 MW thermique avec un total de production thermique annuelle de 15 GWh.
- Une consommation électrique d'un quartier composé de 1000 foyers avec une puissance maximale de 8 MW électrique et une consommation électrique totale annuelle de 10 GWh.
- Une consommation thermique d'un quartier composé de 1000 foyers avec une puissance maximale de 4 MW thermique et une consommation thermique totale annuelle de 10 GWh.

Production électrique Il s'agit des données enregistrées un parc éolien regroupant 4 éoliennes d'une puissance nominale de 2 MW chacune, construites en 2009 et opérées depuis par le groupe ENGIE. Ces éoliennes sont situées dans le nord est de la France, plus précisément dans la Haute Borne près de la ville de Nancy. Ces données sont disponibles pour les années 2013 jusqu'à 2020 sous format *Open Data* et sont accessibles en ligne [172].

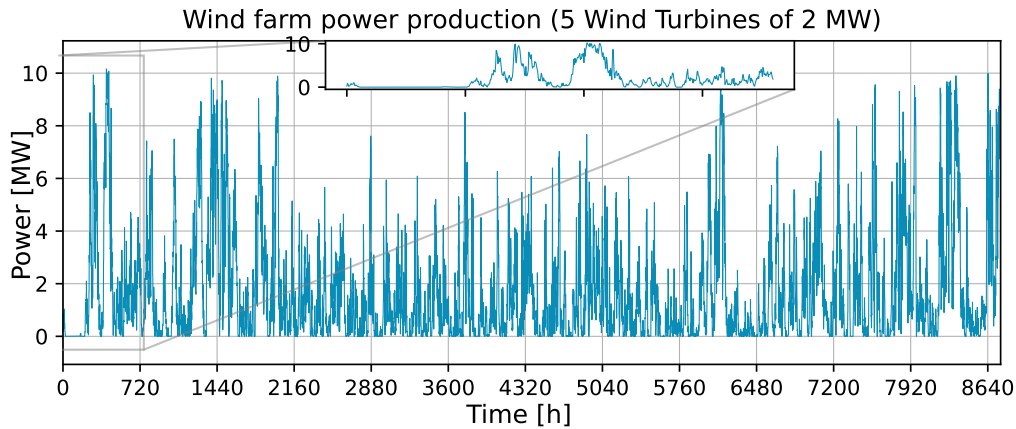


FIGURE 5.6 – La puissance électrique totale produite par 5 éoliennes d'une puissance nominale de 2 MW chacune en fonction du temps. Les données correspondent à la production d'un parc éolien d'ENGIE dans le nord est de la France pour l'année 2017 [172].

Pour ce travail, les données qui correspondent à l'année 2017 ont été sélectionnées et agrégées au niveau des 4 éoliennes disponibles. Ensuite, ces données ont été normalisées et recalculées en supposant 5 éoliennes de 2 MW chacune. Cela correspond à une puissance totale de production électrique de 10 MW et une production éolienne totale de 15 GWh par an.

Il est à noter que les données sont enregistrées toutes les 10 minutes dans la base de données d'origine, mais transformées en moyennant la puissance sur des tranches horaires. La série temporelle utilisée dans cette étude peut être visualisée dans la figure 5.6.

Production thermique Il s'agit des données réelles enregistrées de chaleur fatale rejetée par la cheminée d'une usine de céramique sur une année complète. Ces données sont fournies par l'entreprise Eco-Tech CERAM mais l'identité du client reste soumise au caractère confidentiel.

Ces données correspondent à une usine de céramique d'une puissance nominale thermique de quelques MW. Cette usine se trouve en France et consomme principalement du gaz naturel dans des fours à combustion pour effectuer le séchage ainsi que la pré-cuisson et la cuisson des briques de céramique.

En marge de ce process, de la chaleur fatale est produite et rejetée dans l'atmosphère. Ainsi, nous supposons que cette usine se trouve à proximité d'un réseau de chaleur alimentant un quartier résidentiel où cette chaleur peut être valorisée.

Ces données ont été traitées et recalculées pour une usine d'une puissance nominale de 50 MW, rejetant de la chaleur fatale à hauteur de 22 MW thermique au maximum. La production totale annuelle de cette usine en chaleur fatale est égale à 15 GWh thermiques.

Il est à noter que les données fournies par l'entreprise Eco-Tech CERAM ont un pas ho-

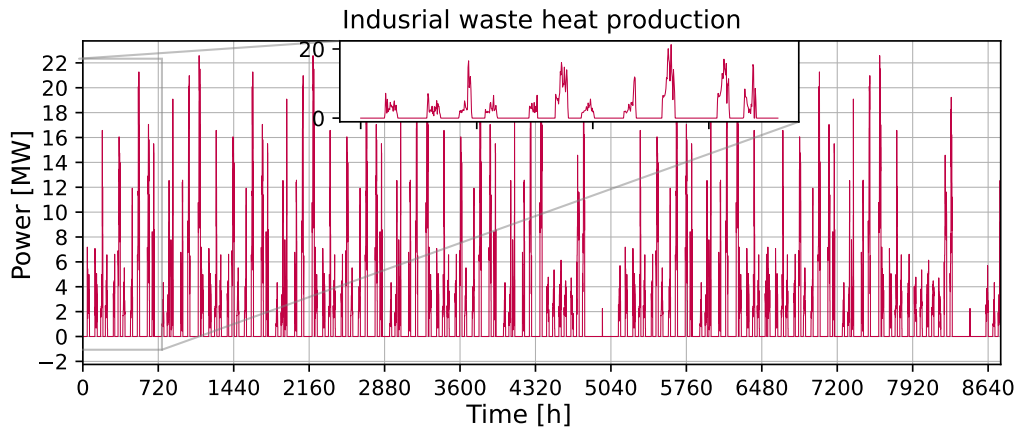


FIGURE 5.7 – La puissance thermique totale de chaleur fatale, rejetée par une usine de céramique d’une puissance maximale de 22 MW, en fonction du temps. Les données ont été fournies par l’entreprise Eco-Tech CERAM.

raire. L’ensemble de la série temporelle sur une année complète est disponible dans la figure 5.7. Il est à rappeler que la chaleur fatale de l’usine est considérée comme une source d’énergie du micro-réseau. Cette chaleur est issue de la combustion de gaz qui se passe dans le four de cuisson mais cela est en dehors du périmètre de cette étude. Le profil de chaleur fatale est caractérisée par des cycles journaliers avec deux arrêts de production (un festif et un hivernal).

Consommation électrique Ici un modèle de simulation de la consommation électrique dans le secteur résidentiel a été utilisé. Il s’agit d’un modèle développé par *Loughborough University* et publié en 2019 [173]. Ce modèle de haute résolution, pour la consommation d’électricité domestique, utilise une combinaison des motifs d’occupation active (c’est-à-dire quand les gens sont chez eux et éveillés) et de profils d’activité quotidienne qui caractérisent la façon dont les gens passent leur temps à effectuer certaines activités.

Des données synthétiques de demande d’électricité à résolution d’une minute sont créées par la simulation de l’utilisation des appareils ; le modèle couvre tous les principaux appareils que l’on trouve couramment dans l’environnement domestique. Il est à noter que le modèle utilisé pour créer les données d’entrée de ce cas d’étude, seules les activités à usage non thermique (sauf la cuisson) ont été activés.

Il est important de mentionner que ce modèle a été validé avec des données réelles par ses développeurs, avec des données enregistrées sur une période d’un an dans 22 logements des East Midlands, au Royaume-Uni [173]. Une comparaison quantitative approfondie est faite entre les ensembles de données synthétiques et mesurées, montrant qu’ils ont des caractéristiques statistiques similaires.

Ce modèle a été donc utilisé pour générer les données de ce cas d’étude sur une année complète, en simulant les données jour par jour avec un pas de temps d’une minute pour un foyer. Cette opération a été répétée afin de générer les scénarios de 1000 foyers avant

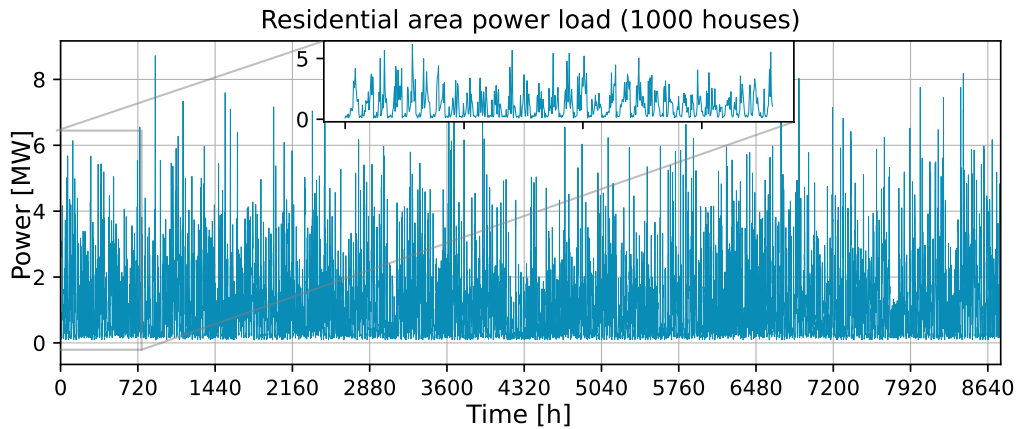


FIGURE 5.8 – La consommation électrique d'un quartier résidentiel constitué de 1000 foyers, en fonction du temps. Le modèle [173] a été utilisé pour simuler le comportement de ces foyers sur une année complète heure par heure. La consommation de chaleur pour le chauffage domestique et l'eau chaude sanitaire est retirée de ces profils car elle est incluse dans le profil de consommation de chaleur (satisfaite par un réseau de chaleur).

de moyenner les consommations par un pas horaire et les agréger pour en constituer une courbe unique comme illustré dans la figure 5.8.

La consommation finale agrégée est caractérisée par une puissance maximale de 8 MW électrique et une consommation totale annuelle de 10 GWh électriques.

Consommation thermique Ici, nous utilisons une série temporelle déjà établie dans la littérature appelée *When2Heat* et développée par des chercheurs en 2019 [147]. Cette série a été créée pour 16 pays Européens et depuis l'année 2008 jusqu'à 2018. Il s'agit de la puissance thermique consommée par les réseaux de chaleur pour le chauffage domestique et l'eau chaude sanitaire. Ces données sont issues de la simulation qui se base sur un modèle thermique précis et qui a été validé et comparé à des mesures réelles [147].

Sur la base de ces données, nous avons sélectionné les données qui correspondent à la France pour l'année 2017. Ensuite, la somme de la consommation thermique pour la partie chauffage domestique et eau chaude sanitaire a été réalisée. De plus, nous avons normalisé l'ensemble des données et recalculé ces derniers pour qu'elles correspondent à un quartier de 1000 habitant avec une consommation thermique annuelle de 10 GWh et un pic de puissance de 4 MW thermique.

Il est à noter que ces données ont un pas de temps horaire, comme illustré dans la figure 5.9. En effet, la consommation totale annuelle thermique a été fixée pour qu'elle soit égale à celle électrique. Cela suppose que la consommation thermique de chauffage et d'eau chaude représenté 50 % de la consommation totale d'un foyer, ce qui est le cas en Europe [8].

Pour récapituler, ce cas d'étude est constitué d'un quartier de 1000 foyers consommant

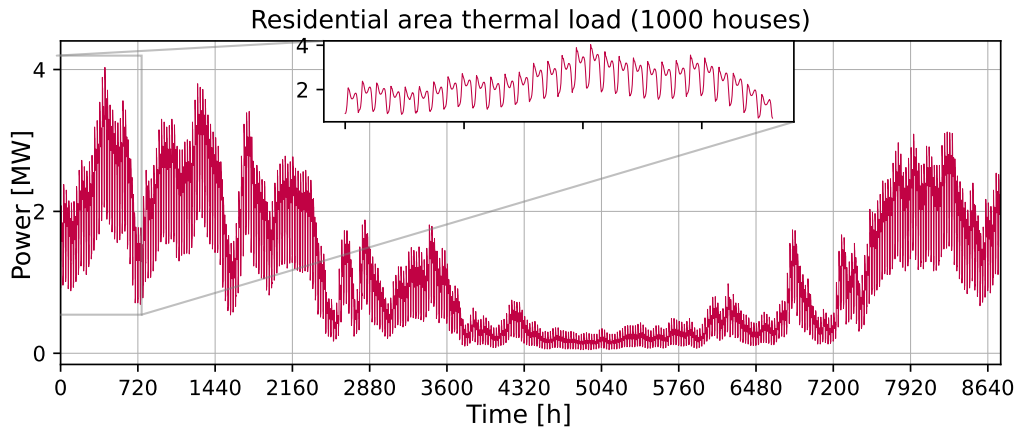


FIGURE 5.9 – La consommation thermique d’un quartier résidentiel constitué de 1000 foyers, en fonction du temps. Les données issues de l’article [147] ont été utilisées pour simuler le besoin, en eau chaude sanitaire et en chauffage domestique, de ces foyers sur une année complète heure par heure.

20 GWh par an, dont la moitié est pour le chauffage domestique et l’eau chaude sanitaire alors que l’autre moitié est pour les autres activités.

Ce quartier est supposé être connecté à un parc éolien de 10 MW, produisant une énergie électrique totale de 15 GWh par an. De plus, une usine rejetant 15 GWh de chaleur fatale par an, est supposée être à proximité et connectée à un réseau de chaleur alimentant le quartier en besoin d’eau chaude sanitaire et de chauffage.

5.2.2 Modélisation des composants multi-énergies

Dans la sous-section précédente, le cas d’étude et ses données d’entrée, utilisés pour évaluer le réseau multi-énergie et la co-optimisation des composants de ce réseaux, ont été décrits. Afin de mener cette étude d’évaluation, un contrôleur doit être établi. Cela nécessite des modèles pour anticiper le comportement dynamique des briques principales de ce réseaux, à savoir les stockages et les systèmes de conversion d’énergie. Dans la suite de cette section, nous allons discuter ces modèles et expliciter les équations qui régissent chacun des systèmes étudiés.

Systèmes de stockage d’énergie

Dans ce travail, les deux systèmes de stockage concernés sont le stockage EES et le stockage thermique HTTES détaillé dans le chapitre 2. Ces deux systèmes sont modélisés, comme dans la plupart des travaux d’optimisation de la littérature, à l’aide des modèles simples en 0D.

Cela a été motivé par le fait que, les modèles 0D peuvent être utilisés dans un contrôleur pendant la phase de dimensionnement, pour obtenir un design optimal approximatif dans un premier temps, comme expliqué dans le chapitre 3. De plus, ce même niveau de modélisation est maintenu pour tous les composants du réseau. Cela permettrait de limiter le temps de

calcul tout au long de l'étude de co-optimisation, qui est généralement coûteuse car elle nécessite d'optimiser la commande sur une longue période du temps pour de multiple designs.

Par conséquent, la qualité d'une évaluation qualitative des résultats obtenus n'est pas remise en question.

Modèle du stockage thermique HTTES Pour le stockage thermique, nous choisissons le modèle 0D - Ideal précédemment expliqué dans le chapitre 2.1.5. Ce modèle suppose un stockage idéal avec un échange thermique parfait et instantané. Par conséquent, aucune perte n'est prise en compte sauf lors de la saturation du stockage. C'est-à-dire, une fois que le stockage est complètement chargée et qu'elle continue tout de même à être chargée. Dans ce cas là, les pertes, appelées P_{loss}^t , sont égales à la puissance de charge après saturation. Cela s'explique physiquement par le fait que le fluide de transfert d'énergie (ici l'air) suit un parcours de circuit ouvert comme expliqué dans le chapitre 2.

Pour rappel, la dynamique du système selon ce modèle s'exprime comme décrit ci-dessous :

$$E_{\text{sto}}^{t+\Delta t} = E_{\text{sto}}^t + \Delta t \cdot P_{\text{sto}}^t \quad (5.1a)$$

$$P_{\text{loss}}^t = \begin{cases} 0 & \text{si } E_{\text{sto}}^t < E_{\text{rated}} \\ P_{\text{sto}}^t & \text{si } E_{\text{sto}}^t = E_{\text{rated}} \end{cases} \quad (5.1b)$$

où E_{rated} est la capacité de stockage maximale, P_{sto} est la commande en puissance du stockage, E_{sto} est l'énergie de la batterie, Δt est le pas de temps du problème étudié.

Ce modèle est considéré comme le modèle le plus simple pour le stockage thermique mais a l'avantage d'être rapide en temps d'exécution, approximativement 1 ms pour simuler une itération du fonctionnement.

Modèle du vieillissement Comme expliqué dans la section 5.1.3, un des objectifs de ce chapitre est d'effectuer une étude de co-optimisation où le vieillissement des équipements est également un aspect à contrôler. En d'autres mots, un des termes à minimiser dans la fonction objectif du contrôleur à élaborer, est le coût lié aux vieillissement des équipements pilotables. Pour ce faire, un modèle de vieillissement de chaque composant s'impose.

En effet, peu d'études et de modèles existent, à notre connaissance, pour le vieillissement de la batterie thermique HTTES. Cette technologie étant récente, il lui manque un retour d'expérience qui empêche de développer d'avantage ce type de modèles.

Cependant, quelques articles ont investigué expérimentalement l'impact de fonctionnement du stockage sur la qualité du transfert thermique et sur la dégradation des matériaux [174][175]. Ils concluent généralement que ces derniers ont peu d'impact sur la durée de vie du HTTES.

Dans ce sens, nous optons pour le modèle du vieillissement des batteries électrochimiques le plus simple de la littérature [43]. Il s'agit d'un comptage d'énergie échangée en valeur absolue sur la période étudiée. Cela suppose que le coût de vieillissement de la batterie est directement proportionnelle à la quantité d'énergie échangé par pas de temps. Ainsi le coût

instantané du vieillissement peut être exprimé comme ci-dessous :

$$C_{\text{aging-storage}}^t = |P_{\text{sto}}^t| \cdot \Delta t \cdot \frac{E_{\text{design}}}{E_{\text{age}}} \quad (5.2)$$

$C_{\text{aging-storage}}^t$ étant le coût instantané du vieillissement de la batterie, E_{design} est l'énergie totale dépensée pour construire le stockage et E_{age} est l'énergie totale échangeable par le stockage pendant la totalité de sa durée de vie. Ce modèle sera utilisé également pour la batterie électrochimique (EES).

Modèle du stockage électrochimique EES Ici, et comme pour le HTTES, nous utilisons un modèle 0D simple pour modéliser la dynamique de la batterie. Ce modèle suppose une batterie parfaite et sans aucunes pertes. Cependant, la batterie étant dans un circuit fermé, elle ne peut pas être chargée après saturation. Ainsi, l'évolution de l'énergie du stockage est exprimé ci-après :

$$E_{\text{sto}}^{t+\Delta t} = E_{\text{sto}}^t + \Delta t \cdot P_{\text{sto}}^t \quad (5.3a)$$

$$\text{avec} \quad \frac{-E_{\text{sto}}^t}{\Delta t} \leq P_{\text{sto}}^t \leq \frac{E_{\text{rated}} - E_{\text{sto}}^t}{\Delta t} \quad (5.3b)$$

Systemes de conversion d'énergie

Pour rappel, il s'agit des résistances électriques pour le *Power-To-Heat*, capables de réchauffer l'air à haute température jusqu'à 600°C. D'autre part, le cycle organique de Rankine est la technologie utilisé pour le *Heat-To-Power*, capable de produire de l'électricité en plus de la chaleur résiduelle, à partir d'un flux d'air chaud autour de 600°C. Ici nous allons décrire les modèles utilisés pour ces deux composants afin d'anticiper leur dynamique ainsi que leur vieillissement.

Modèle du *Power-To-Heat* Il s'agit d'un modèle de boîte noire 0D, qui donne en fonction d'une entrée, deux sorties de puissance. La première est la puissance thermique transférée à l'air chaud en sortie des résistances. La deuxième traduit les pertes thermiques dues au fonctionnement des résistances électriques. Ces pertes thermiques sont plus ou moins importantes en fonction du rendement de la technologie utilisée.

De plus, le coût de vieillissement de la machine peut être calculé par un comptage d'énergie convertie par la machine, de façon similaire au modèle des batteries. Ainsi, la modélisation de la dynamique de ce système et de son vieillissement peut être exprimée comme suit :

$$P_{\text{heat-P2H}}^t = P_{\text{P2H}}^t \cdot \eta_{\text{P2H}} \quad (5.4a)$$

$$P_{\text{loss-P2H}}^t = P_{\text{P2H}}^t \times (1 - \eta_{\text{P2H}}) \quad (5.4b)$$

$$C_{\text{aging-P2H}}^t = P_{\text{P2H}}^t \cdot \Delta t \cdot \frac{E_{\text{design}}}{E_{\text{age}}} \quad (5.4c)$$

où P_{P2H} et $P_{\text{heat-P2H}}$ sont les puissances consommée et produite respectivement par les résistances électriques, η_{P2H} est le rendement de la machine, $P_{\text{loss-P2H}}$ représente les déperditions thermiques durant le fonctionnement de la machine, $C_{\text{aging-P2H}}^t$ est le coût instantané

du vieillissement, E_{design} est l'énergie totale dépensée pour construire le système et E_{age} est l'énergie totale échangeable durant la vie du produit.

Il est à noter que ces machines sont généralement très performantes, avec un rendement supérieur à 90 %. Ce rendement traduit les déperditions thermiques lors de la conversion de l'électricité en chaleur par effet joule. Ici nous supposons que ce rendement est constant et égale à 95 % en se basant sur la technologie de résistances électriques présentée dans le chapitre 1.

Modèle du Heat-To-Power Pour cette partie-là, la machine ORC est sélectionnée et modélisée sur la base d'un modèle de boîte noire également. En entrée de cette boîte, il existe une grandeur traduisant la puissance thermique envoyée dans la machine via l'air chaud. En sortie de cette machine, 3 flux de puissance y existent. Un premier pour l'énergie électrique produite par la machine, un deuxième pour la chaleur résiduelle en sortie de la machine et qui peut être revalorisée dans un besoin thermique, et un dernier pour les déperditions thermiques non récupérables.

Ainsi, la dynamique du système et son vieillissement peuvent être exprimés en fonction de l'équation 5.5.

$$P_{elec-H2P} = P_{H2P} \cdot \eta_{elec-H2P}(P_{H2P}) \quad (5.5a)$$

$$P_{heat-H2P} = P_{H2P} \cdot \eta_{heat-H2P}(P_{H2P}) \quad (5.5b)$$

$$P_{loss-H2P} = P_{H2P} \times (1 - \eta_{elec-H2P} - \eta_{heat-H2P}) \quad (5.5c)$$

$$C_{aging-H2P}^t = P_{H2P}^t \cdot \Delta t \cdot \frac{E_{design}}{E_{age}} \quad (5.5d)$$

où P_{H2P} est la puissance thermique en entrée de la machine ORC, $P_{elec-H2P}$ est la puissance électrique produite par la machine, $P_{heat-H2P}$ est la chaleur résiduelle produite par la machine, $P_{loss-H2P}$ sont les pertes thermiques non récupérables de la machine, $\eta_{elec-H2P}$ est le rendement électrique de la machine qui dépend de P_{H2P} , $\eta_{heat-H2P}$ est le rendement thermique de cogénération de la machine qui dépend de P_{H2P} , $C_{aging-H2P}^t$ est le coût de vieillissement instantané de la machine.

Dans cette étude nous considérons un rendement électrique de la machine ORC $\eta_{elec-H2P}$ qui varie entre 0 et 30 %, à l'arrêt et à la puissance nominale respectivement. De plus ce rendement dépend fortement de la dimension de la machine, c'est-à-dire qu'un rendement maximal supérieur peut être atteint pour des machines plus puissantes. Ce rendement variable a été calculé sur la base des données fournies par le constructeur de la machine (le nom est confidentiel selon sa demande). Un extrait de ces données pour une machine ORC d'une puissance d'entrée nominale de 2 MW thermique est illustré dans la figure 5.10.

Il est à noter que pour chaque design de cette machine, une courbe unique de fonctionnement existe. Cette courbe exprime l'évolution de la production électrique nette de la machine $P_{elec-H2P}$ ainsi que le rendement électrique du ORC $\eta_{elec-H2P}$ en fonction de la puissance thermique en entrée P_{H2P} . A partir de ces données, il est possible d'établir une équation polynomiale qui traduit ce rendement analytiquement en fonction de la taille et la puissance d'entrée de la machine. Cela a été réalisé pour différents designs de ORC dans le cadre de cette étude.

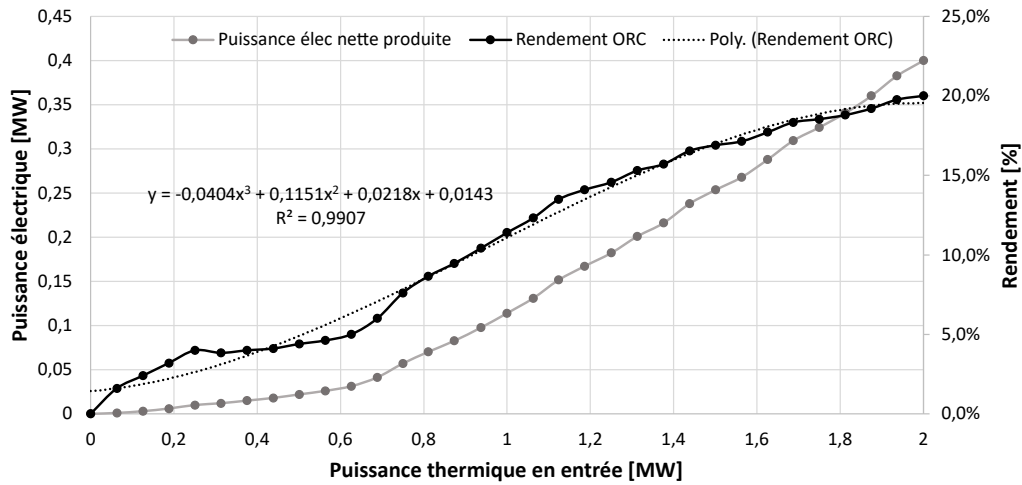


FIGURE 5.10 – Un exemple des points de fonctionnement fournis par le constructeur d'une machine ORC (un constructeur français dont le nom est confidentiel). Ces points correspondent à différentes valeurs de puissance d'entrée thermique et donnent le rendement de la machine ainsi que la puissance électrique nette produite. Ces données correspondent à une machine ORC d'une puissance thermique nominale de 2 MW.

Enfin, pour le rendement de cogénération de la machine ORC $\eta_{\text{heat-H2P}}$, nous considérons un rendement constant de 40 % tout au long de ce chapitre.

Il est à noter que, par simplification nous supposons que la chaleur résiduelle de la machine ORC peut être réinjectée dans le réseau de chaleur local. Il s'agit d'une hypothèse forte car la température de ce flux thermique en sortie est généralement dégradée de quelques centaines de degrés celsius, par rapport au flux d'entrée de la machine.

Pour rappel, tout au long de ce travail la température du réseau de chaleur est supposée être constante et à haute température. De plus, les réseaux sont supposés être parfaits et sans pertes d'énergie, afin d'éviter une modélisation qui pourrait rapidement devenir sophistiquée.

5.2.3 Formulation mathématique et méthode de résolution

Pour rappel, le cas d'étude, les données d'entrée ainsi que les modèles des composants principaux du réseau multi-énergies ont été décrits dans les sections précédentes. Il s'agit d'un réseau électrique et thermique couplé, à l'aide des machines de conversion d'énergie, des systèmes de stockage thermique et électrochimique en plus des systèmes d'écrêtage. L'objectif de cette étude est d'évaluer l'impact de coupler les réseaux et de mener une étude de co-optimisation concernant les puissances installées de machines de conversion et les capacités du stockage.

Ainsi, le contrôle à optimiser est la commande du stockage électrique $P_{\text{sto-elec}}$ et thermique $P_{\text{sto-th}}$ ainsi que la commande des machines de conversion P_{P2H} pour le *Power-To-Heat* et P_{H2P} pour le *Heat-To-Power*, et enfin la commande des deux systèmes d'écrêtage $P_{\text{del-elec}}$ et $P_{\text{del-th}}$.

L'objectif principal est de minimiser l'écart sur les réseaux électrique $P_{\text{dev-elec}}$ et thermique $P_{\text{dev-th}}$. En d'autres termes, il s'agit d'éviter l'appel aux réseaux électrique et thermique globaux en cas de surconsommation ou en cas de surproduction. Ce coût de déviation est exprimé à chaque instant au carré par réseau et est appelé C_{dev} .

De plus, les pertes liées aux systèmes de stockage et de conversion C_{losses} doivent être minimisées ainsi que l'écrêtage C_{del} et le vieillissement des composants physiques C_{aging} du système.

Ainsi, nous allons établir une fonction multi-objectif, composés des 4 termes de coût comme exprimé ci-après.

- C_{dev} traduisant le coût lié à la déviation de puissance au carré sur les réseaux électrique et thermique, après activation de tous degrés de flexibilités (stockage, conversion et écrêtage).
- C_{losses} traduisant le coût lié aux pertes au carré générées par le système du stockage de chaleur (le stockage électrique étant modélisé sans pertes) et les systèmes de conversion.
- C_{del} traduisant le coût lié à la puissance d'écrêtage au carré sur le réseau électrique et thermique.
- C_{aging} traduisant le coût lié au vieillissement des composants de stockage et de conversion sur les deux réseaux.

Enfin, chaque terme de la fonction objectif, peut être pondéré à l'aide d'un coefficient de poids afin de privilégier ou négliger certains coûts du problème. Il s'agit de α , β , γ et δ pour pondérer le coût de la déviation C_{dev} , des pertes C_{losses} , d'écrêtage C_{del} et du vieillissement C_{aging} respectivement.

En réalité, les différents coûts de la fonction objectif correspondent à différentes formes et type d'énergies (thermique, électrique, énergie localement produite, énergie soutirée ou injectée sur le réseau nationale, énergie dépensée par effet de vieillissement, etc.). Ces différentes énergies n'ont pas le même coût énergétique à la production et dépendent de la localisation géographique du micro-réseau, des valeurs du marché de l'énergie, etc. Afin de contourner ce problème, les coefficients de pondération α , β , γ et δ ont été introduits. Il devient donc possible de fixer les valeurs de ces coefficients hypothétiquement, et de mener une étude de sensibilité de ces valeurs.

Toutefois, il convient de remplacer ces coefficients par les vrais valeurs qui correspondent au coût énergétique à la production (CED) de chaque type d'énergie. Cela est indispensable dans un cas d'étude réel afin d'obtenir des résultats quantitatifs fiables. De plus, les modèles

de vieillissement sélectionnés dans cette étude dépendent des valeurs numériques des grandeurs E_{design} et E_{age} . Ces valeurs sont difficiles à obtenir car dépendent fortement de la technologie étudiée. Pour la suite, nous supposons que le coefficient de pondération δ représente ces grandeurs pour toutes les technologies étudiées. Pour simplifier, nous supposons que α , β , γ et δ sont égales à 1, 1, 1 et 0.1 respectivement.

Le problème a été formulé mathématiquement comme exprimé ci-dessous :

$$(\mathcal{P}_3) : \min_{\substack{P_{sto}^{t,th}, P_{sto}^{t,elec}, P_{P2H}^t \\ P_{H2P}^t, P_{del}^{t,th}, P_{del}^{t,elec}}} \sum_{i=0}^N \sum_{t=i}^{i+n_w} \alpha \times C_{dev}^t + \beta \times C_{losses}^t + \gamma \times C_{del}^t + \delta \times C_{aging}^t \quad (5.6a)$$

tel que $\forall t \in [0, N]$

$$- P_{th}^{rated} \leq P_{sto-th}^t \leq P_{th}^{rated} \quad (5.6b)$$

$$- P_{elec}^{rated} \leq P_{sto-elec}^t \leq P_{elec}^{rated} \quad (5.6c)$$

$$0 \leq E_{sto-th}^t \leq \infty, \quad 0 \leq E_{sto-elec}^t \leq E_{elec}^{rated} \quad (5.6d)$$

$$0 \leq P_{P2H}^t \leq P_{P2H}^{rated}, \quad 0 \leq P_{H2P}^t \leq P_{H2P}^{rated} \quad (5.6e)$$

$$0 \leq P_{del-elec}^t \leq P_{del-elec}^{rated}, \quad 0 \leq P_{del-th}^t \leq P_{del-th}^{rated} \quad (5.6f)$$

$$\text{avec } C_{dev} = P_{dev-elec}^2 + P_{dev-th}^2 \quad (5.6g)$$

$$C_{losses} = P_{loss-EES}^2 + P_{loss-TES}^2 + P_{loss-P2H}^2 + P_{loss-H2P}^2 \quad (5.6h)$$

$$C_{del} = P_{del-elec}^2 + P_{del-th}^2 \quad (5.6i)$$

$$C_{aging} = |P_{sto-elec}^t| + |P_{sto-th}^t| + P_{P2H}^t + P_{H2P}^t \quad (5.6j)$$

L'équilibre sur le réseau électrique avant et après activation des degrés de flexibilité peut s'exprimer comme suit :

$$P_{mis-elec} = P_{prod-elec} - P_{load-elec} \quad (5.7a)$$

$$P_{dev-elec} = P_{mis-elec} - P_{sto-elec} - P_{P2H} + P_{H2P} \times \eta_{elec-H2P} - P_{del-elec} \quad (5.7b)$$

En parallèle, l'équilibre sur le réseau thermique avant et après activation des degrés de flexibilité peut s'exprimer comme suit :

$$P_{mis-th} = P_{prod-th} - P_{load-th} \quad (5.8a)$$

$$P_{dev-th} = P_{mis-th} - P_{sto-th} - P_{H2P} + P_{H2P} \times \eta_{heat-H2P} + P_{P2H} \times \eta_{P2H} - P_{del-th} \quad (5.8b)$$

n_w étant la taille de la fenêtre glissante pour la résolution via la méthode MPC. P_{mis-th} et $P_{mis-elec}$ représentent la déviation initiale sur le réseau thermique et électrique avant activation des machines de conversion de stockage et d'écrêtage. P_{dev-th} et $P_{dev-elec}$ sont la déviation résultante après activation de degrés de flexibilité tels que les systèmes de stockage, de conversion et d'écrêtage. E_{sto-th} et $E_{sto-elec}$ représentent l'énergie du stockage thermique et électrique respectivement, et E_{elec}^{rated} la capacité maximale de la batterie électrique. P_{P2H}^{rated} et P_{H2P}^{rated} sont les puissances nominales des systèmes P2H et H2P respectivement. $P_{del-elec}^{rated}$ et P_{del-th}^{rated} sont les puissances maximales des systèmes d'écrêtage électrique et thermique. P_{th}^{rated} et P_{elec}^{rated} sont les bornes maximales de puissance de charge et de décharge des stockages thermique et électrique.

Le problème est résolu numériquement en utilisant la méthode d'optimisation MPC comme expliqué dans le chapitre 4.2.3. Ainsi tous les modèles et la formulation mathématique du problème en plus de la méthode MPC ont été codés en langage Python. La méthode MPC utilise la technique de minimisation appelée SLSQP de la librairie SciPy disponible en Python [144].

L'horizon temporel N de la résolution est ici de 8 760 heures, identiquement à la taille des séries temporelles en entrée du cas d'étude. À chaque pas de temps (ici 1 heure), le problème d'optimisation formulé dans l'équation 5.6a, est résolu sur une fenêtre glissante de taille n_w . Seul le premier échantillon de la séquence de sortie est mis en œuvre pour la simulation, puis la fenêtre glissante est décalée de 1 heure à nouveau. Au pas de temps suivant, le nouvel état du système est estimé par la simulation du modèle sélectionné, et un nouveau problème d'optimisation est résolu en utilisant cette nouvelle information. Il est à rappeler que, tout au long de ce travail le problème étudié est supposé être déterministe. Plus de détails sur la méthode MPC sont fournis dans le chapitre 4.2.3.

5.3 Résultats de la co-optimisation, analyses et discussions

L'objectif de cette section est de présenter les résultats de la co-optimisation au niveau de la gestion optimale ainsi que le dimensionnement optimal. Dans ce sens, nous allons présenter et discuter un exemple de résultats de gestion optimale sur 240 heures sans et avec couplage des réseaux.

De plus, les résultats d'optimisation du dimensionnement seront explicités avec un horizon de 8 760 heures cette fois-ci. En jouant sur la présence ou non des systèmes d'écrêtage, de conversion et de stockage d'énergie, nous allons évaluer la pertinence de coupler les réseaux et l'impact de cela sur le dimensionnement du micro-réseau. Enfin, une étude de sensibilité de la gestion vis à vis de la taille de fenêtre glissante utilisé dans la méthode MPC dans un environnement multi-énergies sera décrite.

5.3.1 Identification de la taille de fenêtre glissante optimale pour la résolution à l'aide de la méthode MPC

Pour cette partie, le problème MPC est résolu sur 720 h avec une taille de fenêtre glissante croissante, et pour différentes capacités de stockage pour les stockages thermique et électrique.

Pour chaque conception, le coût total dans la fonction objectif, appelé ici C_{tot} , diminue avec l'augmentation de la taille de la fenêtre glissante jusqu'à atteindre une asymptote comme illustré sur la figure 5.11.

En effet, l'anticipation des événements futurs résulte en une solution de gestion plus optimale et ainsi réduit le coût total à minimiser. On remarque que ce coût baisse fortement pour les premières valeurs croissantes de la taille de fenêtre MPC, mais la diminution est moins importante par la suite. Cela signifie que les premiers événements d'un futur proche importent plus dans la décision optimale instantanée, que ceux d'un futur lointain.

En effet, l'augmentation de la taille de fenêtre glissante augmente exponentiellement la taille de mémoire d'ordinateur à allouer pour effectuer l'optimisation. De plus, le temps de calcul augmente de façon significativement en fonction de cette taille.

Dans ce sens, la figure 5.12 montre la taille de la fenêtre glissante optimale, en fonction de la capacité de stockage thermique (axe-y) et électrique (axe-x). Cette taille optimale est déterminée par une condition de convergence sur le coût total de gestion C_{tot} . Elle correspond à une variation de C_{tot} inférieur à 2%, par rapport au coût minimal correspondant à la plus grande taille de fenêtre investiguée dans cette étude.

En ce qui concerne les capacités de stockage étudiées, la taille de la fenêtre glissante converge rapidement pour les petits capacités de stockage. En revanche, pour les grandes capacités de stockage, la taille de la fenêtre doit être augmentée pour anticiper davantage d'événements futurs.

Sur la base des résultats présentés, la taille de la fenêtre glissante a été fixée entre 10 et 24 heures en fonction des capacités de stockage installées, et en respectant les résultats de la figure 5.12. Les irrégularités observées dans la figure 5.12 sont dues à la faible discrétisation de la taille de fenêtre glissante, durant cette de étude de sensibilité. Ce faible niveau de discrétisation est motivé par la limitation du temps de calcul nécessaire pour mener cette étude.

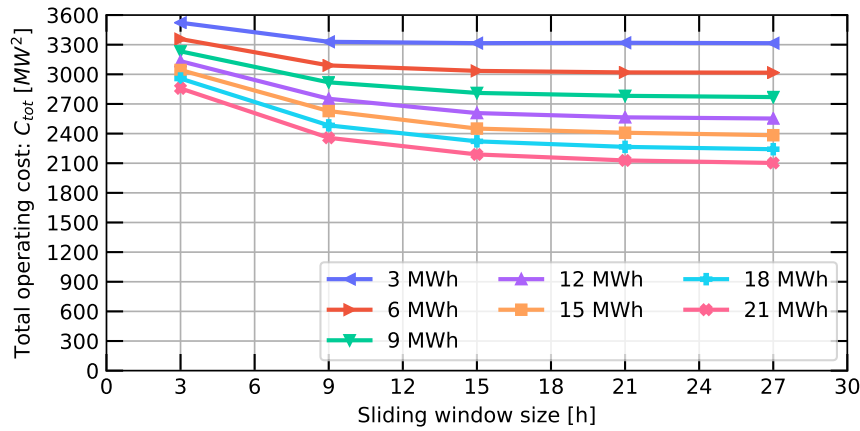


FIGURE 5.11 – Évolution du coût total de la fonction objectif précédemment expliqué, ici appelée C_{tot} , en fonction de la taille de la fenêtre glissante n_w utilisée dans la méthode MPC. Les différentes courbes correspondent aux différentes capacités de stockage thermique et électrique étudiées (par exemple la courbe verte signifie un stockage thermique et un autre électrique tous les deux d'une capacité de 9 MWh donc 18 MWh de stockage au total). L'horizon temporel de l'étude est de 720 heures.

5.3.2 Résultats de la gestion optimale

Le but de cette section est de discuter les résultats de gestion optimale du réseau multi-énergie, défini dans la section 5.2. Pour rappel le problème d'optimisation a été résolu via la méthode MPC, dont la fonction objectif à minimiser est défini comme la somme des déviations sur les réseaux électrique et thermique, des pertes du stockage et des convertisseurs d'énergie, d'écrêtage sur les deux réseaux ainsi que le vieillissement des équipements pilotables. Ces termes sont pondérés à l'aide des paramètres α , β , γ et δ (ici égale à 1, 1, 1 et 0.1 respectivement). L'ensemble des problèmes d'optimisation ont été résolus sur un horizon total du temps de 8760 heures.

Ainsi, deux exemples de résultats de gestion sur 240 heures seront visualisés et analysés. Le premier résultats fait référence à un réseau multi-énergies équipé du stockage thermique et électrique, des systèmes d'écrêtage thermique et électrique mais sans systèmes de conversion d'énergie. A l'opposé, le deuxième exemple concerne un réseau multi-énergies incluant les systèmes de stockage cités ci-dessus en plus des systèmes de conversion d'énergie *Power-To-Heat* et *Heat-To-Power*.

Dans ces deux exemples, les capacités de stockage thermique et électrique sont identiques et égales à 9 MWh_{th} pour la batterie thermique et 3 MWh_{elec} pour celle électrique. Quant aux systèmes d'écrêtage, les deux réseaux électrique et thermiques sont équipés chacun d'un écrêtage au maximum de 10 MW. Pour la deuxième configuration, celle avec les systèmes de conversion, nous optons pour un *Power-To-Heat* et un *Heat-To-Power*, tous les deux d'une puissance nominale de 5 MW.

La figure 5.13 représente un extrait de l'évolution des flux d'énergie ainsi que le niveau d'énergie des batteries horaires sur un échantillon de 240 heures, pour les deux cas

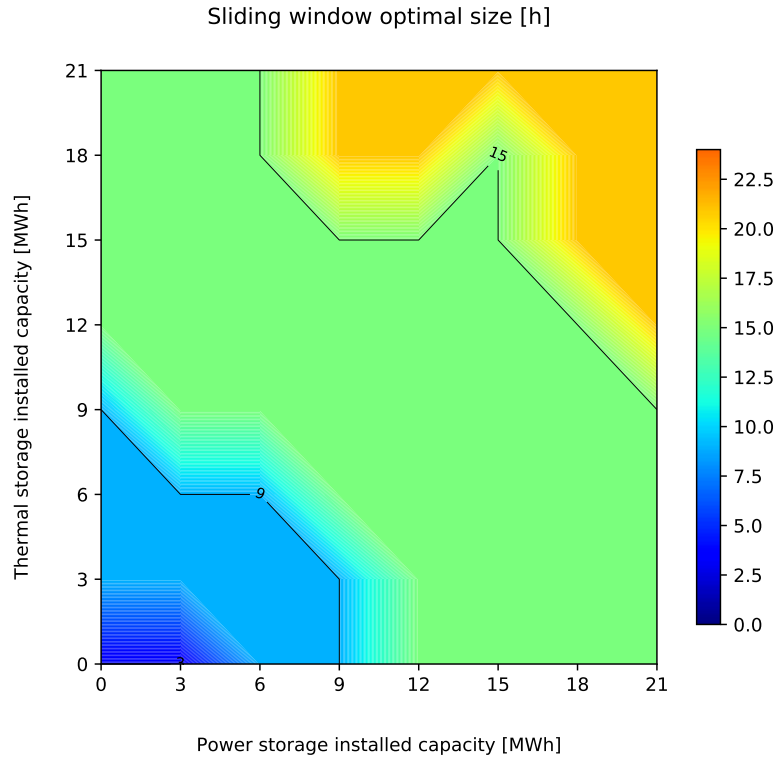


FIGURE 5.12 – Évolution de la taille de fenêtre glissante optimale en fonction des capacités de stockage thermique et électrique étudiées. La taille optimale est déterminée selon une condition de convergence de 2 % de variation maximale du coût total de gestion C_{tot} .

sans (figure 5.13(a)) et avec (figure 5.13(b)) systèmes de conversions (réseaux sans et avec couplage).

Pour assister cette analyse, les bilans énergétiques des composants des réseaux, sur la totalité de la période étudiée de 8 760 heures, sont visualisés dans le tableau 5.1.

Pour rappel, P_{mis} signifie la déviation sur le réseau avant activation des degrés de flexibilités (stockage, conversion, et écrêtage de production), alors que P_{dev} signifie la déviation sur le réseau après activation de ces derniers. P_{loss} fait référence aux pertes liées au stockage thermique TES, au *Power-To-Heat* (P2H) et au *Heat-To-Power* (H2P). P_{del} signifie la puissance d'écrêtage, P_{P2H} et P_{H2P} signifient les puissances des systèmes de conversion, P_{sto} les puissances des stockages, et E_{th} et E_{elec} les niveaux d'énergie des batteries thermique et électrique.

Pour comprendre le figure 5.13, nous allons analyser ce qui se passe sur certaines plages horaires. Par exemple, dans la plage horaire 336 h à 360 h, un surplus d'énergie thermique (P_{mis-th} est positif) ainsi qu'un manque d'énergie électrique ($P_{mis-elec}$ est négatif) existent initialement dans les deux configurations.

Ainsi, le stockage thermique se met à charger (P_{sto-th} est positif) ainsi que le système d'écrêtage thermique (P_{del-th} est positif) pour évacuer ce surplus d'énergie. Cela est valable dans les deux configurations couplée et non couplée. Il est à remarquer que les stockages et

Énergie	Réseaux non couplés			Réseaux couplés			Variation [%] ^a
	Électrique	Thermique	Total	Électrique	Thermique	Total	
$\sum P_{\text{mis}} $ [MWh]	14 935	18 990	33 926	14 935	18 990	33 926	0
$\sum P_{\text{dev}} $ [MWh] ^b	8 597	9 791	18 388	6 254	5 994	12 248	-33
$\sum P_{X2Y}$ [MWh] ^c	0	0	0	6 583	3 490	10 073	-
$\sum P_{\text{sto}} $ [MWh] ^d	3 694	6 245	9 939	3 588	6 478	10 066	+1
$\sum P_{\text{del}}$ [MWh]	4 553	3 980	8 533	1 746	3 753	5 499	-35.5
$\sum P_{\text{loss}}$ [MWh] ^e	0	2 843	2 843	346	5 477	5 823	+105

TABLEAU 5.1 – Comparaisons des bilans énergétiques pour la solution optimisée d'un réseau couplé et un autre non couplé, avec un écrêtage de 10 MW électrique et thermique, et des stockages de 9 MWh_{th} thermique et 3 MWh_{elec} électrique. Pour le réseau couplé le P2H et H2P ont une puissance nominale de 5 MW. Les bilans énergétiques sont réalisés sur une période totale de 8760 heures.

a. La variation de la valeur du cas couplé par rapport au cas non couplé. Une valeur positive signifie une augmentation relative du cas couplé par rapport au cas non couplé et vice versa.

b. P_{mis} et P_{dev} signifient l'écart sur le réseaux avant et après activation des degrés de flexibilités. Les valeurs positives signifient un surplus d'énergie sur le réseau alors que les négatives signifient un manque d'énergie sur le réseau. La somme de la valeur absolue prend en compte les deux configurations positive et négative.

c. P_{X2Y} signifie la puissance du *Power-To-Heat* dans la case électrique et celle du *Heat-To-Power* dans la case thermique.

d. Somme en valeur absolue de l'énergie échangée avec la batterie.

e. L'énergie perdue par la batterie et le système de conversion du réseau. Par exemple, il s'agit de la batterie électrique et le *Power-To-Heat* dans le cas du réseau électrique.

les systèmes de conversion fonctionnent à puissances moins importantes dans le cas couplé.

Dans le réseau couplé, la machine de conversion *Heat-To-Power* fonctionne pour convertir une partie du surplus d'énergie en électricité qui manque sur le réseau électrique voisin.

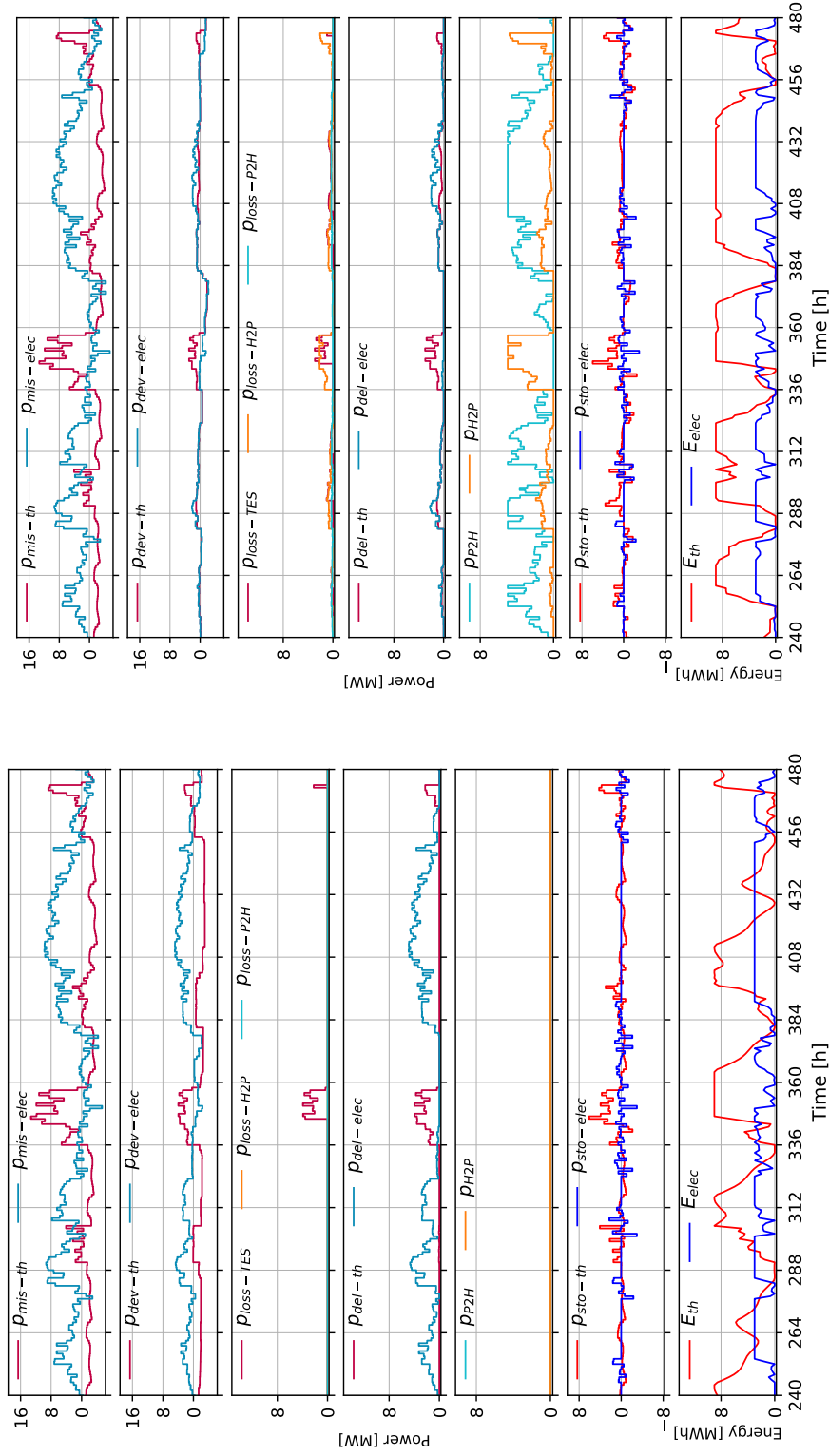
Parallèlement sur le réseau électrique local, le manque d'énergie est compensé uniquement via la décharge de la batterie électrique ($P_{\text{sto-elec}}$ est négatif) préalablement chargée dans la configuration non couplée. Dans la configuration couplé, cette manque est compensé en plus par l'énergie électrique convertie via le *Heat-To-Power*. Cela résulte en une déviation finale $P_{\text{dev-elec}}$ moins importante par rapport à celle de la configuration non couplée.

Un autre exemple de plage horaire qui peut être visualisé sur la figure 5.13, est celui entre 432 et 456 h. Dans cet exemple, un surplus d'énergie électrique ($P_{\text{mis-elec}}$ est positif) ainsi qu'un manque d'énergie thermique ($P_{\text{mis-th}}$ est négatif) existent initialement dans les deux configurations.

Ainsi, le stockage thermique se met à décharger ($P_{\text{sto-th}}$ est négatif) pour compenser une partie du manque d'énergie sur le réseau thermique, dans les deux configurations. En parallèle sur le réseau électrique, la batterie électrique initialement complètement chargée (E_{elec} à 3 MWh_{elec}), se décharge une fois dans la configuration non couplée et deux fois dans la configuration couplée.

En effet, la première décharge arrive dans les deux configurations tout à la fin de la période étudiée. Elle a pour but de compenser un petit manque d'énergie électrique qui survient à ce moment là.

La deuxième décharge qui concerne la configuration couplée, arrive juste avant de la décharge décrite ci-dessus. Elle a pour objectif de décharger l'énergie électrique de la batterie afin que la machine *Power-To-Heat* la convertisse en énergie thermique pour participer à la



(a) Sans couplage.

(b) Avec couplage.

FIGURE 5.13 – Résultats de simulation de la gestion optimale pour deux réseaux avec et sans systèmes de conversion (avec et sans couplage des réseaux), sur 240 heures. La fonction objective peut être visualisée dans l'équation 5.6a, avec les coefficients de pondération de 1, 1, 1 et 0.1 pour α , β , γ et δ respectivement. Les systèmes d'écrêtage ont une puissance nominale de 10 MW, le stockage thermique est de 9 MWh_{th}, l'électrique de 3 MWh_{elec} et le P2H ainsi que le H2P est de 5 MW.

compensation du manque d'énergie sur le réseau thermique.

Ceci est un exemple du foisonnement des systèmes de stockage multi-énergies aux services de différents réseaux, ce qui est permis grâce au couplage des réseaux. Autrement dit, en cas des réseaux couplés, un système de stockage peut servir comme levier de flexibilité à plusieurs réseaux, y compris ceux qui sont d'un vecteur énergétique.

En général, les déviations avant (P_{mis}) et après (P_{dev}) activation des composants de flexibilité étudiés, à savoir l'écrêtage, le stockage et les machines de conversion, sont massivement réduites dans les deux configurations (couplée et non couplée).

En effet, l'écart énergétique total sur le réseau avant (P_{mis}) et après (P_{dev}) activation des composants de flexibilité, est réduit de 46 % et 64 % pour les configurations non couplée et couplée respectivement. L'écart énergétique résiduel (P_{dev}) est donc réduit de 33 % quand on compare le réseau couplé à celui non couplé.

Dans le cas couplé, nous remarquons qu'une partie importante de l'énergie disponible $\sum |P_{\text{mis}}|$ transite via les machines de conversion (environ 30 % de l'énergie annuelle).

Quant aux systèmes de stockage, l'énergie échangée avec ces systèmes, représente également environ 30 % de l'énergie disponible localement $\sum |P_{\text{mis}}|$ pour les cas couplé et non couplé (avec une légère augmentation de l'ordre de 1 % pour le cas couplé).

En ce qui concerne les systèmes d'écrêtage, 25 % de l'énergie localement disponible $\sum |P_{\text{mis}}|$ est délestée dans le réseau non couplé, contre 16 % pour le réseau couplé. L'énergie délestée est donc réduite de 35.5 % dans le réseau couplé par rapport au réseau non couplé.

Les pertes thermiques engendrées par les systèmes de stockage et ceux de la conversion, sont de 8.4 % et 17.1 % pour le réseau non couplé et couplé respectivement. Une augmentation de l'ordre de 105 % est donc observée au niveau des pertes, quand on compare les deux réseaux comme illustré dans le tableau 5.1.

Concrètement, les sommes des pertes et de l'énergie délestée dans les deux configurations sont équivalentes. C'est-à-dire que la diminution de l'énergie délestée est convertie en pertes lors de l'utilisation des machines de conversions dans le réseau couplé.

En résumé, ce couplage résulte en une diminution de 33 %, de l'écart total d'énergie localement produite en prenant en compte la flexibilité $\sum |P_{\text{dev}}|$, quand on compare les deux configurations sans et avec couplage. Nous pouvons dire que cette diminution est gagnée, tout en maintenant le même niveau d'efficacité globale du réseau (à iso valeur de la somme d'énergie perdue et délestée). En d'autres termes, dans le réseau couplé, les machines de conversions minimisent d'un tiers l'échange avec les réseaux nationaux, ce qui est traduit par plus d'autonomie énergétique locale. Par conséquent, une partie de l'énergie délestée dans le réseau non couplé, est économisée dans le réseau couplé, mais dépensée sous forme de pertes lors du fonctionnement de ces machines à conversion.

Il est à noter également, que le couplage ne résulte pas en une utilisation plus importante des stockages. Cela signifie que la durée de vie des systèmes de stockage est indépendante du fait que les réseaux soit couplés ou non. De plus, d'après la figure 5.13, il semble que des cycles de batterie thermique plus profonds sont effectués lors du couplage.

5.3.3 Résultats de la co-optimisation

Le but de cette sous-section est d'étudier l'évolution du coût total de la gestion en fonction de plusieurs designs des composants de flexibilité. Nous allons donc faire varier les paramètres de design des systèmes d'écrêtage, de stockage et de conversion.

Pour rappel, le coût total de la gestion est celui de la fonction objectif décrit dans la sous-section 5.2.3. Il groupe la somme des différents termes tels que l'écart de puissance sur les réseaux locaux (thermique et électrique) qui traduit l'autonomie locale, les pertes liées aux machines de conversion et de stockage, l'énergie de surplus délestée ainsi que le vieillissement des équipements de flexibilité, sur la totalité de la période étudiée (ici 8760 heures).

Ces différents termes sont pondérés via les valeurs de poids α , β , γ et δ (ici égale à 1, 1, 1 et 0.1 respectivement).

De plus, un autre critère d'évaluation est envisagé afin d'étudier l'impact du dimensionnement du réseau sur sa capacité d'autonomie locale. Pour cela, nous allons définir une quantité qui comptabilise la consommation non satisfaite par les gisements locaux d'énergie.

Description des variables du dimensionnement Premièrement, deux valeurs de dimensionnement ont été sélectionnées pour les systèmes d'écrêtage thermique et électrique de 0 et 10 MW. Il s'agit de la puissance maximale d'écrêtage de la machine. Ainsi nous allons designer un cas sans système d'écrêtage et un deuxième avec systèmes d'écrêtage thermique et électrique de 10 MW chacun.

Deuxièmement, la batterie électrique ainsi que celle thermique auront des designs qui varient entre 0 et 21 MWh chacune. Cela correspond à la capacité maximum de stockage d'énergie de la batterie. Ces valeurs ont un pas de design égale à 3 MWh, c'est-à-dire qu'un point de design sera séparé d'un autre par un pas de 3 MWh. Toutes les combinaisons entre les valeurs de stockage électrique et thermique seront étudiées.

Troisièmement, les machines de conversion étudiées auront une puissance nominale installée de 0, 5 et 15 MW.

Pour chaque combinaison de ces paramètres de design, nous allons réaliser une gestion optimale en résolvant les équations 5.6a via la méthode MPC, sur la durée totale du problème. Les données d'entrée de ce problème restent inchangées comme décrit dans la section 5.2.

À la fin de chaque calcul qui correspond à une combinaison de valeurs de design, nous calculons les bilans énergétiques et le coût total de la gestion par cas de figure, après la simulation des lois de commandes.

Analyse de l'évolution du coût total de gestion Nous allons maintenant discuter et analyser les résultats de gestion optimale en fonction des différents points de design décrit ci-dessus. Nous nous reposons sur la valeur du coût total de gestion afin d'évaluer les différents designs ainsi que leur impact sur la gestion.

Afin de faciliter la lecture des résultats, le coût total de la gestion sera normalisé par celui qui correspond à un réseau non couplé et sans systèmes de stockage ni d'écrêtage. Autrement dit, la valeur de la gestion normalisée variera entre 1, pour un réseau non couplé sans stockage ni écrêtage de production, et 0 pour un réseau parfaitement flexible et efficace (sans déviation sur le réseau, sans pertes et sans vieillissement).

La figure 5.14 décrit l'évolution du coût total de la gestion normalisé en fonction de différents points de design. En effet, la figure 5.14a décrit un réseau sans systèmes d'écrêtage ni systèmes de conversion, alors que la figure 5.14b décrit un réseau avec systèmes d'écrêtage mais non couplé.

Enfin, les figures 5.14c et 5.14d décrivent un réseau avec écrêtage, et systèmes de conversion. La différence entre ces deux derniers est la puissance nominale des machines de conversion, égale à 5 MW pour la figure 5.14c et 15 MW pour la figure 5.14d. Il est à noter que pour ces deux dernières figures, les puissances de P2H et H2P sont identiques.

Les axes x et y représentent la capacité installée croissante des batteries thermiques et électriques respectivement.

Globalement, le coût total de la gestion a une diminution plus lente en augmentant la taille de la batterie électrique en comparaison à la diminution engendrée par l'augmentation de la taille de batterie thermique. Ceci est dû à la nature des données d'entrée thermique. En effet, le profil de gisement de chaleur fatale est très intermittent avec des cycles assez courts mais qui ont une amplitude élevée. En comparaison au profil de gisement électrique (production éolienne), les pics de production de chaleur fatale sont plus importants que les pics de production du parc éolien dans l'ensemble des données étudiées.

Par conséquent, l'augmentation de la capacité de stockage thermique diminue fortement le coût lié à l'écart sur le réseau thermique comptabilisé au carré.

De plus, contrairement à la batterie électrique, le stockage thermique fonctionne en boucle physique ouverte, ce qui lui permet d'évacuer le surplus d'énergie sous forme de pertes thermiques pendant la phase de charge.

Dans la figure 5.14a, qui correspond à un réseau non couplé et sans écrêtage, l'existence seule des batteries permet de diminuer ce coût jusqu'à 50 % pour les plus grandes capacités.

Dans les cas du réseaux non couplés avec écrêtage (figure 5.14b), les stockages thermique et électrique associés aux systèmes d'écrêtage permettent de réduire le coût total de gestion d'environ 70 % (à 21 MWh de capacité de stockage thermique et électrique).

Dans ce cas là, il est à noter que la diminution du coût total de gestion semble atteindre une limite pour les grandes capacités de stockage (une diminution de moins en moins importante en fonction des capacités du stockage peut être observée), d'où l'intérêt de coupler les réseaux.

Il est à noter également que pour le réseau avec écrêtage et sans batteries, le coût total avoisine celui d'un réseau sans écrêtage mais équipé des gros systèmes de stockage (comme illustré par les cercles rouges sur les figures 5.14a et 5.14b).

L'impact du couplage des réseaux thermique et électrique dans cette étude, peut être visualisé dans les figures 5.14c et 5.14d. Nous remarquons que l'ajout des systèmes de conversion sans stockage, réduit d'autant le coût total par rapport à un réseau non couplé avec un maximum de stockage (comme pointé par les cercles bleus dans les figures 5.14b et 5.14c).

En effet, en cas d'absence des batteries, le couplage avec des systèmes d'écrêtage diminue le coût total de 70 %, ce qui est de même ordre de grandeur que l'impact des batteries de grande capacité avec écrêtage et sans machines de conversion. Autrement dit, pour atteindre un coût total normalisé de 30 %, il faut 21 MWh stockage de thermique et électrique dans le cas d'un réseau non couplé. D'autre part, le même coût peut être atteint avec un P2H et un H2P d'une puissance nominale de 5 MW, des systèmes d'écrêtage et très peu de stockage.

Quantitativement, la capacité de stockage nécessaire est divisée par un facteur 10 en cas du couplage des réseaux, à coût équivalent.

Enfin, dans ce cas d'étude et dans un réseau correctement couplé, c'est-à-dire que les puissances nominales des machines de conversion sont appropriées, les deux batteries semblent avoir un impact similaire sur la fonction de coût total comme illustré dans la figure 5.14d.

Cela suggère qu'une partie des batteries électriques peut être substituée par un stockage thermique en cas de couplage.

Analyse de l'autosuffisance énergétique Afin de compléter l'analyse menée ci-dessus, nous définissons une nouvelle quantité qui est la consommation non satisfaite par une production locale. Cette quantité est normalisée par la consommation totale du réseau étudié comme défini par les données d'entrée de la sous-section 5.2.1.

Cette quantité évolue donc entre 1, pour une consommation totalement non satisfaite par les ressources locales (un appel aux réseaux nationaux s'imposent dans ce cas là), et 0 pour une consommation uniquement satisfaite par les ressources locales (100 % d'autonomie locale peut être envisagée).

Identiquement à la figure 5.14, la figure 5.15 trace l'évolution de la consommation totale non satisfaite normalisée, pour des réseaux sans et avec écrêtage, sans et avec couplage et avec des capacités de stockage diverses. Ainsi la figure 5.15a correspond à un réseau non couplé sans écrêtage, figure 5.15b pour un réseau non couplé avec écrêtage et figures 5.15c et d pour deux réseaux couplés avec écrêtage.

Les résultats illustrés par les figures 5.15a et 5.15b sont identiques. Ceci est naturel car l'ajout d'un système d'écrêtage n'impacte à aucun moment la quantité d'énergie destinée à la consommation locale, mais plutôt le surplus d'énergie.

Il est à remarquer que 40 % environ de la consommation totale est satisfaite naturellement par l'énergie intermittente des gisements locaux (ici chaleur fatale et production éolienne), sans faire appel aux composants de flexibilité.

De plus, l'analyse des figures 5.15b et c confirment les conclusions du paragraphe précédent. En effet, l'ajout des capacités de stockage maximales étudiées ici a le même impact que le couplage, sur la consommation localement satisfaite.

Autrement dit, avec un maximum de stockage (voir figure 5.15b) la consommation localement satisfaite est environ de 60 %. De même, un réseau couplé sans stockage atteint cette même valeur (voir figure 5.15c).

Enfin, selon les figures 5.15c et 5.15d, l'accumulation du stockage et des machines de conversion, élève la consommation localement satisfaite à hauteur de 75 %.

Le tableau 5.2 résume le coût total normalisé, la consommation normalisée satisfaite par les gisements locaux, pour huit conceptions pertinentes.

Nous remarquons que jusqu'à 76 % de la consommation totale peut être satisfaite par les gisements locaux, avec 21 MWh_{th} de stockage thermique et 21 MWh_{elec} de stockage

¹ Identique pour les deux stockages thermique et électrique.

² Identique pour les deux machines de conversion P2H et H2P.

³ Coût total de gestion normalisé par rapport au coût total initial d'un réseau non couplé sans écrêtage ni stockage.

⁴ Consommation annuelle satisfaite par de la production locale, normalisée par la consommation totale initiale.

Cas n°	Écrêtage production	Capacité de stockage [MWh] ¹	Puissance de conversion [MW] ²	Coût de gestion [%] ³	Consommation satisfaite [%] ⁴
1	non	0	0	100	40
2	non	21	0	47	62
3	oui	0	0	56	40
4	oui	21	0	30	62
5	oui	0	5	33	56
6	oui	21	5	16	76
7	oui	0	15	30	56
8	oui	21	15	15	76

TABLEAU 5.2 – Tableau récapitulatif du coût total de la gestion ainsi que la consommation normalisées localement satisfaite, en fonction des points clés de design du réseaux multi-énergies.

électrique ainsi qu'un P2H d'une puissance de $5 \text{ MW}_{\text{elec}}$ et un H2P de 5 MW_{th} . Pour ce même design, le coût total de la gestion est réduit de 85 %.

De plus, le tableau montre que l'augmentation de la puissance nominale des systèmes de conversion n'entraîne pas toujours une plus grande autosuffisance. A l'inverse, un surdimensionnement des machines de conversion peut dégrader le rendement de la conversion. Cela est le cas de la plupart des turbomachines commercialisées dans le marché aujourd'hui.

5.4 Synthèse et conclusions

Les réseaux multi-énergie sont devenus un sujet de recherche majeur ces dernières années, en particulier avec l'émergence accélérée des ressources renouvelables dans le système énergétique. De nombreux travaux ont été menés et ont montré les avantages du couplage des vecteurs énergétiques, mais davantage de recherches sur la définition, la modélisation, la conception et la gestion doivent être menées.

Dans ce travail, nous avons proposé un cas d'étude de référence multi-énergies incluant deux réseaux d'électricité et de chaleur. Ces réseaux sont également équipés des degrés de flexibilité, à savoir des systèmes d'écrêtage, de stockage et de conversion d'énergie.

Un problème d'optimisation a été formulé afin de minimiser l'écart sur les réseaux, les pertes liées au stockage et à la conversion, l'énergie délestée et le vieillissement des équipements de flexibilité. Des modèles simples sont mis en œuvre pour mener une étude de co-optimisation du dimensionnement et de la gestion des équipements de flexibilité.

Des séries de données réelles ont été utilisées pour mener une étude de cas réaliste comprenant une zone résidentielle, un parc éolien et une industrie rejetant de la chaleur fatale et connectée à un réseau de chauffage urbain.

L'étude de la taille optimale de la fenêtre glissante pour la méthode MPC a abouti à une valeur optimale de 24 heures pour ce cas d'étude. Une relation entre la capacité des batteries installées et la taille optimale de la fenêtre semble avoir lieu.

Les résultats de la gestion optimale pour deux réseaux, un non couplé et un autre couplé, avec différentes tailles de stockage thermique et électrique, ont été analysés. Ils montrent une complémentarité entre les deux vecteurs et une plus grande flexibilité. En effet, le couplage des réseaux multi-énergies leur permet de partager un système de stockage et d'en tirer plus de flexibilité. Ainsi, une partie du stockage électrique peut être substituée par du stockage thermique tout en maintenant le même coût de gestion.

Enfin, la présence des systèmes de conversion de taille appropriée peuvent réduire massivement la capacité de stockage nécessaire, jusqu'à un facteur 10 dans ce cas d'étude.

L'étude de la gestion optimale a montré également que le couplage permet de réduire la déviation sur le réseau d'un tiers par rapport à un réseau non couplé. Quant au dimensionnement optimal, l'ajout du stockage et de la conversion d'énergie permet d'augmenter l'autoconsommation de plus de 35 % et de réduire le coût total de gestion de 85 %, pour ce cas d'étude.

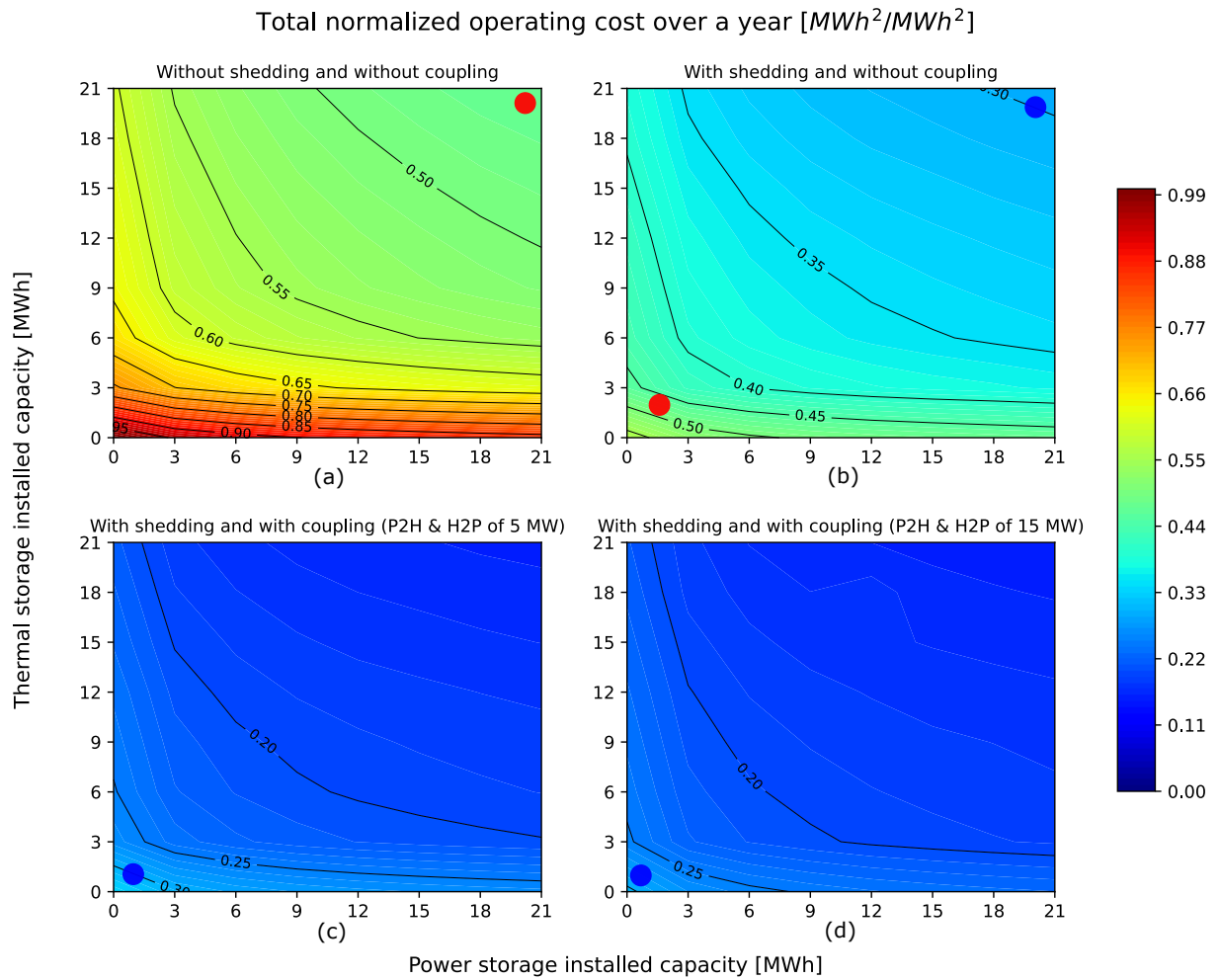


FIGURE 5.14 – Évolution du coût total normalisé de la gestion, en fonction de plusieurs designs (sans et avec batteries, sans et avec écrêtage, sans et avec couplage). Les cercles bleus et rouges correspondent à des points à iso-coût.

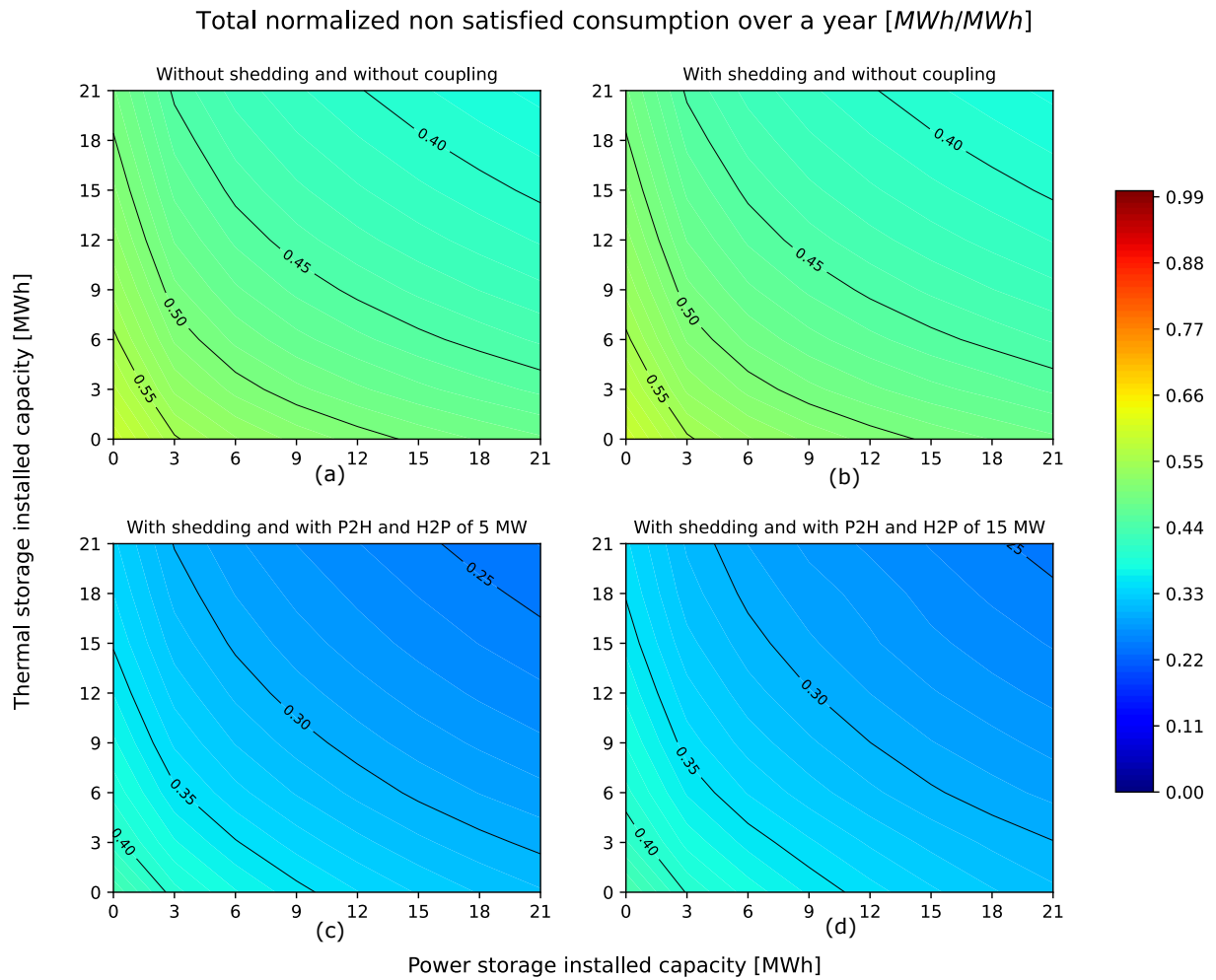


FIGURE 5.15 – Évolution de la consommation normalisée non satisfaite par une production locale, en fonction de plusieurs designs (sans et avec batteries, sans et avec écrêtage, sans et avec couplage). Cette consommation est normalisée par la consommation initiale totale du réseau (consommation du quartier défini dans ce cas d'étude).

Conclusion et perspectives

Dans cette thèse de doctorat, nous avons étudié la question de la co-optimisation (dimensionnement et gestion) des composants d'un réseau multi-énergies, en particulier le stockage thermique sensible thermocline à haute température, un stockage innovant. Le cahier des charges de cette thèse est motivé par les interactions avec Eco-Tech CERAM le partenaire industriel de cette thèse CIFRE, fabricant de la technologie du stockage étudiée.

Bilans des travaux

Le chapitre 1 a servi à décrire le contexte global et à formuler la problématique et les verrous scientifiques de cette thèse. L'analyse de l'état de l'art a montré que les ressources énergétiques comme les besoins sont multi-vecteurs et que les ressources renouvelables telles que la chaleur fatale sont peu exploitées aujourd'hui. Introduire massivement les énergies renouvelables nécessitera de la flexibilité afin de garantir la sécurité d'approvisionnement. En ce sens, les réseaux multi-énergies constituent une solution prometteuse et plus optimale que les réseaux découplés mono-vecteur. Toutefois, ces réseaux ont un coût conséquent qui dépend des choix technologiques, du dimensionnement de la solution et de sa gestion. Afin d'accélérer le déploiement de tels réseaux, il faut proposer de nouvelles technologies telles que le stockage HTTES qui présente un faible coût économique ($15 \text{ €/kWh}_{\text{installé}}$) et environnemental ($1 \text{ gCO}_{2,\text{eq}}/\text{kWh}_{\text{installé}}$). De plus, co-optimiser un tel réseau est nécessaire afin de garantir une solution optimale globale. Il s'agit d'optimiser conjointement la gestion et le dimensionnement du système étudié. Cependant, cette approche de co-optimisation multi-énergies se heurte à plusieurs difficultés. Premièrement, le contrôleur a besoin d'un modèle HTTES dynamique, rapide et précis afin d'anticiper les futurs états du système et pouvoir optimiser sa gestion et son dimensionnement. Deuxièmement, l'impact du modèle (utilisé pour l'optimisation du contrôleur) sur l'optimalité de la solution proposée, est peu discuté dans la littérature, ce qui nécessite plus d'investigation. Troisièmement, des modèles d'affaires adaptés au HTTES et des critères d'évaluation sur cycle de vie restent à développer pour cette technologie. Enfin, des algorithmes de co-optimisation adaptés à un réseau multi-énergies couplant chaleur et électricité sont à construire. Ce réseau multi-énergies se distingue des autres par le fait qu'il inclut des stockages thermique à haute température et électrochimique en plus des systèmes de conversion P2H et H2P.

Le chapitre 2 avait pour but la modélisation du stockage thermocline haute température. Ainsi, un état de l'art des modèles existants et les plus utilisés a été réalisé. Il a été montré que deux niveaux de modèles du stockage thermique existent : des modèles 0D rapides, mais peu précis et des modèles 1D précis, mais très gourmand en temps de calcul. Les modèles 0D de la littérature se basent sur des hypothèses simplificatrices telles qu'une

température uniforme de stockage ou un stockage avec un échange thermique parfait sans pertes. Les modèles 1D de la littérature résolvent les équations différentielles garantissant la conservation de l'énergie et demandant une capacité de calcul importante. Aucun de ces modèles n'est adapté à une co-optimisation fine du stockage HTTES. Par conséquent, un métamodèle du stockage thermique a été développé, en identifiant ses paramètres à partir des résultats de simulations des modèles 1D standards. Ces paramètres sont ceux de la fonction logistique utilisée pour approximer la distribution axiale de température du stockage, ainsi qu'une fonction linéaire destinée à approximer l'évolution temporelle de la température du stockage. Ce métamodèle peut être discrétisé plus ou moins afin d'atteindre les niveaux de précision et de vitesse d'exécution souhaités. La validation numérique menée montre que ces métamodèles, quand ils sont correctement discrétisés, sont 1 000 fois plus rapides que les modèles 1D standards (environ 1 ms pour simuler 1 h du fonctionnement du stockage contre 1 s pour les modèles 1D standards), avec une performance identique à celle des modèles 1D de la littérature (erreur NRMSD du métamodèle $< 3\%$ en comparaison aux résultats du modèle 1D de la littérature).

Le chapitre 3 a été dédié à la validation expérimentale du métamodèle développé. Ainsi, une comparaison entre l'expérience, le modèle 1D de la littérature et le métamodèle que nous avons développé a été réalisée. Cette validation expérimentale a été menée sur la base de cinq installations existantes de tailles et technologies différentes. Elle concerne l'évolution de l'état d'énergie, la température des matériaux et la température de sortie du stockage HTTES sur un cycle complet de charge et de décharge. Il en sort que le métamodèle est aussi performant que le modèle 1D, et reproduit fidèlement le comportement des installations étudiées. Dans cette étude, l'erreur NRMSD du métamodèle est $< 5\%$ en comparaison à l'expérience. Cela est conditionné par le fait que les installations étudiées doivent respecter les hypothèses du modèle 1D. Il s'agit d'une répartition homogène de l'air dans le stockage, un milieu de stockage considéré isotrope, l'absence des fuites d'air dans l'installation, etc. À l'opposée, en cas de défauts de l'installation ou la présence des effets de vieillissement importants, le modèle 1D n'est plus adapté. Dans ce cas-là, il a été montré qu'un métamodèle peut être également construit sur la base des données expérimentales sans passer par les simulations du modèle 1D de la littérature. Pour ce faire, un certain nombre de tests expérimentaux doivent être conduits, pendant lesquels les mesures sont enregistrées avec une fréquence fixe. L'étude de sensibilité de ce métamodèle expérimental a montré que le nombre de tests et la fréquence de mesure peuvent impacter la précision de ce dernier. À ce sujet, nous avons montré que 5 tests expérimentaux suffisent (avec une mesure enregistrée toutes les 2 minutes) pour garantir une erreur NRMSD inférieure à 6%. Enfin, l'impact du nombre de tests expérimentaux et de la fréquence de mesure sur la qualité du métamodèle qui en découle a été validé via la dernière expérience de ce chapitre. Il s'agit d'un prototype du HTTES présent dans le sud de la France, qui a été configuré pour mener deux types de tests expérimentaux. Les premiers tests sont des cycles complets de charge et de décharge (ici 4 tests) où les données enregistrées (toutes les 60 secondes) servaient à construire le métamodèle. Le deuxième test est une série de commandes à puissance variable, qui a servi à valider les performances du métamodèle construit juste avant. Les résultats sont conformes à l'étude de sensibilité précédente, et confirme une erreur NRMSD d'environ 6% avec 4 tests menés pour la construction du métamodèle et des données enregistrées toutes les minutes.

Dans le chapitre 4 nous avons pour objectif d'évaluer l'impact de la précision du modèle utilisé pour optimiser le contrôleur. Il s'agit d'un contrôleur utilisant un algorithme de contrôle optimal (MPC) pour optimiser sa commande. Ce contrôleur a besoin d'un modèle

dynamique de stockage afin d'anticiper l'évolution de son état en fonction des commandes optimisées. La résolution du problème se fait dans un contexte déterministe où il n'y a pas d'incertitudes. Il est à noter qu'une étude intermédiaire comparant la performance de l'algorithme MPC à celle de la programmation dynamique (DP). Il a été montré que ces deux méthodes convergent vers le même optimal à condition qu'elles soient bien configurées (choix de modèles, niveaux de discrétisation de l'espace d'état utilisé dans la DP, taille de la fenêtre glissante dans la MPC, etc.) Cependant, chacun de ces algorithmes a des avantages et inconvénients. Par exemple, il a été montré que la méthode DP souffre d'un temps de calcul trop important lorsqu'on utilise des modèles lents. De plus, le temps de calcul de cette méthode augmente exponentiellement en fonction du nombre de dimensions, ce qui la limite à 5 dimensions en règle générale. Quant à la méthode MPC, elle est plus rapide d'un point de vue du temps d'exécution, mais nécessite des calculs en temps réel contrairement à la méthode DP. En effet, la méthode MPC calcule et implémente une décision optimale par pas du temps, alors que la DP calcule une stratégie optimale sur tout l'horizon étudié à l'avance. De plus, ce chapitre a servi à proposer des fonctions objectifs adaptées à différents modèles d'affaires relatifs à la technologie HTTES. Entre autres, deux fonctions objectifs ont été établies sans et avec la prise en compte des pertes du HTTES dans le contrôleur. Pour ces deux fonctions objectifs, différents modèles HTTES de précision croissante ont été implémentés dans le contrôleur afin d'évaluer l'impact de la précision du modèle sur l'optimalité du contrôleur. Il a été montré que pour les fonctions objectifs où les pertes ne sont pas prises en compte, les modèles simples 0D atteignent les mêmes résultats que les modèles les plus précis dans cette étude. Autrement dit, les modèles 0D parviennent à trouver un design optimal, et une gestion optimale très semblables à ceux des modèles précis. Cela correspond aux modèles d'affaires où le gestionnaire du projet ne paye pas les pertes thermiques. Par exemple, dans le cas où la source d'énergie est la chaleur fatale gratuitement disponible, le gestionnaire peut se permettre d'engendrer des pertes, car elles sont gratuites économiquement parlant. À l'opposé, dans les fonctions objectifs où les pertes sont prises en compte, les modèles 0D se trompent sur le design et la gestion optimale. D'autres métriques sur cycle de vie ont été établies pour le stockage HTTES afin de garantir la durabilité de la solution proposée. Ainsi, en termes de gestion optimale et sur la base d'un critère sur cycle de vie appelée EPBT⁵, les modèles 0D commettent une augmentation de l'ordre de 30 % aux points de design optimal, par rapport au modèle précis. Dans ce cas-là, il est indispensable d'employer des modèles 1D pour optimiser le contrôleur afin de garantir une solution optimale globale.

Dans le chapitre 5, l'objectif était d'implémenter un algorithme de co-optimisation d'un réseau multi-énergies, et d'évaluer les bénéfices de coupler un réseau de chaleur à un réseau électrique. Dans ce sens, une nouvelle architecture d'un micro-réseau couplant la chaleur et l'électricité avec des convertisseurs d'énergie H2P et P2H, en plus d'un stockage thermique haute température et d'une batterie électrochimique, a été proposée. Des données réalistes de production et de consommation de chaleur et d'électricité ont été élaborées, ainsi que des modèles 0D pour les composants de stockage et de conversion de ce réseau. Pour la machine H2P, des données du constructeur ont été utilisées afin de construire son modèle simplifié. Un algorithme MPC a été implémenté afin de mener l'étude de co-optimisation. La taille de la fenêtre glissante de la méthode MPC a été également investiguée. Dans un premier temps, l'étude de la taille de fenêtre glissante a montré qu'une taille optimale existe. Elle représente un compromis adapté entre vitesse de calcul et optimalité des résultats. Cette

5. Energy PayBack Time

taille est proportionnelle à la somme des capacités du stockage installées (dans le cas étudié, le facteur de proportionnalité est de 2). Les résultats de la co-optimisation montrent que le couplage des réseaux à coût de gestion fixe réduit la capacité de stockage requise d'un facteur 10. En cas de couplage de réseaux, le stockage thermique permet de substituer une partie du stockage électrique sans augmenter le coût total de la gestion de ce réseau. Dans ce cas d'étude, l'accumulation de l'effet du couplage des réseaux en plus des systèmes de stockage permet de réduire le coût total de la gestion de 85 %. De plus, ce micro-réseau multi-énergies permet de satisfaire jusqu'à 76 % des besoins par des gisements renouvelables localement disponibles. Il a été remarqué également que le couplage des réseaux n'amplifie pas le vieillissement des systèmes de stockage étudiés.

Prolongations des travaux

Dans cette section, nous allons discuter les possibles prolongations des travaux de cette thèse. Il s'agit des améliorations qui peuvent être menées à court terme afin de compléter ces travaux.

Pour rappel, le métamodèle est identifié sur la base des données issues des simulations du modèle 1D standard. Après l'identification des paramètres, ce métamodèle utilise une interpolation spatiale afin d'approximer la distribution axiale de température du stockage. Il s'agit de la fonction logistique. Cette approximation permet de minimiser la quantité d'information stockée par simulation. Il est possible d'implémenter d'autres types de fonctions à cette fin tels que les fonctions polynomiales ou trigonométriques. De plus, une interpolation temporelle est utilisée afin d'estimer l'évolution de la température du stockage quand cette évolution ne se trouve pas dans les données précédemment apprises. De même, l'interpolation temporelle dans le métamodèle étant linéaire, nous pouvons envisager d'autres types d'interpolation afin d'augmenter la précision du métamodèle. Il est à noter également que la discrétisation actuelle du métamodèle dans toutes ses dimensions d'état est équidistante et uniforme. Cependant, d'autres plans de discrétisation peuvent être employés afin de réduire le nombre de calculs nécessaires pour la construction de ce métamodèle sans perdre en précision. Nous pouvons également nous poser la question de la pertinence de ce métamodèle en comparaison à des modèles utilisant des approches de *"Machine Learning"*.

La validation expérimentale du métamodèle utilise des données issues des cycles complets de charge et de décharge. Il est important de mener davantage de validation afin de confirmer la précision du modèle sur des cycles partiels de charge et de décharge qui sont plus complexes à modéliser. Pour rappel, le métamodèle construit à base des résultats expérimentaux regroupe ces derniers dans une matrice d'interpolation en plusieurs dimensions utilisée afin de prédire le futur comportement du stockage. À ce sujet, la matrice en question est complétée par des simulations d'un modèle 1D précis pour garantir le bon fonctionnement de l'algorithme d'interpolation. Nous pouvons nous demander si le métamodèle ne peut être dispensé de ces simulations issues du modèle 1D, en employant d'autres algorithmes d'interpolation linéaire multi-variables. D'autre part, la validation expérimentale d'un métamodèle développé à base des données expérimentales a été menée avec une installation où la plage de puissance de charge et de décharge a été réduite par contraintes techniques. Il serait nécessaire de mener une validation expérimentale de ce métamodèle sur une plage de puissance plus large en adaptant cette même installation ou avec une autre plus adaptée.

Pour rappel, une étude comparative entre l'algorithme d'optimisation MPC et celui de la programmation dynamique a été menée. Cette étude peut être complétée par une confrontation de ces derniers aux algorithmes de programmation linéaires, utilisant des modèles 0D. Les coûts à minimiser dans les fonctions objectifs du contrôleur dans cette thèse sont purement énergétiques. Il serait intéressant de minimiser des coûts économiques et de comparer les résultats qui en découlent à ceux obtenus dans cette thèse.

L'étude de co-optimisation du réseau multi-énergies, présentée dans le chapitre 5, utilise des modèles 0D pour tous les composants. Il serait pertinent d'implémenter des modèles plus précis pour le stockage électrochimique et la machine P2H.

De plus, cette étude comporte une fonction objectif multi-termes pondérée à l'aide des paramètres α , β , γ et δ (équation 5.6a). Ils sont utilisés pour pouvoir changer le poids des coûts liés à la déviation, aux pertes, au délestage, et au vieillissement des composants dans la fonction objectif. Il serait nécessaire de mener une étude de sensibilité sur ces paramètres afin de statuer sur leur impact sur les solutions calculées.

Pour rappel, cette thèse a été menée dans un contexte déterministe. Il est nécessaire de prendre en compte les incertitudes liées à la production, à la consommation, et aux prix d'énergies. Des modèles de prédiction ont été développés via des stages de M1 et M2 que j'ai eu la chance de co-encadrer durant la thèse (stage de M. Zinedine TAIEB, les rapports associés sont disponibles sur internet [68]). Toutefois, plus de modèles de prédiction thermique restent à élaborer, en particulier ceux de la chaleur. Par ailleurs, il serait indispensable d'adapter les algorithmes actuels en algorithmes stochastiques capables de prendre en compte les incertitudes précitées.

En outre, l'implémentation des algorithmes de gestion optimale stochastique dans une installation à échelle industrielle pour conduire la gestion en temps réel est nécessaire pour s'affronter à la réalité du terrain.

Perspectives

Ici, nous allons discuter les perspectives de cette thèse. Il s'agit des travaux qui peuvent être menés sur le moyen et long terme.

Les métamodèles confrontés à des modèles 1D dans cette thèse, méritent d'être comparés à des modèles 2D afin d'approfondir la connaissance sur les limites de ces modèles 1D. En effet, les modèles 2D permettront de prendre en compte des effets radiaux qui sont supposés inexistantes dans les modèles 1D. Amplifier ces effets radiaux permettra donc de voir jusqu'où les modèles 1D peuvent aller au-delà de leurs limites. Ce même raisonnement peut être appliqué sur toutes les hypothèses du modèle 1D mentionnées dans le chapitre 2.

Nous pouvons également examiner la possibilité de métamodéliser d'autres composants thermiques, où des phénomènes physiques semblables y sont présents. Cela est le cas du stockage d'eau chaude thermocline et des réseaux de chaleur, où un gradient thermique (thermocline) se produit.

Le métamodèle expérimental, décrit dans le chapitre 3, est identifié sur la base des mesures expérimentales préalablement enregistrées. Ces mesures sont élaborées pendant un certain nombre de tests expérimentaux menés avant la construction du métamodèle. Toutefois, ce métamodèle peut être plus développé en établissant une boucle d'apprentissage en

temps réel. C'est-à-dire que le métamodèle peut continuer à enrichir sa matrice d'interpolation au fur et à mesure de l'expérience conduite. Dans ce cas-là, la matrice d'interpolation du métamodèle recevra les nouvelles mesures et les considère comme de nouveaux états appris.

Pour la partie co-optimisation, les modèles d'affaires méritent d'être renforcés afin de correspondre au mieux à la réalité du marché actuel et au futur développement d'un marché multi-énergies. Nous pensons que cela nécessiterait des interactions en continu avec les différents acteurs du marché de l'énergie, et des données économiques viables.

Les modèles de vieillissement du stockage thermique HTTES sont difficiles à développer. En effet, la dynamique du stockage HTTES est lente par rapport à une batterie électrochimique. Aujourd'hui les fabricants de ce système estiment une durée de vie entre 15 à 20 ans. Confirmer ces durées de vie et développer des modèles de vieillissement expérimentaux demande un nombre important de cycles à effectuer ce qui est très chronophage et coûteux. De plus, ces tests sont à conduire dans des conditions de haute température, ce qui peut impacter la qualité des mesures dans la durée. Autrement, des modèles de vieillissement se basant sur des équations physiques peuvent être une alternative. Cependant, ces modèles sont complexes et lents, car ils doivent modéliser des phénomènes multi-physiques tels que les transferts d'énergies thermiques, la mécanique du solide (choc thermique et fissure mécanique), etc. Cela mérite plus de recherche et développement en vue d'une implémentation de ces modèles dans le contrôleur.

De même, les machines de conversion (P2H et H2P) nécessitent des modèles plus fins pour un contrôle avancé de ces composants. En particulier, pour de l'optimisation avec un pas de temps de l'ordre de la minute, les modèles de ces machines doivent intégrer leur constante du temps. Par exemple, une machine P2H chauffant de l'air à 600°C, doit respecter une rampe de température de l'ordre de 100°C par minute afin d'éviter les chocs thermiques. Les machines H2P ont une constante du temps plus lente de l'ordre d'une dizaine de minutes. Ces caractéristiques doivent être intégrées dans les modèles, en particulier lorsque ces composants participent à des services au réseau électrique tels que les réserves secondaires, tertiaires, le réglage de fréquence et l'effacement de la consommation.

D'autres profils de production de chaleur et d'électricité sont à examiner. Cela permettra de statuer sur la pertinence du stockage et du couplage des réseaux vis-à-vis de la nature des ressources. Typiquement, les conséquences de l'absence des ressources thermiques (chaleur fatale) avec une forte présence des ressources électriques renouvelables (PV, éolien, etc.) n'ont pas été examinées. Ce même type d'analyse peut être conduit pour différents profils de consommation thermique et électrique.

Enfin, les perspectives de cette thèse peuvent englober l'inclusion d'autres réseaux dans cette approche multi-énergies tels que le réseau de gaz, d'hydrogène et d'eau. Cela passerait par l'inclusion d'autres technologies de stockage et de conversion telles que le stockage d'hydrogène, l'électrolyseur, les piles à combustible, etc. Des profils de production et de consommation de gaz et d'eau doivent être ainsi élaborés. Dans ce cas de réseaux multi-énergies interconnectés, le problème de co-optimisation devient un problème de grandes dimensions au sens de variables à contrôler. Dans ce contexte, un algorithme de gestion décentralisé et distribué peut être étudié afin de contourner ces difficultés.

Table des figures

1.1	Évolution des émissions mondiales de gaz à effets de serre par secteur sur 20 ans. En rouge, les émissions liées à la production de la chaleur et de l'électricité. (Source : [1])	23
1.2	Répartition de la consommation énergétique résidentielle par usage en France. (Source : ADEME [8])	26
1.3	Répartition de la consommation énergétique dans le secteur tertiaire par usage en France. (Source : ADEME [8])	26
1.4	Répartition de la consommation électrique dans le secteur industriel par usage en France. *Essentiellement compression mécanique de vapeur et infrarouge. **Répartition valable pour les moteurs de 10 kW et plus. ***Compresseurs (autres que la production de froid et d'air comprimé). (Source : ADEME [8])	27
1.5	Répartition de la consommation fossile dans le secteur industriel par usage en France. *Cokeries intégrées incluses. **Essentiellement chauffage de gaz. ***Essentiellement incinération. (Source : ADEME [8])	28
1.6	Consommation mondiale d'énergie primaire par ressource en 2019. (Source : [1])	29
1.7	Répartition du gisement de la chaleur fatale industrielle en fonction du niveau de température de la source en France. En bleu les fluides de refroidissement des systèmes frigorifiques, en bleu ciel les fluides de refroidissement des compresseurs d'air et de froid, en orange les buées de séchoirs, en orange foncé les fumées de chaudières, en vert les fumées de fours, en violet la chaleur sensible des produits en sortie des fours. (Source : [13])	32
1.8	Illustration de la composition d'un réseau de chaleur typique. (Source : Rennes Métropole)	34
1.9	Illustration de la composition d'un réseau de chaleur typique. (Source : [16])	35
1.10	Illustration d'un réseau multi-énergies avec un carrefour énergétique (" <i>Energy Hub</i> "). LV signifie le réseau de distribution basse tension et HV pour le réseau de transmission à haute tension.	38
1.11	Visualisation des composants principaux du laboratoire SYSLAB au DTU. (Source : DTU [17])	39
1.12	Schéma de procédé de l'usine de démonstration Siemens Gamesa d'un micro-réseau multi-énergies incluant un stockage thermique et des systèmes de conversion de chaleur en électricité et vice versa. (Source : [18])	40
1.13	Technologies de production de chaleur qui utilisent l'électricité comme source d'énergie. (Source : [19])	41
1.14	Exemples de technologie de P2H industriel.	42

1.15	Technologies de production d'électricité qui utilisent la chaleur comme source d'énergie, en fonction de la température de la source et le secteur d'application. (Source : [22])	43
1.16	Photo de la technologie ORC industrielle développée par l'entreprise française Enertime. (Source : Enertime)	44
1.17	Comparaison des différentes solutions de stockage d'électricité à petite échelle, en fonction des caractéristiques techniques et économiques. (Source : [23])	46
1.18	Comparaison des différentes solutions de stockage d'électricité à grande échelle, en fonction des caractéristiques techniques et économiques. (Source : [23])	47
1.19	Positionnement de diverses technologies de stockage de l'énergie en fonction de leur puissance nominale et des temps de décharge à la puissance nominale. (Source : [26])	48
1.20	Schéma simplifié du fonctionnement du stockage thermique thermocline pendant la phase de charge et de décharge. (Source : [31])	52
1.21	Exemples de quelques installations de la technologie Eco-Stock [®] développées par le partenaire industriel de cette thèse Eco-Tech CERAM.	53
1.22	Champ d'applications de l'Eco-stock [®] et ses interactions avec les réseaux de chaleur et d'électricité. En rouge : chaleur, en jaune : électricité.	54
2.1	Illustration de la composition du HTTES, le sens de circulation du fluide de transfert et l'évolution de la température des matériaux en fonction de la longueur du stockage.	67
2.2	Illustration des différents phénomènes de transfert thermique pouvant impacter la dynamique du stockage thermique. Cette image est basée sur les travaux de T. Esence [74].	69
2.3	Un exemple de modélisation 3D d'un stockage thermique vertical. À droite le maillage non structuré et à gauche les résultats de la simulation numérique. (Source : [73])	70
2.4	Un exemple de modélisation 2D d'un stockage thermique horizontal. Les résultats montrent l'évolution de la température dans une section parallèle à la direction de circulation du fluide. (Source : [30])	71
2.5	Un exemple de l'estimation du profil axiale de température via le modèle 1D - PDE. La figure montre l'évolution de température des matériaux d'un stockage de 4 mètres de longueur et 4 MWh de capacité, après une charge de 1.5 MW pendant une heure. L'axe x correspond à la position axiale dans le stockage.	74
2.6	Un exemple de l'estimation du profil axiale de température via le modèle 0D - Ideal. La figure montre l'évolution de température des matériaux d'un stockage de 4 mètres de longueur et 4 MWh de capacité, après une charge de 1.5 MW pendant une heure. L'axe x correspond à la position axiale dans le stockage.	77
2.7	Un exemple de l'estimation du profil axiale de température via le modèle 0D - Uniform. La figure montre l'évolution de température des matériaux d'un stockage de 4 mètres de longueur et 4 MWh de capacité, après une charge de 1.5 MW pendant une heure. L'axe x correspond à la position axiale dans le stockage.	79
2.8	Diagramme opérationnel du métamodèle, illustrant les principales étapes du calcul de l'évolution de l'état du système et des pertes. <i>LF</i> signifie la fonction logistique et <i>LS</i> un algorithme des moindres carrés.	80

2.9	Évolution de la température du stockage pour une charge de 1 MW pendant 1 h estimée par le modèle 1D - PDE et approximée par LF (fonction logistique) et LS (algorithme des moindres carrés).	82
2.10	Illustration de la construction de la matrice d'interpolation du métamodèle. A gauche, les données d'entrée composées d'états initiaux et de commandes de puissance. A droite, les données de sortie issues des simulations du modèle 1D - PDE qui correspondent aux états finaux. Les matrices à droite de la figure sont sauvegardées et utilisées pour l'approximation temporelle du métamodèle. Par simplification, les matrices illustrées ici sont à 2 dimensions et non pas 4.	84
2.11	Évolution de la température des matériaux ainsi que l'énergie du stockage selon les modèles 1D - PDE et 1D - MM ^{10,21} , pour le stockage décrit dans le tableau 2.4.	87
2.12	Évaluation de la sensibilité du métamodèle vis à vis de son niveau de discrétisation selon différents critères.	88
3.1	Configuration 1 : Eco-Stock [®] . (Source : [84])	96
3.2	Configuration 2 : Droplet. (Source : [125])	99
3.3	Configuration 3 & 4 : Shoebox. (Source : [103])	102
3.4	Configuration 5 : Proto900.	104
3.5	La température des matériaux de stockage pendant le processus de charge pour les quatre configurations de HTTES étudiées. Le métamodèle 1D - MM ^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM ^{10,21} dans cette figure est basé sur les simulations issues du modèle physique 1D - PDE.	107
3.6	La température des matériaux de stockage pendant le processus de décharge pour les quatre configurations de HTTES étudiées. Le métamodèle 1D - MM ^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM ^{10,21} dans cette figure est basé sur les simulations issues du modèle physique 1D - PDE.	108
3.7	L'énergie et la température de sortie de stockage pendant les processus de charge pour les quatre configurations de TES étudiées. Le métamodèle 1D - MM ^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM ^{10,21} de cette figure est basé sur les simulations du modèle physique 1D - PDE.	109
3.8	L'énergie et la température de sortie de stockage pendant les processus de décharge pour les quatre configurations de TES étudiées. Le métamodèle 1D - MM ^{10,21} et le modèle physique 1D - PDE sont comparés aux mesures expérimentales. Veuillez noter que le 1D - MM ^{10,21} de cette figure est basé sur les simulations du modèle physique 1D - PDE.	110
3.9	Évolution de l'erreur de l'énergie du stockage avec différentes métriques. L'erreur étudiée est celle des simulations d'un métamodèle 1D - MM ^{10,21} comparé à un modèle 1D - PDE pour un stockage d'une capacité de 450 kWh. Les résultats proviennent d'un processus de Monte Carlo qui tire au hasard 10 000 échantillons d'état initial et commande aléatoires. Cet état avec la commande associée est ensuite simulé via les 2 modèles et l'erreur est ainsi calculée. L'échelle pour l'erreur absolue, représentée par les points gris, est à gauche, tandis que pour les erreurs relatives (NRMSD et MRE) l'échelle est à droite.	112

3.10	Description du processus de test nécessaire pour le métamodèle basé sur des données expérimentales. P_{sto} est la commande de puissance utilisée pour charger et décharger une installation de stockage pendant un test. SoE est l'état d'énergie du stockage, ici représentée pour un cycle complet de charge et de décharge. Les points noirs représentent les mesures collectées utilisées pour la construction du métamodèle, la fréquence des mesures est définie par Δt_m .	116
3.11	Évolution de l'erreur NRMSD de l'énergie du stockage estimé par le métamodèle. Cette erreur est exprimée en fonction de la fréquence des mesures, définie par la période de temps entre deux mesures Δt_m et le nombre de test N_{tests} utilisé pour la construction du métamodèle. La NRMSD est calculée en utilisant un processus d'évaluation de Monte Carlo, où pour chaque point de la matrice, 10 000 itérations avec un état initial et des commandes de puissance choisies au hasard ont été effectuées.	117
3.12	Résultats du métamodèle 1D - MM basé sur des données expérimentales (à la place des simulations du modèle physique) comparés aux données expérimentales pendant un processus de charge à 28,8 kW _{th} . Ici, seule la configuration 4 (Shoebox avec $d_p = 11$ mm) est étudiée à titre d'exemple.	118
3.13	Résultats de simulation d'une commande de gestion optimale, issus des différents modèles étudiés, comparés aux données expérimentales de l'installation Proto900 expliquées dans le tableau 3.1. Les résultats montrent l'évolution de l'énergie de stockage et l'erreur entre les modèles étudiés et les données expérimentales sur 78 heures d'expérience.	122
4.1	Schéma simplifié du fonctionnement d'un contrôleur.	127
4.2	Classification des problèmes d'optimisation des systèmes énergétiques. (Source : [131])	129
4.3	Classification des stratégies de contrôle des HTTES. (Source : [132])	130
4.4	Schéma simplifié illustrant la méthodologie d'optimisation, utilisée pour conduire l'étude de sensibilité du contrôleur vis-à-vis des différents paramètres et points de design examinés. *Les paramètres variables par rapport auxquels l'étude de sensibilité du contrôleur est menée. **Commande prédictive. ***Programmation dynamique.	136
4.5	Synoptique du cas d'étude mono-énergie n°1.	137
4.6	Série temporelle de l'erreur de prévision de la puissance éolienne assimilée à un écart entre la production et la consommation sur le réseau étudié dans ce cas d'étude. (Source : [43]).	139
4.7	Exemple de matrices de gestion issues de différents modèles : 0D - Ideal, 0D - Uniform, 1D -MM ^{2,5} et 1D - MM ^{10,21} .	143
4.8	Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D - PDE, de la stratégie de gestion issue du 1D - MM ^{5,11} , pour $\alpha = 0$ (seules les pertes sont à minimiser) et sur un horizon du temps de 240 h.	145
4.9	Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D - PDE, de la stratégie de gestion issue du 1D - MM ^{5,11} , pour $\alpha = 0.5$ et sur un horizon du temps de 240 h.	146
4.10	Simulation du cas d'étude, à l'aide du modèle 1D - PDE, de la stratégie de gestion issue du 1D - MM ^{5,11} , pour $\alpha = 1$ et sur un horizon du temps de 240 h.	146

4.11	Front de Pareto composé de la somme sur 24 h des deux termes composant la fonction objectif (avec α allant de 0 à 1 par pas de 0.1) ; la puissance de déviation sur le réseau au carré et les pertes thermiques au carré. La simulation utilise le modèle 1D – PDE mais les stratégies de gestion sont calculées à l’aide des modèles examinés. Le stockage examiné est d’une capacité maximale de 4 MWh _{th}	147
4.12	Évolution du coût total de la fonction objectif en fonction d’une taille croissante de fenêtre glissante de la MPC. Le modèle 0D - Ideal est utilisé dans le contrôle alors que le 1D - PDE est utilisé calculer la valeur de la fonction coût.	150
4.13	Synoptique du cas d’étude mono-énergie n°2.	153
4.14	Séries temporelles de puissance pour la source thermique et la charge. En bleu, la puissance de la source thermique issue du champ CSP de 5500 m ² dans le sud de la France, avec une production annuelle totale de 7 500 MWh. En rose, la puissance de charge consommée par une industrie de 2 MW en France, avec une consommation annuelle totale de 5 000 MWh. Toutes les données correspondent à 2013 et peuvent être retrouvées dans [147] et [149].	155
4.15	Résultats de simulation d’une gestion optimale issue de quatre modèles étudiés et comparés au modèle 1D - PDE pour un stockage de 20 MWh. Les résultats montrent l’évolution de l’estimation de l’énergie du stockage et l’erreur entre le modèle étudié et le modèle précis 1D - PDE sur une année. (Attention : les graphes ici n’ont pas toutes la même échelle)	158
4.16	Évolution de la fonction coût, avec 0D - Uniform comme modèle d’optimisation et 1D - PDE comme modèle de simulation, en fonction de l’augmentation de la taille de fenêtre glissante. Les courbes correspondent aux capacités de stockage étudiées.	160
4.17	Évolution des composantes du coût de vie du système, après une année d’exploitation, en fonction de la capacité de stockage thermique installée. Chaque sous figure se réfère à un système qui a été exploité avec un contrôleur utilisant l’un des quatre modèles étudiés mais simulé avec le modèle 1D - PDE. Les symboles × sur les graphiques indiquent les valeurs minimales du coût de vie du système après une année d’exploitation et correspondent au design optimal de chaque contrôleur étudié. Les ● correspondent au design optimal calculé via le modèle le plus précis de cette étude 1D - MM ^{7,15}	162
4.18	Évolution de la somme des coûts de vie du système en fonction de la capacité de stockage installée après différentes années de fonctionnement. Les résultats sont basés sur BM n°2 et issus d’un contrôleur qui utilise 1D - MM ^{7,15} pour la co-optimisation.	163
4.19	Évolution du temps de retour sur investissement énergétique (EPBT) en fonction de la capacité de la batterie pour le BM n°1 et le BM n°2. L’optimisation utilise différents modèles comme décrit dans la légende. La simulation des résultats est effectuée par le modèle physique 1D - PDE.	164
5.1	Évolution de nombre d’articles de recherche portant sur les réseaux multi-énergies durant les dernières 20 ans. (Source : [67])	172
5.2	Schéma conceptuel d’un réseau multi-énergies. (Source : [39])	173
5.3	Nombre d’articles publiés en fonction des sources et besoins énergétiques considérés ainsi que les composants technologiques étudiés. EV : <i>Electric Vehicles</i> , NG : <i>Natural Gas</i> , P2G : <i>Power-To-Gas</i> , CHP : <i>Coupled Heat and Power</i> , PV : <i>photovoltaic</i> . (Source : [39])	174

5.4	Illustration schématique des différents niveaux de la résolution spatiale d'un réseau multi-énergies. (Source : [36])	175
5.5	Réseau multi-énergie de référence utilisé comme base pour cette étude. LV signifie <i>Low Voltage</i> dans le réseau électrique, HV pour <i>High Voltage</i>	180
5.6	La puissance électrique totale produite par 5 éoliennes d'une puissance nominale de 2 MW chacune en fonction du temps. Les données correspondent à la production d'un parc éolien d'ENGIE dans le nord est de la France pour l'année 2017 [172].	182
5.7	La puissance thermique totale de chaleur fatale, rejetée par une usine de céramique d'une puissance maximale de 22 MW, en fonction du temps. Les données ont été fournies par l'entreprise Eco-Tech CERAM.	183
5.8	La consommation électrique d'un quartier résidentiel constitué de 1000 foyers, en fonction du temps. Le modèle [173] a été utilisé pour simuler le comportement de ces foyers sur une année complète heure par heure. La consommation de chaleur pour le chauffage domestique et l'eau chaude sanitaire est retirée de ces profils car elle est incluse dans le profil de consommation de chaleur (satisfaite par un réseau de chaleur).	184
5.9	La consommation thermique d'un quartier résidentiel constitué de 1000 foyers, en fonction du temps. Les données issues de l'article [147] ont été utilisées pour simuler le besoin, en eau chaude sanitaire et en chauffage domestique, de ces foyers sur une année complète heure par heure.	185
5.10	Un exemple des points de fonctionnement fournis par le constructeur d'une machine ORC (un constructeur français dont le nom est confidentiel). Ces points correspondent à différentes valeurs de puissance d'entrée thermique et donnent le rendement de la machine ainsi que la puissance électrique nette produite. Ces données correspondent à une machine ORC d'une puissance thermique nominale de 2 MW.	189
5.11	Évolution du coût total de la fonction objectif précédemment expliqué, ici appelée C_{tot} , en fonction de la taille de la fenêtre glissante n_w utilisée dans la méthode MPC. Les différentes courbes correspondent aux différentes capacités de stockage thermique et électrique étudiées (par exemple la courbe verte signifie un stockage thermique et un autre électrique tous les deux d'une capacité de 9 MWh donc 18 MWh de stockage au total). L'horizon temporel de l'étude est de 720 heures.	194
5.12	Évolution de la taille de fenêtre glissante optimale en fonction des capacités de stockage thermique et électrique étudiées. La taille optimale est déterminée selon une condition de convergence de 2 % de variation maximale du coût total de gestion C_{tot}	195
5.13	Résultats de simulation de la gestion optimale pour deux réseaux avec et sans systèmes de conversion (avec et sans couplage des réseaux), sur 240 heures. La fonction objective peut être visualisée dans l'équation 5.6a, avec les coefficients de pondération de 1, 1, 1 et 0.1 pour α , β , γ et δ respectivement. Les systèmes d'écrêtage ont une puissance nominale de 10 MW, le stockage thermique est de 9 MWh _{th} , l'électrique de 3 MWh _{elec} et le P2H ainsi que le H2P est de 5 MW.	197
5.14	Évolution du coût total normalisé de la gestion, en fonction de plusieurs designs (sans et avec batteries, sans et avec écrêtage, sans et avec couplage. Les cercles bleus et rouges correspondent à des points à iso-coût.	204

5.15	Évolution de la consommation normalisée non satisfaite par une production locale, en fonction de plusieurs designs (sans et avec batteries, sans et avec écrêtage, sans et avec couplage. Cette consommation est normalisée par la consommation initiale totale du réseau (consommation du quartier défini dans ce cas d'étude).	205
.1	Résumé des caractéristiques techniques de l'Eco-Stock®.	225

Liste des tableaux

1.1	Comparaison de la capacité de suivi de la charge des centrales électriques. (Source : [12])	30
1.2	Tableau récapitulatif des rendements, coût et puissance thermique minimale installée par technologie H2P. η signifie le rendement de conversion, T_{hot} pour température de source chaude, LT pour basse température et HT pour haute température. (Source : [22])	44
1.3	Cartographie des technologies de stockage de l'énergie et de leurs applications dans le secteur de l'électricité. Y : application possible, N : application non possible. PHES signifie " <i>Pumped Heat Electrical Storage</i> ", FES signifie " <i>Flywheel energy storage</i> ", Nas signifie " <i>Sodium-sulfur batteries</i> ", " <i>DLC signifie Double-Layer Capacitor</i> " et SMES signifie " <i>Superconducting Magnetic Energy Storage</i> ". (Source : [27])	49
1.4	Tableau récapitulatif des différentes technologies de stockage, leurs avantages et inconvénients. (Source : [28])	51
2.1	Principales caractéristiques des modèles HTTES les plus connus de la littérature. (Source : [81])	72
2.2	Description des bornes maximales et minimales de discrétisation des vecteurs d'états et du vecteur de la commande.	84
2.3	Description du niveau de discrétisation et du temps de construction des métamodèles discutés dans l'étude de sensibilité. i : niveau de discrétisation des vecteurs d'état. j : le niveau de discrétisation du vecteur de commande. N_{cons} : nombre de simulations du 1D - PDE pour la construction de la matrice du métamodèle. t_{cons} : temps écoulé pour la construction du métamodèle, avec un ordinateur Intel® Core i7-6820HQ CPU @ 2.70GHz.	86
2.4	Résumé des propriétés du stockage thermique simulé à l'aide des modèles 1D - MM et 1D - PDE.	86
3.1	Résumé des configurations HTTES utilisées dans ce travail. Les propriétés physiques des HSM des installations Droplet et Shoebox sont indiquées dans les documents [30], [123] et [103]. Les propriétés physiques des HSM des installations Eco-Stock® et Proto900 sont décrites dans l'annexe .1.	93
3.2	Évaluation de l'erreur des modèles étudiés sur la base des résultats expérimentaux issus des quatre installations étudiées. *La première valeur de l'erreur correspond à l'erreur absolue moyenne calculée selon l'équation 3.1. **La deuxième valeur de l'erreur correspond à l'écart quadratique moyen normalisé calculé selon l'équation 3.2.	113

3.3	Résumé des différents tests expérimentaux menés pour la construction du métamodèle.	121
4.1	Résumé des principales caractéristiques des modèles utilisés dans ce chapitre.	141
4.2	Comparaison de temps de calcul et de score d'optimisation pour les différents modèles étudiés. Les valeurs mentionnées dans ce tableau correspondent à une gestion optimale par modèle ($\alpha = 0.5$). L'horizon de l'étude est égale à 24 heures.	148
4.3	Comparaison de temps de calcul et de score d'optimisation pour les différents modèles étudiés. Les valeurs mentionnées dans ce tableau correspondent à une gestion optimale par modèle ($\alpha = 0.5$). L'horizon de l'étude est égale à 240 heures.	151
4.4	Résumé des performances de simulation des modèles étudiés en termes de temps de calcul et d'erreur NRMSD. L'erreur NRMSD concerne l'évolution de l'énergie du stockage sur une année de fonctionnement, et a été calculée par rapport aux résultats issus de 1D - PDE. N_{cons} est le nombre de simulations requises pour la construction du métamodèle, t_{cons} est le temps nécessaire pour effectuer ces simulations. t_{sim} est le temps écoulé pour simuler une heure de fonctionnement du modèle, utilisant un ordinateur <i>Intel® Core i7-6820HQ CPU @ 2.70GHz</i>	159
4.5	Résumé des performances d'optimisation des différents modèles. L'augmentation de l'EPBT est calculée par rapport à l'EPBT de 1D - MM ^{7,15} qui atteint les valeurs les plus basses.	165
5.1	Comparaisons des bilans énergétiques pour la solution optimisée d'un réseau couplé et un autre non couplé, avec un écrêtage de 10 MW électrique et thermique, et des stockages de 9 MWh _{th} thermique et 3 MWh _{elec} électrique. Pour le réseau couplé le P2H et H2P ont une puissance nominale de 5 MW. Les bilans énergétiques sont réalisés sur une période totale de 8760 heures. . .	196
5.2	Tableau récapitulatif du coût total de la gestion ainsi que la consommation normalisées localement satisfaite, en fonction des points clés de design du réseaux multi-énergies.	202
.1	Summary of all correlations and physical proprieties used in this study 1D - PDE model. l_{wall} is the wall thickness, l_{iso} is the insulation layer thickness, Re and Pr are Reynolds and Prandtl numbers.	223

Annexes

Annexe A

Parameter	Signification	Correlation / value	Choice justification	Reference
$\rho_f [kg \cdot m^{-3}]$	Air density	$6.75E-18 \cdot T_f^6 - 2.429E-14 \cdot T_f^5 + 3.561E-11 \cdot T_f^4 - 2.799E-8 \cdot T_f^3 + 1.343E-5 \cdot T_f^2 - 0.004509 \cdot T_f + 1.274$	Experimental measurements	[84]
$c_{p,f} [J \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}]$	Air heat capacity	$2.42E-10 \cdot T_f^4 - 7.131E-7 \cdot T_f^3 + 6.581E-4 \cdot T_f^2 - 8.615E-3 \cdot T_f + 1006$	Experimental measurements	[84]
$k_f [W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}]$	Air thermal conductivity	$9.38E-12 \cdot T_f^3 - 2.59E-8 \cdot T_f^2 + 7.30E-5 \cdot T_f + 2.477E-02$	Experimental measurements	[84]
$k_f^{eff} [W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}]$	Air effective thermal conductivity	$\varepsilon \cdot k_f$	HTF conductivity in porous medium	[84]
$\rho_s [kg \cdot m^{-3}]$	Bauxite density	3005	Experimental measurements	[84]
$c_{p,s} [J \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}]$	Bauxite heat capacity	$8.890E-10 \cdot T_s^3 - 1.850E-6 \cdot T_s^2 + 1.531E-3 \cdot T_s + 7.527E-1$	Experimental measurements	[84]
$k_s [W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}]$	Bauxite thermal conductivity	$-2.518E-9 \cdot T_s^3 + 5.423E-6 \cdot T_s^2 - 4.95E-3 \cdot T_s + 5.070$	Experimental measurements	[84]
$k_s^{eff} [W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}]$	Bauxite effective thermal conductivity	$(1 - \varepsilon) \cdot k_s$	HSM conductivity in porous medium	[84]
$\rho_w [kg \cdot m^{-3}]$	Wall density	8070	Steel density	-
$c_{p,w} [J \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}]$	Wall heat capacity	500	Steel heat capacity	-
$k_w [W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}]$	Wall thermal conductivity	18-45	Experimental measurements	[74]
$A_{f \leftrightarrow w} [m^2]$	Exchange surface between fluid and walls	$(\varepsilon)(\pi \cdot D_{bed} \cdot L_{bed} + (2 \cdot \pi \cdot D_{bed}^2)/4)$	Exchange surface in porous medium	[117]
$A_{s \leftrightarrow w} [m^2]$	Exchange surface between solid and walls	$(1-\varepsilon)(\pi \cdot D_{bed} \cdot L_{bed} + (2 \cdot \pi \cdot D_{bed}^2)/4)$	Exchange surface in porous medium	[117]
$A_{w \leftrightarrow ext} [m^2]$	Exchange surface between walls and outside	$\pi \cdot (D_{bed} + 2 \cdot l_{wall}) \cdot L_{bed} + (2 \cdot \pi \cdot (D_{bed} + 2 \cdot l_{wall})^2)/4$	Exchange surface in porous medium	[117]
$h_w [W \cdot m^{-3} \cdot K^{-1}]$	Heat transfer coefficient between fluid and solid	$(2+1.1Re^{0.6} Pr^{0.33})k_f/D_p$ $(700(\rho_f \cdot u/D_p)^{0.76})$	Models that takes into account inter-particle diffusion and adapted for air-solid bed	Wakao and Funazkri, 1979 [129] Coutier and Farber, 1982 [130]
$h_w [W \cdot m^{-2} \cdot K^{-1}]$	Heat transfer coefficient between walls and bed	$(0.203Re^{0.33} Pr^{0.33} + 0.220Re^{0.8} Pr^{0.4})k_f/D_p$	Adapted for near-wall zone air-solid bed with spherical particles and with $Re > 40$	Beek, 1962 [74]
$h_{ext} [W \cdot m^{-2} \cdot K^{-1}]$	Global heat transfer coefficient between walls and outside	$\frac{1}{A_{w \leftrightarrow ext}} \cdot \frac{1}{\log \frac{D_{bed} + l_{wall} + l_{iso}}{D_{bed} + l_{wall}}} + \frac{1}{2\pi k_{iso} L_{bed}} + \frac{h_{air} \cdot A_{w \leftrightarrow ext}}{h_{air} \cdot A_{w \leftrightarrow ext}}$	Adapted for cylindrical packed bed	[117]
$h_{air} [W \cdot m^{-2} \cdot K^{-1}]$	Heat transfer coefficient between walls and outside air	$(0.664Re_{air}^{0.5} Pr_{air}^{0.5})k_{air}/L_{bed}$	Adapted for forced convection of an incompressible laminar air flow on a plane wall	[117]

TABLEAU .1 – Summary of all correlations and physical proprieties used in this study 1D - PDE model. l_{wall} is the wall thickness, l_{iso} is the insulation layer thickness, Re and Pr are Reynolds and Prandtl numbers.

Annexe B

	Paramètre	Gamme de fonctionnement	Unité
Description technique générale	Température de stockage	200 - 1000	°C
	Nature du fluide de transfert	Air / fumées de combustion	-
	Matériau de stockage	Céramiques / Matériaux recyclés	-
	Nombre de cycles par an	100 -4000	-
	Temps de charge et de décharge	1 -6	h
	Taille	20	pieds
	Forme	Conteneur	
	Poids	10 - 30	Tonnes
	Débits de charge et de décharge	500 - 7000	Nm³/h
	Puissance de charge et de décharge	100 - 1000	kW/ Eco-Stock
Bilans massiques et énergétiques	Capacité de stockage	0.5 - 3	MWh/ Eco-Stock
	Pertes thermiques pour une charge ou une décharge	0 - 4	kW
	Auto décharge quotidienne en stand-by	< 5	%
	Température à la paroi	< 60	°C
	Rendement de l'équipement	65 - 90	%
Description Procédé	Connections	Brides	
	Pertes de charge	0 - 80	mbar
	Pression d'entrée	< 2	Bar a
	Pression de sortie	< 2	Bar a
	Puissance électrique requise	2 - 30	kWe

FIGURE .1 – Résumé des caractéristiques techniques de l'Eco-Stock® .

Bibliographie

- [1] Hannah RITCHIE, Max ROSER et Pablo ROSADO, « CO and Greenhouse Gas Emissions », in : *Our World in Data* (2020), <https://ourworldindata.org/co2-and-greenhouse-gas-emissions>.
- [2] *Preliminary 2020 Global Greenhouse Gas Emissions Estimates | Rhodium Group*, URL : <https://rhg.com/research/preliminary-2020-global-greenhouse-gas-emissions-estimates/>.
- [3] *Greenhouse Gas Emissions from Energy Highlights - Data product - IEA*, URL : <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-product/greenhouse-gas-emissions-from-energy-highlights>.
- [4] *Stratégie Nationale Bas-Carbone (SNBC) | Ministères Écologie Énergie Territoires*, URL : <https://www.ecologie.gouv.fr/strategie-nationale-bas-carbone-snbc>.
- [5] RTE, *Futurs énergétiques 2050 : les scénarios de mix de production à l'étude permettant d'atteindre la neutralité carbone à l'horizon 2050*, <https://www.rte-france.com/analyses-tendances-et-prospectives/bilan-previsionnel-2050-futurs-energetiques>, 2021.
- [6] *Association négaWatt Association négaWatt*, URL : <https://negawatt.org/index.php>.
- [7] EUROSTAT, *Energy consumption in households - Statistics Explained*, <https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php>, 2020.
- [8] Enerdata et ADEME, *Climat, Air et Énergie - Chiffres clés*, rapp. tech., 2018. <https://centre.ademe.fr/sites/default/files/climat-air-energie-chiffres-cles.pdf>, accessed 19-Mars-2021, 0 :224.
- [9] *La consommation d'énergie dans les logements en 2020 - RAPPEL*, URL : <https://www.precarite-energie.org/la-consommation-denergie-dans-les-logements-en-2020/>.
- [10] Dmitrii BOGDANOV et al., « Full energy sector transition towards 100supply : Integrating power, heat, transport and industry sectors including desalination », in : *Applied Energy* 283 (fév. 2021), ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2020.116273.
- [11] *Bilan énergétique de la France | Chiffres clés de l'énergie - Édition 2021*, URL : <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/edition-numerique/chiffres-cles-energie-2021/6-bilan-energetique-de-la-france>.
- [12] *Nuclear Energy Agency (NEA) - Nuclear Energy and Renewables - Executive Summary*, URL : https://www.oecd-neo.org/jcms/pl_14772.

-
- [13] *Chaleur fatale - La librairie ADEME*, URL : <https://librairie.ademe.fr/energies-renouvelables-reseaux-et-stockage/2312-chaleur-fatale-9791029708954.html>.
- [14] *Les réseaux de chaleur en France | Cerema*, URL : <https://reseaux-chaleur.cerema.fr/espace-documentaire/les-reseaux-chaleur-en-france>.
- [15] *District Heating – Analysis - IEA*, URL : <https://www.iea.org/reports/district-heating>.
- [16] *Prime énergie Raccordement réseau chaleur - PrimesEnergie.fr*, URL : <https://www.primesenergie.fr/travaux/raccordement-reseau-chaleur-enr>.
- [17] *Energy System Integration Lab - SYSLAB - PowerLabDK*, URL : <https://www.powerlab.dk/Facilities/SysLab>.
- [18] Jan Rudolf EGGERS et al., « Design and performance of a long duration electric thermal energy storage demonstration plant at megawatt-scale », in : *Journal of Energy Storage* 55 (nov. 2022), ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2022.105780.
- [19] International renewable energy AGENCY, *Innovation landscape brief : Renewable power-to-heat*, 2019, ISBN : 978-92-9260-144-7, URL : www.irena.org.
- [20] Andreas BLOESS, Wolf Peter SCHILL et Alexander ZERRAHN, « Power-to-heat for renewable energy integration : A review of technologies, modeling approaches, and flexibility potentials », in : *Applied Energy* 212 (fév. 2018), p. 1611-1626, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2017.12.073.
- [21] David FISCHER et Hatef MADANI, « On heat pumps in smart grids : A review », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 70 (2017), p. 342-357, ISSN : 1364-0321, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.182>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032116309418>.
- [22] Erik GAROFALO et al., « Waste Heat to Power : Technologies, Current Applications, and Future Potential », in : *Energy Technology* 8 (11 nov. 2020), ISSN : 21944296, DOI : 10.1002/ente.202000413.
- [23] Bernard MULTON et al., « Systèmes de stockage d'énergie électrique », in : *Technique de l'Ingénieur*, avr. 2013, BE8100, URL : <https://hal.science/hal-01095932>.
- [24] *Les différentes technologies stationnaires de stockage de l'électricité | Smart Grids - Le site édité par la CRE*, URL : <https://www.smartgrids-cre.fr/encyclopedie/le-stockage-delectricite/les-differentes-technologies-stationnaires-de-stockage-de-lelectricite>.
- [25] S. KOOHI-FAYEGH et M. A. ROSEN, « A review of energy storage types, applications and recent developments », in : *Journal of Energy Storage* 27 (fév. 2020), ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2019.101047.
- [26] International Renewable Energy AGENCY, *Battery storage and renewables : costs and markets to 2030*, 2017, ISBN : 9789292600389, URL : www.irena.org.
- [27] Amit Kumar ROHIT et Saroj RANGNEKAR, « An overview of energy storage and its importance in Indian renewable energy sector : Part II – energy storage applications, benefits and market potential », in : *Journal of Energy Storage* 13 (oct. 2017), p. 447-456, ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2017.07.012.
- [28] Diana ENESCU et al., « Thermal energy storage for grid applications : Current status and emerging trends », in : *Energies* 13 (2 2020), ISSN : 19961073, DOI : 10.3390/en13020340.

-
- [29] Charles W. FORSBERG et al., « Converting excess low-price electricity into high-temperature stored heat for industry and high-value electricity production », in : *Electricity Journal* 30.6 (2017), p. 42-52, ISSN : 10406190, DOI : 10.1016/j.tej.2017.06.009.
- [30] Fabrizio MARONGIU, Stefano SOPRANI et Kurt ENGELBRECHT, « Modeling of high temperature thermal energy storage in rock beds – Experimental comparison and parametric study », in : *Applied Thermal Engineering* 163 (2019), p. 114355, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2019.114355.
- [31] Ibrahim Al ASMI et al., « Impact of Coupling Thermal and Electrical Carriers on the Optimal Management of a Multi-energy Network », in : *2021 16th International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies, EVER 2021* (mai 2021), DOI : 10.1109/EVER52347.2021.9456613.
- [32] Clemens FORMAN et al., « Estimating the global waste heat potential », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 57 (mai 2016), p. 1568-1579, ISSN : 13640321, DOI : 10.1016/j.rser.2015.12.192.
- [33] Martin GEIDL et al., « Energy hubs for the future », in : *IEEE Power and Energy Magazine* 5 (1 jan. 2007), p. 24-30, ISSN : 1540-7977, DOI : 10.1109/MPAE.2007.264850, URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/4042137/>.
- [34] Aubin TOUZO, « Intégration d'un stockage de chaleur de type thermocline à des procédés énergétiques », Theses, Université de Perpignan, mai 2021, URL : <https://theses.hal.science/tel-03353418>.
- [35] T KRAUSE et al., « Multiple-Energy Carriers : Modeling of Production, Delivery, and Consumption », in : *Proceedings of the IEEE* 99 (1 jan. 2011), p. 15-27, ISSN : 0018-9219, DOI : 10.1109/JPROC.2010.2083610, URL : <http://ieeexplore.ieee.org/document/5638594/>.
- [36] Pierluigi MANCARELLA, « MES (multi-energy systems) : An overview of concepts and evaluation models », in : *Energy* 65 (2014), p. 1-17, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2013.10.041.
- [37] Gianfranco CHICCO et Pierluigi MANCARELLA, *Distributed multi-generation : A comprehensive view*, avr. 2009, DOI : 10.1016/j.rser.2007.11.014.
- [38] Xuezhi LIU et al., « Combined analysis of electricity and heat networks », in : *Applied Energy* 162 (2016), p. 1238-1250, ISSN : 0306-2619, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.01.102>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261915001385>.
- [39] Ahmad Abdallah Mohammad ALJABERY et al., « Multi carrier energy systems and energy hubs : Comprehensive review, survey and recommendations », in : *International Journal of Hydrogen Energy* 46 (46 juill. 2021), p. 23795-23814, ISSN : 03603199, DOI : 10.1016/j.ijhydene.2021.04.178.
- [40] Masoume SHABANI et al., « Techno-economic impacts of battery performance models and control strategies on optimal design of a grid-connected PV system », in : *Energy Conversion and Management* 245 (2021), p. 114617, ISSN : 0196-8904, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2021.114617>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890421007937>.
- [41] Hugo RADET, « Integrated design methods for distributed multi-energy systems under uncertainties », thèse de doct., 2022.

-
- [42] Oluwaseyi OLATUJOYE et al., « Co-optimization in power systems », in : *2017 North American Power Symposium, NAPS 2017* (September 2017 2017), DOI : 10.1109/NAPS.2017.8107280.
- [43] Pierre HAESSIG, « Dimensionnement et gestion d'un stockage d'énergie pour l'atténuation des incertitudes de production éolienne », Theses, École normale supérieure de Cachan - ENS Cachan, juill. 2014, URL : <https://theses.hal.science/tel-01126946>.
- [44] Roman Le Goff LATIMIER, « Gestion et dimensionnement d'une flotte de véhicules électriques associée à une centrale photovoltaïque : co-optimisation stochastique et distribuée », thèse de doct., Université Paris-Saclay, 2016.
- [45] David M. ROSEWATER et al., « Battery Energy Storage Models for Optimal Control », in : *IEEE Access* 7 (2019), p. 178357-178391, DOI : 10.1109/ACCESS.2019.2957698.
- [46] R. LE GOFF LATIMIER et al., « Preliminary sizing of a collaborative system : Photovoltaic power plant and electric vehicle fleet », in : *2014 Ninth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, 2014, p. 1-9, DOI : 10.1109/EVER.2014.6844110.
- [47] A ARTECONI, N J HEWITT et F POLONARA, « State of the art of thermal storage for demand-side management », in : 93 (), p. 371-389, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2011.12.045, URL : <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261911008415>.
- [48] Sergio PINTALDI et al., « A review of thermal energy storage technologies and control approaches for solar cooling », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 41 (1 jan. 2015), p. 975-995, ISSN : 18790690, DOI : 10.1016/j.rser.2014.08.062.
- [49] Abhay DINKER, Madhu AGARWAL et G. D. AGARWAL, « Heat storage materials, geometry and applications : A review », in : *Journal of the Energy Institute* 90 (1 2017), p. 1-11, ISSN : 17460220, DOI : 10.1016/j.joei.2015.10.002.
- [50] Jiaxin CAO et al., « Distributionally robust heat-and-electricity pricing for energy hub with uncertain demands », in : *Electric Power Systems Research* 211 (oct. 2022), p. 108333, ISSN : 03787796, DOI : 10.1016/j.epsr.2022.108333.
- [51] David STEEN et al., « Modeling of thermal storage systems in MILP distributed energy resource models », in : *Applied Energy* 137 (2015), p. 782-792, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2014.07.036, URL : <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.07.036>.
- [52] Paolo GABRIELLI et al., « Optimal design of multi-energy systems with seasonal storage », in : *Applied Energy* 219 (juin 2018), p. 408-424, ISSN : 0306-2619, DOI : 10.1016/J.APENERGY.2017.07.142.
- [53] Gauthier LIMPENS et al., « EnergyScope TD : A novel open-source model for regional energy systems », in : *Applied Energy* 255 (2019), p. 113729, ISSN : 0306-2619, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.113729>.
- [54] A. Campos CELADOR, M. ODRIOZOLA et J. M. SALA, « Implications of the modelling of stratified hot water storage tanks in the simulation of CHP plants », in : *Energy Conversion and Management* 52 (8-9 août 2011), p. 3018-3026, ISSN : 01968904, DOI : 10.1016/j.enconman.2011.04.015.

-
- [55] Mohammad Ali LASEMI et Ahmad ARABKOOHSAR, « Optimal operating strategy of high-temperature heat and power storage system coupled with a wind farm in energy market », in : *Energy* 210 (2020), p. 118545, ISSN : 0360-5442, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.118545>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544220316534>.
- [56] A. ARABKOOHSAR, « Combined steam based high-temperature heat and power storage with an Organic Rankine Cycle, an efficient mechanical electricity storage technology », in : *Journal of Cleaner Production* 247 (2020), p. 119098, ISSN : 0959-6526, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119098>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S095965261933968X>.
- [57] Lavinia Marina Paola GHILARDI et al., « Co-optimization of multi-energy system operation, district heating/cooling network and thermal comfort management for buildings », in : *Applied Energy* 302 (nov. 2021), Co-optimisation sans stockage, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2021.117480.
- [58] Yizhou ZHOU et al., « Distributionally Robust Co-Optimization of Energy and Reserve for Combined Distribution Networks of Power and District Heating », in : *IEEE Transactions on Power Systems* 35 (3 mai 2020), Co-optimization de CHP et heat district network, p. 2388-2398, ISSN : 15580679, DOI : 10.1109/TPWRS.2019.2954710.
- [59] Jin TAN et al., « Adaptive robust energy and reserve co-optimization of integrated electricity and heating system considering wind uncertainty », in : *Applied Energy* 260 (fév. 2020), co-optimization without storage, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2019.114230.
- [60] Naoya NAGANO, Rémi DELAGE et Toshihiko NAKATA, « Optimal design and analysis of sector-coupled energy system in northeast Japan », in : *Energies* 14.10 (2021), p. 2823.
- [61] Stephen CLEGG et Pierluigi MANCARELLA, « Integrated electricity-heat-gas modeling and assessment, with applications to the Great Britain system. Part II : Transmission network analysis and low carbon technology and resilience case studies », in : *Energy* 184 (2019), p. 191-203.
- [62] Alyssia DONG, « Algorithmes asynchrones pour la gestion décentralisée des réseaux électriques soumis aux aléas de communication », Theses, École normale supérieure de Rennes, juill. 2022, URL : <https://theses.hal.science/tel-03783740>.
- [63] Da XU et al., « Distributed Multi-Energy Operation of Coupled Electricity, Heating, and Natural Gas Networks », in : *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 11.4 (2020), p. 2457-2469, DOI : 10.1109/TSTE.2019.2961432.
- [64] Weifeng ZHONG et al., « ADMM-Based Distributed Auction Mechanism for Energy Hub Scheduling in Smart Buildings », in : *IEEE Access* 6 (2018), p. 45635-45645, DOI : 10.1109/ACCESS.2018.2865625.
- [65] Eduardo A Martínez CESEÑA, Tomislav CAPUDER et Pierluigi MANCARELLA, « Flexible distributed multienergy generation system expansion planning under uncertainty », in : *IEEE Transactions on Smart Grid* 7.1 (2015), p. 348-357.
- [66] Eduardo Alejandro Martinez CESENA et Pierluigi MANCARELLA, « Energy Systems Integration in Smart Districts : Robust Optimisation of Multi-Energy Flows in Integrated Electricity, Heat and Gas Networks », in : *IEEE Transactions on Smart Grid* 10 (1 2019), p. 1122-1131, ISSN : 19493053, DOI : 10.1109/TSG.2018.2828146.

-
- [67] *Aggregated - Source Titles for multi-energy in Publications - Dimensions*, URL : https://app.dimensions.ai/analytics/publication/source_title/aggregated?search_mode=content&search_text=multi-energy&search_type=kws&search_field=full_search.
- [68] *GitHub - zinedinetaieb/rapport-5A : Rapport de Stage M2*, URL : <https://github.com/zinedinetaieb/rapport-5A>.
- [69] Christos A. FRANGOPOULOS, « Recent developments and trends in optimization of energy systems », in : *Energy* 164 (déc. 2018), p. 1011-1020, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2018.08.218.
- [70] John Bagterp JØRGENSEN et al., « Economic MPC for a linear stochastic system of energy units », in : *2016 European Control Conference, ECC 2016* (2017), p. 903-909, DOI : 10.1109/ECC.2016.7810404.
- [71] Francesca VERRILLI et al., « Model Predictive Control-Based Optimal Operations of District Heating System with Thermal Energy Storage and Flexible Loads », in : *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 14 (2 2017), p. 547-557, ISSN : 15455955, DOI : 10.1109/TASE.2016.2618948.
- [72] Jean-Francois HOFFMANN et al., « A thermocline thermal energy storage system with filler materials for concentrated solar power plants : Experimental data and numerical model sensitivity to different experimental tank scales », in : *Applied Thermal Engineering* 100 (2016), p. 753-761, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2016.01.110.
- [73] Wahiba YAÏCI et al., « Three-dimensional unsteady CFD simulations of a thermal storage tank performance for optimum design », in : *Applied Thermal Engineering* 60 (1-2 2013), p. 152-163, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2013.07.001.
- [74] Thibaut ESENCE, « Étude et modélisation des systèmes de stockage thermique de type régénératif solide/fluide », Theses, Université Grenoble Alpes, nov. 2017, URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01714439>.
- [75] Aristides BONANOS et Evgeny VOTYAKOV, « Analysis of thermocline thermal energy storage systems with generic initial condition algebraic model », in : *Solar Energy* 213 (jan. 2021), p. 154-162, ISSN : 0038092X, DOI : 10.1016/j.solener.2020.11.011.
- [76] Evgeny VOTYAKOV et Aristides BONANOS, « A perturbation model for stratified thermal energy storage tanks », in : *International Journal of Heat and Mass Transfer* 75 (août 2014), p. 218-223, ISSN : 0017-9310, DOI : 10.1016/J.IJHEATMASSTRANSFER.2014.03.071.
- [77] E. V. VOTYAKOV et A. M. BONANOS, « Algebraic model for thermocline thermal storage tank with filler material », in : *Solar Energy* 122 (déc. 2015), p. 1154-1157, ISSN : 0038-092X, DOI : 10.1016/J.SOLENER.2015.10.047.
- [78] D. AUSSEL et al., « On the equivalence and comparison of economic criteria for energy projects : Application on PV/diesel hybrid system optimal design », in : *Energy Conversion and Management* 163 (mai 2018), p. 493-506, ISSN : 01968904, DOI : 10.1016/j.enconman.2017.12.050.
- [79] Yasmine LALAU et al., « Energy analysis and life cycle assessment of a thermal energy storage unit involving conventional or recycled storage materials and devoted to industrial waste heat valorisation », in : *Journal of Cleaner Production* 330 (jan. 2022), p. 129950, ISSN : 0959-6526, DOI : 10.1016/J.JCLEPRO.2021.129950.

-
- [80] Mohammad MOHAMMADI et al., « Energy hub : From a model to a concept – A review », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 80 (2017), p. 1512-1527, ISSN : 1364-0321, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.07.030>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117310985>.
- [81] Ignacio CALDERÓN-VÁSQUEZ et al., « Review on modeling approaches for packed-bed thermal storage systems », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 143 (juin 2021), ISSN : 18790690, DOI : 10.1016/j.rser.2021.110902.
- [82] Eduard ORÓ et al., « Comparative study of different numerical models of packed bed thermal energy storage systems », in : *Applied Thermal Engineering* 50 (1 2013), p. 384-392, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2012.07.020.
- [83] Jean-Francois HOFFMANN et al., « Experimental and numerical investigation of a thermocline thermal energy storage tank », in : *Applied Thermal Engineering* 114 (2017), p. 896-904, ISSN : 1359-4311, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.12.053>.
- [84] Aubin TOUZO et al., « Experimental and numerical analysis of a packed-bed thermal energy storage system designed to recover high temperature waste heat : an industrial scale up », in : *Journal of Energy Storage* 32 (2020), p. 101894, ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2020.101894.
- [85] D. VORTMEYER et R. J. SCHAEFER, *Equivalence of one- and two-phase models for heat transfer processes in packed beds : one dimensional theory*, 1974, p. 485-91.
- [86] Ryan ANDERSON et al., « Packed bed thermal energy storage : A simplified experimentally validated model », in : *Journal of Energy Storage* 4 (déc. 2015), p. 14-23, ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2015.08.007.
- [87] Hitesh BINDRA et al., « Thermal analysis and exergy evaluation of packed bed thermal storage systems », in : *Applied Thermal Engineering* 52 (2 2013), p. 255-263, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2012.12.007.
- [88] Ryan ANDERSON et al., « Experimental results and modeling of energy storage and recovery in a packed bed of alumina particles », in : *Applied Energy* 119 (avr. 2014), p. 521-529, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2014.01.030.
- [89] Mohammad M.S. AL-AZAWI et al., « Experimental study on the cyclic behavior of thermal energy storage in an air-alumina packed bed », in : *Journal of Energy Storage* 18 (août 2018), p. 239-249, ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2018.05.008.
- [90] Ashmore MAWIRE et Simeon H. TAOLE, « A comparison of experimental thermal stratification parameters for an oil/pebble-bed thermal energy storage (TES) system during charging », in : *Applied Energy* 88 (12 2011), p. 4766-4778, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2011.06.019.
- [91] Ahlem BOUGUILA et Rachid SAID, « Performance investigation of a 100-kWh thermal energy storage system : Comparison between synthetic oil and vegetable oil », in : *Advances in Mechanical Engineering* 12 (4 avr. 2020), ISSN : 16878140, DOI : 10.1177/1687814020905746.
- [92] A. MAWIRE et al., « Simulated performance of storage materials for pebble bed thermal energy storage (TES) systems », in : *Applied Energy* 86 (7-8 2009), p. 1246-1252, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2008.09.009.

-
- [93] Erick JOHNSON et al., « Thermal energy storage with supercritical carbon dioxide in a packed bed : Modeling charge-discharge cycles », in : *Journal of Supercritical Fluids* 137 (juill. 2018), p. 57-65, ISSN : 08968446, DOI : 10.1016/j.supflu.2018.03.009.
- [94] T.E.W. SCHUMANN, « Heat transfer : A liquid flowing through a porous prism », in : *Journal of the Franklin Institute* 208.3 (1929), p. 405-416, ISSN : 0016-0032, DOI : [https://doi.org/10.1016/S0016-0032\(29\)91186-8](https://doi.org/10.1016/S0016-0032(29)91186-8), URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016003229911868>.
- [95] D. HANDLEY et P. J. HEGGST, *The effect of thermal conductivity of the packing material on transient heat transfer in a fixed bed*, 1969, p. 549-570.
- [96] Mario CASCETTA et al., « Numerical investigation of a packed bed thermal energy storage system with different heat transfer fluids », in : t. 45, Elsevier Ltd, 2014, p. 598-607, DOI : 10.1016/j.egypro.2014.01.064.
- [97] Burcu KOÇAK et Halime Ömür PAKSOY, « Numerical Model of Lab-Scale Packed-Bed Thermal Energy Storage System », in : *Proceedings of the 13th International Renewable Energy Storage Conference 2019 (IRES 2019)*, Atlantis Press, 2019/11, p. 59-63, ISBN : 978-94-6252-836-9, URL : <https://www.atlantis-press.com/article/125923316>.
- [98] Jun Soo YOO et al., *Design Optimization Study on the Single Tank Packed-bed Thermal Energy Storage System*, 2018, URL : <http://www.inl.gov>.
- [99] Anton MEIER, Christian WINKLER et Daniel WUIL, *Solar Energy Materials Experiment for modeling high temperature rock bed storage*, 1991, p. 255-264.
- [100] Markus HÄNCHEN, Sarah BRÜCKNER et Aldo STEINFELD, « High-temperature thermal storage using a packed bed of rocks - Heat transfer analysis and experimental validation », in : *Applied Thermal Engineering* 31 (10 juill. 2011), p. 1798-1806, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2010.10.034.
- [101] Mario CASCETTA et al., « A comparison between CFD simulation and experimental investigation of a packed-bed thermal energy storage system », in : *Applied Thermal Engineering* 98 (avr. 2016), p. 1263-1272, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2016.01.019.
- [102] Mario CASCETTA et al., « Comparison between experimental and numerical results of a packed-bed thermal energy storage system in continuous operation », in : t. 148, Elsevier Ltd, 2018, p. 234-241, DOI : 10.1016/j.egypro.2018.08.073.
- [103] Stefano SOPRANI et al., « Design and testing of a horizontal rock bed for high temperature thermal energy storage », in : *Applied Energy* 251 (oct. 2019), ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2019.113345.
- [104] A. BRUCH, J. F. FOURMIGUÉ et R. COUTURIER, « Experimental and numerical investigation of a pilot-scale thermal oil packed bed thermal storage system for CSP power plant », in : *Solar Energy* 105 (2014), p. 116-125, ISSN : 0038092X, DOI : 10.1016/j.solener.2014.03.019.
- [105] A. BRUCH et al., « Experimental investigation of cycling behaviour of pilot-scale thermal oil packed-bed thermal storage system », in : *Renewable Energy* 103 (avr. 2017), p. 277-285, ISSN : 18790682, DOI : 10.1016/j.renene.2016.11.029.

-
- [106] Burcu KOCAK et Halime PAKSOY, « Performance of laboratory scale packed-bed thermal energy storage using new demolition waste based sensible heat materials for industrial solar applications », in : *Solar Energy* 211 (nov. 2020), p. 1335-1346, ISSN : 0038092X, DOI : 10.1016/j.solener.2020.10.070.
- [107] R. LUGOLOLE et al., « Thermal performance comparison of three sensible heat thermal energy storage systems during charging cycles », in : *Sustainable Energy Technologies and Assessments* 30 (déc. 2018), p. 37-51, ISSN : 22131388, DOI : 10.1016/j.seta.2018.09.002.
- [108] Chao XU et al., « Sensitivity analysis of the numerical study on the thermal performance of a packed-bed molten salt thermocline thermal storage system », in : *Applied Energy* 92 (2012), p. 65-75, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2011.11.002.
- [109] N. WAKAO, *Particle-to-fluid transfer coefficients and fluid diffusivities at low flow rate in packed beds*, 1976, p. 1115-1122.
- [110] N. G. BARTON, « Simulations of air-blown thermal storage in a rock bed », in : *Applied Thermal Engineering* 55 (1-2 2013), p. 43-50, ISSN : 13594311, DOI : 10.1016/j.applthermaleng.2013.03.002.
- [111] Donald E. BEASLEY et John A. CLARK, « Transient response of a packed bed for thermal energy storage », in : *International Journal of Heat and Mass Transfer* 27.9 (1984), p. 1659-1669, ISSN : 0017-9310, DOI : [https://doi.org/10.1016/0017-9310\(84\)90278-3](https://doi.org/10.1016/0017-9310(84)90278-3), URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0017931084902783>.
- [112] F. CONTESTABILE et al., « An advanced wall treatment for a 1D model of packed bed thermal energy storage systems », in : *Journal of Energy Storage* 26 (déc. 2019), ISSN : 2352152X, DOI : 10.1016/j.est.2019.100918.
- [113] Peter KLEIN, Thomas ROOS et John SHEER, « Numerical simulation of a high temperature thermal storage unit for solar gas turbine applications », in : *P O Box* 395 ().
- [114] P. KLEIN, T. H. ROOS et T. J. SHEER, « Experimental investigation into a packed bed thermal storage solution for solar gas turbine systems », in : t. 49, Elsevier Ltd, 2014, p. 840-849, DOI : 10.1016/j.egypro.2014.03.091.
- [115] Christian ODENTHAL, Freerk KLASING et Thomas BAUER, « A three-equation thermocline thermal energy storage model for bidisperse packed beds », in : *Solar Energy* 191 (oct. 2019), p. 410-419, ISSN : 0038092X, DOI : 10.1016/j.solener.2019.09.005.
- [116] Thibaut ESENCE et al., « Extended modeling of packed-bed sensible heat storage systems », in : *AIP Conference Proceedings* 2033 (nov. 2018), 5, ISSN : 15517616, DOI : 10.1063/1.5067101.
- [117] Jean-Francois HOFFMANN, « Stockage thermique pour centrale solaire thermodynamique à concentration mettant en oeuvre des matériaux céramiques naturels ou recyclés », in : (déc. 2015), modele, URL : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01284834>.
- [118] K. A.R. ISMAIL et R. STUGINSKY, « A parametric study on possible fixed bed models for pcm and sensible heat storage », in : *Applied Thermal Engineering* 19 (7 juill. 1999), p. 757-788, ISSN : 1359-4311, DOI : 10.1016/S1359-4311(98)00081-7.

-
- [119] Rocío BAYÓN et Esther ROJAS, « Analytical function describing the behaviour of a thermocline storage tank : A requirement for annual simulations of solar thermal power plants », in : *International Journal of Heat and Mass Transfer* 68 (2014), p. 641-648, ISSN : 0017-9310, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2013.09.070>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0017931013008442>.
- [120] Rocío BAYÓN, Esther RIVAS et Esther ROJAS, « Study of Thermocline Tank Performance in Dynamic Processes and Stand-by Periods with an Analytical Function », in : *Energy Procedia* 49 (2014), Proceedings of the SolarPACES 2013 International Conference, p. 725-734, ISSN : 1876-6102, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.03.078>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1876610214005323>.
- [121] Rocío BAYÓN et Esther ROJAS, « Analytical description of thermocline tank performance in dynamic processes and stand-by periods », in : *Energy Procedia* 57 (2014), p. 617-626, ISSN : 18766102, DOI : 10.1016/j.egypro.2014.10.216.
- [122] Jessica FRANCO, « Planification d'expériences numériques en phase exploratoire pour la simulation des phénomènes complexes », Theses, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, sept. 2008, URL : <https://theses.hal.science/tel-00803107>.
- [123] Kai KNOBLOCH et al., « Degradation of a rock bed thermal energy storage system », in : *Applied Thermal Engineering* 214 (2022), p. 118823, ISSN : 1359-4311, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2022.118823>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359431122007633>.
- [124] Ibrahim AL ASMI et al., « Thermocline thermal storage modeling towards its predictive optimal management », in : *Journal of Energy Storage* 52 (2022), p. 104979, ISSN : 2352-152X, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104979>.
- [125] Kai KNOBLOCH et al., « A partially underground rock bed thermal energy storage with a novel air flow configuration », in : *Applied Energy* 315 (2022), p. 118931, ISSN : 0306-2619, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.118931>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261922003464>.
- [126] Guillaume POINT et al., « Long-lived laser-induced arc discharges for energy channeling applications », in : *Scientific Reports 2017 7 :1 7* (1 oct. 2017), p. 1-9, ISSN : 2045-2322, DOI : 10.1038/s41598-017-14054-z, URL : <https://www.nature.com/articles/s41598-017-14054-z>.
- [127] M. LARRAÑETA et al., « Methodology to synthetically downscale DNI time series from 1-h to 1-min temporal resolution with geographic flexibility », in : *Solar Energy* 162 (mars 2018), p. 573-584, ISSN : 0038092X, DOI : 10.1016/J.SOLENER.2018.01.064.
- [128] *scipy.interpolate.griddata — SciPy v1.7.1 Manual*, URL : <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.interpolate.griddata.html>.
- [129] N. WAKAO et T. FUNAZKRI, « Effect of fluid dispersion coefficients on particle-to-fluid mass transfer coefficients in packed beds : Correlation of sherwood numbers », in : *Chemical Engineering Science* 33.10 (1978), p. 1375-1384, ISSN : 0009-2509, DOI : [https://doi.org/10.1016/0009-2509\(78\)85120-3](https://doi.org/10.1016/0009-2509(78)85120-3), URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0009250978851203>.

-
- [130] J.Pascal COUTIER et E.A. FARBER, « Two applications of a numerical approach of heat transfer process within rock beds », in : *Solar Energy* 29.6 (1982), p. 451-462, ISSN : 0038-092X, DOI : [https://doi.org/10.1016/0038-092X\(82\)90053-6](https://doi.org/10.1016/0038-092X(82)90053-6), URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0038092X82900536>.
- [131] Matteo Giacomo PRINA et al., « Classification and challenges of bottom-up energy system models - A review », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 129 (sept. 2020), ISSN : 18790690, DOI : 10.1016/j.rser.2020.109917.
- [132] Ryozo OOKA et Shintaro IKEDA, « A review on optimization techniques for active thermal energy storage control », in : *Energy and Buildings* 106 (nov. 2015), p. 225-233, ISSN : 03787788, DOI : 10.1016/j.enbuild.2015.07.031.
- [133] Pierre HAESSIG et al., « Solar home 2020 : enrichissement du benchmark open source de gestion d'énergie avec entrées incertaines », in : (2021), p. 6-8, URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03366746>.
- [134] Sam J. COX et al., « Real time optimal control of district cooling system with thermal energy storage using neural networks », in : *Applied Energy* 238 (mars 2019), p. 466-480, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2019.01.093.
- [135] Rui TANG et Shengwei WANG, « Model predictive control for thermal energy storage and thermal comfort optimization of building demand response in smart grids », in : *Applied Energy* 242 (mai 2019), p. 873-882, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2019.03.038.
- [136] Fjo DE RIDDER et al., « An optimal control algorithm for borehole thermal energy storage systems », in : *Energy and Buildings* 43.10 (2011), p. 2918-2925, ISSN : 0378-7788, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.07.015>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778811003203>.
- [137] Michał LEŚKO, Wojciech BUJALSKI et Kamil FUTYMA, « Operational optimization in district heating systems with the use of thermal energy storage », in : *Energy* 165 (déc. 2018), p. 902-915, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2018.09.141.
- [138] Lorenzo FERRARI et al., « Development of an optimization algorithm for the energy management of an industrial Smart User », in : *Applied Energy* 208 (August 2017), p. 1468-1486, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2017.09.005, URL : <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.09.005>.
- [139] Leander KOTZUR et al., « A modeler's guide to handle complexity in energy systems optimization », in : *Advances in Applied Energy* 4 (nov. 2021), ISSN : 26667924, DOI : 10.1016/j.adapen.2021.100063.
- [140] Roman LE GOFF LATIMIER et al., « Co-optimisation de l'engagement de production et de la capacité de stockage associée à une ferme photovoltaïque, prenant en compte le vieillissement de la batterie. », in : (juill. 2014), URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01065174>.
- [141] Sanjay MEHROTRA, « On the Implementation of a Primal-Dual Interior Point Method », in : *SIAM Journal on Optimization* 2.4 (1992), p. 575-601, DOI : 10.1137/0802028, eprint : <https://doi.org/10.1137/0802028>, URL : <https://doi.org/10.1137/0802028>.
- [142] Pete BETTINGER et Donald L GREBNER, *Dynamic Programming Optimization of Tree-and Stand-Level Objectives A Recursive Relationships*, p. 2017.

-
- [143] *scipy.optimize.minimize* — *SciPy v1.5.4 Reference Guide*, <https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.optimize.minimize.html>, (visité le 26/11/2020).
- [144] Pauli VIRTANEN et al., « SciPy 1.0 : Fundamental Algorithms for Scientific Computing in Python », in : *Nature Methods* 17 (2020), p. 261-272, DOI : 10.1038/s41592-019-0686-2.
- [145] Gianluca SERALE et al., « Model Predictive Control (MPC) for enhancing building and HVAC system energy efficiency : Problem formulation, applications and opportunities », in : *Energies* 11 (3 fév. 2018), ISSN : 19961073, DOI : 10.3390/en11030631.
- [146] Nicolás FAEDO, Sébastien OLAYA et John V. RINGWOOD, « Optimal control, MPC and MPC-like algorithms for wave energy systems : An overview », in : *IFAC Journal of Systems and Control* 1 (sept. 2017), p. 37-56, ISSN : 24686018, DOI : 10.1016/j.ifacsc.2017.07.001.
- [147] Oliver RUHNAU, Lion HIRTH et Aaron PRAKTIKNJO, « Time series of heat demand and heat pump efficiency for energy system modeling », in : *Scientific Data* 6 (1 déc. 2019), ISSN : 20524463, DOI : 10.1038/s41597-019-0199-y.
- [148] Dounia ZIYATI et al., « A multiphysics model of large-scale compact PV-CSP hybrid plants », in : *Applied Energy* 288 (avr. 2021), ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2021.116644.
- [149] *JRC Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS) - European Commission*, URL : https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/.
- [150] PARIS-IEA, *Greenhouse Gas Emissions from Energy Data Explorer*, <https://www.iea.org/articles/greenhouse-gas-emissions-from-energy-data-explorer>, 2021.
- [151] *Futurs énergétiques 2050 Principaux résultats Octobre 2021 RÉSUMÉ EXÉCUTIF*.
- [152] Bhaskar Rahul NANDI, Santanu BANDYOPADHYAY et Rangan BANERJEE, « Analysis of high temperature thermal energy storage for solar power plant », in : *2012 IEEE Third International Conference on Sustainable Energy Technologies (ICSET)*, IEEE, 2012, p. 438-444.
- [153] Alessia ARTECONI, Neil HEWITT et Fabio POLONARA, « State of the art of thermal storage for demand-side management », in : *Applied Energy* 93 (2012), p. 371-389, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2011.12.045.
- [154] Paul DENHOLM et al., *Role of energy storage with renewable electricity generation*, rapp. tech., National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2010.
- [155] Patrick FAVRE-PERROD, « A vision of future energy networks », in : *2005 IEEE power engineering society inaugural conference and exposition in Africa*, IEEE, 2005, p. 13-17.
- [156] Martin GEIDL et Goran ANDERSSON, « Optimal Power Flow of Multiple Energy Carriers », in : 22 (1), p. 145-155, ISSN : 0885-8950, 1558-0679, DOI : 10.1109/TPWRS.2006.888988, URL : <https://ieeexplore.ieee.org/document/4077107/>.
- [157] Lesia MITRIDATI et Pierre PINSON, « Optimal coupling of heat and electricity systems : A stochastic hierarchical approach », in : Institute of Electrical et Electronics Engineers Inc., déc. 2016, ISBN : 9781509019700, DOI : 10.1109/PMAPS.2016.7764188.

-
- [158] Kristina OREHOUNIG, Ralph EVINS et Viktor DORER, « Integration of decentralized energy systems in neighbourhoods using the energy hub approach », in : *Applied Energy* 154 (2015), p. 277-289, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2015.04.114, URL : <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.04.114>.
- [159] Jingdong WEI et al., « Multi-period planning of multi-energy microgrid with multi-type uncertainties using chance constrained information gap decision method », in : *Applied Energy* 260 (2020), p. 114188, ISSN : 0306-2619, DOI : <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114188>, URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261919318756>.
- [160] Cuo ZHANG, Yan XU et Zhao Yang DONG, « Robustly coordinated operation of a multi-energy micro-grid in grid-connected and islanded modes under uncertainties », in : *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 11 (2 avr. 2020), p. 640-651, ISSN : 19493037, DOI : 10.1109/TSTE.2019.2900082.
- [161] Alessandra PARISIO, Carmen Del VECCHIO et Alfredo VACCARO, « A robust optimization approach to energy hub management », in : *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* 42 (1 nov. 2012), p. 98-104, ISSN : 01420615, DOI : 10.1016/j.ijepes.2012.03.015.
- [162] Mohammad MOHAMMADI et al., « Optimal management of energy hubs and smart energy hubs – A review », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 89 (juin 2018), p. 33-50, ISSN : 1364-0321, DOI : 10.1016/J.RSER.2018.02.035.
- [163] Amin SHABANPOUR-HAGHIGHI et Mina KARIMAGHAEI, « An overview on multi-carrier energy networks : From a concept to future trends and challenges », in : *International Journal of Hydrogen Energy* 47 (9 jan. 2022), p. 6164-6186, ISSN : 03603199, DOI : 10.1016/j.ijhydene.2021.11.257.
- [164] Enrico FABRIZIO, Vincenzo CORRADO et Marco FILIPPI, « A model to design and optimize multi-energy systems in buildings at the design concept stage », in : *Renewable Energy* 35 (3 mars 2010), p. 644-655, ISSN : 09601481, DOI : 10.1016/j.renene.2009.08.012.
- [165] Martin GEIDL et Göran ANDERSSON, « Optimal Power Flow of Multiple Energy Carriers », in : *IEEE Transactions on Power Systems* 22.1 (2007), p. 145-155, DOI : 10.1109/TPWRS.2006.888988.
- [166] C. CORMIO et al., « A regional energy planning methodology including renewable energy sources and environmental constraints », in : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 7 (2 avr. 2003), p. 99-130, ISSN : 13640321, DOI : 10.1016/S1364-0321(03)00004-2.
- [167] Magnus KARLSSON et al., « Regional energy system optimization - Potential for a regional heat market », in : *Applied Energy* 86 (4 2009), p. 441-451, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2008.09.012.
- [168] L. DAIANOVA et al., « Evaluation of a regional bioenergy system with local production of biofuel for transportation, integrated with a CHP plant », in : *Applied Energy* 92 (2012), p. 739-749, ISSN : 03062619, DOI : 10.1016/j.apenergy.2011.08.016.
- [169] Heloise DUTRIEUX, « Méthodes pour la planification pluriannuelle des réseaux de distribution. Application à l'analyse technico-économique des solutions d'intégration des énergies renouvelables intermittentes », Theses, Ecole Centrale de Lille, nov. 2015, URL : <https://theses.hal.science/tel-01491053>.

-
- [170] Thibaut Pierre RICHERT, « Classification and aggregation of energy components », English, thèse de doct., 2020.
- [171] Pierre HAESSIG et al., « Energy storage sizing for wind power : impact of the auto-correlation of day-ahead forecast errors », in : *Wind Energy* 18.1 (2015), p. 43-57.
- [172] ENGIE, *The 1st open data windfarm : “La Haute Borne” (Meuse, France)*, rapp. tech., 2013-2016. <https://opendata-renewables.engie.com/>, accessed 10-Mars-2021.
- [173] Ian RICHARDSON et al., « Domestic electricity use : A high-resolution energy demand model », in : *Energy and buildings* 42.10 (2010), p. 1878-1887.
- [174] Khadija El ALAMI, Mohamed ASBIK et Hassan AGALIT, « Identification of natural rocks as storage materials in thermal energy storage (TES) system of concentrated solar power (CSP) plants – A review », in : *Solar Energy Materials and Solar Cells* 217 (nov. 2020), ISSN : 09270248, DOI : 10.1016/j.solmat.2020.110599.
- [175] Guruprasad ALVA, Yaxue LIN et Guiyin FANG, « An overview of thermal energy storage systems », in : *Energy* 144 (fév. 2018), p. 341-378, ISSN : 03605442, DOI : 10.1016/j.energy.2017.12.037.