



**HAL**  
open science

# Etudes de la valeur du stockage d'énergie dans le mix électrique : contribution des outils appliqués à la technologie REMORA

Antoine Debille

► **To cite this version:**

Antoine Debille. Etudes de la valeur du stockage d'énergie dans le mix électrique : contribution des outils appliqués à la technologie REMORA. Economies et finances. Nantes Université, 2024. Français. NNT : 2024NANU3011 . tel-04876594

**HAL Id: tel-04876594**

**<https://theses.hal.science/tel-04876594v1>**

Submitted on 9 Jan 2025

**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.

# THESE DE DOCTORAT DE

NANTES UNIVERSITE

ECOLE DOCTORALE N° 597  
*Sciences Economiques et Sciences de Gestion*  
Spécialité : Sciences économiques

Par

**Antoine DEBILLE**

**Etudes de la valeur du stockage d'énergie dans le mix électrique :  
Contribution des outils appliqués à la technologie REMORA**

**Soutenance de thèse prévue à Nantes, le 7 juin 2024**

**Unité de recherche : Laboratoire d'Economie et de Management de Nantes-Atlantique (LEMNA)**

## **Rapporteurs avant soutenance :**

Mouez FODHA      Professeur des universités, Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne, PjSE  
Philippe QUIRION      Directeur de recherche CNRS, CIRED, Nogent-sur-Marne

## **Composition du Jury :**

Président :      Frédéric WURTZ      Directeur de recherche CNRS, Université de Grenoble, G2ELAB

Examineurs : Mouez FODHA      Professeur des universités, Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne, PjSE  
Philippe QUIRION      Directeur de recherche CNRS, CIRED, Nogent-sur-Marne

Dir. de thèse : Rodica LOISEL      Maitre de conférences HDR, Nantes Université, LEMNA  
Co-dir. de thèse : Lionel LEMIALE      Maitre de conférences, Nantes Université, LEMNA  
Thibault NEU      Senior Technical Officer, Segula Engineering, IMT Atlantique

## **Invité**

David GUYOMARC'H      Head of Research and Development, Segula Engineering



---

Étude de la valeur du stockage d'énergie dans le mix  
électrique : Contribution des outils appliqués à la  
technologie REMORA

---

ANTOINE DEBILLE

Sous la direction de Rodica Loisel, Lionel Lemiale et Thibault Neu

Soutenance prévue le 7 juin 2024

---

NANTES UNIVERSITÉ



# Table des matières

Remerciements . . . . .	vii
Résumé . . . . .	viii
Abstract . . . . .	x
Tables des figures . . . . .	xiv
Liste des tableaux . . . . .	xvii

## **Introduction générale** **1**

### **1 Évaluation du coût du stockage d'énergie : analyses des paramètres clés dans les modèles de simulation et d'optimisation** **13**

1.1 L'évaluation du stockage . . . . .	13
1.1.1 Les indicateurs de coût actualisé . . . . .	13
1.1.1.1 Le coût actualisé de l'énergie . . . . .	14
1.1.1.2 LCOE appliqué au stockage . . . . .	16
1.1.1.3 Le coût actualisé du stockage . . . . .	17
1.1.2 Les limites des indicateurs de coût actualisé . . . . .	19
1.1.3 Les modèles d'opération dans la littérature . . . . .	21
1.2 Méthodologie d'analyse économique de l'opération d'une centrale de stockage . . . . .	23
1.2.1 La STEP de Grand'Maison . . . . .	24
1.2.2 Observation . . . . .	25
1.2.2.1 Méthodologie . . . . .	25
1.2.2.2 Résumé de l'analyse des données historiques . . . . .	27
1.2.3 Optimisation et Simulation . . . . .	31
1.2.3.1 Méthodologie de l'optimisation . . . . .	31
1.2.3.2 Méthodologie de la simulation . . . . .	32
1.3 Analyse des résultats et comparaison des modèles . . . . .	33
1.3.1 Volumes échangés et profits . . . . .	33
1.3.2 Indicateur de coût et revenu . . . . .	35
1.4 Discussion et conclusions . . . . .	40
1.4.1 Incidences des résultats dans l'évaluation du stockage . . . . .	40
1.4.2 Investissements dans le stockage et mécanismes de marché . . . . .	41
1.4.3 Recommandations . . . . .	43
1.5 Annexes . . . . .	45

1.5.1	Nomenclature . . . . .	45
1.5.2	Code d'optimisation de la centrale de Grand'Maison . . . . .	46
1.5.3	Outils de simulation VBA . . . . .	50
1.5.3.1	Introduction à l'outil de simulation . . . . .	50
1.5.3.2	Présentation de l'interface graphique . . . . .	51
1.5.3.3	Détails du code de simulation . . . . .	52
1.5.3.4	Fonctions utilisées dans le code de simulation . . . . .	59
1.5.4	Corrélation entre l'opération de Grand'Maison et les prix de marché SPOT . . . . .	64
1.5.4.1	Par année avec prise en compte des valeurs aberrantes . . . . .	64
1.5.4.2	Par année sans prise en compte des valeurs aberrantes . . . . .	66
1.5.4.3	Sur toutes les années sans prise en compte des valeurs aberrantes . . . . .	69
<b>2</b>	<b>Valorisation du stockage d'énergie : une analyse système par les outils d'optimisation</b>	<b>71</b>
2.1	Les modèles économiques d'intégration du stockage au système . . . . .	71
2.1.1	L'approche centralisée . . . . .	72
2.1.2	L'approche décentralisée . . . . .	73
2.2	Modélisation du stockage en système insulaire . . . . .	74
2.2.1	Présentation du territoire et mix électrique en Guadeloupe . . . . .	74
2.2.1.1	Objectifs de développement énergétique . . . . .	78
2.2.2	Modèle d'optimisation . . . . .	79
2.2.2.1	Données en entrée . . . . .	81
2.2.2.2	Fonction objectif . . . . .	81
2.2.2.3	Conditions d'équilibre offre-demande . . . . .	82
2.2.2.4	Modélisation du stockage . . . . .	82
2.2.2.5	Condition de transversalité . . . . .	83
2.2.2.6	Contraintes techniques . . . . .	83
2.2.2.7	Données en sortie . . . . .	83
2.2.3	Hypothèses relatives à l'analyse système . . . . .	84
2.2.3.1	Parc de production installée et demande d'électricité . . . . .	84
2.2.3.2	Profil des ressources intermittentes . . . . .	85
2.2.3.3	Préséance économique . . . . .	85
2.2.3.4	Analyse de la demande résiduelle . . . . .	86
2.2.3.5	Effacement de production . . . . .	87
2.2.3.6	Dimensionnement du parc de stockage . . . . .	88
2.2.3.7	Stockage de court-terme . . . . .	88
2.2.3.8	Stockage de long-terme . . . . .	89
2.2.3.9	Émissions CO2 . . . . .	90
2.3	Résultats du modèle d'optimisation . . . . .	90
2.3.1	Synthèse des résultats . . . . .	90
2.3.2	Électricité générée et déchargée . . . . .	91
2.3.3	Analyse du stockage et analyse du système . . . . .	93

2.4	Discussion et conclusions . . . . .	95
2.4.1	La transition électrique en Guadeloupe . . . . .	95
2.4.2	Évaluation du stockage et analyse système . . . . .	95
2.5	Annexes . . . . .	97
2.5.1	Code d'optimisation . . . . .	97
<b>3</b>	<b>Valorisation multicritère du stockage d'énergie à l'aide de la méthode d'analyse multicritère hiérarchique (AHP)</b>	<b>101</b>
3.1	Revue de littérature de l'analyse multicritère appliquée au stockage . . . . .	103
3.1.1	Analyse critique de la littérature et contributions de la thèse . . . . .	106
3.2	Application de l'analyse multicritère hiérarchique au stockage d'énergie . . . . .	107
3.2.1	Méthodologie et hypothèses . . . . .	107
3.2.1.1	Construction de la hiérarchique et de la base de donnée . . . . .	107
3.2.1.2	Détermination du poids des critères . . . . .	114
3.2.1.3	Test de cohérence des jugements . . . . .	117
3.2.1.4	Détermination du poids des dimensions . . . . .	119
3.2.1.5	Évaluation des scénarios . . . . .	120
3.2.2	Résultats . . . . .	123
3.2.2.1	Étude du score final . . . . .	123
3.2.2.2	Analyse des résultats par critère . . . . .	124
3.2.2.3	Analyse des résultats par AHP . . . . .	125
3.2.2.4	Recommandations pour le choix du parc de stockage en Guadeloupe à l'horizon 2030 . . . . .	127
3.3	Conclusion . . . . .	128
3.4	Annexes . . . . .	130
3.4.1	Score des critères par alternative (commun au scénario de préférence) . . . . .	130
3.4.1.1	Matrice des rapports . . . . .	130
3.4.1.2	Matrice des rapports normalisées . . . . .	134
3.4.1.3	Score des critères . . . . .	137
3.4.2	Détermination du poids des dimensions par profil de préférence . . . . .	138
3.4.2.1	AHP - Environnement . . . . .	138
3.4.2.2	AHP - Technique . . . . .	138
3.4.2.3	AHP - Économie . . . . .	139
3.4.3	Détermination du poids des critères par profil de préférence . . . . .	139
3.4.3.1	AHP - Environnement . . . . .	139
3.4.3.2	AHP - Technique . . . . .	141
3.4.3.3	AHP - Économie . . . . .	142
3.4.4	Score final des critères par scénarios . . . . .	143
3.4.4.1	AHP - Environnement . . . . .	143
3.4.4.2	AHP - Technique . . . . .	144
3.4.4.3	AHP - Économie . . . . .	144

3.4.5	Cohérence des jugements . . . . .	144
3.4.5.1	Exemple de calcul des valeurs propres via le polynôme caractéristique	144
3.4.5.2	Vérification de la cohérence des jugements : AHP - Environnement	146
3.4.5.3	Vérification de la cohérence des jugements : AHP - Technique . . .	146
3.4.5.4	Vérification de la cohérence des jugements : AHP - Économie . . .	147
	<b>Conclusion générale</b>	<b>148</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>153</b>

# Remerciements

Je tiens à remercier Mouez Fodha, Philippe Quirion et Frédéric Wurtz d'avoir accepté d'évaluer mon travail et d'être membres du jury.

Je remercie le LEMNA et l'IAE de Nantes pour le cadre de travail dont j'ai pu disposer pour la réalisation de cette thèse. J'adresse mes remerciements à tous mes collègues de travail et à mes amis doctorants sans qui cette expérience n'aurait pas été aussi intéressante.

Je remercie Segula Technologies de m'avoir accueilli dans son équipe de recherche. J'adresse toute ma reconnaissance aux personnes que j'ai croisées pendant mon temps à l'agence de Bouguenais, qui restera pour moi mon premier lieu d'épanouissement professionnel. Thibault, David, je vous remercie profondément pour vos conseils et toutes les connaissances que vous m'avez partagées.

J'adresse toute ma reconnaissance à ma famille et à mes amis, qui m'ont soutenu durant ce parcours. Clémentine, merci d'avoir été présente au quotidien, dans les meilleurs comme dans les pires moments.

Pour terminer, je souhaite exprimer toute ma gratitude à Rodica Loisel, Lionel Lemiale et Thibault Neu pour la direction et l'encadrement de cette thèse. Merci pour votre soutien durant ces quatre années, pour toute l'énergie investie dans mes recherches et pour tous vos conseils dont j'ai pu bénéficier. Je tiens particulièrement à exprimer ma reconnaissance à Rodica, sans qui tout ce voyage depuis mes débuts en master CODEME, en passant par Brest et jusqu'à Istanbul, n'aurait jamais eu lieu. Merci d'avoir cru en mes compétences, merci pour ton investissement, tes enseignements et ta sincérité. J'estime avoir été très chanceux de vous avoir eu comme équipe encadrante et je suis heureux d'avoir partagé cette expérience en votre compagnie.



# Résumé

Parmi les verrous au déploiement du stockage d'énergie dans le marché actuel de l'électricité, on compte le flou réglementaire sur son statut de générateur, consommateur et stockeur d'électricité, la difficulté de cumuler les services-système sur plusieurs segments de marché et *de facto* l'insuffisance de rémunération comme signal incitatif pour les investisseurs (Commission de régulation de l'énergie, 2019). La technologie REMORA, développée par Segula Technologies, apporte des innovations dans le stockage par air comprimé grâce à son emplacement en milieu océanique, sa nature modulable et son contenu en matériaux non critiques<sup>1</sup>. Toute nouvelle technologie cherche son positionnement sur le marché d'électricité qui est à la fois libéralisé (pour le fonctionnement) et régulé (pour le dimensionnement). Cette thèse consacrée à l'analyse du stockage vient en appui à la décision des parties prenantes. Pour évaluer le coût complet, la thèse propose d'étendre la formule du coût moyen (LCOE) en intégrant le coût de la charge et la durée de stockage à travers trois outils : analyse *backward*, simulation et optimisation, qui détermineront le seuil de rentabilité (chapitre 1). Le stockage étant fortement dépendant de l'opération du système électrique, l'évaluation est complétée par une optimisation en site isolé (l'île de Guadeloupe), permettant ainsi de scénariser les volumes de stockage chargés et déchargés, et évalue la complémentarité et la substituabilité entre REMORA et les batteries de type Li-ion (chapitre 2). La plus-value du stockage REMORA est estimée selon une grille de critères économiques, techniques et environnementaux, pondérés des préférences politiques *via* une analyse multicritère hiérarchique (AHP ; chapitre 3).

---

<sup>1</sup> [www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/](http://www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/)



# Abstract

The deployment of energy storage in the current electricity market design faces barriers such as the ambiguous regulation of its status of generator, consumer and storage operator, the difficulty of cumulating system services across several market segments, and the insufficient rewarding as an incentive signal for investors (Commission de régulation de l'énergie, 2019). REMORA technology, developed by Segula Technologies, brings innovations to compressed air energy storage due to an offshore location, modular nature and non-critical material content<sup>2</sup>. New technologies need to assess their position in the power market that is liberalized (on the operation side) and also regulated (for infrastructure planning). This thesis is dedicated to the analysis of energy storage in support to stakeholders in their decision-making. The thesis proposes to evaluate the total cost by extending the average cost formula (LCOE) to the cost of power charge and the duration of storage, by building three tools : backward analysis, simulation and optimization. This will allow determining the break-even point (Chapter 1). As storage is highly dependent on the operation of the power system, the evaluation is completed by system optimization in a remote area (Guadeloupe). This enables to plot volumes of power charged and discharged, and to assess the complementarity and substitutability between REMORA and Li-ion batteries (Chapter 2). The development of a multi-criteria analysis (AHP) by weighting political preferences applied to economic, technical and environmental criteria, enables to estimate the added value of REMORA (Chapter 3).

---

<sup>2</sup>[www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/](http://www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/)



# Table des figures

1	Production totale d'électricité en France en 2023 et répartition par filière . . . . .	1
2	Échanges commerciaux d'électricité entre la France et les pays voisins en 2023 . . . . .	4
3	Classification des technologies de stockage . . . . .	4
4	Représentation schématique du fonctionnement de REMORA . . . . .	5
1.1	Schématisme de l'analyse des données historiques de la STEP de Grand'Maison . . . . .	26
1.2	Opération journalière moyenne et prix de marché moyen entre 2014 et 2019 . . . . .	27
1.3	Corrélation entre les prix de marché et les volumes d'énergies chargés par Grand'Maison (2014 - 2019) . . . . .	29
1.4	Corrélation entre les prix de marché et les volumes d'énergies déchargés par Grand'Maison (2014 - 2019) . . . . .	29
1.5	Méthodologie des modèles de Simulation et d'Optimisation . . . . .	31
1.6	Interface de l'outil de simulation . . . . .	32
1.7	Facteur de capacité de la turbine, par méthode, sur 6 ans . . . . .	34
1.8	Profit de la centrale pour les années 2014 et 2018 . . . . .	34
1.9	Variation des facteurs de capacité et des profits entre 2014 et 2018 . . . . .	35
1.10	Décomposition du LCOS, par scénario, en moyenne sur la période 2014 - 2019 . . . . .	36
1.11	LCOS et profits par scénarios . . . . .	38
1.12	Revenu moyen par scénario, 2014 - 2019 . . . . .	39
1.13	Interface graphique de l'outil de simulation . . . . .	51
2.1	Carte des postes sources électriques et des lignes haute tension en Guadeloupe (EDF-SEI)	75
2.2	Répartition de la production d'électricité (gauche) et puissance installée (droite) en 2021	75
2.3	Évolution de la production annuelle d'électricité en Guadeloupe, de 1996 à 2021 . . . . .	76
2.4	Répartition de la production électrique entre ressources fossiles et renouvelables, de 1996 à 2021 (Belfort, 2019) . . . . .	76
2.5	Demande horaire d'électricité sur l'année 2021, donnée de Belfort et Bonine (2022) . . . . .	77
2.6	Demande de pointe (juillet) et demandes moyennes sur trois jours types (2021); données de Belfort et Bonine (2022) . . . . .	78
2.7	Demande résiduelle de pointe (juillet) et demande résiduelle moyenne sur trois jours types (2021); données de Belfort et Bonine (2022) . . . . .	78
2.8	Répartition de la production (gauche) et de la puissance installée (droite) en 2030 (Chotard et al., 2019) . . . . .	84

2.9	Demande reconstituée en 2030, selon le profil horaire de la demande en 2019 . . . . .	85
2.10	Effacement cumulé, calculé en fonction de la demande résiduelle . . . . .	87
2.11	Représentation de la technologie REMORA . . . . .	89
2.12	Chaîne de conversion de l'énergie du système REMORA . . . . .	89
2.13	Répartition de la production, le 13 et 14 février 2030, en MWh . . . . .	92
2.14	Répartition de la production, le 31 et 1 <sup>er</sup> février 2030, en MWh . . . . .	93
2.15	Énergie chargée et stockée, 13 et 14 février 2030, en MWh . . . . .	94
2.16	Énergie chargée et stockée, 31 et 1 <sup>er</sup> novembre 2030, en MWh . . . . .	94
3.1	Décomposition d'une hiérarchie par objectifs, critères et sous-critères . . . . .	108
3.2	Hiérarchie appliquée au choix du parc de stockage d'énergie . . . . .	109
3.3	Matrice de comparaison des i critères . . . . .	115
3.4	Distribution du poids des dimensions, par AHP . . . . .	120
3.5	Répartition du score final par critère, toutes AHP confondues . . . . .	124
3.6	Scores agrégés de chaque critère, par scénarios . . . . .	125
3.7	Résultats de l'AHP - Environnement, par dimension . . . . .	126
3.8	Résultats de l'AHP - Économie, par dimension . . . . .	126
3.9	Résultats de l'AHP - Technique, par dimension . . . . .	127

# Liste des tableaux

1	Liste non exhaustive des applications du stockage d'énergie au système électrique . . .	7
2	Comparaison de technologies de stockage d'énergie . . . . .	9
1.1	Paramètres techniques de Grand'Maison . . . . .	25
1.2	Corrélation (Pearson) entre l'opération de Grand'Maison et les prix de marché (SPOT), par année (2014-2019), au pas horaire . . . . .	28
1.3	Corrélation (Pearson) entre l'opération de Grand'Maison et les prix de marché (SPOT), toutes années confondues . . . . .	28
1.4	Profil d'opération construit à partir de l'Observation, en facteur de charge . . . . .	30
1.5	Coût actualisé de l'énergie (LCOS <sup>SC</sup> ) et facteur de capacité par année et par scénario	36
1.6	Coût de la charge d'énergie par scénario, en €/MWh (et en % de LCOS <sup>SC</sup> ) . . . . .	37
1.7	Coût actualisé du stockage (LCOS) et facteurs de capacité par année et par scénario .	37
1.8	Revenu dégagé par MWh déchargé en €/MWh (et en % de LCOS) . . . . .	39
2.1	Nomenclature . . . . .	80
2.2	Préséance économique : ordre de priorité des centrales de production . . . . .	86
2.3	Demande résiduelle moyenne sur une journée, par mois, en 2030 . . . . .	86
2.4	Scénarios de répartition de la capacité de stockage . . . . .	88
2.5	Facteur d'émission carbone par filière de stockage et de production d'électricité . . .	90
2.6	Synthèse des résultats par scénario . . . . .	91
2.7	Production par filière et énergie déchargée, en GWh, pour chaque scénario . . . . .	92
2.8	Nombre d'heures d'opération des centrales de stockage et volume chargé et déchargé d'énergie, par scénario . . . . .	93
3.1	Liste non exhaustive des méthodes d'analyse multicritère . . . . .	103
3.2	Technologies de stockage comparées par chaque étude . . . . .	104
3.3	Scénarios de dimensionnement du parc de stockage . . . . .	112
3.4	Valeurs des critères de comparaison, par scénario . . . . .	112
3.5	Valeurs inverses des critères de comparaison, par scénario . . . . .	112
3.6	Valeurs des critères, standardisées, par scénarios . . . . .	113
3.7	Valeurs des critères, standardisées et positives, par scénarios . . . . .	114
3.8	Description de l'échelle de Saaty (1990) . . . . .	114
3.9	Matrice de comparaison des critères de la dimension environnement . . . . .	116

3.10	Valeurs normalisées de la matrice de comparaison des critères de la dimension environnement . . . . .	116
3.11	Poids des critères de la dimension environnement . . . . .	117
3.12	Indice de consistance aléatoire selon l'ordre de la matrice (Saaty, 1990) . . . . .	118
3.13	Poids des critères pondérés par le poids de leur dimension . . . . .	120
3.14	Matrice des rapports entre scénarios pour le critère $CO_2$ . . . . .	121
3.15	Matrice des rapports normalisées pour le critère $CO_2$ . . . . .	121
3.16	Score du critère <i>émission <math>CO_2</math></i> par scénario . . . . .	122
3.17	Score final du critère <i>émission <math>CO_2</math></i> , lorsque la dimension environnement est préférée, par scénario . . . . .	122
3.18	Résultats agrégés des trois scénarios de préférence . . . . .	123
3.19	Matrice des rapports du critère <i>Énergie renouvelable</i> . . . . .	130
3.20	Matrice des rapports du critère <i>Émissions <math>CO_2</math></i> . . . . .	130
3.21	Matrice des rapports du critère <i>Masse</i> . . . . .	131
3.22	Matrice des rapports du critère <i>Coût d'investissement</i> . . . . .	131
3.23	Matrice des rapports du critère <i>Durée de vie</i> . . . . .	132
3.24	Matrice des rapports du critère <i>Perte d'énergie</i> . . . . .	132
3.25	Matrice des rapports du critère <i>Énergie effacée</i> . . . . .	133
3.26	Matrice des rapports du critère <i>Variation de puissance du fossile</i> . . . . .	133
3.27	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Énergie renouvelable</i> . . . . .	134
3.28	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Émissions <math>CO_2</math></i> . . . . .	134
3.29	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Masse</i> . . . . .	134
3.30	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Coût d'investissement</i> . . . . .	135
3.31	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Durée de vie</i> . . . . .	135
3.32	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Perte d'énergie</i> . . . . .	135
3.33	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Énergie effacée</i> . . . . .	136
3.34	Matrice normalisées des rapports du critère <i>Variation de puissance du fossile</i> . . . . .	136
3.35	Valeurs non pondérées des critères, par scénarios . . . . .	137
3.36	Processus d'attribution du poids des dimensions pour l'AHP - Environnement . . . . .	138
3.37	Processus d'attribution du poids des dimensions pour l'AHP - Technique . . . . .	138
3.38	Processus d'attribution du poids des dimensions pour l'AHP - Économie . . . . .	139
3.39	Matrice de comparaison, AHP - Environnement . . . . .	139
3.40	Matrice de comparaison normalisée, AHP - Environnement . . . . .	140
3.41	Poids des critères, AHP - Environnement . . . . .	140
3.42	Matrice de comparaison, AHP - Technique . . . . .	141
3.43	Matrice de comparaison normalisée, AHP - Technique . . . . .	141
3.44	Poids des critères, AHP - Technique . . . . .	142
3.45	Matrice de comparaison, AHP - Économie . . . . .	142
3.46	Matrice de comparaison normalisée, AHP - Économie . . . . .	143
3.47	Poids des critères, AHP - Économie . . . . .	143
3.48	Score final des critères par scénarios, AHP - Environnement . . . . .	143

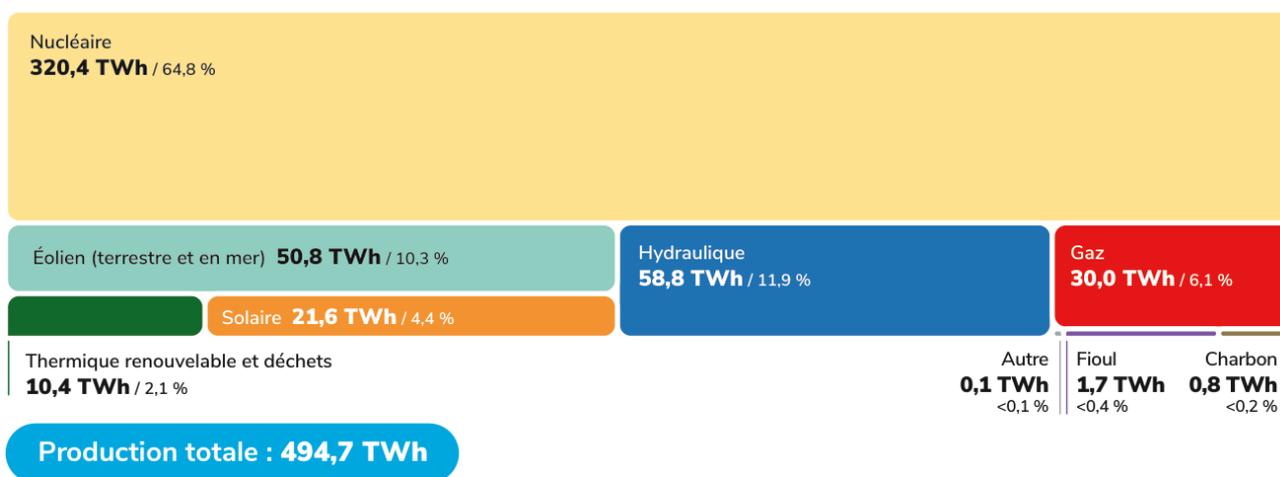
---

3.49	Score final des critères par scénarios, AHP - Technique . . . . .	144
3.50	Score final des critères par scénarios, AHP - Économie . . . . .	144
3.51	Calcul de la cohérence moyenne . . . . .	146
3.52	Indice et ratio de cohérence . . . . .	146
3.53	Calcul de la cohérence moyenne . . . . .	146
3.54	Indice et ratio de cohérence . . . . .	147
3.55	Calcul de la cohérence moyenne . . . . .	147
3.56	Indice et ratio de cohérence . . . . .	147



# Introduction générale

Le respect des objectifs climatiques nécessite une forte décarbonation des systèmes énergétiques qui ne pourra être obtenu qu'avec une forte électrification des usages ou de la production d'énergie finale de type hydrogène par électrolyse par exemple. La production d'électricité, et plus particulièrement d'origine renouvelable, est donc appelée à fortement s'accroître dans les années à venir. Ainsi, en 2050 l'électricité représentera 55 % de la consommation finale d'énergie selon les objectifs de transition environnementale et énergétique fixés par la programmation pluriannuelle de l'énergie (PPE) et la stratégie nationale bas-carbone (SNBC) (Ministère de la transition écologique et solidaire, 2020), contre 25 % aujourd'hui pour 60 % d'énergie fossile. Malgré une contraction de la consommation finale d'énergie, la production d'électricité se situera entre 555 et 754 TWh selon les différents scénarios envisagés par RTE (2022), soit une augmentation de 12 % à 52 % par rapport à l'année 2023 (figure 1).



Sources : (RTE, 2024)

Figure 1 – Production totale d'électricité en France en 2023 et répartition par filière

De nombreuses trajectoires sont envisageables pour atteindre ces objectifs. Dans ce contexte, le cas français est relativement unique puisque suite au choc pétrolier du début des années 1970, elle a accéléré son programme électronucléaire pour réduire sa dépendance au pétrole. La part du nucléaire représente aujourd'hui 70 % de l'électricité produite en France. Il est incontestable que la prépondérance du nucléaire dans le mix électrique constitue un atout de taille face aux objectifs de décarbonation atmosphérique. Le déploiement de cette technologie reste cependant controversé, notamment en raison du traitement des déchets et des risques techniques. Le gestionnaire de réseau de transport

d'électricité en France (RTE, 2022) montre que l'accroissement de la consommation d'électricité devra s'accompagner d'une intégration massive des moyens de production renouvelable<sup>3</sup> (entre 50 % et 100 % selon les scénarios de déploiement du nucléaire). La neutralité carbone en 2050 n'est pas envisageable sans un développement significatif des énergies renouvelables. Leur caractère intermittent conduira toutefois à une volatilité importante de la production qui devra être gérée par des moyens de flexibilité. Selon le rapport de RTE, le besoin en flexibilité se situe entre 28 GW pour les scénarios à dominante nucléaire, et 68 GW pour les scénarios marqués d'une forte pénétration des renouvelables, soit 15 % à 20 % de la puissance de production installée dans ces scénarios. Quatre leviers de flexibilité sont envisagés : la maîtrise de la demande, les centrales de production de pointe, les interconnexions et les systèmes de stockage d'énergie.

**La maîtrise de la demande** englobe toutes les actions mises en place du côté du consommateur final pour réduire sa consommation ou gérer les pointes de demande. La maîtrise de la demande peut s'effectuer selon deux axes principaux : la maîtrise passive et la maîtrise active (Bergaentzle, 2015). La maîtrise passive ne modifie pas le profil intertemporel de consommation, mais influence son niveau. Cette catégorie englobe principalement toutes les actions de rénovation énergétique, comme les travaux d'isolation d'un bâtiment, le changement d'un simple vitrage vers un double vitrage, ou encore l'installation d'un système de chauffage plus efficient. La maîtrise active de la demande vise à réduire les pics de consommation. Son action nécessite la mise en place de programme basé sur des politiques de prix ou d'incitation (Bergaentzle, 2015). Les politiques de prix permettent une régulation naturelle des consommations par l'application d'un tarif variable en fonction des pics et des creux de consommation. EDF propose par exemple des contrats suivant les prix de marchés, ou alors des tarifs heures pleines/heures creuses. Les programmes basés sur des incitations encouragent la réduction des consommations lors des pics en contrepartie d'une compensation financière accordée aux consommateurs (généralement sous la forme d'une remise sur leur facture) (Bergaentzle, 2015). De la même manière, la maîtrise de la demande par le régulateur est principalement assurée par les contrats d'effacement de consommation. Ces contrats prévoient une réduction de la consommation d'électricité d'un site donné lors des périodes de déséquilibre entre l'offre et la demande. Les agents contractuels sont volontaires et compensés financièrement lors des périodes sur lesquels ils s'effacent. Selon plusieurs pilotes effectués aux États-Unis et en Europe, les actions de maîtrise de la demande permettent une réduction de la demande en pointe de 4 % à 20 % selon l'agressivité de la mesure mise en place (Faruqui et al., 2007 ; Federal Energy Regulatory Commission, 2009).

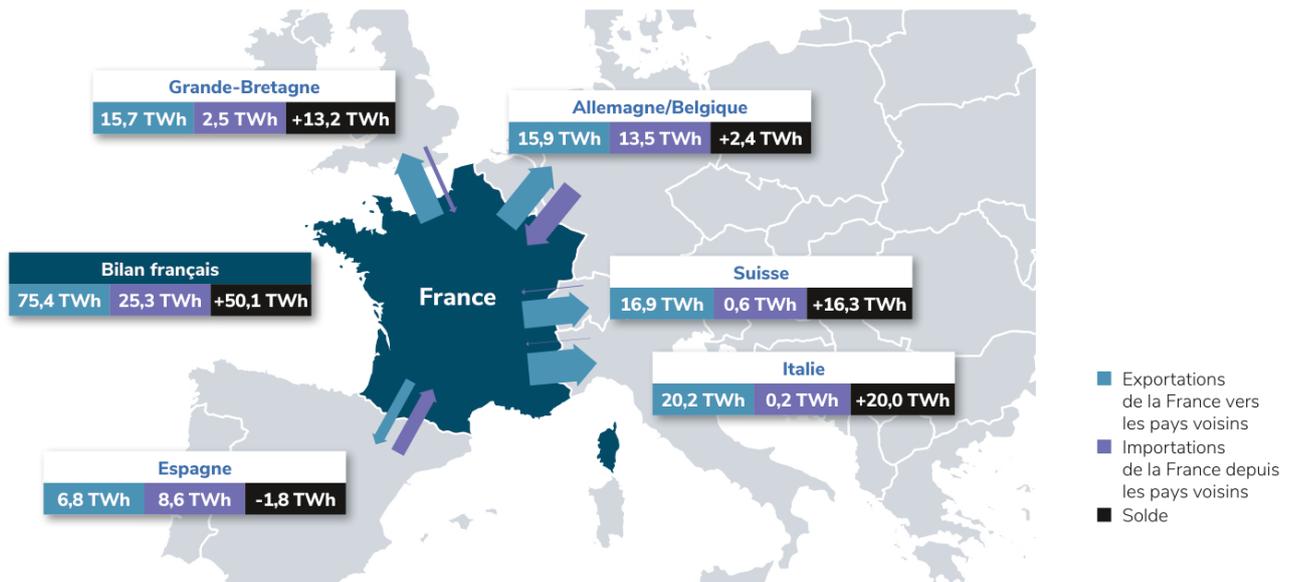
**Les centrales de pointes** font référence aux centrales de production d'électricité dont le but est de garantir la stabilité du réseau lors des pics de consommation. La production d'électricité est régie selon le concept de préséance économique, qui régule l'ordre de production des centrales électriques par coût marginal croissant jusqu'à ce que la demande soit satisfaite. Les centrales dites « *en base* » possèdent le coût marginal le plus faible et sont appelées en priorité dans l'ordre de préséance. Ces centrales sont utilisées toutes l'année, car elles possèdent des considérations techniques et économiques spécifiques (coût de démarrage élevé, faible réactivité, production d'énergie fatale, etc.). Elles regroupent les centrales renouvelables intermittentes et une partie du parc nucléaire. Une fois la puissance en base

---

<sup>3</sup>En 2023 le renouvelable représente 26 % de la production d'électricité.

épuisée, les centrales de « *semi-base* » sont utilisées pour compléter la demande. D'un coût marginal plus élevé, elles sont caractérisées par une meilleure réactivité en comparaison aux centrales en base. Sont comprises ici les centrales renouvelables programmables comme la biomasse et certaines centrales fossiles peu réactives (principalement les centrales thermiques au charbon). Enfin, les centrales dites de « *pointes* » sont appelées uniquement lors des pics de consommation, et sont caractérisées par des coûts de fonctionnement élevés et une réactivité très importante (démarrage entre quelques minutes et une heure). Malgré leurs coûts élevés, les centrales de pointes restent un des moyens de flexibilité les plus efficaces grâce à leurs réactivités. Cependant, elles correspondent majoritairement aux TAC et aux centrales à gaz, qui sont parmi les moyens de production les plus émetteurs en carbone (Percebois & Pommeret, 2024). Pour autant, comme ces installations sont déjà implantées, il ne serait pas rentable de ne pas continuer à les utiliser comme moyen de flexibilité (Ackermann et al., 2024; Shrimali, 2021). Dans le cadre des objectifs de transition énergétique, l'enjeu est ainsi de développer ou de réhabiliter des centrales thermiques à base de ressources décarbonées, comme le gaz décarboné ou l'hydrogène (RTE, 2022).

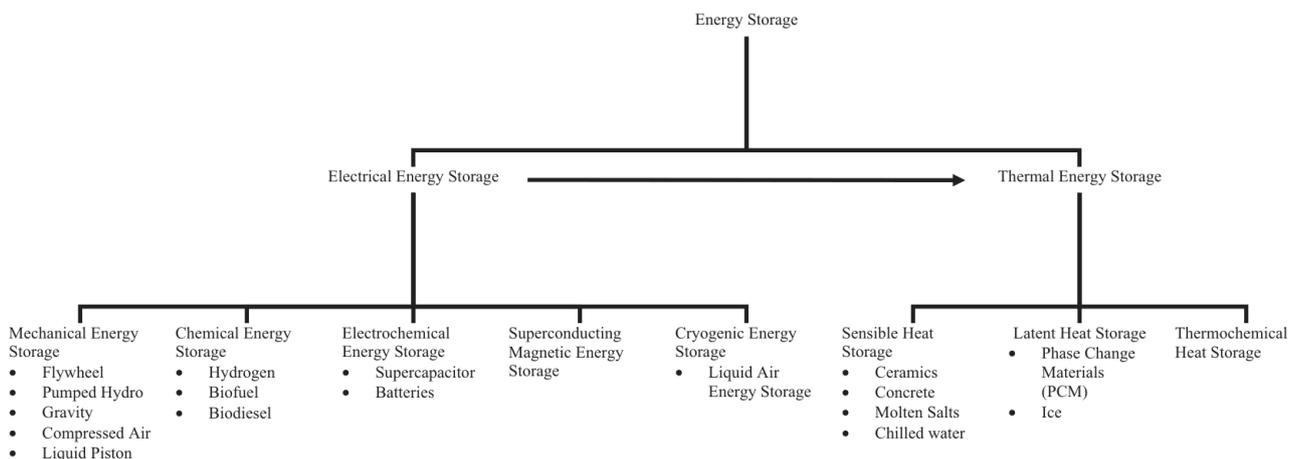
**Les interconnexions** correspondent aux infrastructures de réseau connectant deux pays et leur permettant d'échanger de l'électricité. Les interconnexions sont en Europe un enjeu stratégique pour augmenter la part des énergies renouvelables dans la production d'électricité européenne, et ainsi assurer la sécurité d'approvisionnement à chaque État membre. Le développement des interconnexions permet de bénéficier de la complémentarité des mix nationaux en mutualisant les capacités nécessaires pour la gestion de la sécurité du système électrique européen. Un système électrique ainsi étendu permet d'organiser la production autour des tendances météorologiques de chaque région, pour créer des complémentarités entre nations et assurer l'équilibre offre demande à tout instant. Par exemple, la France est le pays européen le plus exportateur avec un solde des échanges établi à 50,1 TWh en 2023, soit 11 % de la production nationale (figure 2). Une partie de ces échanges sont effectués avec l'Allemagne et l'Espagne, qui sont deux pays dont les capacités de production installées sont en grande partie renouvelables, de respectivement 65 % et 60 % en 2022 (Fraunhofer ISE, 2022). Cette configuration permet à ces pays de cumuler les productions d'origines nucléaires et renouvelables dont les coûts marginaux de production sont faibles. De telle manière, l'Allemagne et l'Espagne peuvent profiter du nucléaire français lors des périodes d'indisponibilité des renouvelables, ce qui est économiquement avantageux face à l'appel d'une centrale de pointe. La France bénéficie en contrepartie des surplus de production du renouvelable venant de ces pays (Percebois & Pommeret, 2021). D'un point de vue global, cela permet donc aux pays européens de profiter de prix de l'électricité plus faibles, tout en remplaçant les productions de pointes émettrices en carbone. Selon les objectifs de transition, la capacité d'import française devrait évoluer à 39 GW (contre 13 GW aujourd'hui) pour constituer un bon compromis entre optimum économique et réalisme technique (RTE, 2022).



Sources : (RTE, 2024)

Figure 2 – Échanges commerciaux d'électricité entre la France et les pays voisins en 2023

Le quatrième levier de flexibilité envisagé est celui auquel cette thèse va s'intéresser : **le stockage d'énergie**. Le stockage d'énergie est défini comme l'action d'absorber une quantité d'énergie produite à un moment donné pour l'utiliser à un moment ultérieur (Guney & Tepe, 2017). De nombreuses méthodes existent pour stocker de l'énergie et peuvent être classifiées selon la nature de la conversion de l'énergie dans le processus de stockage (figure 3). Les technologies les plus utilisées sur le réseau utilisent des méthodes de stockage d'énergie chimique, électrochimique et mécanique.



Sources : (Aneke & Wang, 2016)

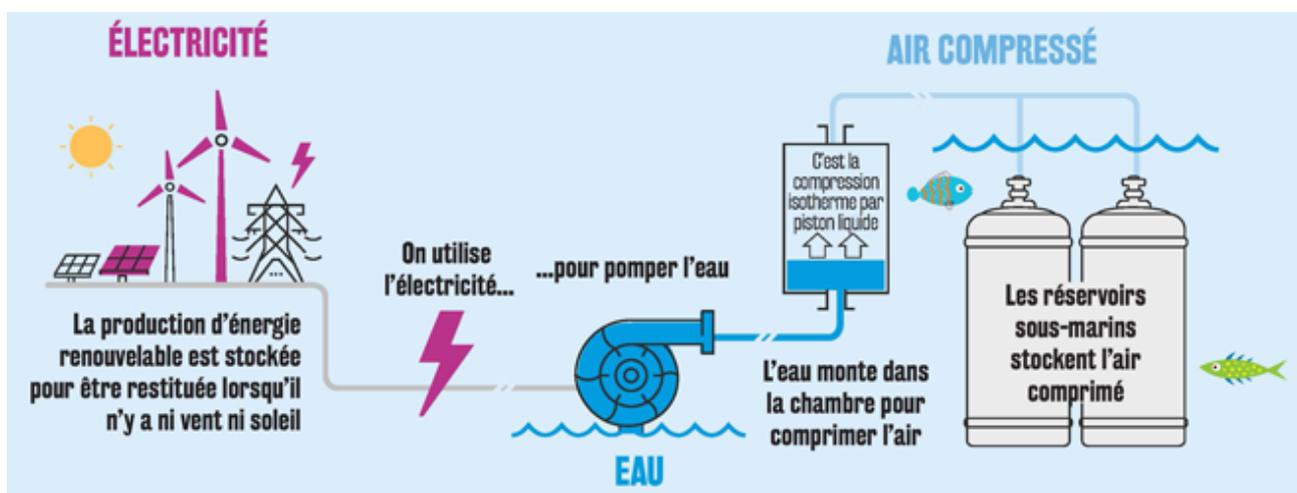
Figure 3 – Classification des technologies de stockage

Le stockage d'énergie chimique désigne chaque technologie où l'énergie électrique est utilisée pour réaliser une électrolyse et produire un composant chimique pouvant être stocké, tel que l'hydrogène ou le méthanol. Le stockage électrochimique fait quant à lui référence aux batteries, où la charge et la décharge opèrent par le transfert d'électron entre la cathode et l'anode grâce à un électrolyte (Zakeri & Syri, 2015). Cette catégorie regroupe la plupart des batteries pour le stockage électrochimique (lithium-

ion, nickel-cadmium, sodium-souffre, etc.), et les carburants de synthèse pour le stockage chimique (hydrogène, gaz naturel synthétique, biodiesel, etc.). Ces technologies sont adaptées à un stockage de longue durée grâce à la nature des carburants synthétisés (hydrogène, éthanol, biocarburant, etc.), mais aussi pour des applications mobiles et de micropuissance grâce à la portabilité des batteries (Guney & Tepe, 2017).

Le stockage mécanique fait référence à la conversion énergétique entre énergie électrique et énergie mécanique. Ces technologies sont actuellement les plus employées pour le stockage à grande échelle de l'énergie (ADEME, 2013). On retrouve parmi ces systèmes les stations de transfert d'énergie par pompage (STEP), les parcs de stockage d'énergie par air comprimé (CAES) et les volants d'inertie. Les STEP permettent de stocker de l'énergie en transformant l'électricité en énergie potentielle par l'action de pompes remontant d'importantes masses d'eau d'un réservoir en basse altitude à un réservoir en haute altitude, et inversement (Ursat et al., 2011). Les CAES sont des systèmes permettant de stocker l'électricité excédentaire du réseau sous forme d'air comprimé. Un système mécanique est utilisé pour réaliser les compressions ou les détentes nécessaires à la conversion énergétique, le fluide comprimé est stocké dans un réservoir (Neu, 2017). Le concept des volants d'inerties repose sur le stockage de l'énergie sous forme d'énergie cinétique par la rotation d'une masse (appelé volant d'inertie). En comparaison aux deux systèmes de stockage précédents, les volants d'inertie ont une échelle d'action extrêmement courte (inférieurs à la seconde), conduisant à des quantités d'énergie stockées relativement faibles (de l'ordre de quelques kWh) (Aneke & Wang, 2016).

Cette thèse est réalisée en partenariat avec l'entreprise Segula Technologies, qui développe une technologie de stockage appelé REMORA. Cette collaboration nous permet d'utiliser un cas d'étude d'une technologie de stockage concrète et en voie de développement à travers REMORA, pour ensuite en préciser le positionnement sur le marché de l'électricité. La technologie REMORA est un système de stockage par air comprimé à compression quasi-isotherme (I-CAES). Le système est composé de deux parties, une plateforme flottante composée des équipements nécessaires à la conversion d'énergie, et de réservoirs installés sur le fond marin pour stocker l'air comprimé (Maisonnave et al., 2018).



Sources : [www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/](http://www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/)

Figure 4 – Représentation schématique du fonctionnement de REMORA

Cette technologie innovante par l'utilisation d'un piston liquide pour la compression de l'air. Cette caractéristique qui permet d'augmenter la surface et la qualité des échanges thermiques se produisant lors du processus de compression et de détente en comparaison à un piston solide (Neu, 2017). Cette innovation lui permet d'atteindre un rendement énergétique de 70 %, en comparaison aux centrales CAES classiques dont le rendement avoisine les 40 % (King et al., 2021). La construction du système particularise les postes de puissance (plateforme) et d'énergie (réservoir), offrant un degré de modularité permettant au système d'adapter son dimensionnement en fonction des caractéristiques du réseau et des applications qu'il sera mené à réaliser.

Le stockage d'énergie permet d'exécuter différentes applications sur le réseau électrique. La possibilité de séparer dans le temps la production de l'utilisation permet d'améliorer la gestion des ressources électriques en réutilisant les surplus d'électricité produite à des moments où les moyens de production sont saturés. Cette caractéristique apporte aux systèmes de stockage une flexibilité certaine en termes des applications pouvant être réalisées sur le réseau électrique. Ils existent ainsi des applications spécifiques auxquelles le stockage d'énergie peut prétendre selon ces caractéristiques techniques.

Tableau 1 – Liste non exhaustive des applications du stockage d'énergie au système électrique

Production	Contrôle de la génération	Coordination et planification	Sécurité du système	Consommateur final
Services	Temps de réaction	Temps de décharge	Echelle	
Arbitrage économiques	Dizaines de minutes	Heures à centaine d'heures	Nationale	
Garantie capacitaire	Dizaines de minutes	Heures à dizaines d'heures	Nationale et régionale	
Intégration EnR	Dizaines de minutes à heures	Heures à dizaines d'heures	Nationale	
Dispatching économique	Minutes	Heures	Nationale	
Compensation des pertes T&D	Millisecondes	Secondes	Segment de réseau	
Régulation de charge	Secondes	Minutes	Nationale	
Suivi de charge	Dizaines de secondes	Heures	Nationale	
Contrôle système	Journée	Heures à dizaines d'heures	Nationale	
Déséquilibre d'énergie	Secondes	Heures	Nationale	
Planification dynamique	Secondes	Heures	Segment de réseau	
Réserve primaire (contrôle de fréquence)	Secondes	15 minutes	Continental	
Réserve secondaire (contrôle de fréquence)	Minutes	30 minutes	Nationale	
Réserver tertiaire	Dizaines de minutes à heures	Heures	Nationale	
Reconstitution de réseau	Minutes	Heures à dizaines d'heures	Segment de réseau	
Régulation de tension	Dizaines de minutes à heures	Secondes	Segment de réseau	
Time of Use	Minutes	Heures	Sur site	
Fiabilité d'approvisionnement et qualité	Secondes à minutes	Millisecondes	Sur site	

Sources : (ADEME, 2013; Eyer & Corey, 2010)

Ces différentes applications vont concerner des services spécifiques à différentes échelles sur le réseau. On dénote ainsi les services afférant à la production, au système de distribution et de transport, et les services à l'échelle du consommateur final.

Les services portant sur la production sont utilisés pour optimiser la génération d'électricité d'un point de vue économique et environnemental. L'**arbitrage économique** est un service permettant de maximiser les revenus de l'opérateur de stockage, sa charge et sa décharge d'énergie en fonction des prix de marché. L'opérateur charge de l'électricité lorsque les prix sont bas et décharge lorsque les prix sont élevés pour réaliser un bénéfice (Xie et al., 2019). La **garantie capacitaire** est un service qui permet d'assurer un moyen d'approvisionnement lors des pics de consommation. Ce service est couplé à une optimisation financière, car l'assurance de l'approvisionnement grâce à un stockage d'énergie permet de reporter des investissements dans les centrales de pointe (ADEME, 2013). L'**intégration de la production EnR** est réalisée en utilisant le stockage pour réduire la volatilité de la production

des ressources intermittentes. Cette combinaison permet de lisser la production d'une centrale EnR par la captation du surplus de production lors des périodes de forte disponibilité de la ressource, et à l'inverse en compensant la génération lors des périodes de non-disponibilité (Bridier et al., 2014). Certaines actions d'optimisation sont complètement automatisées en fonction des données observées en temps réel. Par exemple, le **dispatching économique** de l'offre de production est automatisé via l'utilisation d'un logiciel d'optimisation de production en temps réel en fonction des contraintes de la disponibilité de ressources et des capacités de puissance. De la même manière, il existe un **service de compensation et de remplacement de perte d'énergie** qui est intégré par une clause de compensation dans les contrats entre revendeurs et opérateurs de transport. Au cas échéant où des pertes d'énergie sont rencontrées pendant l'acheminement, elles sont automatiquement compensées par un outil de flexibilité (ADEME, 2013).

La demande et l'offre d'énergie doivent être égales à tout moment de la journée, nécessitant une constante planification et une forte coordination des acteurs sur le réseau. Il existe de ce fait des services spécifiques au réseau de transport et de distribution. Par exemple, la **régulation de charge** est appliquée pour corriger la balance offre/demande sur une zone spécifique du réseau à chaque minute. Le **suiti de charge** est aussi régulièrement utilisé pour la correction des variations horaires globales du réseau entre l'offre et la demande (Eyer & Corey, 2010). Du point de vue de la planification, on retrouve le **contrôle système**, utilisé pour programmer une transaction en avance et ainsi contrôler l'état de la production et du stock d'énergie disponible en fonction de la transaction prévue. Le **service de déséquilibre d'énergie** est quant à lui appliqué chaque heure où un décalage est recensé entre la demande actuelle d'énergie et la demande programmée (qui comprend les transactions planifiées par le contrôle système). Enfin, la **planification dynamique** permet de transférer électroniquement en temps réel une charge d'une zone de contrôle à une autre (ADEME, 2013).

Les fonctions premières du réseau électrique sont d'une part de fournir de l'électricité via la conversion d'énergie fossile ou renouvelable, et d'autre part d'acheminer cette électricité au consommateur et d'assurer sa disponibilité à n'importe quel instant. Afin de prévenir de possibles aléas sur le réseau électrique, des services dédiés à la sécurité d'approvisionnement et à son intégrité ont été mis en place. Il existe sur le système français une obligation de réserve d'énergie, qui est définie selon la vitesse de réaction requise à la résolution de l'aléa rencontré (CRE, 2018). Ainsi, la **réserve primaire** est appelée pour reconstituer l'onde de fréquence instantanément. La **réserve secondaire** participe, elle aussi, à l'ajustement de l'onde de fréquence et relaie la réserve primaire après quelques minutes (de 15 à 30 minutes en moyenne). Enfin, la **réserve tertiaire** est utilisée pour remplacer durablement la puissance manquante. Mis à part les réserves, des services plus spécifiques existent pour des événements ciblés. La **reconstitution de réseau** nécessite une capacité de puissance conséquente afin de reconstruire le réseau après un black-out. La **régulation de l'onde de tension** vise quant à elle à maintenir une tension suffisante sur les différentes portions du réseau (Eyer & Corey, 2010).

Tableau 2 – Comparaison de technologies de stockage d'énergie

Paramètres	Batterie Lithium-ion	CAES	STEP	Hydrogène	REMORA
<b>Maturité (TRL)</b>	9	8 - 9	9	8 - 9	Non communiqué
<b>Puissance</b>	1kW - 500MW	10 - 1000MW	10MW - 3GW	kW - GW	2kW - 15MW
<b>Capacité</b>	kWh - >100MWh	10 - 1000MWh	< 100GWh	MWh - GWh	10kWh - 90MWh
<b>Temps de réponse</b>	< 1 seconde	3 - 10 minutes	secondes - minutes	< 1 seconde	10 secondes
<b>Durée de stockage</b>	Minutes - heures	Heures - Semaines	Heures - Mois	Heures - Mois	Heures - Semaines
<b>Rendement</b>	80% - 90%	40% - 70%	80%	30%	70%
<b>Durée de vie</b>	10 ans - 20 ans	20 ans - 40 ans	> 50 ans	10 ans - 15 ans	50 ans
<b>CAPEX (puissance)</b>	50 - 100€/kW	980€/kW	400 - 1500€/kW	2500€/kW	Non communiqué
<b>CAPEX (énergie)</b>	180 - 225€/kWh	70 - 100€/kWh	40 - 150€/kWh	2 - 10€/kWh	Non communiqué

Sources : (Neu, 2017 ; Viswanathan et al., 2022)

Les technologies exposées dans le tableau 2 sont les systèmes de stockage les plus matures actuellement (à l'exception de REMORA, inclus pour la comparaison). Les batteries et les CAES possèdent des dimensionnements relativement proches aussi bien en termes de puissance que de capacité. En comparaison, les STEP et l'hydrogène permettent des dimensionnements bien plus extensibles, de l'ordre de quelques kW à plusieurs GW. Les temps de réponse sont similaires, à l'exception du CAES nécessitant au minimum quelques minutes. Les différences majeures s'opèrent sur le coût et le rendement des technologies. Les CAES et l'hydrogène offrent un rendement de stockage faible face à ceux des batteries et des STEP. Du côté financier, les batteries possèdent la puissance la moins chère au kW. Cependant, la nature de cette technologie ne lui permet pas de stocker une grande quantité d'énergie, ce qui se reflète dans son prix au kWh qui est le plus élevée. En comparaison, les CAES, les STEP et l'hydrogène permettent de stocker de grandes quantités d'énergie, d'où leurs prix faibles au kWh. En revanche, les installations de ces technologies sont bien plus contraignantes, et nécessitent un environnement spécifique (altitude pour les STEP, caverne saline pour les CAES classique), ce qui se traduit par un prix de la puissance nettement plus élevée.

Le coût des technologies de stockage est actuellement une des problématiques relatives à leur déploiement. La Commission de Régulation de l'Énergie (CRE) met en avant la nécessité de développer les systèmes de stockage d'énergie pour compléter les structures de flexibilité déjà existantes (Commission de régulation de l'énergie, 2022a ; RTE, 2023). Cependant, le rythme de déploiement du stockage sur le réseau est encore faible en comparaison aux infrastructures de production renouvelable. En 2019, la CRE identifie les principaux verrous relatifs au déploiement des installations de stockage comme leur statut juridique, la compatibilité des services offerts avec les mécanismes de marché existants, et des signaux économiques n'étant pas suffisamment incitatifs pour les investisseurs (Commission de régulation de l'énergie, 2019). Le besoin en solutions de flexibilité continue d'augmenter, et grâce aux différents programmes d'investissement, de nombreux projets ont été développés. Néanmoins, la plupart des retours d'expérience fournis par ces projets convergent sur un point : le coût d'investissement élevé des infrastructures et la valorisation économique des systèmes, une fois en fonctionnement, demeurent les verrous principaux au développement du stockage d'énergie (Agence de la Transition Ecologique, 2021). Malgré la mise en place de différents outils pour soutenir le développement des

solutions de flexibilité<sup>4</sup>, les problèmes de valorisation persistent. Les incertitudes relatives à la disponibilité des capacités du parc de production pourraient avoir un impact négatif sur les marges du système à court et moyen terme<sup>5</sup>. L'incitation à investir dans des solutions de stockage d'énergie serait réduite, et se traduirait par un marché davantage tendu (Commission de régulation de l'énergie, 2022b).

Entre production et consommation, le stockage est une entité complexe. Il nécessite une analyse plus précise de sa structure technique pour rendre compte de son plein potentiel d'utilisation, et de sa structure économique pour proposer des solutions pertinentes aux verrous de développement. L'objectif de cette thèse est ainsi d'étudier le stockage d'énergie pour éclaircir la problématique de sa valorisation. L'opération d'un système de stockage est analysée pour définir les conditions de marché lui permettant d'obtenir une rémunération adaptée à sa structure de coût. À travers l'exemple de REMORA, l'intégration du stockage d'énergie dans un réseau est analysée pour comprendre ses impacts, et définir une liste de critères de valorisation pertinents dans le processus de choix d'une technologie de stockage.

Le premier chapitre porte sur la définition du coût complet et de la demande de marché du stockage d'énergie. La question de la valorisation du stockage est souvent ramenée à son coût. Au sein des indicateurs de valorisation, l'utilisation des indicateurs de coût actualisé est récurrente et déterminante dans la sélection des investissements pour la production d'électricité (Percebois & Pommeret, 2024). Cependant, ces indicateurs sont à l'origine utilisés pour évaluer des projets de génération d'énergie, qui possèdent un fonctionnement relativement différents des installations de stockage (Short et al., 1995). Il est alors légitime de s'interroger : **Est-ce que le LCOE est un outil adapté pour représenter le coût complet du stockage d'énergie ?** L'étude détaillée de celui-ci montre que son calcul prend uniquement en considération la valeur des flux d'énergie déchargée. Nous proposons ainsi d'étendre cette formule en y intégrant le coût de la charge d'électricité et de la durée de stockage. L'étude sur cet indicateur a permis de mettre en avant l'influence du marché sur le coût du stockage, menant à une seconde interrogation : **Quels sont les paramètres déterminant la demande pour le stockage ?** Trois modèles d'analyse sont utilisés pour répondre à cette question : l'analyse backward, la simulation et l'optimisation. Un simulateur de valeur du stockage est construit, dans lequel les trois modèles d'analyses sont implémentés. Le cas d'étude porte sur la centrale STEP de Grand'Maison. L'opération historique de la centrale est analysée sur six années (Analyse backward), pour ensuite être simulée selon des profils d'opération définis selon cet historique (Simulation), et enfin optimisée pour maximiser son profit par rapport aux prix de marché (Optimisation). La comparaison des trois analyses révèle que l'opération de la centrale de stockage est plus influencée par la demande que par les prix de marché. Une étude approfondie des indicateurs de coûts montre que le revenu d'arbitrage dégagé sur le marché est insuffisant pour couvrir les coûts de la centrale de stockage. Enfin, cette analyse permet de préciser que la valeur du stockage d'énergie dépend fortement des volumes d'énergie qu'il charge et décharge, qui eux-mêmes sont fortement dépendants du système électrique.

---

<sup>4</sup>Marché de capacité, contractualisation des réserves secondaires, révision des processus français d'équilibrage, etc.

<sup>5</sup>Disponibilité limitée du parc nucléaire à cause des problèmes de corrosion ; risque de rupture d'approvisionnement en gaz.

Le second chapitre porte sur la mesure de l'incidence du stockage d'énergie sur un réseau électrique. Les opérations de stockage étant sensiblement dépendantes des systèmes électriques dans lesquels il opère, il est nécessaire d'en estimer la valeur conditionnellement à un système donné et donc un territoire. Ce chapitre pose ainsi deux questions : **Quels sont les impacts de l'intégration d'un stockage d'énergie sur un territoire? Quels sont les paramètres clés permettant de valoriser un stockage d'énergie dans un système électrique?** Pour ce faire, nous analysons le système REMORA en parallèle des batteries Li-ion dans le cadre de leur intégration dans le réseau électrique d'un site isolé, la Guadeloupe. Sept dimensionnements de parc de stockage sont testés en considérant les hypothèses d'un mix de production 100 % renouvelables à horizon 2030 (Chotard et al., 2019). Le modèle utilise l'optimisation linéaire pour régir le dispatching de la production d'électricité selon un ordre de préséance économique construit pour améliorer la pénétration des énergies renouvelables intermittentes. Les analyses de scénarios révèlent l'importance du ratio puissance/énergie d'une technologie de stockage, et de son impact sur les services rendus au réseau. Dans le cas de la Guadeloupe, la puissance de court-terme est valorisée par rapport à la capacité sur le long-terme en raison de l'amplitude des pics de consommation, et de la disponibilité des ressources variables. Le stockage de long-terme apporte quant à lui des bénéfices indirects sur la réduction des émissions carbone, en évitant l'utilisation des centrales de pointe fossiles.

Le troisième chapitre traite de la préférence sociotechnologique lors du choix d'une technologie de stockage. La densification de l'offre en stockage d'énergie pose la question du choix. Le choix d'un parc de stockage nécessite une expertise approfondie des technologies, mais aussi des caractéristiques du réseau sur lequel elles seront intégrées. Cependant, l'offre en stockage ne cesse de croître, et les innovations technologiques resserrent les différences techniques entre technologies. À partir de ce constat, deux questions sont abordées dans cette partie : **Quelle est la valeur du stockage pour les parties prenantes? Comment mutualiser la préférence des décideurs avec les besoins du territoire lors du processus de choix d'une technologie?** Pour répondre à ces questions, le cas d'étude de la Guadeloupe est réutilisé pour modéliser le processus de décision du dimensionnement du parc de stockage. Les sept scénarios de dimensionnement sont ainsi comparés et analysés selon la méthode d'analyse multicritère hiérarchique (Saaty, 1990). Les scénarios sont hiérarchisés selon des classes de critères (économique, technique et environnementale) construits selon les objectifs de transition énergétique dictés par la programmation pluriannuelle de l'énergie locale et la stratégie de transition nationale (Direction de l'environnement, de l'aménagement et du logement de la Guadeloupe, 2017; Ministère de la Transition écologique et Solidaire, 2015). Les résultats de l'optimisation réalisée dans le chapitre 2 sont directement intégrés comme valeurs des critères de décision, dans le but de consolider la décision sur la base de données empiriques. Cette analyse permet de faire ressortir les bénéfices de chaque dimensionnement de parc. Ainsi, la puissance offerte par les batteries li-ion permet une meilleure pénétration des énergies renouvelables dans le mix électrique, tout en minimisant les pertes énergétiques grâce à son haut rendement. En opposition, la technologie REMORA permet une meilleure réduction des émissions de CO2 directes et indirectes du système grâce à sa composition non carboné et sa capacité de stockage. Enfin, l'implantation d'un parc biotechnologique composé de batterie et de REMORA apparaît être la meilleure solution pour minimiser l'énergie effacée.



# Chapitre 1

## Évaluation du coût du stockage d'énergie : analyses des paramètres clés dans les modèles de simulation et d'optimisation

Ce chapitre introduit le stockage d'énergie à travers les méthodes d'évaluation utilisées pour analyser ses performances techniques et économiques. Un cas d'étude est utilisé pour présenter les paramètres importants à l'analyse du stockage d'énergie. Plusieurs méthodes de modélisation sont appliquées pour souligner l'importance relative des paramètres de marché sur l'opération d'une centrale. Les résultats obtenus sont ensuite analysés et comparés à des observations historiques.

### 1.1 L'évaluation du stockage

Cette section a pour but d'introduire le stockage à travers la définition de son coût. Le stockage est présenté de manière technique et financière par l'exposition des paramètres clés à la détermination du coût du stockage. Les indicateurs utilisés pour évaluer des technologies de stockage sont présentés et décortiqués pour mettre en avant la contribution des paramètres économiques et techniques dans l'évaluation du stockage d'énergie.

#### 1.1.1 Les indicateurs de coût actualisé

Au sein de l'évaluation financière du stockage d'énergie, les indicateurs de coût actualisé sont les outils les plus utilisés pour analyser et comparer différentes technologies. Pour rappel, l'actualisation permet de comparer la valeur d'un bien à différentes dates. Dans le domaine de l'énergie, les indicateurs de coût actualisé permettent ainsi d'estimer la rentabilité d'une technologie en considérant l'ensemble des coûts générés tout au long de la durée de vie du projet. Ces indicateurs sont utilisés principalement pour effectuer des comparaisons de modèles financiers, et pour évaluer des technologies en cours de développement (Kuckshinrichs, 2021). On retrouve dans les études économiques dans le domaine de l'énergie le coût actualisé de l'énergie (LCOE), le coût actualisé du stockage (LCOS) et le coût évité

actualisé de l'énergie (LACE).

### 1.1.1.1 Le coût actualisé de l'énergie

Le coût actualisé de l'énergie (LCOE) est un indicateur technico-économique utilisé dans le domaine de l'énergie. Il est employé dans l'analyse financière des technologies de production, ou de stockage d'énergie. Cet indicateur est apparu pour la première fois en 1995, dans un manuel dédié à l'évaluation économique (Short et al., 1995). Il est défini comme un indicateur financier représentant le coût de l'énergie, soit la somme des coûts actualisés de la technologie tout au long de son cycle de vie. Cet indicateur a été pensé pour permettre la comparaison entre des technologies possédant des caractéristiques différentes, comme l'échelle d'opération, le niveau d'investissement, ou bien encore la période de fonctionnement. Le nombre obtenu permet d'effectuer un classement des technologies envisagées tout en considérant la limite de budget de l'investisseur. Le LCOE est devenu un indicateur populaire au sein de la littérature, ce qui s'est accompagné de quelques controverses à son sujet, notamment sur la terminologie utilisée pour le qualifier. Bien qu'il soit défini comme un coût, le LCOE est utilisé principalement pour définir un prix moyen. Exactement, le prix moyen constant sur la durée de vie auquel l'énergie produite ou déchargée par une technologie doit être vendue afin d'assurer la rentabilité d'une installation sur sa durée de vie (Belderbos et al., 2017). Il est ainsi récurrent de rencontrer cet indicateur étant caractérisé et introduit comme un prix de revient (Elshurafa, 2020).

Suivant la définition de Short et co-auteurs, le LCOE correspond au prix constant qui, lorsqu'il est appliqué à chaque unité d'énergie produite permet d'annuler la somme des coûts actualisés à l'année de base du projet (Short et al., 1995). Ce prix est exprimé comme une unité de coût de la génération d'énergie (par exemple €/MWh ou \$/kWh, selon la devise et l'échelle de mesure utilisée). La période d'analyse est décomposée en deux temps, la période  $N$  correspond au nombre d'années d'opération de la technologie, et la période  $T$  correspond à la période d'exploitation de la technologie. La période  $T$  englobe les années d'opération, et les années post-opération où la technologie est démantelée.

Suivant une logique financière, le LCOE est défini en fonction de la valeur ajoutée nette ( $VAN_{projet}$ ) du projet (Aldersey-Williams & Rubert, 2019) :

$$\begin{aligned} VAN_{projet} &= VAN_{revenu} - VAN_{coûts} \\ &= \sum_{n=1}^N P_i * \frac{E_i^{gen}}{(1+r)^n} - \sum_{n=1}^T \frac{C_i}{(1+r)^n} \end{aligned} \quad (1.1)$$

Le LCOE équivaut au prix de l'énergie ( $\bar{P}$ ) qui permet d'atteindre le seuil de rentabilité de l'installation étudiée, c'est-à-dire le prix plancher qui annule la valeur ajoutée nette de tous les flux financiers de

l'investissement, tel que :

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N P_i * \frac{E_i^{gen}}{(1+r)^n} - \sum_{n=1}^T \frac{C_n}{(1+r)^n} &= 0 \\ \frac{\sum_{n=1}^T C_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} &= \bar{P} \\ \frac{\sum_{n=1}^T C_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} &= LCOE, \quad \forall n \in T, N \subseteq T \end{aligned} \quad (1.2)$$

Dans la formule de calcul, les volumes d'énergie semblent être actualisés. En réalité, la fonction d'actualisation comprise dans ce paramètre est un reliquat provenant de l'algèbre réalisée pour définir le LCOE. Le facteur de revenu établi dans la formule est calculé par l'actualisation du produit des volumes générés et des prix de marché. Le LCOE est un prix constant, ce qui permet de l'isoler, pour ne laisser que la variable de volume d'énergie dans le facteur de revenu.

Dans l'équation (1.2), le facteur de coût au numérateur correspond à la somme actualisée des coûts annuels ( $C_n$ ) sur la période d'analyse (0 à T). De manière générale, on retrouve dans la littérature des paramètres de coût avec des compositions similaires. Ils peuvent être résumés selon trois composantes principales, le coût d'investissement ( $I$ ) et le coût d'opération et de maintenance fixe ( $FOM$ ), et variable ( $VOM$ ), et une composante annexe que l'on appellera  $AC$  (Giap et al., 2022; Jülch, 2016; Pawel, 2014; Zakeri & Syri, 2015).

$$\sum_{n=1}^T \frac{C_n}{(1+r)^n} = \sum_{n=1}^N \frac{I_n + FOM_n + VOM_n}{(1+r)^n} + \sum_{n=1}^T \frac{AC_n}{(1+r)^n}, \quad \forall n \in T, N \subseteq T \quad (1.3)$$

Le coût d'investissement (ou CAPEX en anglais pour Capital Expenditure) représente toutes les dépenses engagées dans la construction d'une centrale, comme les dépenses en matière d'études préalables, d'acquisitions foncières, de matières premières, d'installation, etc. La plupart de ces dépenses sont réalisées avant la mise en fonctionnement de la centrale, lors de l'année 0 du projet. Mais des dépenses d'investissement peuvent être engagées au cours du projet, notamment lors du renouvellement des infrastructures. Le coût d'opération et de maintenance (ou OPEX en anglais pour Operational Expenditure) définit les dépenses propres au fonctionnement journalier d'une installation. Elles se composent de dépenses fixes et de dépenses variables, mais il arrive lors de simplifications que les dépenses variables soient séparées des dépenses fixes (à l'instar de l'équation (1.3)). La composante annexe englobe les coûts subsidiaires. Elle inclut les dépenses de fin de vie de la technologie (e.g. démantèlement de l'infrastructure, réhabilitation, etc.). Cette composante peut aussi être négative dans le cas où l'infrastructure étudiée est revalorisée après son exploitation.

La construction de la variable de coût ( $C_n$ ) nécessite une connaissance, ou une prévision de la totalité des dépenses engendrées par le projet sur toute sa durée de vie. Ce type de prévision est plus facile à réaliser pour les projets matures et les centrales en activité depuis quelques années. Les projets en cours de développement et relativement jeunes sont donc désavantagés, puisque l'approximation de ce type

de données est moins précise et plus compliquée à réaliser. Ces estimations ont engendré l'utilisation au sein de la littérature d'une formule de calcul simplifiée, où la variable de coût est décomposée :

$$LCOE = \frac{I_0 * CRF + FOM}{8760 * CF} + VOM + \frac{AC * ACRF}{8760 * CF} \quad (1.4)$$

Les coûts d'investissement sont limités aux coûts de financement lors de l'année 0 ( $I_0$ ) et annualisés en utilisant le facteur de recouvrement du capital ( $CRF$ ), ce qui donne un coût d'investissement annualisé. Les coûts d'opération et de maintenance fixe ( $FOM$ ) sont annuels et supposés constants. Les coûts variables ( $VOM$ ) sont aussi présumés constants au cours du temps, mais chiffrés en énergie (€/MWh ou €/kWh). Le volume d'énergie injectée sur le réseau est quant à lui défini en utilisant le facteur de capacité de la centrale étudiée ( $CF$ ). La variable de composante annexe est supposée connue et est annualisée grâce à un facteur de recouvrement dédié ( $ACRF$ ).

La formule de l'équation (1.4) est principalement utilisée dans les études comparatives de système de production. Elle est notamment utilisée par des agences de recherche telles que le National Renewable Energy Laboratory (NREL) aux États-Unis ou encore par l'Agence de la Transition Écologique (ADEME) en France, dans le cadre d'étude de comparaison (Haeusler et al., 2020 ; Laboratory & of Energy, 2018). Il est important de préciser que la formule simplifiée ne permet pas d'adopter le même niveau de détails que la formule de l'équation (1.2). Un projet nécessitant un montage financier plus compliqué ne sera pas avantagé par cette simplification, car il est impossible de détailler la temporalité des coûts fixes et variables dans cette formule (Aldersey-Williams & Rubert, 2019).

### 1.1.1.2 LCOE appliqué au stockage

L'évolution des infrastructures du système électrique, conformément aux objectifs de transition énergétique, relance les polémiques relatives à l'utilisation du LCOE. L'entrée massive d'énergie renouvelable intermittente dans le processus de production a entraîné des changements structurels impactant le fonctionnement du réseau. Le caractère intermittent de ces centrales entraîne des externalités se répercutant sur la totalité du système électrique, à travers une variabilité plus importante des prix de marché, des congestions accrues sur le réseau de transport et distribution, etc. Apprécier la valeur de l'électricité demande alors la prise en compte du coût de ces externalités. La valorisation à l'échelle d'une centrale, comme proposée par le LCOE, renvoie une valeur du coût de l'électricité basé sur les caractéristiques de la centrale de production, stockage, et ne permet pas directement d'intégrer ces coûts systèmes (Shen et al., 2020).

Néanmoins, l'application du LCOE est étendue aux solutions de flexibilité, mais la pertinence de son utilisation pour évaluer ces infrastructures est remise en cause, étant donné la nature de leurs interactions avec le réseau. Les infrastructures de stockage permettent de réguler l'injection ou le soutirage d'électricité, soit par la délivrance de puissance à un instant donné (e.g. les centrales de pointes), soit par la délivrance d'énergie sur une plus longue période de temps (e.g. le stockage d'énergie). Pour rappel, la puissance électrique représente la quantité d'énergie que peut transformer un appareil sur un instant, et est mesurée en watt (W). L'énergie électrique quant à elle correspond à l'accumulation d'une puissance électrique sur une période de temps (sur plusieurs instants), et est

mesurée en wattheure (Wh) (Timmons et al., 2020)<sup>1</sup>.

Le LCOE est un indicateur permettant d'apprécier la valeur de l'énergie générée par une centrale, à travers la somme des puissances qu'elle a injectées sur le réseau. Dans le cas d'un stockage d'énergie, valoriser la puissance injectée à un instant donné n'est pas suffisant pour déterminer son coût, puisque celui-ci dépend aussi de la valeur de l'énergie soutirée préalablement au réseau. La valeur de l'électricité est non homogène dans le temps, ce qui se reflète sur le marché par une grande volatilité des prix, aussi bien d'une heure à l'autre que d'un mois au suivant (Ueckerdt et al., 2013). Le stockage d'énergie permet de reporter une injection, ce qui sous-entend que la période où l'électricité est produite, et celle où elle est délivrée n'est pas la même. L'hétérogénéité temporelle de l'électricité n'est donc pas prise en compte dans le LCOE, car seule l'injection d'électricité est valorisée, à défaut de la production (ou du soutirage) et du stockage.

Certaines études sur le stockage d'énergie suggèrent une métrique alternative d'analyse : le coût actualisé du stockage (Jülch, 2016 ; Smallbone et al., 2017). Celle-ci permet de calculer la valeur du stockage en prenant en compte ses spécificités de fonctionnement, notamment la différence de valeur induite entre les processus de soutirage et d'injection.

### 1.1.1.3 Le coût actualisé du stockage

Le coût actualisé du stockage est un indicateur du coût moyen actualisé de décharge (ou le prix de décharge requis pour atteindre le seuil de rentabilité) d'un système de stockage d'énergie. Les auteurs l'employant au sein de la littérature ne sont pas tous d'accord sur sa formulation mathématique, ce qui peut mener à une certaine incompréhension sur sa dénomination et son utilisation, causée par sa ressemblance au LCOE. La formule de calcul du LCOS est défini à partir du LCOE, elle reprend donc le même principe :

$$LCOS = \frac{\sum_{n=1}^T C_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}}, \quad \forall n \in T, N \subseteq T \quad (1.5)$$

Tout comme le LCOE, la somme des dépenses annuelles actualisées est divisée par la somme des volumes d'énergie générée ( $E^{gen}$ ) par la technologie, qui ici correspond au volume d'énergie déchargée. Afin d'inclure les fluctuations des valeurs de marché dans la mesure du coût du stockage, les dépenses provenant des volumes d'électricité chargée par une centrale sont incorporées aux coûts d'opération et de maintenance (équation (1.6)).

$$LCOS = \frac{\sum_{n=1}^N [I_n + FOM_n + (P_n^a * E_n^{ch})] * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} + \frac{\sum_{n=1}^T AC_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}}, \quad \forall n \in T, N \subseteq T \quad (1.6)$$

<sup>1</sup>Une centrale de stockage offrant une puissance de 2 MW pourra fournir sur 24 heures une énergie de 48 MWh (2×24). Si sa capacité de stockage est de 10 MWh, alors elle pourra offrir une durée de décharge de 5 heures (10 / 2).

Dans cette formule proposée par Jülch, le LCOS est considéré comme une transcription directe du LCOE à un système de stockage d'énergie (Jülch, 2016). Avec  $P^a$  exprimant le prix d'achat de l'électricité et  $E^{ch}$  le volume d'énergie chargée. À première vue, le coût de l'énergie chargée pourrait être considéré comme partie intégrante des coûts d'opération variable, comme le serait un coût de carburant pour une centrale de production conventionnelle. Cependant, les coûts d'énergie en entrée et en sortie de la technologie sont valorisés sur le même marché, à la différence d'une centrale de production conventionnelle, où la matière première utilisée est valorisée sur un marché différent. Le coût de l'électricité chargée est donc considéré comme un paramètre à part entière de la variable de coût, et cette particularité caractérise le coût actualisé du stockage (Elshurafa, 2020; Jülch, 2016; Smallbone et al., 2017).

Cette formule de calcul peut aussi être simplifiée à travers l'annualisation des dépenses composant la variable de coût ( $C_n$ ), et l'utilisation d'un facteur de capacité pour calculer les volumes d'énergie déchargée (comme exposé dans l'équation (1.4)) :

$$LCOS = \frac{I_0 + CRF + FOM + (\overline{P_n^a} * 8760 * CF^{ch})}{8760 * CF} + VOM + \frac{AC * ACRF}{8760 * CF} \quad (1.7)$$

Avec  $\overline{P_n^a}$  la moyenne des prix de l'électricité chargée,  $CF^{ch}$  le facteur de capacité correspondant à l'énergie chargée, et  $CF$  le facteur de capacité correspondant à l'énergie générée (déchargée par la technologie).

D'autres études estiment que le coût de la charge d'électricité doit être retiré de la formule de calcul afin de pouvoir estimer le coût du stockage. Selon Zakeri et Syri (2015), le coût du stockage est équivalent à la différence entre le coût actualisé du stockage, et le coût de l'énergie chargée par le stockage. Cet indicateur est désigné dans ce document comme coût actualisé du stockage sans coût de charge ( $LCOS^{SC}$ ) :

$$\begin{aligned} LCOS^{SC} &= LCOS - Price\ of\ charging\ power \\ &= \frac{\sum_{n=1}^N [I_n + FOM_n + (P_n^a * E_n^{ch})] * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} + \frac{\sum_{n=1}^T AC_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} \\ &\quad - \frac{\sum_{n=1}^N (P_n^a * E_n^{ch}) * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}}, \quad \forall n \in T, N \subseteq T \end{aligned} \quad (1.8)$$

Le LCOS représente la valeur de l'énergie en sortie du système de stockage. Ce coût est déterminé en fonction de deux paramètres, la valeur inhérente au processus de stockage d'énergie, et la valeur de l'électricité avant qu'elle ne transite par la centrale de stockage. La valeur de l'électricité avant transit correspond au coût de soutirage de l'électricité. Une fois cette valeur soustraite au LCOS, la seule valeur restante est celle du processus de stockage, correspondant au  $LCOS^{SC}$ .

De telle manière, l'équation (1.8) exprime le coût d'une infrastructure de stockage en fonction de l'énergie qu'elle décharge, ce qui renvoie une mesure du coût actualisé de l'énergie déchargée/stockée par la technologie. La décomposition de la formule du LCOS (équation (1.6)) permet de retrouver le

facteur de volatilité du prix de l'électricité et le facteur du coût actualisé de l'énergie déchargée/stockée :

$$LCOS = \frac{\sum_{n=1}^N (I_n + FOM_n) * (1+r)^{-n} + \sum_{n=1}^T AC_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} + \frac{\sum_{n=1}^N (P_n^a * E_n^{ch}) * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} \quad (1.9)$$

Le premier facteur de l'équation représente le coût actualisé de l'énergie déchargée (comme l'équation (1.8)), il varie en fonction du volume d'énergie déchargée et des coûts fixes de la technologie. Le second facteur représente le rapport entre coût de l'énergie chargée et volume d'énergie déchargée. En décomposant davantage ce rapport, via la fixation de la variable de prix  $P^a$ , on obtient :

$$\overline{P_n^a} * \frac{\sum_{n=1}^N E_n^{ch}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen}} = \overline{P_n^a} * \frac{1}{\eta} \quad (1.10)$$

Le rapport entre volume d'énergie chargée et volume d'énergie déchargée permet d'obtenir le rendement de la technologie ( $\eta$ ). Le rapport entre le prix moyen de l'énergie chargée et l'efficacité de la technologie varie en fonction du prix de l'électricité et de l'efficacité de la technologie. En tout, cette formule permet de calculer le coût actualisé du stockage grâce à la considération de la volatilité du prix de l'électricité dans le rapport prix/rendement, qui est additionnée au coût actualisé de l'énergie déchargée.

Pour la suite de cette étude, le coût actualisé de l'énergie déchargée sera considéré comme  $LCOS^{SC}$ , et calculé sans prendre en compte le coût de la charge d'électricité (comme dans l'équation (1.8)). Le coût actualisé du stockage ( $LCOS$ ) fera quant à lui référence à l'équation (1.9), où le coût de charge de l'électricité est ajouté à la formule de calcul.

Une définition unanime des indicateurs de coût actualisé permettrait d'élargir la portée scientifique des comparaisons inter-études, car les résultats comparés sont restreints aux définitions et aux hypothèses contenues dans leurs études respectives. Pour autant, les indicateurs de coût actualisé peuvent faciliter la lecture de la performance et de la rentabilité d'une centrale, d'où leur utilisation régulière dans la littérature académique. D'autres limites sont d'ailleurs caractérisées dans la littérature, suite aux retours d'expérience découlant de l'application de ces indicateurs.

### 1.1.2 Les limites des indicateurs de coût actualisé

Les limites identifiées dans la littérature sont pour la plupart d'origines financières. Elles se rapportent à la construction du modèle financier, et à la composition de la variable de coût.

Comme mentionné précédemment, les indicateurs de coût actualisés sont supposés être calculés en fonction de l'entièreté des coûts générés par le projet tout au long de son cycle de vie. Comme ces paramètres ne sont pas forcément disponibles, notamment les coûts de fin de vie, la composition du coût total est limitée par les données accessibles et existantes (Haeusler et al., 2020). Il est fréquent de retrouver dans la littérature des compositions de coût similaires (en général sur la base de l'équation

(1.3)). Peu d'étude réalise une analyse approfondie des coûts, sauf pour le nucléaire (Nuclear Energy Agency, 2019).

La construction du coût total utilisée dans la formule du LCOE et du LCOS est, de ce fait, entièrement dépendante des hypothèses émises par l'auteur de l'étude. D'une analyse à l'autre, les variables de coûts ont un périmètre différent, en fonction de la maturité de la technologie, de son plan de financement, de la précision des estimations, des politiques publiques en vigueur, etc. Par exemple, l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE) prend en compte la taxe carbone, les coûts de traitement des déchets et les coûts de démantèlement dans sa formule de calcul (Agency et al., 2020). Le coût actualisé est utilisé comme un indicateur de comparaison, or le degré de précision apporté par chaque auteur sur la formule de calcul va à l'encontre de cette utilisation. Les comparaisons de LCOE et de LCOS, lorsqu'ils proviennent de plusieurs études, perdent en pertinence puisque les résultats obtenus peuvent être radicalement différents en fonction de la nature des coûts pris en compte dans les hypothèses de calcul. Shen et al. (2020) mettent en évidence l'enjeu du calcul du LCOE pour les centrales renouvelables. La diversité des paramètres est telle que les résultats peuvent varier du double au triple pour une même technologie (de 0,424 \$/kWh à 1,528 \$/kWh pour une même centrale photovoltaïque par exemple).

La simplification des modèles d'investissement entraîne l'exclusion de certains paramètres jugés sans incidence sur la mesure du coût actualisé. L'inflation fait partie de ces paramètres rarement incorporés dans la formule de calcul du LCOE ou du LCOS. Le taux d'inflation peut engendrer des différences conséquentes entre les résultats si les projets comparés ne possèdent pas la même temporalité. Entre autres, plus les dépenses d'un projet vont s'étaler dans le temps, et plus celui-ci en sera impacté. L'intégration de l'inflation peut d'ailleurs entraîner des changements radicaux sur l'élaboration du plan de financement d'un projet. Son impact est ressenti lors de l'actualisation des paramètres de coût, mais aussi sur les volumes d'énergie chargée et déchargée, car le prix de l'électricité est aussi impacté par l'inflation. Ainsi, les projets présentant une structure financière dominée par le coût du capital présentent moins de risque, parce que ce sont des dépenses engagées sur une période de temps définie, et qui sont potentiellement limitées par des arrangements contractuels. À l'inverse, un projet avec un coût d'opération et de maintenance conséquent présente un risque plus élevé. La dérive des coûts impacte davantage les composantes de coûts variables comme le prix des carburants fossiles et le prix des matières premières. Par exemple, l'impact de l'inflation dans la mesure du LCOE sera plus faible pour une centrale éolienne que pour une centrale thermique à cycle combiné (Aldersey-Williams & Rubert, 2019).

Les prix de marché sont étroitement liés au coût actualisé de l'énergie. La prise en compte des variations du prix de l'énergie est une limite qui est catégorisée par l'utilisation d'une valeur de marché agrégée. Par exemple, dans l'équation (1.7), la variable  $(\overline{P}_n^a)$  représente la moyenne annuelle des prix du marché SPOT. Le prix de marché est défini en fonction du coût marginal de production de la dernière centrale appelée sur le réseau. Un prix élevé correspond à un marché tendu, ce qui est interprétable comme un signal pour les centrales de pointes à intervenir sur le réseau pour réguler l'approvisionnement d'électricité. L'incorporation de la flexibilité du marché est importante pour mesurer la valeur de l'énergie, car l'opération des centrales repose en partie sur la volatilité des prix.

L'utilisation d'un prix moyen de marché signifie que la valeur de l'électricité est intemporelle, ce qui va à l'encontre du caractère hétérogène de l'électricité dans le temps. Au regard d'un stockage d'énergie, cela se traduirait par la levée des incitations à soutirer ou à injecter de l'énergie sur le réseau, ce qui rendrait la valeur du processus de stockage équivalente à la valeur de l'énergie<sup>2</sup>.

Dans la plupart des rapports concernant les coûts de génération de l'électricité, comme les rapports de l'Agence Internationale des Énergies Renouvelables (IRENA), de l'AIE, ou encore de l'ADEME, le taux d'actualisation utilisée pour calculer le LCOE est défini en fonction du coût moyen pondéré du capital, ce qui correspond à la rémunération attendue du capital engagé dans la production (Agency et al., 2020 ; Haeusler et al., 2020 ; IRENA, 2021). De cette façon, le taux d'actualisation reflète le risque du projet, puisque plus celui-ci est important, plus la rémunération attendue sera élevée. La définition du taux à travers cette méthode incorpore un biais d'expérience au sein des comparaisons, car la maturité des technologies déjà présentes sur le marché peut être interprétée comme le signal d'un investissement présentant peu de risques. Afin de réduire le biais engendré par cette définition du taux d'actualisation, plusieurs études choisissent de calculer le LCOE pour différents taux d'actualisation. Cela permet de proposer une fourchette de valeurs pouvant correspondre à différents stades d'évolution selon l'apprentissage et l'expérience acquise par la technologie évaluée (Haeusler et al., 2020). D'autres études avancent comme argument que le seul taux viable pour effectuer des comparaisons entre technologies est le taux sans risque<sup>3</sup>. Le taux d'actualisation doit prendre en compte le risque perçu qui est attaché à la conversion d'un paiement futur en valeur actuelle. Selon Manzhos (2013), la seule incertitude au sein d'un projet en énergie est celle associée au flux de trésorerie provenant des ventes d'électricité. Les paiements engagés par l'obligation de prêt (concernant les infrastructures de production ou de stockage) sont certains pour l'emprunteur dès que le prêt est contracté, ces dépenses doivent donc être actualisées au taux sans risque.

Les limites recensées dans cette partie découlent principalement de la simplification des variables de calcul, qui pour la plupart, sont tributaires d'un manque de données qui est dû à la maturité de la technologie étudiée, ou à sa nature. Les technologies de stockage sont impactées en plus grandes proportions par ces limites que les technologies de production. Ces technologies étant moins déployées à l'heure actuelle, un manque de connaissances se fait ressentir concernant leur fonctionnement. La planification de l'opération d'une centrale de stockage nécessite des prévisions précises relatives à la demande d'énergie et au prix de marché. La valorisation du stockage semble entravée par ce manque de précision sur les échanges, une analyse combinant plusieurs opérations de centrales apparaît ainsi indispensable pour une meilleure définition de la valeur du stockage.

### 1.1.3 Les modèles d'opération dans la littérature

La modélisation d'une centrale de stockage permet d'étudier les interactions d'une unité de stockage avec le réseau électrique. De nombreux modèles existent dans la littérature, ayant pour but d'optimiser

---

<sup>2</sup>Comme la valeur de marché est unique, la valeur de l'électricité serait uniquement définie en fonction de l'infrastructure qui la produit, ou la décharge.

<sup>3</sup>Taux d'intérêt théorique d'un investissement à risque zéro. Intérêt attendu par un emprunteur pour un investissement sans risque sur une période de temps définie. En France, ce taux correspond au taux d'intérêt des obligations assimilables du trésor (OAT), qui sont des emprunts émis par l'État français.

cette opération en fonction d'objectifs fixés par des scénarios qui définissent le contexte d'opération de la centrale. Cette partie a pour but de synthétiser les codes de la modélisation économique du stockage d'énergie dans la littérature en termes d'objectifs, de méthodes et de paramètres utilisés.

Les études cherchant à simuler un stockage d'énergie peuvent être catégorisées selon deux typologies, l'approche décentralisée et l'approche centralisée. L'approche décentralisée est focalisée sur la rentabilité et la performance de la centrale de stockage. Le réseau n'est pas pris en considération, l'opération du parc de stockage est uniquement motivée par les prix de marché et son objectif est de maximiser sa rentabilité :

- Biber et al. (2022) cherchent à minimiser les coûts d'opération d'un stockage hybridé à une centrale de production à gaz à cycle combiné en optimisant l'opération horaire de la centrale en fonction du spread entre le coût variable de la centrale hybride et le prix sur le marché day-ahead et infra journalier.
- Xie et al. (2019) appliquent aux prix horaires du marché spot un algorithme d'arbitrage pour définir les plages optimales de charge et décharge pour maximiser le profit d'une centrale de stockage à air liquéfié.
- Les études de Connolly et al. (2011), Staffell et Rustomji (2016) analysent toutes deux les impacts de la prévision des prix de marché sur les modèles d'optimisation de l'opération d'un stockage, pour maximiser ses profits provenant d'arbitrage économique. Les deux articles proposent différents scénarios de maximisation des revenus d'un stockage sur le marché spot afin de comparer les modèles comprenant une connaissance parfaite des prix, avec ceux dont les prix futurs sont imparfaitement estimés.

À l'inverse, l'approche centralisée aborde l'analyse du stockage selon le point de vue du réseau. L'opération du parc de stockage est dépendante de l'offre et de la demande d'énergie, et l'analyse est traitée selon une approche qui quantifie les coûts et les bénéfices du parc de stockage. De manière générale, le stockage est modélisé dans cette approche au sein d'un système électrique avec comme objectif la minimisation des coûts du système :

- Timmons et al. (2020) démontrent à travers un modèle d'optimisation du dispatching électrique de l'île Maurice que le stockage par pompage est plus compétitif que les batteries. Ils justifient par cette étude que la simulation d'un système électrique complet est nécessaire à l'étude du stockage d'énergie, car hypothétiquement l'utilisation optimale d'un système est dépendante du coût d'utilisation des autres technologies présentes dans le système.
- Waterson et al. (2022) utilisent le modèle RSM de Markov<sup>4</sup> pour étudier l'impact de l'intermittence éolienne sur la volatilité des prix du marché. Ensuite, ils réalisent la même analyse avec l'intégration d'une unité de stockage dédiée au lissage de la production par l'énergie éolienne. Le bénéfice social du stockage est ensuite défini comme la différence du coût d'opération du système entre les deux modèles.

---

<sup>4</sup>Modèle d'analyse du comportement dynamique de variable économique. Le Regime Switching Model (RSM) permet d'analyser une série de variables temporaires non linéaires via plusieurs régimes prédéfinis de comportement des variables.

- L'approche utilisée par Sidhu et al. (2018) définit un coût et un bénéfice social du stockage d'énergie en quantifiant la variation annuelle du surplus social avant et après l'investissement dans un système de stockage. Le coût social représente le coût total pour la société<sup>5</sup> de l'investissement dans l'unité de stockage, et le bénéfice social représente le revenu engrangé<sup>6</sup> par les acteurs grâce à l'installation du stockage. Les paramètres de coût et les flux monétaires sont ensuite soumis à une simulation Monte Carlo afin d'incorporer le risque et l'incertitude concernant les fluctuations du marché et les variations de coût sur toute la durée de vie de la technologie de stockage étudiée.

Le stockage est à ce jour une solution de flexibilité qui offre un soutien essentiel au système électrique, via la satisfaction de nombreux services, comme l'aide à l'intégration des énergies renouvelables, le suivi de charge, l'optimisation économique du dispatching électrique, etc. Cependant, les investissements dans le développement du parc de stockage sont encore assez faibles, car l'organisation actuelle du marché ne permet pas d'offrir une rémunération en adéquation avec la structure de coût des centrales de stockage et leurs spécificités de fonctionnement. La place du stockage au sein du marché de l'énergie est encore à consolider, afin d'offrir des mécanismes de valorisation adaptés aux opérations du stockage sur le marché. De multiples études traitant de la valorisation du stockage cherchent à préciser sa valeur de marché via l'optimisation de son opération, mais la question se pose quant à l'approche de modélisation choisie. Les paramètres de marché possèdent une importance certaine sur la modélisation de l'opération d'une unité de stockage, mais un modèle d'opération qui s'appuie uniquement sur ces paramètres pose le problème de l'intégration de l'impact du stockage sur le prix de marché. Les études qui développent une approche d'analyse par volume, où l'opération est déterminée uniquement en fonction d'un volume d'énergie demandé, semblent alors plus appropriées pour mettre en avant la valeur du stockage et la rémunération nécessaire à son équilibre financier. Leur opération peut être déterminée en fonction des besoins du système électrique, au contraire des approches coût-bénéfice qui donnent une estimation de la valeur potentielle du stockage à travers l'optimisation des cycles de charge et de décharge selon les fluctuations du marché, sans considération des besoins du système électrique.

## 1.2 Méthodologie d'analyse économique de l'opération d'une centrale de stockage

Pour étudier la place des paramètres de marché dans les études sur le stockage d'électricité, deux modélisations de l'opération d'une unité de stockage ont été construites et sont appliquées à un cas d'étude, la station de transfert d'énergie par pompage (STEP) de Grand'Maison. Le premier modèle est appelé Optimisation, et a pour but d'optimiser l'opération de la centrale en fonction des prix du marché spot. Le deuxième modèle, nommé Simulation, introduit des profils de charge et de décharge,

---

<sup>5</sup>Le modèle comprend trois agents principaux : les consommateurs, les producteurs et le gouvernement.

<sup>6</sup>Défini à travers la maximisation du revenu de la centrale obtenu par le cumul de différents services systèmes (régulation de fréquence, arbitrage, report d'investissement, support au réseau, sécurité d'approvisionnement, réduction des émissions CO2 et régulation d'offre-demande).

construits sur la base des données historiques d'opération de la centrale, afin de modéliser l'opération du stockage sans prise en compte des prix de marché, sur la base d'une demande horaire moyenne en volume.

La construction des modèles est précédée d'une analyse de l'opération historique de Grand'Maison. Les observations en découlant permettent d'élaborer les profils d'opération nécessaire à l'application du modèle Simulation. Ensuite, la Simulation et l'Optimisation sont exécutées, les résultats sont agrégés puis comparés, aussi bien entre eux qu'aux résultats des observations découlant de l'analyse de l'opération historique.

### **1.2.1 La STEP de Grand'Maison**

Le stockage par pompage hydraulique est à ce jour la technologie de stockage à grande échelle la plus aboutie et la plus répandue à travers le globe. À un certain degré, les STEP sont les seules centrales de stockage économiquement compétitives (Ministère de la transition écologique et solidaire, 2020). En France, le parc de stockage actuel cumule 5 108 MW de puissance installée, composé à 99 % de stockage de type hydraulique, et décharge annuellement une moyenne de 7 000 GWh. L'opérateur français de gestion du réseau de transport (RTE) prévoit de nouvelles installations de STEP dès 2050, ce qui augmenterait la capacité installée de stockage à 8 000 MW (RTE, 2023). Cependant, l'ajout de nouvelle STEP exige de reconsidérer le modèle économique puisque les structures de marché actuelles ne permettent pas de rentabiliser un nouvel investissement sans aides financières importantes à court-terme (selon RTE). L'installation d'une STEP est considérée comme un investissement capitalistique, car elle nécessite un apport en coût d'installation important en comparaison à ses coûts d'opération. Cette structure financière est désavantagée au regard du marché puisque le prix d'équilibre est aligné sur le coût variable des centrales de production, ce qui ne permet pas de garantir une rémunération suffisante pour recouvrir l'entièreté des coûts fixes des centrales STEP. Ce problème de récupération des coûts fixes, couplé à des rendements d'échelle croissants, entraîne les agents à réorienter leurs investissements vers des unités avec un faible coût du capital et un coût variable élevé, présentant un risque moindre face à la volatilité des prix (Marty et al., 2011). Pour autant, le manque de flexibilité sur le réseau est persistant, et bien que le management de la demande offre une solution partielle à ce problème, l'investissement en unités de pointe reste nécessaire pour disposer d'une solution pérenne et réaliser une transition énergétique viable.

Pour anticiper ces investissements, il est utile d'étudier les STEP existantes. Une analyse de leur opération apporterait une meilleure compréhension du système et de ses contraintes face aux problématiques soulevées par les structures de marché actuelles, afin de voir si les méthodes d'analyse existante correspondent à la spécificité de ces installations et si elles ne peuvent pas être optimisées davantage sur le plan technique et financier. Cette étude de cas traite de la STEP de Grand'Maison situé dans les Alpes, STEP la plus puissante de France avec ses 1 800 MW de puissance nominale, soit 35 % des capacités installées du parc de stockage français (Tableau 1.1). Cette STEP a été sélectionnée comme cas d'étude, car les données historiques d'opération de la centrale sont disponibles sur plusieurs années.

Tableau 1.1 – Paramètres techniques de Grand'Maison

<b>Puissance nominale</b>	1,800 MW
<b>Puissance de la turbine</b>	1,789 MW
<b>Puissance de la pompe</b>	1,160 MW
<b>Volume de retenue haute</b>	140,000,000 m <sup>3</sup>
<b>Volume de retenue basse</b>	14,300,00 m <sup>3</sup>
<b>Hauteur de chute</b>	955 m
<b>Durée de décharge</b>	30 h
<b>Turbinage</b>	217 m <sup>3</sup> /s
<b>Pompage</b>	135 m <sup>3</sup> /s
<b>Capacité estimée de retenue haute</b>	518,519 MWh
<b>Capacité estimée de retenue basse</b>	52,963 MWh

Sources : (EDF Unité de Production Alpes, 2010)

## 1.2.2 Observation

### 1.2.2.1 Méthodologie

L'analyse de l'opération historique de la centrale de Grand'Maison est appelée «Observation», afin de facilement différencier les observations retenues de l'analyse lors de la phase de comparaison avec les modèles de simulation. Les données utilisées couvrent 6 années, de 2014 à 2019, pour prendre en compte des situations de large variabilité de prix, tout en restant représentatives du mix électrique pendant la période d'étude<sup>7</sup>. Ces données correspondent aux volumes d'énergie pompés et injectés sur le réseau, au pas de temps horaire, durant les six années sélectionnées. Les prix de marché horaire des années correspondantes ont été extraits du site d'Epexspot, afin d'effectuer des corrélations entre leurs niveaux et l'opération de la centrale<sup>8</sup>.

<sup>7</sup><https://www.services-rte.com/fr/telechargez-les-donnees-publiees-par-rte.html>

<sup>8</sup><https://www.epexspot.com/en/market-data>

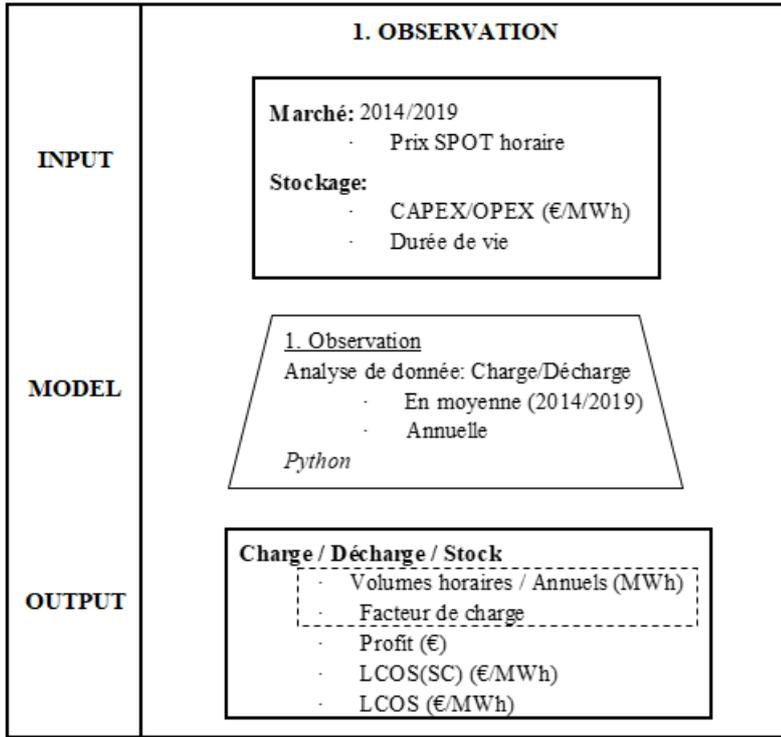


Figure 1.1 – Schématisation de l’analyse des données historiques de la STEP de Grand’Maison

Des facteurs de capacité horaires sont calculés sur la base des volumes d’énergie soutirée, pompée et stockée. Ces volumes sont ensuite agrégés par année, pour obtenir une vue d’ensemble des quantités échangées. Des profils journaliers moyens de l’opération horaire de la centrale sont construits suite à l’analyse de ces résultats, pour être injectée dans le modèle Simulation.

Des indicateurs financiers sont ensuite calculés, notamment le profit horaire, le coût actualisé de l’énergie, et le coût actualisé du stockage. Ces indicateurs sont calculés suivant les mêmes formules mathématiques, afin de proposer une comparaison entre les modélisations et l’analyse historique portant sur les mêmes hypothèses de calculs :

$$\begin{aligned}
 LCOS &= \frac{\sum_{n=1}^N [I_n + FOM_n + (P_n^a * E_n^{ch})] * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} \\
 &+ \frac{\sum_{n=1}^T AC_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}}, \quad \forall n \in T, N \subseteq T
 \end{aligned} \tag{1.11}$$

$$\begin{aligned}
 LCOS^{SC} &= \frac{\sum_{n=1}^N (I_n + FOM_n) * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}} \\
 &+ \frac{\sum_{n=1}^T AC_n * (1+r)^{-n}}{\sum_{n=1}^N E_n^{gen} * (1+r)^{-n}}, \quad \forall n \in T, N \subseteq T
 \end{aligned} \tag{1.12}$$

$$\pi_n = \sum_h^{8760} (E_h^{gen} * P_h) - \sum_h^{8760} (E_h^{ch} * P_h^a) \tag{1.13}$$

Avec  $r$  représentant le taux d'actualisation,  $N$  la durée de vie technique de la technologie,  $T$  sa durée d'exploitation,  $I$  les dépenses d'investissement et  $FOM$  les dépenses d'exploitation fixes. Les dépenses d'investissement et les dépenses d'exploitation sont fixées respectivement à 1 406 000 €/MW et 4 600 €/MW comme documenté dans la revue de littérature proposée par Zakeri et Syri (2015). Les profits ( $\pi$ ) sont quant à eux calculés chaque heure, en fonction des prix de marché historique ( $P$  pour le prix de revente, et  $P^a$  pour le prix d'achat), pour ensuite être agrégés par année.

### 1.2.2.2 Résumé de l'analyse des données historiques

Selon un retour d'expérience publié par EDF concernant l'exploitation des STEPs en France, les centrales opèrent en fonction de la demande d'énergie. C'est-à-dire, qu'elles stockent de l'énergie lorsque la demande est faible, pour la réinjecter en heures de pointe (Ursat et al., 2011). La programmation est effectuée de manière journalière, mais avec une perspective hebdomadaire, pour concilier les fonctions d'ajustement offre – demande des centrales, avec leur activité d'arbitrage des prix de marché. Cette manière d'opérer est cohérente avec les variations des prix de marché, ce qui pourrait expliquer qu'une partie des études réalisées se concentre principalement sur l'optimisation de l'opération des centrales de stockage pour réaliser de l'arbitrage de prix (cf. les études menées par (Connolly et al., 2011 ; Staffell & Rustomji, 2016 ; Xie et al., 2019)). Suivant cette logique, l'analyse de l'opération de la centrale de Grand'Maison devrait révéler que son opération est corrélée au prix du marché de court-terme.



Figure 1.2 – Opération journalière moyenne et prix de marché moyen entre 2014 et 2019

En observant les moyennes horaires d'opération de la centrale, et la moyenne des prix horaire de marché (figure 1.2), cette corrélation entre prix et opération paraît plausible. L'utilisation de la centrale semble en accord avec les services de report d'énergie entre les périodes de faible demande et les périodes de forte demande, coïncidant avec un soutirage d'énergie au moment où les prix sont faibles, et une injection aux heures où les prix sont élevés.

Tableau 1.2 – Corrélation (Pearson) entre l’opération de Grand’Maison et les prix de marché (SPOT), par année (2014-2019), au pas horaire<sup>9</sup>

Année	Coefficient de Pearson	
	Toutes valeurs confondues	Sans valeurs aberrantes
2014	0.62	0.62
2015	0.43	0.44
2016	0.32	0.43
2017	0.50	0.49
2018	0.36	0.36
2019	0.40	0.40
<b>Toutes année confondues</b>	0.40	0.42

Cependant, les corrélations effectuées entre l’opération de Grand’Maison et les prix de marché, sur un pas de temps horaire, révèlent que la centrale de Grand’Maison est peu sensible aux variations du prix de marché. L’indice de Pearson est un coefficient statistique permettant de vérifier une corrélation linéaire entre deux variables, lorsqu’il est compris en 0,5 et 1 (ou - 0,5 et - 1 pour une relation linéaire négative) la corrélation est considérée forte, entre 0 et 0,5 elle est considérée faible, et à 0 celle-ci est nulle. Suivant cette échelle, une corrélation relativement forte entre prix et opération est distinguée lors de l’année 2014, et des corrélations faibles sont enregistrées lors des autres années (tableau 1.2). En recalculant les indices de corrélation en séparant les processus de turbinage et de pompage, on observe que l’indice de Pearson est plus faible, avec un coefficient divisé par deux (tableau 1.3).

Tableau 1.3 – Corrélation (Pearson) entre l’opération de Grand’Maison et les prix de marché (SPOT), toutes années confondues

Toutes années confondues	Coefficient de Pearson	
	Toutes valeurs confondues	Sans valeurs aberrantes
<b>Charge et décharge</b>	0.40	0.42
<b>Charge</b>	0.16	0.16
<b>Décharge</b>	0.23	0.23

Les droites de régression dans les figures de corrélations sont représentées en orange, et permettent d’apprécier l’évolution du prix de marché en fonction du volume d’énergie soutiré ou injecté sur le réseau<sup>10</sup>. Dans la figure 1.3, et la figure 1.4, une augmentation du prix de l’électricité de 1 € entraîne une diminution de 4.13 MWh de l’énergie soutirée, et une augmentation de 3.86 MWh de l’énergie injectée.

<sup>9</sup>Les valeurs aberrantes représentent ici les points de données pour lesquels le prix de marché excède 100 €/MWh. Elles représentent 328 observations sur les 6 années étudiées, soit 0,6 % des points de données analysés.

<sup>10</sup>Les schémas représentant les corrélations année par année sont présents dans l’annexe 1.7.4.

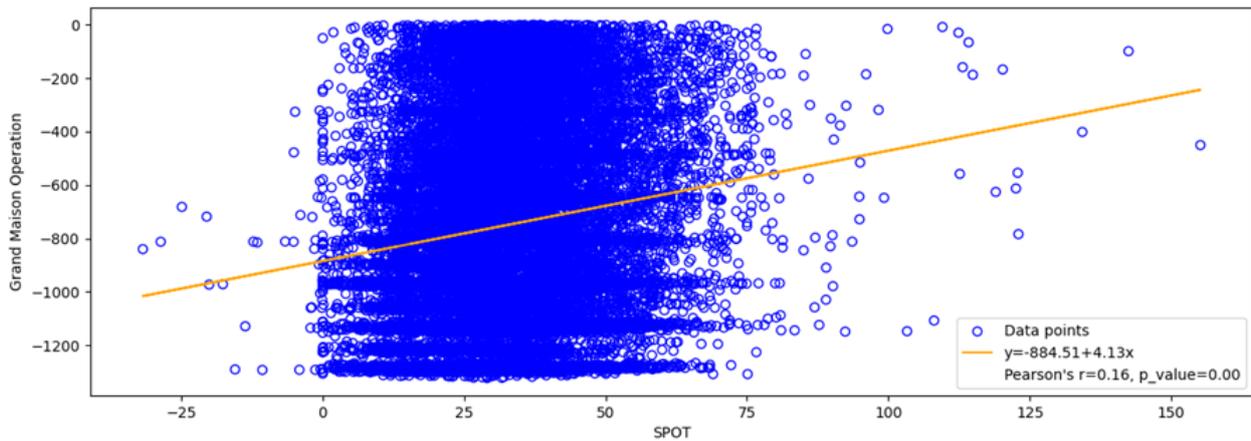


Figure 1.3 – Corrélation entre les prix de marché et les volumes d'énergies chargés par Grand'Maison (2014 - 2019)

Les faibles coefficients de corrélation observés dans cette analyse laissent entendre que l'opération de Grand'Maison est plus fortement influencée par la demande d'électricité que par le prix de marché. Cette analyse remet en question l'importance apportée du prix de marché dans les modélisations concernant le stockage d'énergie. Comme suggérée par Timmons et al. (2020), la simulation d'un système électrique complet apparaît essentielle pour analyser un stockage d'énergie, comme celui-ci est fortement contraint par la demande d'électricité. Pour autant, les programmes d'optimisation fondés uniquement sur les données de prix restent abondamment utilisés dans la littérature. La programmation d'opération des centrales réalisée par EDF est en partie basée sur l'anticipation des prix de marché, ce qui justifie l'utilisation de ces modèles, bien que la simulation d'un système complet apporterait plus de précision quant au suivi et à la disponibilité du stock des centrales de stockage face aux contraintes de demande en électricité.

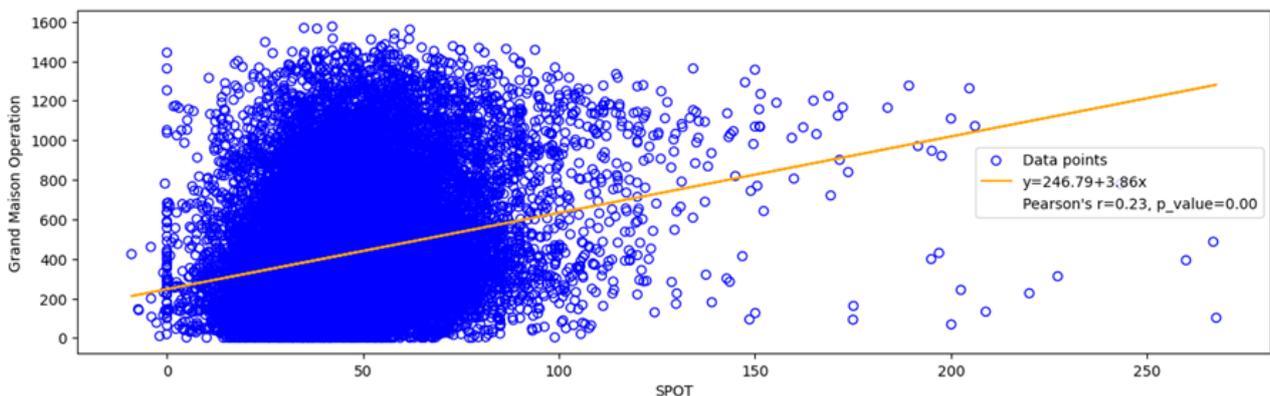


Figure 1.4 – Corrélation entre les prix de marché et les volumes d'énergies déchargés par Grand'Maison (2014 - 2019)

L'étude des données historiques permet de quantifier les volumes échangés durant les six années d'analyse. Avec une retenue basse de 14.3 Mm<sup>3</sup> et une retenue haute de 140 Mm<sup>3</sup>, la centrale offre une durée de décharge de 30 heures, ce qui lui permet de régir des volumes conséquents. De 2014 à 2019, la centrale de Grand'Maison a en moyenne pompée 2 000 GWh/an et déchargée 2 500 GWh/an d'électricité. Pour être plus précis, les volumes moyens de charge et de décharge de la centrale de

Grand'Maison sont exposés dans le tableau 1.4. La moyenne horaire d'opération de la centrale entre 2014 et 2019 correspond à la colonne « Mean », et est représentée par des facteurs de charge horaire. Pour ce faire, l'opération de la centrale en volume est dans un premier temps convertie en facteur de charge, par la division du volume chargée ou déchargée ( $E^{gen}$ ,  $E^{ch}$ ) d'énergie par la puissance de la turbine ou de la pompe ( $K^{gen}$ ,  $K^{ch}$ ) :

$$CF_h = \frac{E_h^{gen}}{K^{gen}} \quad ; \quad CF_h^{ch} = \frac{E_h^{ch}}{K^{ch}} \quad (1.14)$$

Ensuite, ces facteurs sont moyennés pour chaque heure de la journée, et sur les 6 années d'études :

$$\overline{CF_h} = \frac{\sum_{n=1}^6 (\sum_{j=1}^{365} E_n^{gen})}{365 * 6} \quad ; \quad \overline{CF_h^{ch}} = \frac{\sum_{n=1}^6 (\sum_{j=1}^{365} E_n^{ch})}{365 * 6} \quad (1.15)$$

De manière générale, la centrale soutire de l'électricité au réseau de minuit à 8 heures du matin et de 15 heures à 17 heures. Le reste du temps, elle réinjecte de l'électricité sur le réseau. La colonne «Max», est constituée des facteurs de capacité les plus élevées, observées entre 2014 et 2019. On observe que la centrale atteint rarement son maximum de puissance.

Tableau 1.4 – Profil d'opération construit à partir de l'Observation, en facteur de charge

Heures	Mean	Max
00:00-01:00	-7 %	-82 %
01:00-02:00	-33 %	-84 %
02:00-03:00	-45 %	-84 %
03:00-04:00	-58 %	-84 %
04:00-05:00	-62 %	-84 %
05:00-06:00	-56 %	-84 %
06:00-07:00	-29 %	-84 %
07:00-08:00	-1 %	-84 %
08:00-09:00	12 %	93 %
09:00-10:00	19 %	96 %
10:00-11:00	18 %	99 %
11:00-12:00	16 %	98 %
12:00-13:00	15 %	96 %
13:00-14:00	8 %	90 %
14:00-15:00	1 %	94 %
15:00-16:00	-6 %	-84 %
16:00-17:00	-7 %	-84 %
17:00-18:00	4 %	96 %
18:00-19:00	20 %	100 %
19:00-20:00	34 %	100 %
20:00-21:00	24 %	92 %
21:00-22:00	9 %	83 %
22:00-23:00	14 %	77 %
23:00-00:00	15 %	92 %

	Décharge
	Pompage

Ces deux profils vont être utilisés par la suite dans le modèle Simulation. Bien que ces profils soient non représentatifs de l'opération actuelle de Grand'Maison, ils ont été construits dans l'idée d'analyser des opérations différentes de la centrale, tout en gardant une cohérence vis-à-vis de la contrainte de

demande d'énergie, et en respectant la situation de price-taker de la centrale. Le profil « Mean » permet d'analyser la centrale lorsqu'elle est sous-utilisée, à l'inverse du profil « Max » qui la représente en surutilisation.

## 1.2.3 Optimisation et Simulation

### 1.2.3.1 Méthodologie de l'optimisation

Le modèle d'optimisation est construit pour maximiser le profit dégagé sur le marché spot par la centrale de stockage étudiée. Il est implémenté dans le logiciel Gams, utilisant un code de programmation linéaire avec le solver Cplex. Le modèle est dynamique sur 8 760 pas de temps afin de reproduire l'opération d'une centrale de stockage au pas horaire, sur une année.

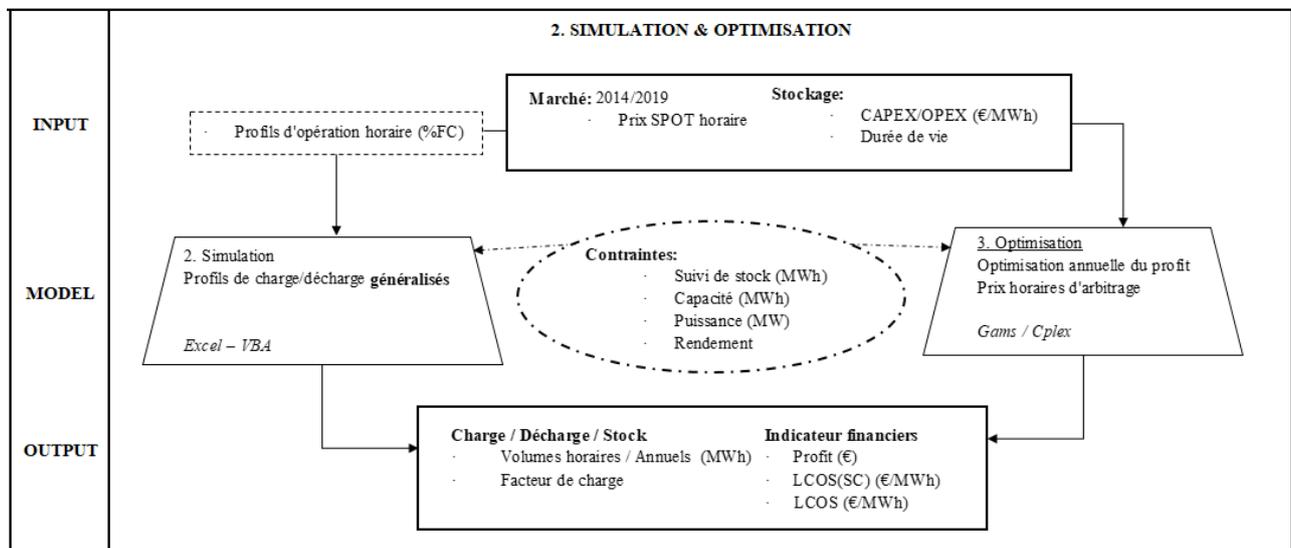


Figure 1.5 – Méthodologie des modèles de Simulation et d'Optimisation

Le système de stockage hydraulique opère pour dégager un profit ( $\pi_n$ ) maximal. L'arbitrage entre le processus d'injection ( $E^{gen}$ ), le processus de soutirage ( $E^{ch}$ ), et l'inactivité, est réalisée grâce à une anticipation parfaite des prix horaires du marché spot ( $P$  et  $P^a$ ) de l'année sélectionnée ( $n$ ). La fonction objectif étant maximisée est celle du profit, telle que :

$$\max \pi_n = \sum_n (E_n^{gen} * P_n) - \sum_n (E_n^{ch} * P_n^a)$$

$$\text{Sous contrainte } E_h^{stor} = E_{h-1}^{stor} + (E_n^{ch} * \eta^{ch}) - \left( \frac{E_h^{gen}}{\eta^{gen}} \right) \quad (1.16)$$

$$E_h^{stor} \leq K^{stor}$$

$$E_h^{ch} \leq K^{ch}$$

$$E_h^{gen} \leq K^{gen}$$

Par souci de faisabilité, l'énergie stockée et déstockée est contrainte par la capacité du réservoir ( $K^{stor}$ ),

son niveau de stock ( $E^{stor}$ ), son rendement ( $\eta^{gen}, \eta^{ch}$ ) et sa puissance nominale ( $K^{gen}, K^{ch}$ ).

### 1.2.3.2 Méthodologie de la simulation

Le modèle de simulation de la centrale de stockage étudiée est implémenté dans Visual Basic for Application (VBA) et simulé sous Excel. L'outil de simulation est disponible en ligne <sup>11</sup>. L'objectif est de simuler la centrale de stockage sans anticipation des prix du marché. Pour ce faire, les profils introduits par le modèle d'Observation sont utilisés.

Figure 1.6 – Interface de l'outil de simulation<sup>12</sup>

Le modèle simule l'opération de l'unité étudiée comme une centrale de stockage indépendante, ne possédant ni connaissance du marché, ni de l'état de la demande, au sens où l'opération de la centrale ne répond à aucun service système. L'opération est uniquement contrainte par le niveau de stock du réservoir, et les profils d'opération, construit pour garder une logique de fonctionnement suivant les tendances d'opération historique et la logique du comportement de price-taker de la centrale.

Le modèle calcule d'abord la quantité d'énergie pompée et générée ( $E^{gen}, E^{ch}$ ) suivant le profil d'opération sélectionné (profils exposés dans le tableau 1.4). Mathématiquement, l'énergie pompée apparaît comme valeur négative et l'énergie générée comme valeur positive :

$$E_h^{ch} = K^{ch} * (-CF_h^{ch}) \quad (1.17)$$

$$E_h^{gen} = K^{gen} * CF_h \quad (1.18)$$

$CF_h$  correspond au facteur de capacité horaire, résultant des profils d'opération. Le profil horaire journalier sélectionné est répété tout au long de l'année. Ensuite, le volume d'énergie en stock est déterminé à chaque heure selon cette contrainte dynamique :

$$E_h^{stor} = E_{h-1}^{stor} + (E_h^{ch} * \eta^{ch}) - \left( \frac{E_h^{gen}}{\eta^{gen}} \right) \quad (1.19)$$

Une fois le suivi du stock calculé, les intrants et sortants d'électricité sont ajustés selon les contraintes

<sup>11</sup><https://uncloud.univ-nantes.fr/index.php/s/iiWnogjComfHb5j>

<sup>12</sup>Une explication plus détaillée de l'outil de simulation se trouve dans l'annexe 1.7.3

de stock :

$$E_h^{gen} \leq E_{h-1}^{stor} \quad (1.20)$$

$$E_h^{ch} \leq K^{stor} - E_{h-1}^{stor} \quad (1.21)$$

Le stock est enfin recalculé par rapport aux données réajustées, suivant l'équation (1.19). Par défaut, chaque simulation est annuelle, commence avec un stock d'énergie correspondant à un tiers de la capacité de stockage du réservoir et termine avec ce même stock :

$$E_{h=1}^{stor} = E_{h=8760}^{stor} = K^{stor} * \frac{1}{3} \quad (1.22)$$

## 1.3 Analyse des résultats et comparaison des modèles

Cette partie introduit les résultats obtenus pour les trois modèles d'analyses des scénarios d'opération de la centrale de stockage en termes de volumes, de coûts, et de profits. Les trois modèles conduisent à des résultats différents, qui peuvent se justifier par l'objectif de l'utilisateur : l'*Observation* est utilisée pour comprendre l'opération habituelle de la technologie en tant que partie du réseau ; l'*Optimisation* est utilisée pour prédire l'opération de la centrale lorsqu'elle est confrontée uniquement au prix de marché et non pas au système électrique, et la *Simulation* est utilisée pour estimer les coûts et les profits potentiels de la centrale basés sur ses historiques d'opération en combinant le système électrique et les prix de marché.

### 1.3.1 Volumes échangés et profits

La comparaison entre l'*Observation*, l'*Optimisation* et les deux scénarios de *Simulation*, est dans un premier temps réalisée sur la base des flux physiques. Sur la période 2014 - 2019, les facteurs de capacité sont par hypothèse constants pour les deux *Simulations*, et sont respectivement les plus élevés (22 %) et les plus faibles (8 %) parmi tous les scénarios figure 1.7. La variation la plus élevée est observée dans l'*Optimisation* (de 12 % à 18 %) et est expliquée par la nature de la méthode qui est d'identifier chaque année les opportunités financières les plus favorables. L'*Observation* expose quant à elle des facteurs de capacité relativement stable sur les six années, comme si l'opération était contrainte par un contrat de provision différent d'un arbitrage de prix (comme mentionné plus haut).

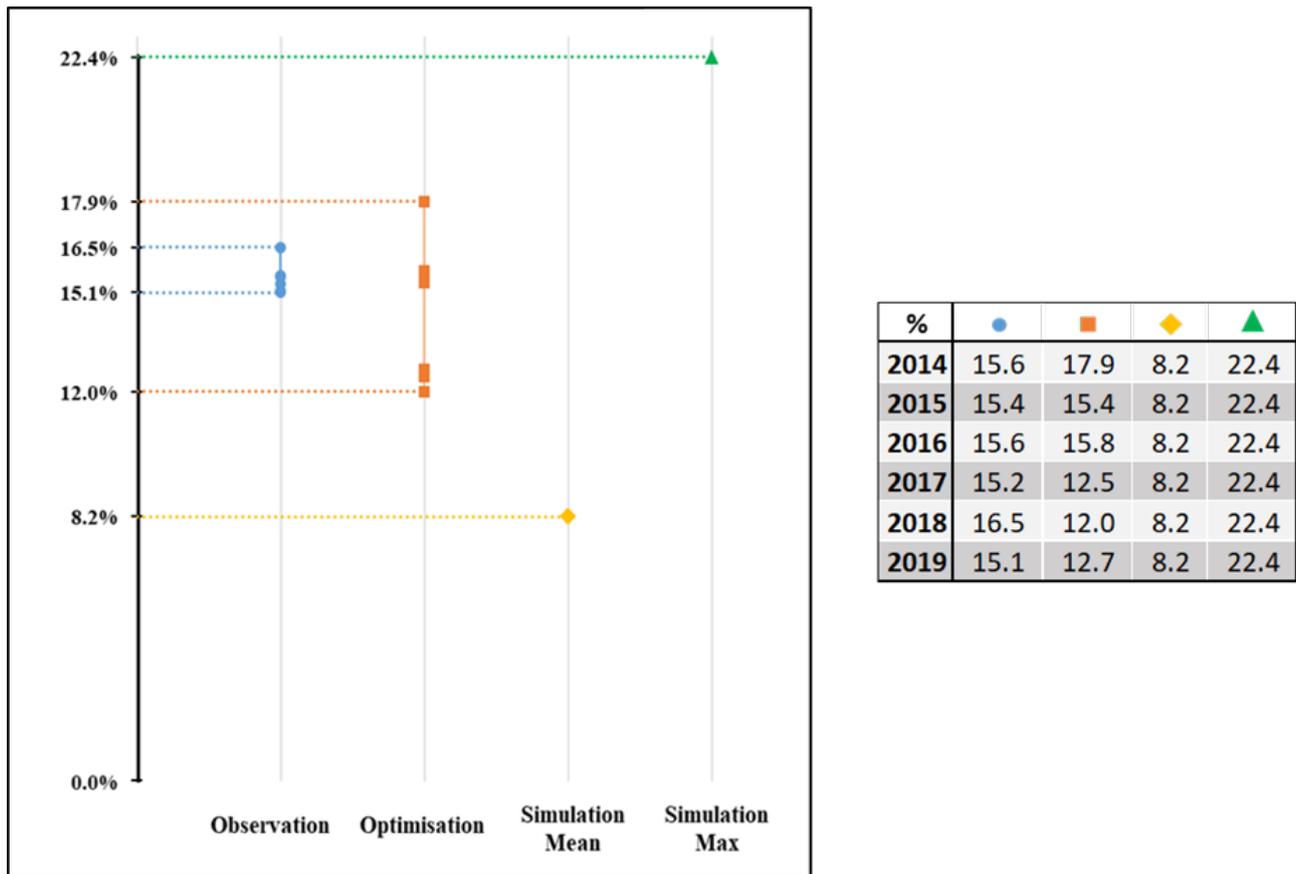


Figure 1.7 – Facteur de capacité de la turbine, par méthode, sur 6 ans

Les résultats sur la période 2014 - 2019 montrent que les volumes d'énergie transitant par la centrale de stockage et les profits réalisés<sup>13</sup> ne sont pas corrélés. La figure 1.8 schématise le niveau de profit réalisé pour les années 2014 et 2018, qui respectivement, sont les années enregistrant les profits les plus élevés et les plus faibles. Les modèles de simulation comprenant un facteur de capacité fixe dénotent des niveaux de profit contrastés. Les modèles d'optimisation et d'observation relatent, eux aussi, une différence conséquente de profit.

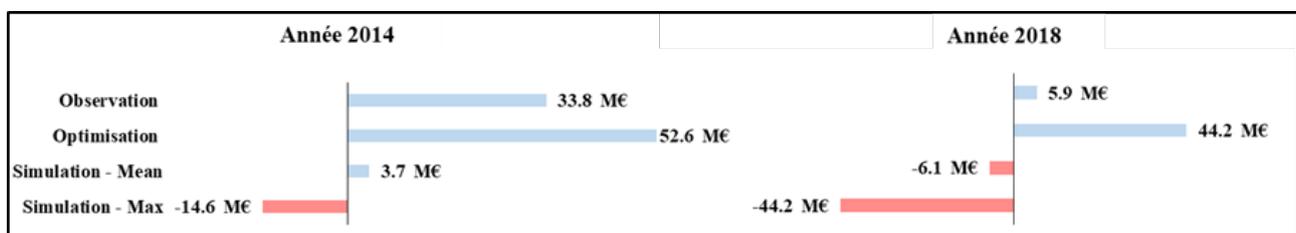


Figure 1.8 – Profit de la centrale pour les années 2014 et 2018

En croisant la variation des profits, à celle des facteurs de capacité, on constate que cette différence de profit ne se traduit pas par une évolution du facteur de capacité. Comme illustré dans la figure 1.9, que le facteur de capacité soit modéré, ou élevé, on comptabilise des variations aussi bien fortes (Mean, Max), que faibles (Observation, Optimisation) du niveau de profit.

<sup>13</sup>Les profits désignent uniquement la valeur dégagée par l'arbitrage de prix sur une année (revenue de la décharge moins le coût de la charge)

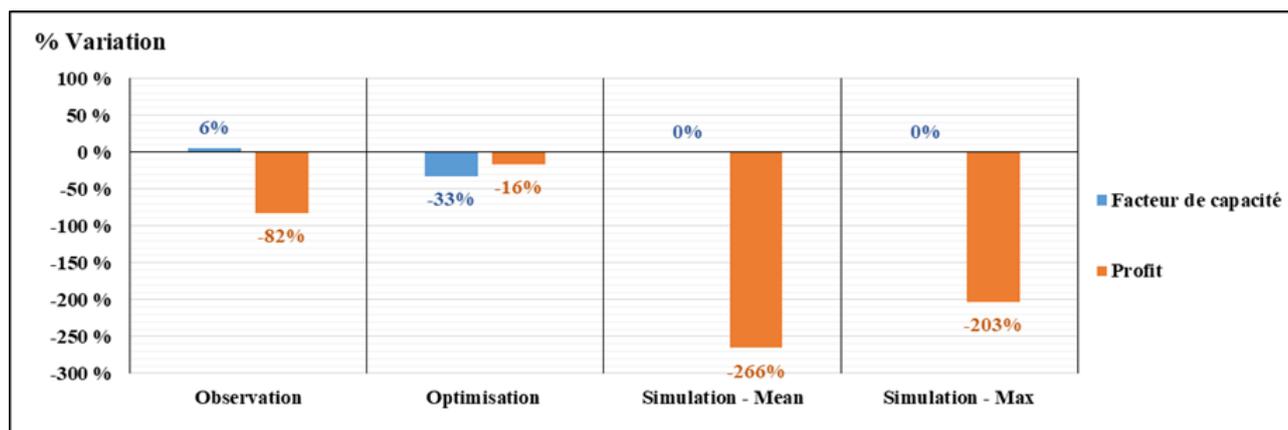


Figure 1.9 – Variation des facteurs de capacité et des profits entre 2014 et 2018

L'analyse par scénario (figure 1.8 et figure 1.9), montre une différence de 2 % de facteur de capacité entre Observation et Optimisation pour l'année 2014, ce qui se traduit par une différence de 20 M€ de profit. De manière plus surprenante, on peut noter qu'un facteur de capacité élevé peut pénaliser le modèle d'affaire, comme l'illustre le scénario Max qui, sur les six années d'études, enregistre des pertes allant de -14.6 M€ jusqu'à -44.2 M€ alors qu'il possède les facteurs de capacité les plus élevés. Cela démontre la volatilité de la valeur du stockage sur le marché et permet de préciser qu'injecter plus d'énergie sur le réseau n'implique pas nécessairement une augmentation de son revenu. L'hétérogénéité temporelle de l'électricité présente une portée considérable dans cette analyse, en particulier avec un stockage price-taker, qui ne possède aucune influence sur les fluctuations des valeurs de marché.

### 1.3.2 Indicateur de coût et revenu

En dehors de l'analyse de l'opération annuelle et horaire, le calcul du coût est une étape critique dans la décision d'investissement et dans le choix de la technologie. Le LCOS est analysé en deux temps, à travers sa décomposition entre  $LCOS^{SC}$  et coûts de charge d'énergie, et ensuite dans son entièreté, face aux facteurs de capacité et aux profits découlant de chaque modèle d'analyse. Le taux d'actualisation sélectionné pour les calculs est de 4 %, en fonction des recommandations données par la Commission de Régulation de l'Énergie concernant les installations de stockage (Commission de régulation de l'énergie, 2018). Pour des soucis de représentation, la décomposition du LCOS est représentée pour chaque scénario par la moyenne des six années d'analyse (figure 1.10). Les résultats année par année se retrouvent dans le tableau 1.5, le tableau 1.6, et le tableau 1.7.

Tableau 1.5 – Coût actualisé de l'énergie (LCOS<sup>SC</sup>) et facteur de capacité par année et par scénario

€/MWh	Observation	Optimisation	Simulation - Mean	Simulation - Max
<b>2014</b>	56.68 (16%)	45.69 (18%)	100.16 (8%)	36.58 (22%)
<b>2015</b>	60.66 (15%)	53.20 (15%)	100.16 (8%)	36.58 (22%)
<b>2016</b>	60.98 (16%)	51.89 (16%)	100.16 (8%)	36.58 (22%)
<b>2017</b>	58.99 (15%)	65.56 (12%)	100.16 (8%)	36.58 (22%)
<b>2018</b>	55.92 (16%)	68.05 (12%)	100.16 (8%)	36.58 (22%)
<b>2019</b>	61.05 (15%)	64.34 (13%)	100.16 (8%)	36.58 (22%)

En observant le coût actualisé du stockage et les facteurs de capacité leur correspondant, une corrélation apparaît entre volume d'énergie déchargée par la centrale et LCOS<sup>SC</sup>, au sens où plus le volume d'énergie déchargée est élevé, plus le LCOS<sup>SC</sup> est faible. La variable de décharge est celle possédant le plus d'impact sur le résultat, cette tendance permet de préciser la définition du LCOS<sup>SC</sup> comme étant la valeur du processus de stockage, et non la valeur ajoutée à l'énergie par ce processus de stockage.

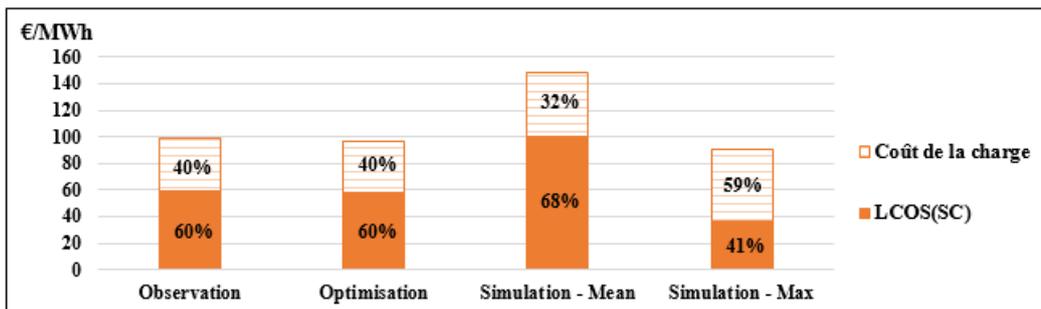


Figure 1.10 – Décomposition du LCOS, par scénario, en moyenne sur la période 2014 - 2019

La représentation par décomposition dans la figure 1.10 permet de considérer l'importance relative des coûts de charge d'énergie au sein du LCOS. Mis à part pour le modèle de simulation Max, le LCOS<sup>SC</sup> représente une part plus importante au sein du LCOS que le coût de charge d'énergie. Une opération plus importante du stockage est donc préférable pour optimiser le LCOS, comme le montre le scénario Max, présentant les LCOS les plus faibles, grâce à une grande quantité d'énergie déchargée traduisant un coût unitaire d'énergie déchargée relativement faible. Néanmoins, il reste le scénario le moins rentable en termes de profit puisqu'il génère des pertes importantes.

Tableau 1.6 – Coût de la charge d'énergie par scénario, en €/MWh (et en % de LCOS<sup>SC</sup>)

€/MWh	Observation	Optimisation	Simulation - Mean	Simulation - Max
<b>2014</b>	29.16 (51%)	31.52 (69%)	37.84 (38%)	44.18 (121%)
<b>2015</b>	38.62 (64%)	36.14 (68%)	46.07 (46%)	50.68 (139%)
<b>2016</b>	33.42 (55%)	35.68 (69%)	42.67 (43%)	46.97 (128%)
<b>2017</b>	41.83 (71%)	45.64 (70%)	53.57 (53%)	59.89 (164%)
<b>2018</b>	53.62 (96%)	44.86 (66%)	61.32 (61%)	66.61 (182%)
<b>2019</b>	40.63 (67%)	34.70 (54%)	48.25 (48%)	52.21 (143%)

L'analyse par scénario et par année (tableau 1.6) démontre que la valeur des coûts de charge d'énergie est en moyenne plus élevée pour le scénario Max (entre 44.18 et 66.61 €/MWh). Les coûts de charge d'énergie de l'Observation et de l'Optimisation sont relativement proches, avec une différence dérisoire de moyenne entre ces coûts (39.5 €/MWh pour l'observation contre 38.1 €/MWh pour l'optimisation). En revanche, les données de coûts de charge sont moins dispersées pour l'Optimisation que pour l'Observation (avec des écarts types respectifs de 5.78 et 8.38). Ces résultats démontrent que la maximisation du profit (Optimisation) ne passe pas forcément par la minimisation des coûts de charge d'énergie, puisqu'ils sont à trois reprises plus faibles dans l'Observation que dans l'Optimisation.

Tableau 1.7 – Coût actualisé du stockage (LCOS) et facteurs de capacité par année et par scénario

€/MWh	Observation	Optimisation	Simulation - Mean	Simulation - Max
<b>2014</b>	85.84 (16%)	77.21 (18%)	138.00 (8%)	80.75 (22%)
<b>2015</b>	99.28 (15%)	89.34 (15%)	146.23 (8%)	87.25 (22%)
<b>2016</b>	94.40 (16%)	87.57 (16%)	142.83 (8%)	83.55 (22%)
<b>2017</b>	100.82 (15%)	111.20 (12%)	153.73 (8%)	96.47 (22%)
<b>2018</b>	109.54 (16%)	112.91 (12%)	161.48 (8%)	103.19 (22%)
<b>2019</b>	101.68 (15%)	99.04 (13%)	148.41 (8%)	88.79 (22%)

En se focalisant sur le LCOS (tableau 1.7), on remarque que les coûts du stockage les plus faibles se trouvent dans le scénario Max. Comme pour les coûts de charge, il est instinctif de penser que par sa nature, le scénario Optimisation doit rendre compte des LCOS les plus faibles. L'Optimisation enregistre un LCOS fluctuant entre 77 et 113 €/MWh, ce qui est en moyenne légèrement plus élevée que pour la Simulation Max (entre 80 et 103 €/MWh). À noter que les LCOS<sup>SC</sup> pour les deux scénarios de Simulation Mean et Max sont tous deux fixes sur les six années (respectivement 110.2 €/MWh et 36.6 €/MWh) car ils opèrent chaque année avec un facteur de capacité fixe. Cela révèle que sans optimisation de l'opération, le coût de la charge n'est pas optimisé, par conséquent son coût est plus

élevé s'il est basé sur un profil d'opération historique, comme dans les Simulations. On constate que le LCOS est à deux reprises plus élevé pour l'Observation que pour l'Optimisation (2017 et 2018). Sur ces deux années, le  $LCOS^{SC}$  est plus élevé pour l'Optimisation que pour l'Observation, ce qui indique que pour optimiser le profit de la centrale, les volumes d'énergies déchargées ont diminué par rapport à l'opération historique. L'optimisation de l'opération de la centrale pour maximiser le profit ne prend pas en compte la demande d'énergie, ce qui explique le faible niveau de LCOS dans ces deux cas.

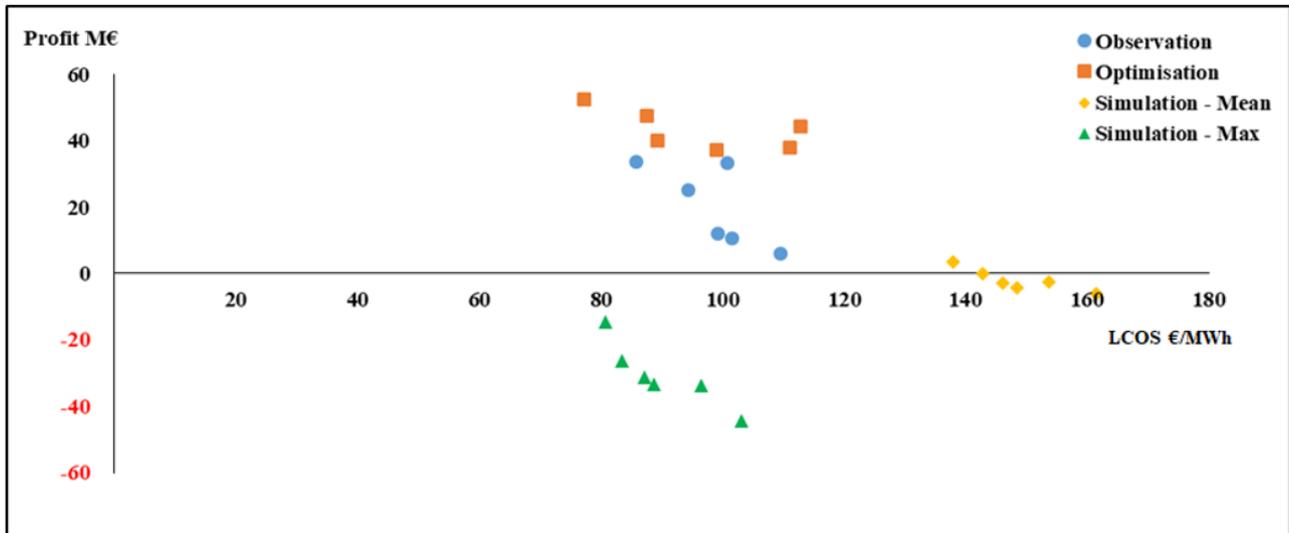


Figure 1.11 – LCOS et profits par scénarios

*Lecture du graphique Figure 1.11* ; Les résultats pour chaque modèle sont représentés par la mise en relation des profits et du LCOS. En lecture horizontale, plus le point de donnée se trouve à droite du graphique, plus le LCOS est élevée pour ce scénario. En verticale, plus le point de donnée est en haut du graphique et plus le profit est élevé. En prenant pour exemple la simulation Max, le triangle vert le plus à droite correspond au scénario Max avec le LCOS le plus élevée. Ce même scénario de simulation Max retourne aussi le profit le plus faible, car ce triangle est aussi le plus en bas du graphique (scénario correspondant à l'année 2018, avec un LCOS de 103 €/MWh pour un profit de – 44 M€).

La mise en correspondance des profits et des LCOS met en évidence que la rentabilité financière d'une centrale n'est pas forcément en adéquation avec ses performances techniques. Le scénario Max rend compte d'une unité de stockage qui est utilisée de manière intensive, en cohérence avec la demande d'électricité, mais qui est déficitaire, car son opération ne correspond pas aux fluctuations des prix du marché. En comparaison, le LCOS le plus élevé est observé dans le modèle d'optimisation, pour l'année 2018 (en excluant les simulations Mean). Pour autant, le profit extrait de ce modèle est nettement supérieur aux autres profits enregistrés pour cette année.

De cette manière, estimer la valeur d'un stockage d'énergie uniquement sur la base d'une telle étude de coût compromet la rationalité du processus d'investissement. Les mécanismes de valorisation doivent qualifier une opération coordonnée entre le marché et le système électrique s'ils veulent envoyer un signal cohérent aux investisseurs. L'opération idéale d'une centrale de stockage est indépendante de son volume horaire d'utilisation, puisqu'elle dépend de l'adéquation entre l'anticipation du marché et

l'anticipation de la demande (Optimisation). Un volume de décharge élevé permet de réduire le LCOS de la centrale, mais peut tout de même mener à un profit négatif (Simulation – Max). Une opération équilibrée et dégagant un profit positif repose donc sur la balance entre arbitrage de marché et réponse aux besoins du système (Observation).

Tableau 1.8 – Revenu dégagé par MWh déchargé en €/MWh (et en % de LCOS)

€/MWh déchargée	Observation	Optimisation	Simulation - Mean	Simulation - Max
<b>2014</b>	44.84 (52%)	50.13 (65%)	39.27 (28%)	37.96 (47%)
<b>2015</b>	44.58 (45%)	52.70 (59%)	42.28 (29%)	39.68 (45%)
<b>2016</b>	45.92 (49%)	54.79 (63%)	41.28 (29%)	37.50 (45%)
<b>2017</b>	57.86 (57%)	64.97 (58%)	49.90 (32%)	47.68 (49%)
<b>2018</b>	56.34 (51%)	68.14 (60%)	54.65 (34%)	51.27 (50%)
<b>2019</b>	45.85 (45%)	53.32 (54%)	43.35 (29%)	40.53 (46%)

Le revenu dégagé par la centrale de Grand'Maison correspond à la somme dégagée pour chaque volume d'énergie injecté sur le réseau. Tous scénarios confondus, le revenu varie entre 37.96 €/MWh et 68.14 €/MWh. Le scénario Optimisation dégage les revenus les plus élevés et le scénario Mean les revenus les plus faibles. Le revenu dégagé dans les scénarios Observation et Optimisation permet en moyenne de couvrir plus ou moins 50 % du coût de l'énergie. En revanche, les revenus dégagés par les modèles de simulations recouvrent en moyenne 30 % (Mean) à 50 % (Max) du coût de l'énergie.

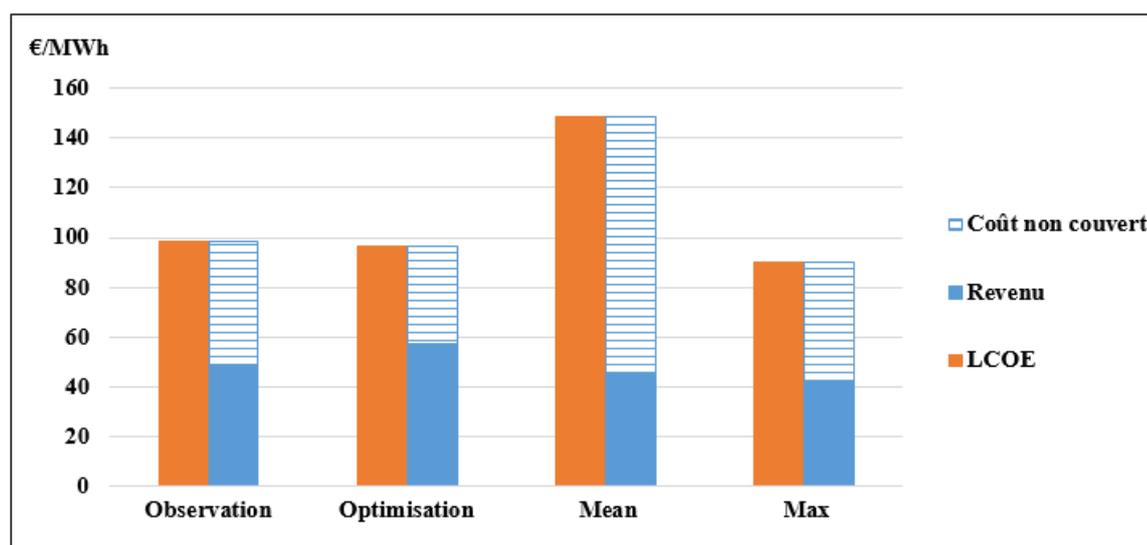


Figure 1.12 – Revenu moyen par scénario, 2014 - 2019

La performance actuelle de la STEP ne lui permet pas d'être rentable puisque les seuls revenus d'arbitrage ne sont pas suffisants pour couvrir ses dépenses d'investissement et ses coûts d'opération. Les STEPs, et les technologies de stockage participant aux services systèmes, sont principalement rémunérés à travers des contrats de long-terme (e.g. rémunération par la capacité, participation aux

réserves. . .) (Ursat et al., 2011). Le revenu découlant de l'Observation permet de couvrir en moyenne 50 % du coût total de la centrale, représentant ainsi le poste de revenu principal de la centrale (en admettant un cumul des contrats de long-terme pour le reste du revenu). La prise en compte de cette information est capitale pour permettre de revaloriser les mécanismes de marché en fonction des caractéristiques des centrales de stockage. Les solutions alternatives de rémunération doivent apporter un soutien au revenu de marché, pour permettre de sécuriser la durabilité du revenu pour le stockage, ou alors la formation du prix sur le marché doit être revisitée pour consolider le signal économique envoyé aux investisseurs.

## **1.4 Discussion et conclusions**

### **1.4.1 Incidences des résultats dans l'évaluation du stockage**

L'analyse réalisée apporte des éléments de compréhension des indicateurs d'évaluation utilisés pour l'étude des technologies de stockage d'énergie. Le  $LCOS^{SC}$  est un indicateur qui reflète la performance de la technologie étudiée et le LCOS connecte l'opération de la centrale à l'ensemble des coûts endogènes et exogènes rattachés à l'investissement sur l'ensemble de la durée de vie du projet. La rentabilité du stockage est étudiée à travers l'approximation du revenu enregistré sur le marché de court-terme après arbitrage des prix. Le modèle d'analyse choisi pour étudier l'opération d'une unité de stockage joue un rôle décisif, son choix précise la volonté d'analyse de l'utilisateur, qu'il soit porté sur une étude plus technique de la technologie (Simulation), une étude de marché (Optimisation), ou une analyse d'ensemble (Observation).

L'analyse des différents modèles rend compte de la présence du marché lors de la valorisation du stockage. Suivant l'analyse de données et les corrélations étudiées (figure 1.3 et figure 1.4), l'opération du stockage n'est pas fortement corrélée aux valeurs de marché. Néanmoins, celles-ci influencent directement le niveau de LCOS à travers le coût de la charge d'électricité, et le revenu global, constitué en partie des revenus d'arbitrage sur le marché de court-terme. Suivant les résultats des modèles de simulation, le choix est à l'utilisateur de définir l'opération du stockage sans prendre en compte les fluctuations du marché, en suivant uniquement les demandes d'énergie en volume, pour entreprendre une étude focalisée sur l'opération de la centrale. En revanche, on observe dans ces modèles de simulation des revenus négatifs sur le marché de court-terme, ce qui est incompatible avec un signal économique pérenne des installations de stockage. Ce genre de simulation apporte une certaine flexibilité d'analyse, car elle permet d'étudier les limites techniques d'une installation grâce à la création de profil visant à tester son opération dans des conditions inhabituelles (cadence soutenue, faible. . .). Cette souplesse d'analyse, couplée à la construction de profils d'opération en fonction de l'historique des centrales permet de tester la propension d'une nouvelle centrale à répondre aux attentes du réseau en matière de flexibilité, puisque de nombreux scénarios peuvent être testés tout en gardant une demande cohérente par rapport à son historique. L'exemple de la simulation Max nous permet d'obtenir des indications sur le coût de la centrale de Grand'Maison lorsque celle-ci opère à un rythme plus soutenu. De manière similaire, les profils d'opération pourraient être créés pour tester

les limites techniques d'une centrale dédiée à une utilisation alternative. Par exemple, une centrale dont le business plan serait détachée du marché de court-terme, et où les rémunérations des contrats de long-terme constitueraient la source principale de revenu, via un cumul des garanties sur le marché de capacité et une participation active aux réserves de puissance.

Les indicateurs de coût et de profit restent à la finale des signaux clé d'investissement dans le processus de décision des projets en énergie. Le profit dégagé par l'arbitrage économique est interprété par les investisseurs comme la valeur directe perçue de l'opération du stockage sur une base horaire, tandis que le LCOS<sup>SC</sup> connecte l'ensemble de l'investissement à cette valeur d'opération sur la durée de vie du projet. Ensuite, la méthode de modélisation devient une fonction de la volonté de l'acteur d'étudier soit les potentiels bénéfiques financiers (à travers l'optimisation de l'arbitrage de prix), les limites techniques de son installation (via la simulation), ou bien l'adaptation de son système face à l'évolution des demandes de marché (via l'analyse des données historiques par l'observation). Chaque méthode servira un objectif d'étude différent au sein du processus de décision, et leur combinaison permettra de mettre en avant les différentes spécificités d'une technologie, pour fournir une analyse technico-économique complète.

## 1.4.2 Investissements dans le stockage et mécanismes de marché

Les résultats présentés à la figure 1.12 révèlent que le seul revenu d'arbitrage sur le marché de court-terme est insuffisant pour couvrir la totalité des coûts du système de stockage, et ce, dans tous les scénarios étudiés. Il semble ainsi compliqué pour un opérateur de stockage possédant une installation de telle capacité de la rentabiliser sans une rémunération complémentaire provenant de marché subsidiaire. La question se pose alors, à l'égard de l'architecture de marché, comment intégrer le stockage de manière pérenne ?

La libéralisation progressive du marché électrique européen s'est traduite par une diminution des niveaux d'investissement dans les moyens de production de pointe. Cette diminution s'explique principalement par la variabilité à court-terme des prix de marché, qui dissuade les agents à investir dans des équipements capitalistiques à cause d'un revenu attendu semblant trop faible pour couvrir l'ensemble des coûts du projet (Marty et al., 2011). Suivant le fonctionnement actuel du marché, le prix à court-terme est défini en fonction du coût marginal de la dernière centrale de production appelée sur le marché. Les centrales dites de pointes sont utilisées pour réguler l'offre et la demande d'énergie lorsque le marché est tendu. Leur rémunération dépend alors de ces quelques heures de fonctionnement où la rente<sup>14</sup> dégagée leur permet de couvrir les coûts d'investissement. Le prix sur ce marché peut atteindre des niveaux élevés lorsque la demande excède l'offre, à tel point que certains consommateurs décident naturellement de limiter leurs consommations (Rious & Roques, 2014). Ce prix très élevé est considéré comme une défaillance de marché par certains régulateurs et gouvernements, qui décident de mettre en place un prix plafond afin de pallier ce problème. Ce prix plafond limite les revenus des

<sup>14</sup>Elle est qualifiée comme rente d'Hotelling dans la littérature, car le coût marginal des centrales de pointes correspond au prix de la ressource non renouvelable utilisée pour produire de l'électricité. Il s'agirait plutôt d'une rente différentielle parce que l'utilisation des centrales de pointes provoque un accroissement du coût global de la production d'électricité. La rente sert donc ici à couvrir la différence du prix de production de l'électricité entre les centrales en base et les centrales en pointes

centrales de pointes, créant ainsi un manque de rémunération, traduit comme le phénomène de *missing money* dans la littérature.

Les infrastructures de stockage de grande échelle sont, à l'instar des centrales de pointe, des investissements capitalistiques. La seule différence notable au sein de leurs structures de coûts est le niveau de coût d'opération des centrales de stockage, relativement faible en comparaison aux centrales de pointes (Agency et al., 2020; Schmidt et al., 2019). Suivant l'hypothèse que la rémunération principale du stockage est la rente récupérée après arbitrage sur le marché, les installations de stockage rencontreraient exactement les mêmes problèmes que les centrales de pointe, une sous-incitation à l'investissement provoqué par le phénomène de *missing money*. Il serait même accentué par l'action du stockage sur le réseau, qui à travers l'arbitrage et le lissage de pointe, entraînerait une diminution de l'utilisation des centrales de pointes, réduisant le prix de marché lors des pointes de consommation et avec les opportunités d'arbitrage (ADEME, 2013). Il est ainsi nécessaire pour un développement soutenable des solutions de stockage de combler ce manque de revenu par d'autres mécanismes de rémunération, qui par la suite permettrait d'inciter davantage à l'investissement.

En janvier 2017, la France met en place un dispositif de marché décentralisé, appelé marché de capacité. Ce mécanisme est utilisé comme un outil d'ajustement de marché qui permet de répondre au risque de rupture d'approvisionnement. De plus, il offre une rémunération supplémentaire aux centrales de pointe, tout en respectant les exigences concurrentielles imposées par les réglementations européennes (Marty & Reverdy, 2017). Le principe repose sur deux points; les fournisseurs d'électricité ont l'obligation contractuelle de délivrer les volumes nécessaires d'énergie correspondant à la demande de leurs clients; or, les fournisseurs ne possèdent pas forcément les capacités nécessaires pour subvenir à la demande de leurs clients à tout instant. À travers un mécanisme de certification mis en place par RTE, les unités proposées par les fournisseurs sont contrôlées (capacité d'effacement, installation de production, de stockage. . .). Après l'approbation des unités, les fournisseurs obtiennent des certificats de capacité, justifiant des moyens requis pour répondre à leurs obligations. Les fournisseurs possédant un excédent de certificats peuvent ensuite les échanger sur le marché de capacité aux fournisseurs en déficit.

Il est logique d'imaginer que le stockage pourrait obtenir une rémunération complémentaire sur ce marché de capacité. Les entités souhaitant faire valoriser leurs installations ont le choix de les faire certifier selon trois filières, production, effacement et interconnexion. La filière production concerne tous les sites d'injection d'électricité sur le réseau, la filière effacement englobe tous les sites de soutirage dédiés à l'effacement de consommation et, la filière interconnexion considère uniquement les sites d'échange d'électricité entre pays. Suivant cette simple définition, le stockage pourrait être valorisé sous les filières production et effacement. Cependant, selon la définition dans le code de l'énergie de la notion «effacement de consommation», il est impossible de considérer une unité indépendante de stockage comme une capacité d'effacement à moins qu'elle soit partie intégrante du site de soutirage (RTE, 2020).

Le stockage est ainsi uniquement valorisable sous la filière production, néanmoins il est impossible de le valoriser comme unité indépendante. Seules les unités hybrides peuvent prétendre valoriser

du stockage<sup>15</sup>, dans le cas contraire celui-ci doit nécessiter une certification particulière. Depuis l'instauration de ce mécanisme, seul le stockage par pompage hydraulique a pu bénéficier d'une certification. Les STEP sont considérées sur le marché de capacité comme référant au régime d'énergie intermittente, dans ce cas la certification est effectuée en fonction de l'historique d'opération des 10 dernières années (RTE, 2020). Cette méthode est bien entendue spécifique aux STEPs et ne permet pas à une nouvelle unité de stockage d'être valorisée, à cause de son manque d'expérience sur le réseau.

Depuis le 20 décembre 2018, une filière de production « batterie » a été créée, dans le but d'inclure le stockage par batterie sur le marché de capacité. Cette filière inclut des modalités de certification et de contrôle propre au fonctionnement de cette unité de stockage. Entre autres, un tunnel de certification a été développé pour permettre de certifier des capacités sur la base du réalisé et de l'historique. La certification est définie grâce à une plage d'acceptabilité calculée en fonction des moyennes des capacités estimées au sein de cette filière. Ce nouveau mode de certification permet aux unités de production et d'effacement non pilotables d'être incluses au sein du marché. En plus de ce tunnel, le contrôle ad hoc des services de suivi de fréquence est réalisé, afin de permettre un traitement plus adapté aux capacités soumises à une obligation d'opération dédiée au service de régulation (Commission de régulation de l'énergie & Calenco, 2018).

### 1.4.3 Recommandations

L'intérêt principal du stockage d'énergie sur le réseau réside dans la possibilité de pouvoir différer dans le temps une injection d'électricité. Cette action est dépendante de deux processus, l'injection et le soutirage, régis par deux paramètres, la capacité et la puissance. Le fondement du marché électrique est centré uniquement sur l'injection d'électricité à travers la puissance délivrée. Il est inadapté aux possibilités qu'offre le stockage, puisqu'il ne permet ni de valoriser les actions de soutirage, ni la capacité à différer l'injection. Il est donc important pour un développement viable du stockage de mettre en place des mécanismes permettant de valoriser le soutirage et la capacité<sup>16</sup> du stockage.

Le marché de court-terme n'apparaît ainsi pas adapté aux investissements à fort coût en capital, car le revenu espéré n'est pas suffisant pour couvrir la totalité des coûts. Un prix à court-terme défini en fonction du coût moyen des installations permettrait de proposer une rente plus intéressante pour les investisseurs, bien que celle-ci ait une répercussion non négligeable sur les tarifs proposés aux consommateurs. Un changement structurel du marché est à envisager sur le long-terme, mais des solutions de court-terme doivent aussi être développées pour répondre rapidement au problème du partage de la rente des actifs. La requalification des échanges de long-terme est ainsi engagée, notamment ceux concernant le marché de capacité.

Le mécanisme de capacité propose un début de solution au sujet de la valorisation de la capacité. Les effacements de consommation certifiés par RTE traduisent la disposition d'un site de soutirage à réduire ou reporter sa consommation. La valorisation définie par RTE reste une contrainte pour

---

<sup>15</sup>Un stockage couplé à une unité de production «x» est soumis à l'entité de certification de la filière « x ». Le stockage permet ici de justifier une capacité de délivrance pour une centrale intermittente / d'énergie fatales.

<sup>16</sup>Le terme capacité fait référence ici à l'énergie, c'est-à-dire l'accumulation de puissance sur une plage horaire, mesurée en kWh ou MWh.

le stockage, car celle-ci concerne uniquement les sites entiers (exemple : toute la consommation d'un industriel), et non les outils utilisés (les moyens de l'industriel) pour différer ou reporter cette consommation. Pour un opérateur de stockage, il est donc impossible de faire valoriser une centrale de manière indépendante, même si elle se trouve au sein d'un site de soutirage. La mise en place de disposition spécifique, à l'instar de ce qui a été développé pour les batteries, permettrait de définir un cadre de certification plus structurant pour le stockage d'énergie. Cela permettrait de pouvoir faire certifier une puissance relative à l'effacement de consommation d'un site de soutirage. De manière similaire, une certification pourrait être mise en place pour une puissance disponible à la production.

Pour aller plus loin, il serait intéressant de faire certifier une durée d'effacement ou de production (en MWh ou kWh), et non une puissance. Suivant les règles de certification de RTE, la capacité certifiée d'un site correspond au montant en MW des garanties de capacités, c'est-à-dire la puissance disponible pouvant être utilisée à une heure précise pour effacer une consommation, ou pour produire de l'électricité. Une unité de stockage peut être utilisée pour délivrer ou soutirer de l'énergie pendant une durée précise (déterminée par rapport aux caractéristiques techniques de la centrale). Certifier une durée d'effacement permettrait une planification plus ample des besoins de production ou d'effacement. L'unité de stockage serait alors valorisée en fonction d'un volume livrable sur un bloc de temps (à charger ou décharger), et non d'une puissance livrée sur un pas de temps précis.

La limite de ce type de certification reste la coordination de l'opération des centrales de stockage. Faire certifier la délivrance ou le soutirage d'électricité par une unité de stockage sur un bloc horaire nécessite de justifier que la centrale est en capacité d'anticiper ses obligations. C'est-à-dire, anticiper les fluctuations de marché pour optimiser son opération en fonction de son obligation. Cette coordination semble compliquée à justifier puisqu'elle est dépendante des services auxquels la centrale de stockage répond, mais aussi de la production d'énergie du territoire dans lequel est installé ce stockage.

En conclusion, les techniques de modélisation et d'analyse de stockage présentées dans ce chapitre sont primordiales pour rendre compte dans un premier temps de l'offre de services auxquels peut répondre une unité de stockage. Les modèles présentés permettent de pousser les limites techniques des technologies analysés pour proposer un dimensionnement adapté aux services demandés par le réseau. Les outils d'évaluation financière semblent limités dans le cadre de l'analyse du stockage, la rentabilité d'une installation est dépendante de l'architecture de marché et de l'anticipation de l'opération de la centrale. Justifier l'installation d'une unité grâce à ces outils semble donc inadapté. L'analyse de système électrique en complément de celle d'une unité de stockage apparaît juste pour comprendre au mieux les enjeux derrière l'implémentation d'une unité, pour ensuite optimiser son dimensionnement et son opération en fonction de ces enjeux.

## 1.5 Annexes

### 1.5.1 Nomenclature

$E^{gen}$ : Volume d'énergie générée	$CF^{ch}$ : Facteur de charge relatif au processus de charge d'énergie
$E^{ch}$ : Volume d'énergie chargée	$K^{stor}$ : Capacité nominale de stockage
$E^{stor}$ : Volume d'énergie stockée	$K^{gen}$ : Puissance nominale de génération
$C$ : Variable d'agrégation du coût	$K^{ch}$ : puissance nominale de charge
$I$ : Coût d'investissement	$\eta$ : Rendement global de la centrale de stockage
$FOM$ : Coût d'opération et de maintenance fixe	$\eta^{ch}$ : Rendement relatif au processus de charge d'énergie
$VOM$ : Coût d'opération et de maintenance variable	$\eta^{gen}$ : Rendement relatif au processus de charge d'énergie
$AC$ : Variable d'agrégation des autres coûts relatifs à la technologie	$LCOE$ : Coût actualisé de l'énergie
$r$ : Taux d'actualisation	$LCOS$ : Coût actualisé du stockage d'énergie
$N$ : Nombre d'années d'opération de la technologie	$LCOS^{SC}$ : Coût actualisé du stockage d'énergie sans prise en compte du coût de charge d'électricité
$T$ : Nombre d'années d'exploitation de la technologie	$CRF$ : Facteur de recouvrement du capital
$n$ : Année en cours	$ACRF$ : Facteur de recouvrement des autres coûts
$h$ : Heure en cours	$Van_{projet}$ : Valeur ajoutée nette du projet
$P^a$ : Prix d'achat de l'électricité	$VAN_{revenu}$ : Valeur ajoutée nette du revenu
$P$ : Prix de vente de l'électricité	$VAN_{coûts}$ : Valeur ajoutée nette du coût
$CF$ : Facteur de charge relatif au processus de production d'énergie	$\pi$ : Profit

## 1.5.2 Code d'optimisation de la centrale de Grand'Maison

```

*|-----|
*|          Optimisation du comportement de GRAND MAISON          |
*|-----|
                                                                    16/09/2021
*|-----|
*|          Définitions des sets de données                        |
*|-----|

Sets      t          'Années étudiés'          /t2014*t2019/
          y          'Heures dans une année'     /y1*y8760/
          h          'Heures dans une journée'    /h0*h23/
          d          'Jours par année'           /d1*d365/
          dh(d,h)    'Mappage Jours * Heures'     /#d.#h/
          dht(d,h,t) 'Mappage Jours * Heures * Année' /#dh.#t/
          s          'Processus de stockage'      /ch,dis,stock/

*|-----|
*|          Définition des données en entrée                      |
*|-----|

Table SPOT(d,h,t)      'Prix SPOT FR entre 2014 et 2019'

$onDelim
$include inputs/SpotPrice_2014-2019.txt
$offDelim

Table tech(*,*)      'Paramètres de la centrale de Grand Maison'

gm      Power  Capacity  DOD      Eff_ch  Eff_dis  Eff
;      1800    52962    1       0.80   0.80    0.80

```

```

*|-----|
*|                Définition des paramètres et des variables                |
*|-----|

Scalar          M          'Limite de la variable binaire'          /10000/
;

Variables       Obj          'Variable objectif'
                R(d,h,t,s)   'Opération de Grand Maison'
                behavior(d,h,t) 'Simplification de la variable R'
                Profit(d,h,t)  'Profit horaire'
                Revenu(d,h,t)  'Revenu horaire'
;

Binary variables ONCH(d,h)    'Soutirage'
                 ONDIS(d,h)   'Injection'
;

*|-----|
*|                Limites des paramètres et des variables                |
*|-----|

R.lo(d,h,t,'ch')= 0;
R.lo(d,h,t,'dis')= 0;
R.lo(d,h,t,'stock')=0;

R.up(d,h,t,'ch')=tech('gm','power');
R.up(d,h,t,'dis')= tech('gm','power');
R.up(d,h,t,'stock')=tech('gm','capacity');

R.fx('dl','h0',t,'stock') = tech('gm','capacity') / 3 ;

```

```

*|-----|
*|               Définition des équations               |
*|-----|

*          OPERATION DU STOCKAGE

equations s1   'Suivi de stock horaire'
          s2   'Suivi de stock mensuel'
          s3   'Contrainte de binarité - Charge'
          s4   'Contrainte de binarité - Décharge'
          s5   'Contrainte de binarité';

s1(d,h,t).. R(d,h,t,'stock')      =e= R(d,h--1,t,'stock') - (R(d,h,t,'dis')/tech('gm','eff_dis'))
          + (R(d,h,t,'ch')*tech('gm','eff_ch'));
s2(d,h,t).. R(d--1,'h0',t,'stock') =e= R(d--2,'h23',t,'stock') - (R(d--1,'h0',t,'dis')/tech('gm','eff_dis'))
          + (R(d--1,'h0',t,'ch')*tech('gm','eff_ch')) ;
s3(d,h,t).. R(d,h,t,'ch')         =1= M * ONCH(d,h);
s4(d,h,t).. R(d,h,t,'dis')        =1= M * ONDIS(d,h);
s5(d,h,t).. ONCH(d,h) + ONDIS(d,h) =e= 1;

*          CONTRAINTES

equations c1   'Contrainte de positivité - Charge'
          c2   'Contrainte de positivité - Décharge'
;

c1(d,h,t).. R(d,h,t,'ch')         =g= 0 ;
c2(d,h,t).. R(d,h,t,'dis')        =g= 0 ;

*          OBJECTIF / PROFIT / REVENU

equations e1   'Simplification de R'
          e2   'Calcul du revenu'
          e3   'Calcul du profit'
          e4   'Définition de la variable Objectif';

e1(d,h,t).. behavior(d,h,t)       =e= R(d,h,t,'dis') - R(d,h,t,'ch');
e2(d,h,t).. Revenu(d,h,t)         =e= SPOT(d,h,t) * R(d,h,t,'dis');
e3(d,h,t).. Profit(d,h,'t2014')  =e= SPOT(d,h,'t2014') * behavior(d,h,'t2014');
e4(t).. Obj                       =e= sum((d,h), Profit(d,h,'t2014'));

*|-----|
*|               Solve Statement                       |
*|-----|

model OPTSPOT /all/;
option MIP = CPLEX;

solve OPTSPOT using MIP max Obj;

*|-----|
*|               Calcul de paramètres post solve      |
*|-----|

R.l(d,h,t,s)      = EPS$ (not R.l(d,h,t,s)) + R.l(d,h,t,s);
Profit.l(d,h,t)   = EPS$ (not Profit.l(d,h,t)) + Profit.l(d,h,t);
Profitbis.l(d,h,t) = EPS$ (not Profitbis.l(d,h,t)) + Profitbis.l(d,h,t);

```

```

*      LCOS et LCOE

Scalar  i      'Discount rate'      /0.045/
        n      'Life of tech'      /65/
        OPEXmw 'OPEX €/MW-year'    /4600/
        CAPEXmw 'CAPEX €/MW'      /1406000/;

Parameter CRF      'Discounting factor'
          OPEX      'OPEX total'
          CAPEX     'CAPEX total'
          Discharge(t) 'Discharge par année'
          Charge(t)  'Charge par année'
          Price(t)   'Prix charge par année'
          LCOE(t)   'LCOE par année'
          LCOS(t)   'LCOS par année'

;
CAPEX      =      CAPEXmw * tech('gm','power');
OPEX      =      OPEXmw * tech('gm','power') ;
CRF       =      (i*((1+i)**n) / (((1+i)**n) - 1));
Discharge(t) = sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'dis')));
Charge(t)   = sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'ch')));
Price(t)    = sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'ch') * spot(d,h,t)));
LCOE(t)     = ((CAPEX*CRF) + OPEX + Price(t)) / (Discharge(t));
LCOS(t)     = ((CAPEX*CRF) + OPEX) / (Discharge(t));

*      FACTEUR DE CHARGE

parameter CF(t)      'Facteur de charge total'
          CFch(t)    'Facteur de charge - Charge'
          CFdis(t)   'Facteur de charge - Décharge'
;

CF(t)      = (sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'ch')) + sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'dis')))) / 8760 / tech('gm','power');
CFch(t)    = (sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'ch')))) / 8760 / tech('gm','power');
CFdis(t)   = (sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'dis')))) / 8760 / tech('gm','power');

*      FACTEUR DE CHARGE

parameter CF(t)      'Facteur de charge total'
          CFch(t)    'Facteur de charge - Charge'
          CFdis(t)   'Facteur de charge - Décharge'
;

CF(t)      = (sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'ch')) + sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'dis')))) / 8760 / tech('gm','power');
CFch(t)    = (sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'ch')))) / 8760 / tech('gm','power');
CFdis(t)   = (sum(h, sum(d, R.l(d,h,t,'dis')))) / 8760 / tech('gm','power');

*      PROFIL HORAIRES

parameter chh(h)      'Moyenne horaire globale sur toutes les années étudiées - pompage'
          chht(h,t)   'Moyenne horaire pour chaque année - pompage'
          dish(h)     'Moyenne horaire globale - turbinage'
          disht(h,t)  'Moyenne horaire par année - turbinage'
;

chh(h)      = sum((d,t), R.l(d,h,t,'ch')) / (card(d)*card(t)) ;
chht(h,t)   = sum(d, R.l(d,h,t,'ch')) / (card(d)*card(t)) ;
dish(h)     = sum((d,t), R.l(d,h,t,'dis')) / (card(d)*card(t)) ;
disht(h,t)  = sum(d, R.l(d,h,t,'dis')) / (card(d)*card(t)) ;

```

```

*|-----|
*|              Display Statement              |
*|-----|
execute_unload 'OPTSPOT.gdx'

$onecho > 'SPOTINDEX.txt'
var=R          rng=GM!A1    epsOut=0  Rdim=2
var=R          rng=GM!A1    epsOut=0  Rdim=2
var=profit     rng=Profit!A1  rDim=2  epsOut=0
var=obj        rng=Profit!J2
par=discharge  rng=LCOS!A1    rDim=1
par=Price      rng=LCOS!D1    rDim=1
par=LCOS       rng=LCOS!G1    rDim=1
par=LCOS2     rng=LCOS!J1    rDim=1
par=LCOS2     rng=LCOS!J1    rDim=1
par=CF         rng=Indicator!A1 rDim=1
par=chh        rng=ProfilCH!A1  rDim=1
par=chht       rng=ProfilCH!D1
par=dish       rng=ProfilDIS!A1  rDim=1
par=disht      rng=ProfilDIS!D1
par=discharge  rng=Décharge!A1  rDim=1
par=charge     rng=Charge!A1    rDim=1
par=CFch       rng=Indicator!D1  rDim=1
par=CFdis      rng=Indicator!G1  rDim=1
var=obj        rng=Obj!A1
var=profitbis  rng=profitbis!A1  rDim=2  epsout=0
$offecho

execute 'gdxrw.exe OPTSPOT.gdx o=outputs/GMOPT.xlsx @SPOTINDEX.txt'

display CRF, discharge, price, LCOS, LCOS2;

```

## 1.5.3 Outils de simulation VBA

### 1.5.3.1 Introduction à l'outil de simulation

Ce calculateur, implémenté sous Excel-VBA, permet de simuler l'opération horaire des stations de transfert d'énergie par pompage présente en France, sur une année, afin de calculer le coût actualisé de l'énergie et le profit découlant de cette année d'opération.

Cet outil a été construit sous l'hypothèse que l'opération d'une centrale de stockage est contrainte par le besoin du système électrique. Son opération pourrait ainsi être généralisée à travers des fenêtres de temps prédéfinies pour la charge et la décharge. Suivant ce principe, le calculateur utilise ici des profils de charge et de décharge définis en fonction de l'opération historique des centrales, pour simuler l'opération horaire d'une centrale sur toute une année. L'utilisation des profils permet de définir le coût d'opération de la centrale sans devoir anticiper les prix de marché.

Les profils utilisés représentent l'opération moyenne historique des centrales selon quatre fenêtres de temps au choix : la demi-journée, la journée, la semaine ou le mois. Deux autres profils sont disponibles à la simulation, tous deux basés sur l'opération historique de la centrale de Grand'Maison. Ils ont été créés afin d'analyser l'opération des centrales suivant différents facteurs de charge horaires. Le premier profil (CF-100%-GM) suppose que le facteur de charge de la centrale est de 100 % à chaque

fois qu'elle charge ou décharge. Le second profil (Max Grand'Maison) est construit en utilisant les facteurs de charge maximum de la centrale de Grand'Maison, observés lors de l'analyse des données historiques.<sup>17</sup>

### 1.5.3.2 Présentation de l'interface graphique

Simulated scenarios		Financial Results		Technical Results	
Simulated Year		Capital expenditure	€	Pumped volume of energy	MWh
Simulated Profil		Operational expenditure	€	Generated volume of energy	MWh
Simulated PHS		Profit	€	Charge factor (pumping)	%
		Levelised Cost Of Energy	€/MWh	Charge factor (generation)	%
				Overall Charge Factor	%

Figure 1.13 – Interface graphique de l'outil de simulation

L'interface graphique de l'outil se présente en deux parties, une partie « Input » où les paramètres de simulation sont renseignés par l'utilisateur, et une partie « Output » où les résultats principaux sont affichés une fois la simulation effectuée. La partie suivante décrit les différentes composantes mises en avant dans la figure 1.13 :

1. Cette partie permet de sélectionner la centrale à simuler. Une fois sélectionnés, les paramètres de cette centrale sont autocomplétés dans la partie « Input ».
2. Les paramètres de simulations peuvent être complétés manuellement au sein de l'interface. Ces paramètres sont divisés selon deux catégories, les paramètres techniques et les paramètres financiers.
3. Cette partie permet de sélectionner l'année sur laquelle les prix de marché seront indexés pour le calcul des indicateurs financiers et le profil d'opération souhaité pour la simulation. Les années pouvant être sélectionnées reposent sur la base de données intégrée à l'outil, qui comprend les prix horaire du marché SPOT de 2014 à 2019.
4. Ce bouton permet de sauvegarder les paramètres de simulation renseignés par l'utilisateur afin de les réutiliser pour d'autres simulations. Ces paramètres sont alors sauvés dans un nouvel onglet.
5. La simulation peut être lancée en utilisant les boutons « Simulation n°1 » et « Simulation n°2 ». Les variations sont calculées une fois les deux simulations effectuées.
6. Ce bouton permet de sauvegarder les résultats de simulations.

<sup>17</sup>Le profil « Max Grand'Maison » représente le profil « Max » du Tableau 1.4 là où le profil « Mean » est équivalent à la simulation « Journée ».

7. Ce bouton permet de supprimer toutes les données affichées dans le calculateur.

### 1.5.3.3 Détails du code de simulation

```
Public Sub Simulation_1()  
  
Set c = Worksheets("Calculator")  
  
'Input definition  
  
Dim Power, Capacity, eff, capexmw, opexmw, Life, discount, profilselector  
Dim spot As String  
Dim STEP As String  
  
Power = c.Range("D8").Value  
Capacity = c.Range("D9").Value  
eff = Sqr(c.Range("D10").Value / 100)  
capexmw = c.Range("D14").Value * 1000  
opexmw = c.Range("D15").Value * 1000  
Life = c.Range("D16").Value  
spot = c.Range("F21").Value  
STEP = c.Range("F4").Value  
discount = c.Range("D17").Value / 100  
profilselector = c.Range("F23").Value  
  
'SPOT DATA  
  
Dim SPOT14(), SPOT15(), SPOT16(), SPOT17(), SPOT18(), SPOT19()  
n = 8760  
ReDim SPOT14(n), SPOT15(n), SPOT16(n), SPOT17(n), SPOT18(n), SPOT19(n)  
  
For i = 1 To n  
  
SPOT14(i) = Worksheets("SPOT").Cells(i + 1, 2).Value  
SPOT15(i) = Worksheets("SPOT").Cells(i + 1, 3).Value  
SPOT16(i) = Worksheets("SPOT").Cells(i + 1, 4).Value  
SPOT17(i) = Worksheets("SPOT").Cells(i + 1, 5).Value  
SPOT18(i) = Worksheets("SPOT").Cells(i + 1, 6).Value  
SPOT19(i) = Worksheets("SPOT").Cells(i + 1, 7).Value  
  
Next i
```

```
'STORAGE PROFIL DATA

m = 24
Dim arbitrage(), minmaxGM()
ReDim arbitrage(m), minmaxGM(m)

For i = 1 To m

arbitrage(i) = Worksheets("Profil").Cells(i + 1, 5).Value
minmaxGM(i) = Worksheets("Profil").Cells(i + 1, 6).Value

Next i

'Input base de données facteur de charges des STEPs

Dim a As Long
a = 52584

Dim Cheylas(), Coche(), GrandMaison(), Montezic(), Revin(), SuperBissorte()
ReDim Cheylas(a), Coche(a), GrandMaison(a), Montezic(a), Revin(a), SuperBissorte(a)

For i = 1 To 52584

Cheylas(i) = Worksheets("PHS_CF").Cells(i + 1, 3).Value
Coche(i) = Worksheets("PHS_CF").Cells(i + 1, 4).Value
GrandMaison(i) = Worksheets("PHS_CF").Cells(i + 1, 5).Value
Montezic(i) = Worksheets("PHS_CF").Cells(i + 1, 6).Value
Revin(i) = Worksheets("PHS_CF").Cells(i + 1, 7).Value
SuperBissorte(i) = Worksheets("PHS_CF").Cells(i + 1, 8).Value

Next i
```

```
'Message d'erreur pour input invalide

Select Case spot
  Case Is = ""
    MsgBox "Please, select a year for the simulation", vbExclamation, "Forgotten Input"
  Exit Sub
End Select

Select Case STEP
  Case Is = ""
    MsgBox "Please, select a PHS plant", vbExclamation, "Forgotten Input"
  Exit Sub
End Select

Select Case profilselector
  Case Is = ""
    MsgBox "Please, select a profile to simulate", vbExclamation, "Forgotten Input"
  Exit Sub
End Select

'Sélection STEP

Select Case STEP
  Case Is = "Grand Maison"
    centrale = GrandMaison
  Case Is = "La Coche"
    centrale = Coche
  Case Is = "Le Cheylas"
    centrale = Cheylas
  Case Is = "Montéziac"
    centrale = Montezic
  Case Is = "Bissorte"
    centrale = SuperBissorte
  Case Is = "Revin"
    centrale = Revin
End Select
```

```
'Calcul CAPEX & OPEX

Dim CAPEX, OPEX

CAPEX = capexmw * Power
OPEX = opexmw * Power

'Calcul Storage's operation

Dim stock() As Double
ReDim stock(n)

For i = 1 To n

stock(0) = Capacity / 3

Next i

Select Case profilselector
    Case Is = "Day"
        profil = Dayprofile_Calculus(centrale)
    Case Is = "Half-Day"
        profil = Halfdayprofile_Calculus(centrale)
    Case Is = "Week"
        profil = Weekprofile_Calculus(centrale)
    Case Is = "Month"
        profil = Monthprofile_Calculus(centrale)
    Case Is = "CF-100%-GM"
        profil = arbitrage
    Case Is = "Max-GM"
        profil = minmaxGM
End Select
```

```
behavior = Behavior_Calculus(profil)

For i = 1 To n
behavior(i) = behavior(i) * Power
Next i

For i = 1 To n

Select Case behavior(i)
    Case Is > 0
        stock(i) = stock(i - 1) - (behavior(i) / eff)
    Case Is < 0
        stock(i) = stock(i - 1) - (behavior(i) * eff)
    Case Is = 0
        stock(i) = stock(i - 1)
End Select

Select Case stock(i)
    Case Is > Capacity
        stock(i) = Capacity
        behavior(i) = (stock(i - 1) - Capacity) / eff
    Case Is < 0
        stock(i) = 0
        behavior(i) = stock(i - 1) * eff
End Select
Next i

'Energie chargée & déchargée

Dim ch(), dis(), sumch, sumdis
ReDim ch(n), dis(n)

For i = 1 To n
    If behavior(i) > 0 Then
        dis(i) = behavior(i)
    If behavior(i) < 0 Then
        ch(i) = Abs(behavior(i))
Next i

sumch = WorksheetFunction.Sum(ch)
sumdis = WorksheetFunction.Sum(dis)
```

```
'Valeur d'arbitrage
Dim va(), chprice() As Double
ReDim va(n), chprice(n)

For i = 1 To n

Select Case spot
    Case Is = "2014"
        va(i) = behavior(i) * SPOT14(i)
        chprice(i) = ch(i) * SPOT14(i)
    Case Is = "2015"
        va(i) = behavior(i) * SPOT15(i)
        chprice(i) = ch(i) * SPOT15(i)
    Case Is = "2016"
        va(i) = behavior(i) * SPOT16(i)
        chprice(i) = ch(i) * SPOT16(i)
    Case Is = "2017"
        va(i) = behavior(i) * SPOT17(i)
        chprice(i) = ch(i) * SPOT17(i)
    Case Is = "2018"
        va(i) = behavior(i) * SPOT18(i)
        chprice(i) = ch(i) * SPOT18(i)
    Case Is = "2019"
        va(i) = behavior(i) * SPOT19(i)
        chprice(i) = ch(i) * SPOT19(i)
End Select

Dim sumva, sumchprice

sumva = WorksheetFunction.Sum(va)
sumchprice = WorksheetFunction.Sum(chprice)
Next i
```

```
'Charge factor

Dim CFch, CFdis, CFall

CFch = WorksheetFunction.Sum(ch) / Power / n
CFdis = WorksheetFunction.Sum(dis) / Power / n
CFall = CFch + CFdis

'LCOS

Dim lcos, crf

crf = (discount * ((1 + discount) ^ Life)) / (((1 + discount) ^ Life) - 1)
lcos = ((CAPEX * crf) + sumchprice + OPEX) / sumdis

'Display
  'Operation behavior

For i = 1 To n
Worksheets("Operation").Cells(i + 2, 2).Value = behavior(i)
Worksheets("Operation").Cells(i + 2, 3).Value = stock(i)
Next i

  'Year & profil simulated
c.Range("N8").Value = spot
c.Range("N9").Value = profilselector
c.Range("N10").Value = STEP

  'Financial indicators
c.Range("N13").Value = CAPEX
c.Range("N14").Value = OPEX
c.Range("N15").Value = sumva
c.Range("N16").Value = lcos

  'Operation Indicators
c.Range("N19").Value = sumch
c.Range("N20").Value = sumdis
c.Range("N21").Value = CFch * 100
c.Range("N22").Value = CFdis * 100
c.Range("N23").Value = CFall * 100

End Sub
```

---

### 1.5.3.4 Fonctions utilisées dans le code de simulation

```

Function Behavior_Calculus(tableau)

Dim n As Integer
Dim behavior() As Double

n = 8760
ReDim behavior(n)

x = 0

Do
    i = 1
    Do While i <> UBound(tableau) + 1
        behavior(i + (x * UBound(tableau))) = tableau(i)
        i = i + 1
    Loop
    x = x + 1
Loop While x <> Int((n / UBound(tableau)))

Behavior_Calculus = behavior

End Function

Function Dayprofile_Calculus(tableau)

'Parameters

Dim j
j = 2191

Dim h(1 To 24, 0 To 2190), profile(24)

'Array division in 2191 days

x = 0

Do
    i = 1
    Do While i <> 25
        h(i, x) = tableau(i + (x * 24))
        i = i + 1
    Loop
    x = x + 1
Loop While x <> j - 1

```

```
'Profil calculus

i = 1

Do
  x = 0
  Do While x <> j - 1
    h(i, x) = profile(i)
    x = x + 1
    profile(i) = profile(i) + h(i, x)
  Loop
  i = i + 1
Loop While i <> 25

For i = 1 To 24
  profile(i) = profile(i) / j
Next i

Dayprofile_Calculus = profile

End Function
```

---

```
Function Halfdayprofile_Calculus(tableau)

'Parameters

Dim hd
hd = 4382

Dim h(1 To 12, 0 To 4381), profile(12)

'Array division in 4382 halfday

x = 0

Do
  i = 1
  Do While i <> 13
    h(i, x) = tableau(i + (x * 12))
    i = i + 1
  Loop
  x = x + 1
Loop While x <> hd - 1
```

```
'Profile calculus
i = 1
Do
  x = 0
  Do While x <> hd - 1
    h(i, x) = profile(i)
    x = x + 1
    profile(i) = profile(i) + h(i, x)
  Loop
  i = i + 1
Loop While i <> 13

For i = 1 To 12
  profile(i) = profile(i) / hd
Next i

Halfdayprofile_Calculus = profile

End Function

Function Monthprofile_Calculus(tableau)

'Parameters

Dim m
m = 72

Dim h(1 To 730, 0 To 72), profile(730)

'Array division in 73 halfday

x = 0

Do
  i = 1
  Do While i <> 731
    h(i, x) = tableau(i + (x * 730))
    i = i + 1
  Loop
  x = x + 1
Loop While x <> m

For i = 1 To 24
  h(i, 72) = tableau(i + (52584 - 24))
Next i
```

```
'Profile calculus
i = 1
Do
  x = 0
  Do While x <> UBound(h, 2)
    h(i, x) = profile(i)
    x = x + 1
    profile(i) = profile(i) + h(i, x)
  Loop
  i = i + 1
Loop While i <> 731

For i = 1 To 24
  profile(i) = profile(i) / (m + 1)
Next i

For i = 1 To 706
  profile(i + 24) = profile(i + 24) / m
Next i

Monthprofile_Calculus = profile
|
End Function
```

---

```
Function Weekprofile_Calculus(tableau)

'Parameters

Dim s
s = 313

Dim h(1 To 168, 0 To 312), profile(168)

'Array division in 313 weeks

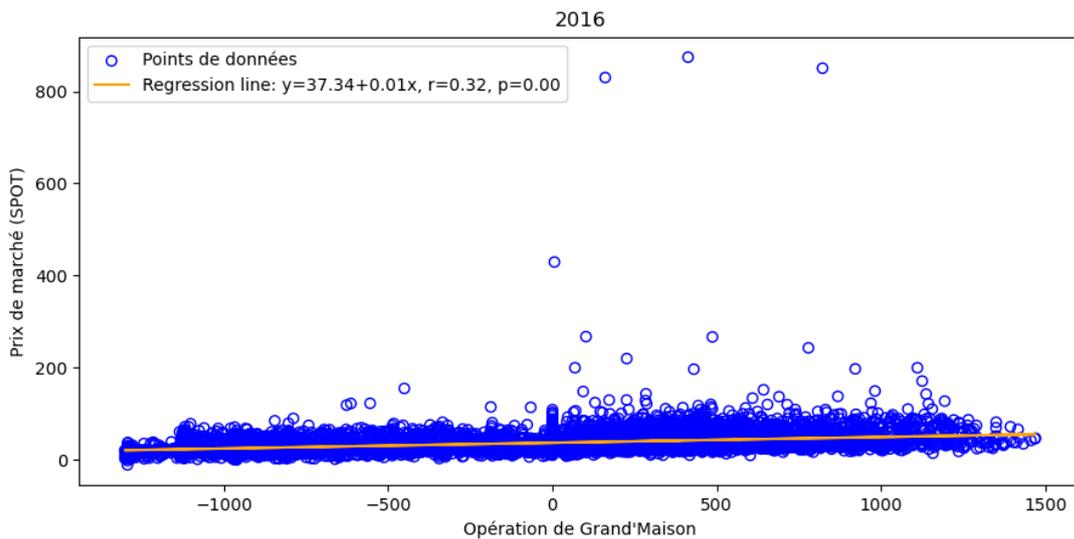
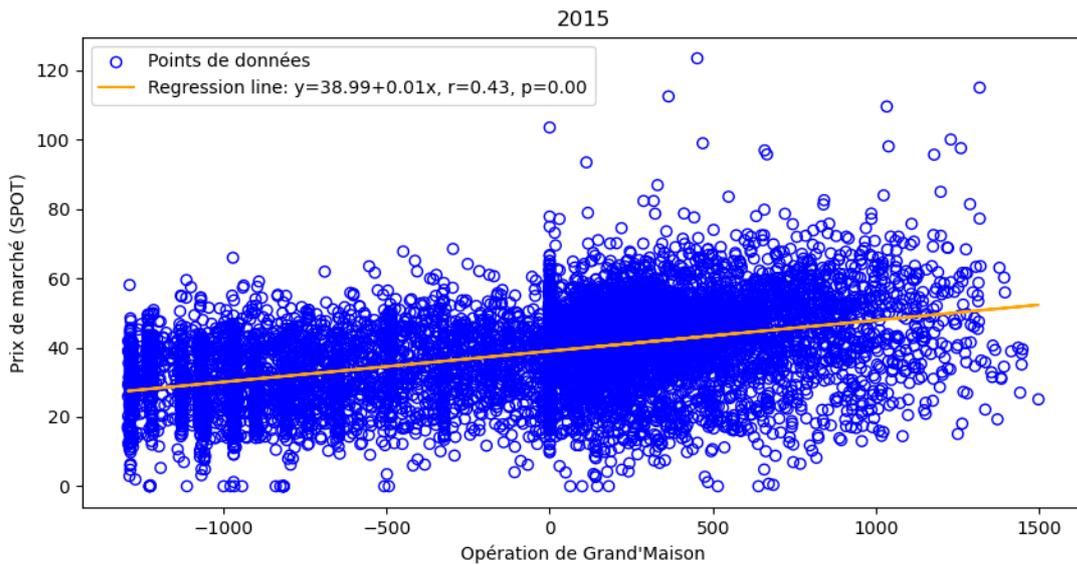
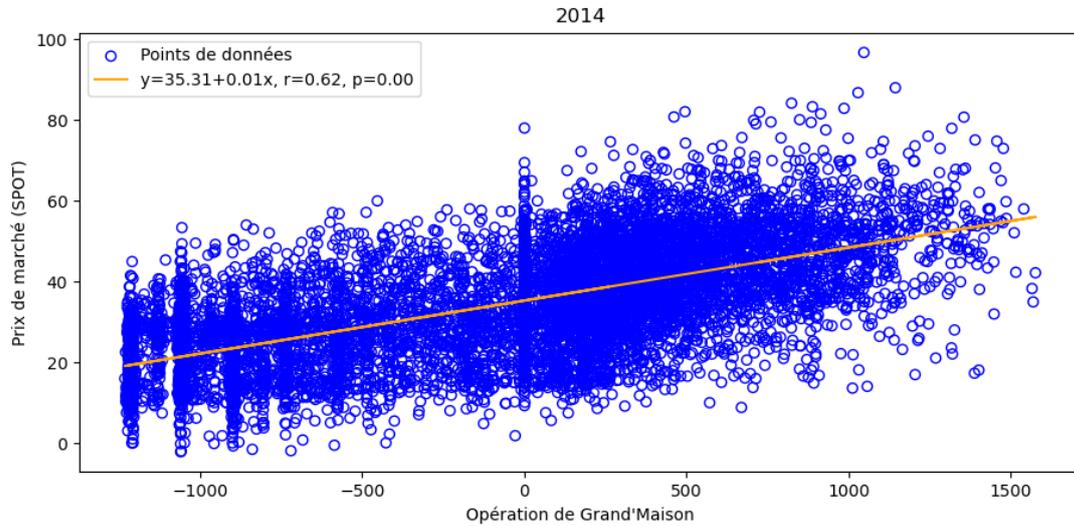
x = 0

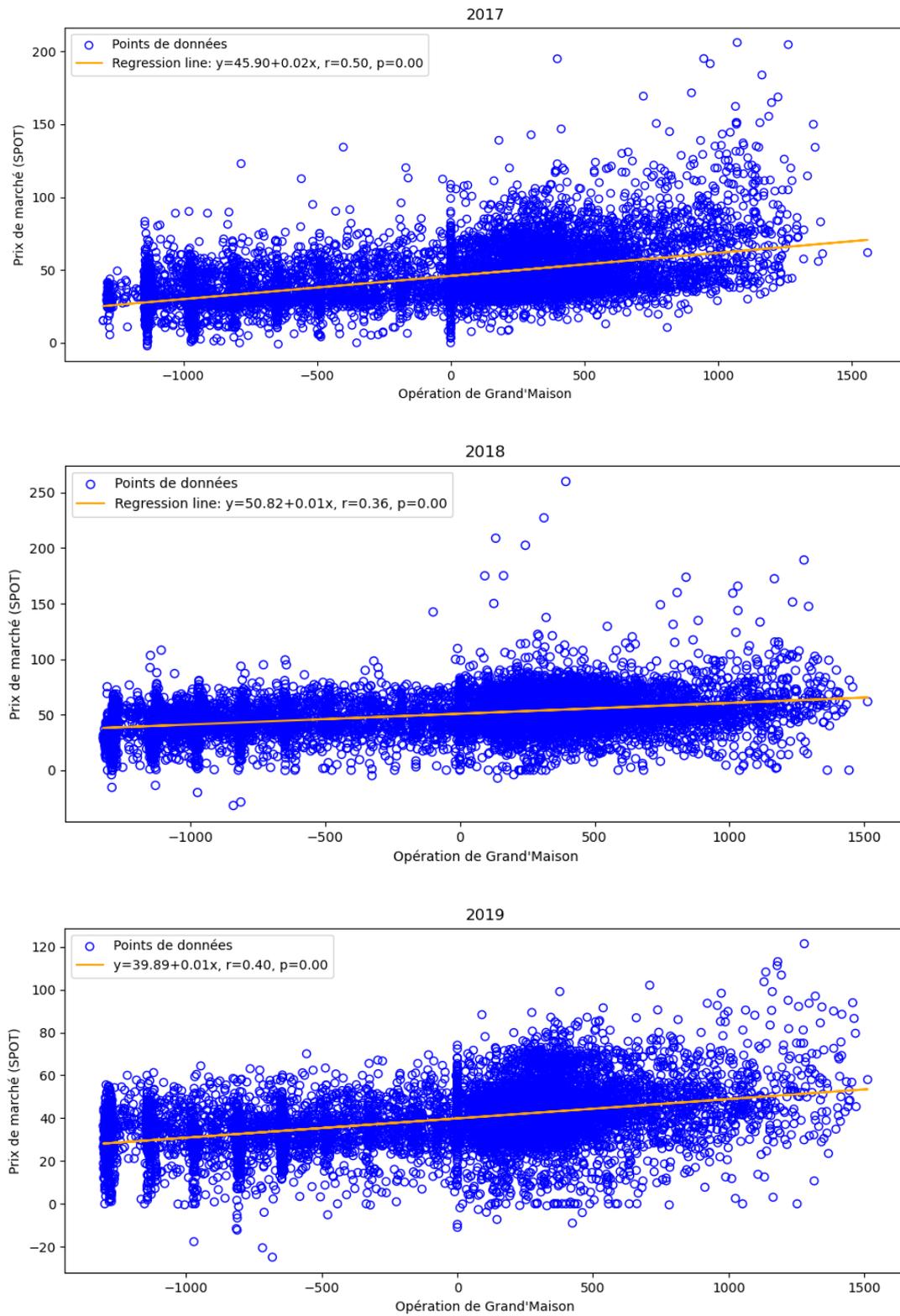
Do
  i = 1
  Do While i <> 169
    h(i, x) = tableau(i + (x * 168))
    i = i + 1
  Loop
  x = x + 1
Loop While x <> s - 1
```

```
'Profile calculus  
i = 1  
Do  
  x = 0  
  Do While x <> s - 1  
    h(i, x) = profile(i)  
    x = x + 1  
    profile(i) = profile(i) + h(i, x)  
  Loop  
  i = i + 1  
Loop While i <> 169  
  
For i = 1 To 168  
  profile(i) = profile(i) / s  
Next i  
  
Weekprofile_Calculus = profile  
  
End Function
```

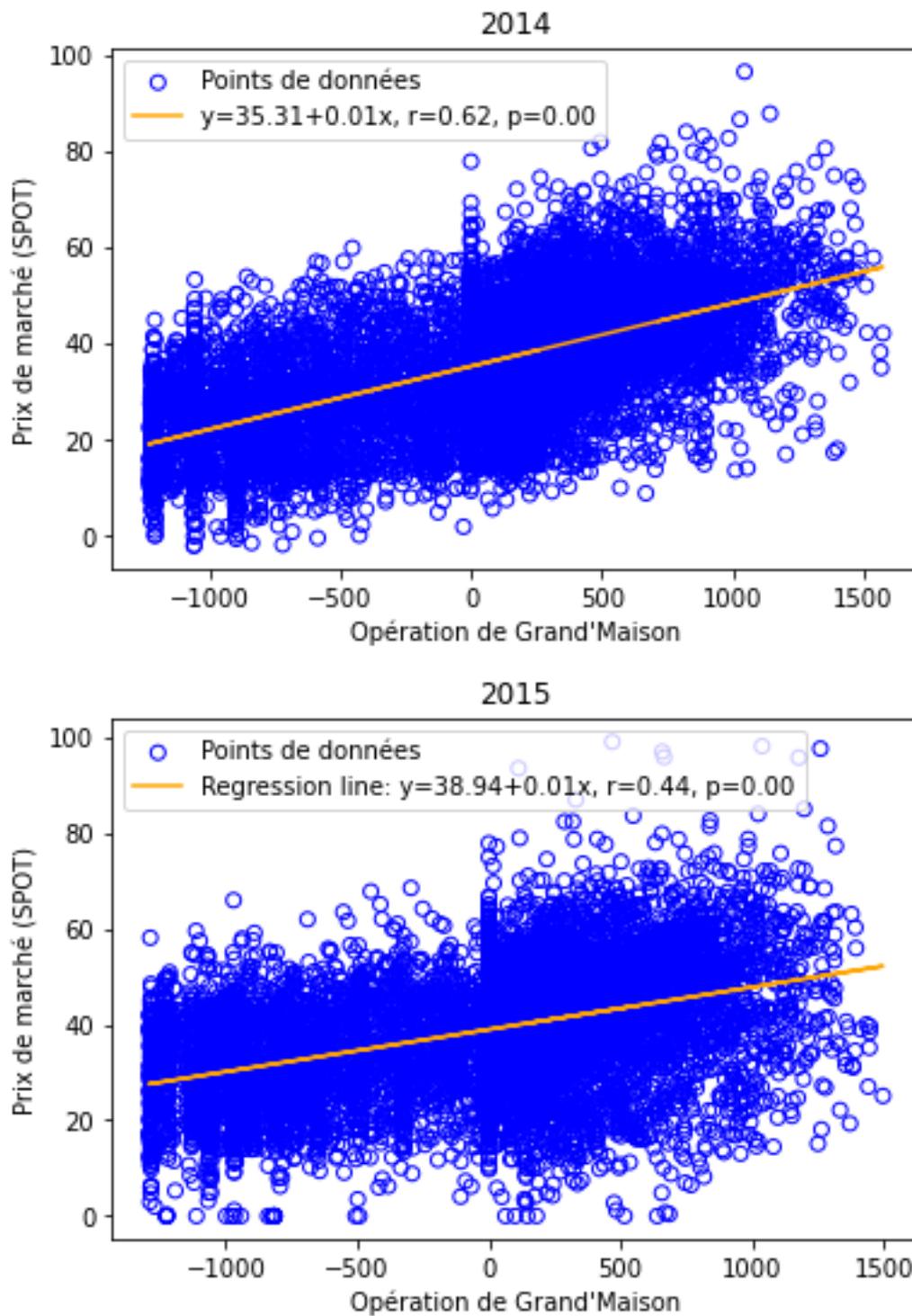
## 1.5.4 Corrélation entre l'opération de Grand'Maison et les prix de marché SPOT

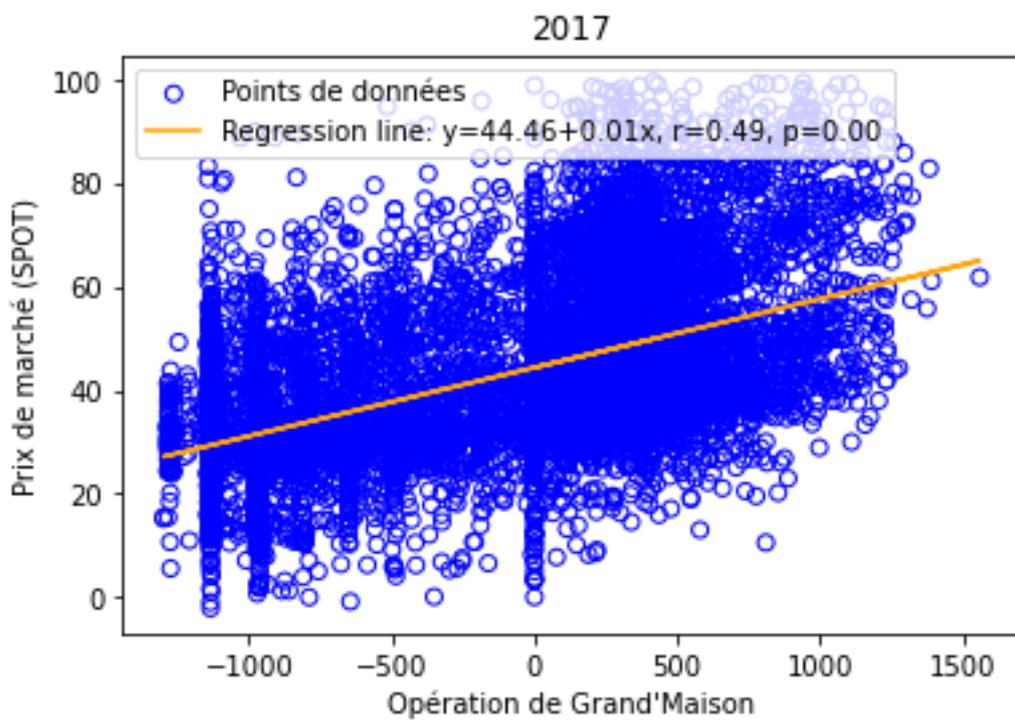
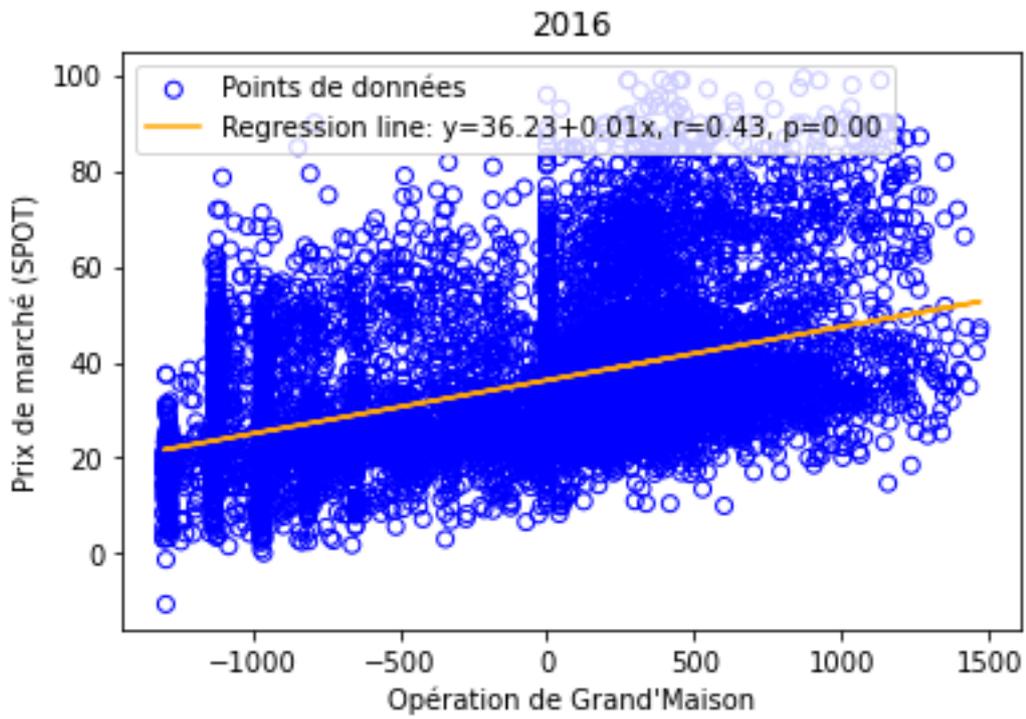
### 1.5.4.1 Par année avec prise en compte des valeurs aberrantes

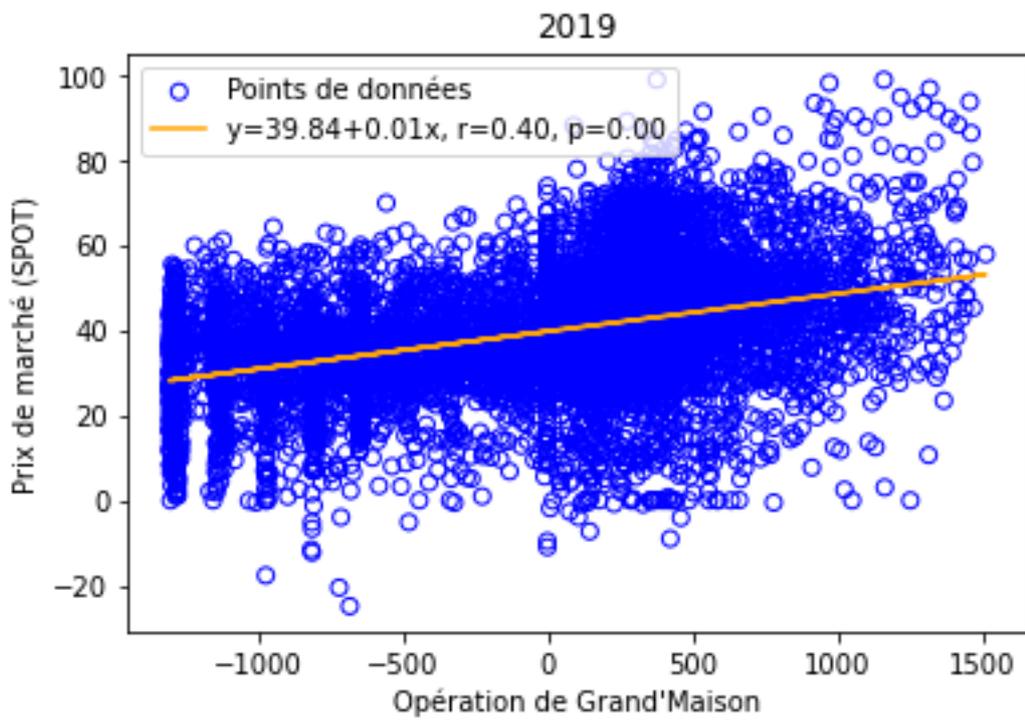
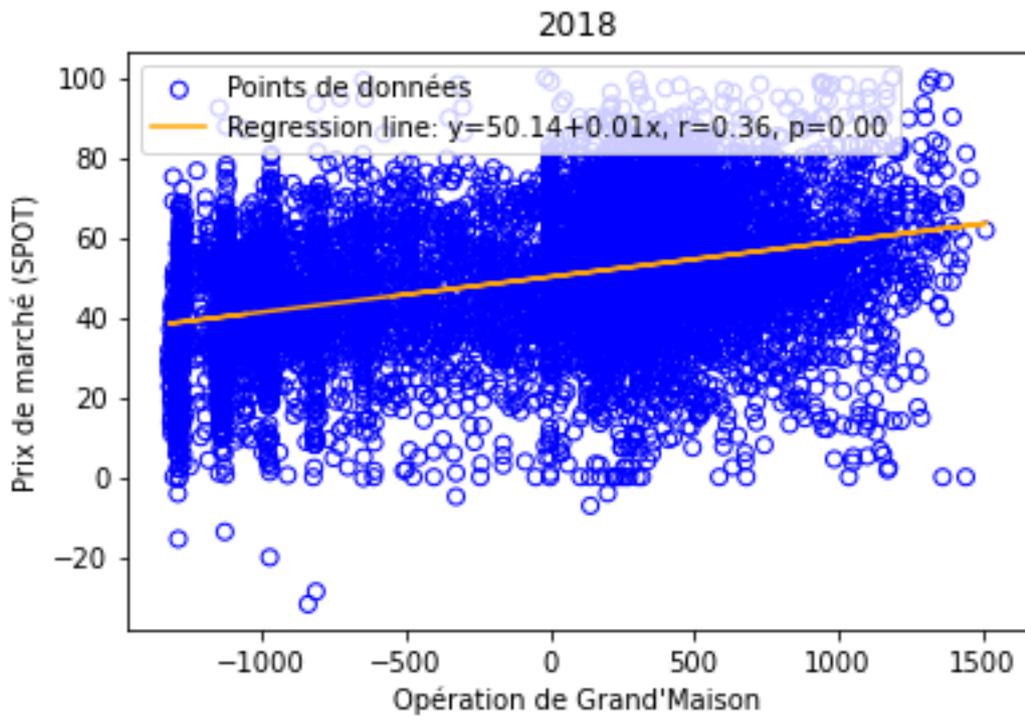




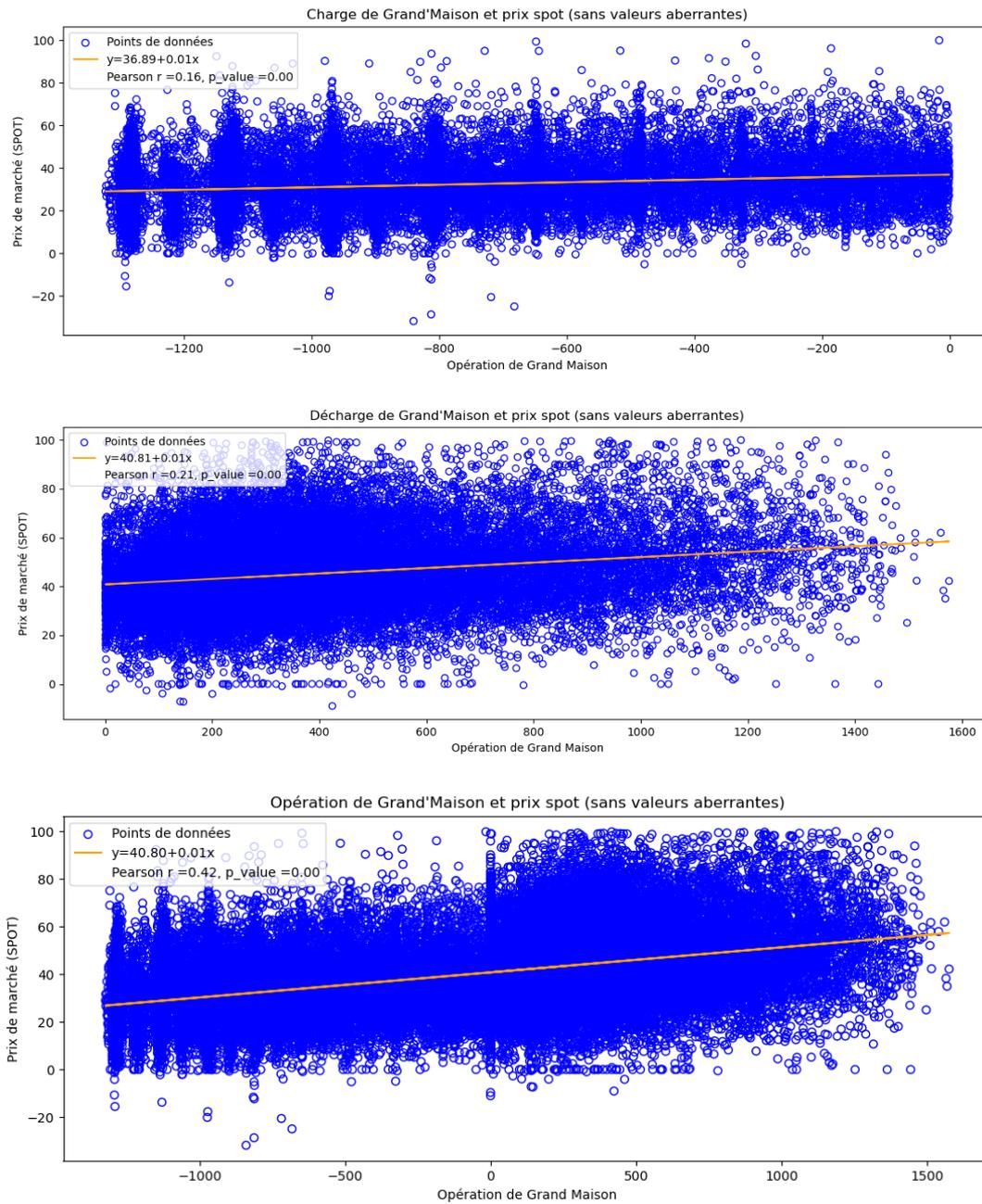
## 1.5.4.2 Par année sans prise en compte des valeurs aberrantes







### 1.5.4.3 Sur toutes les années sans prise en compte des valeurs aberrantes





# Chapitre 2

## Valorisation du stockage d'énergie : une analyse système par les outils d'optimisation

Les conclusions du chapitre 1 ont démontré la difficulté d'estimer l'énergie chargée / déchargée du stockage du fait de sa forte dépendance au reste du système électrique. Le chapitre 2 est dédié à l'étude des techniques d'estimation de ce volume d'énergie dans un système donné, compte tenu des spécificités de l'opération d'un stockage d'énergie. L'adaptation des modèles d'optimisation du stockage d'énergie tiendra compte des contraintes technologiques spécifiques au stockage (section 2.1). L'application du modèle dans un système insulaire permettra de mettre en avant le rôle du stockage en éliminant ainsi l'effet de substitution des interconnexions et des flux d'export / import (section 2.2). Les résultats permettront de caractériser l'énergie chargée / déchargée du stockage en fonction du support à l'intégration des ressources intermittentes dans le système selon une saisonnalité de court-terme – horaire, et de long-terme - demi-journée (section 2.3). La discussion portera sur les choix de transition électrique en Guadeloupe et dégagera des conclusions générales pour l'analyse système du stockage d'énergie (section 2.4).

### 2.1 Les modèles économiques d'intégration du stockage au système

La littérature est abondante en études traitant de la modélisation du parc électrique, cependant les modèles et techniques utilisées diffèrent substantiellement en fonction de leur portée scientifique et de leurs domaines d'application. La modélisation des systèmes électriques traite principalement de la planification des centrales électriques compte tenu de leur préséance économique<sup>1</sup> (Psarros & Papathanassiou, 2023). Au premier abord, l'introduction d'un stockage d'énergie dans un tel système semble simple, il s'agit de l'addition d'une centrale complémentaire au parc existant, qui participe activement à la production. Les complexités dérivent de trois points principaux :

---

<sup>1</sup>Répartition de la production d'électricité entre les centrales du parc électrique dans le but de minimiser le coût total de production.

- Le stockage d'énergie utilisant la même ressource en entrée et en sortie, à savoir l'électricité, a une incidence forte sur la dynamique des échanges sur le marché de l'électricité et intrinsèquement sur la répartition économique de la production.
- La fourchette de services-système offerts par le stockage n'est pas applicable aux technologies de production conventionnelles.
- La variété des caractéristiques d'un réseau électrique nécessite d'anticiper le choix des technologies de stockage à travers un modèle technico-économique adapté.

La modélisation couplée à l'intégration d'un stockage d'énergie doit ainsi permettre d'accorder les spécificités du stockage avec les particularités du système étudié et répondre aux problématiques des politiques publiques. Le planificateur central peut viser soit la maximisation du bien-être général, soit la minimisation des coûts système, tandis que l'investisseur privé sera concerné par le cadre financier de son modèle d'affaires via la maximisation de ses profits.

### **2.1.1 L'approche centralisée**

L'approche centralisée fait référence au stockage d'énergie lorsque celui-ci est implanté dans un système et participe activement au soutien du réseau à travers différents services. L'opération du stockage est régie par les contraintes imposées au système et par les objectifs mis en place par le planificateur central, qu'ils soient de maximiser le bien-être général, ou de réduire les coûts système. Les modèles économiques d'intégration du stockage sont dans cette approche réparties entre les modèles financiers et les modèles de suffisance des ressources.

Les modèles de suffisance des ressources consistent à modéliser un système électrique en fonction d'une demande en électricité (aussi bien une demande nationale, qu'une demande définie pour un service spécifique), où l'opération du stockage est modélisée à travers les manques et les excédents de production :

- Percebois et Pommeret (2019) utilisent cette approche pour quantifier l'impact d'une substitution du nucléaire par des énergies renouvelables intermittentes dans le mix de production électrique français. L'algorithme utilisé optimise l'opération du stockage d'énergie dans le but de minimiser les importations d'électricité sur le territoire. Un différentiel de coût est ensuite calculé entre leurs simulations du mix électrique français et les données historiques afin de quantifier les effets du stockage sur le système électrique.
- De manière similaire, Bridier et al. (2014) utilisent cette approche pour optimiser le dimensionnement d'un système de stockage répondant à deux services spécifiques, le lissage de la courbe de charge des centrales renouvelables intermittentes et l'équilibrage offre-demande journalier. L'opération du stockage est modélisée en fonction des prévisions météorologiques pour le lissage de production et, de la différence entre la prévision de consommation prévue par les fournisseurs d'électricité et la production effective pour l'équilibrage offre-demande.

Les modèles financiers quant à eux traitent de l'optimisation financière du parc de production. En

d'autres termes, quelle combinaison technologique est optimale pour minimiser le coût de la génération d'électricité sur le réseau, suivant les différentes contraintes attenantes au territoire :

- De Sisternes et al. (2016) utilisent un modèle financier pour déterminer la valeur du stockage d'énergie comme outil de décarbonation du secteur électrique. Pour ce faire, plusieurs scénarios d'extension du parc de production et de stockage sont appliqués à l'état du Texas aux États-Unis. Le but du modèle est de minimiser les coûts de génération du système pour chaque dimensionnement de parc proposé. Dans cette analyse, le stockage permet une réduction globale des coûts système grâce à une augmentation de l'utilisation des ressources intermittentes. En revanche, l'installation d'unité de stockage supplémentaire n'est pas la solution optimale dans une logique bas-carbone si le système étudié possède d'autre moyen de flexibilité. Dans le cas du Texas, l'utilisation du nucléaire dans la production est plus rentable qu'un déploiement massif d'unité de stockage, et tout aussi efficace sur la réduction des émissions carbone.
- Sur le même principe, Cebulla et Fichter (2017) cherche à comprendre comment la modélisation d'un parc de production thermique peut influencer la demande de stockage d'un réseau. Le modèle employé a pour but de minimiser les coûts système, défini comme la somme des coûts d'opération et des coûts d'investissements de l'extension de la capacité. Deux approches sont utilisées pour modéliser le parc thermique, une approche de dispatching par ordre de mérite, et une approche de dispatching par engagement des unités de production<sup>2</sup>. Ce modèle est appliqué à un réseau simplifié, utilisant les données du réseau allemand, où la demande d'électricité et les capacités de production augmentent. La capacité de stockage est dimensionnée en fonction du besoin en flexibilité quantifié dans chaque scénario. À la finale, l'impact du modèle utilisé pour les centrales thermiques est dérisoire lorsque le mix étudié possède un taux élevé de renouvelable. Dans un mix plus équilibré, la modélisation par ordre de mérite surestime la flexibilité des centrales thermiques, ce qui réduit le dimensionnement du parc de stockage et son utilisation. La modélisation par engagement des unités apparait plus précise et concrète dans sa considération du stockage d'énergie.

### 2.1.2 L'approche décentralisée

Cette approche renvoie au stockage d'énergie régi par une entité détachée du réseau. La planification de l'opération du stockage suit un choix stratégique visant à maximiser l'utilité de l'agent possédant la technologie. Ces modèles ne connaissent pas de formulation générique, mis à part le calcul d'un équilibre, qu'il soit partiel, de Nash, etc. En règle générale, ils sont utilisés pour étudier l'opération d'un stockage d'énergie face à l'investissement engagé (Sioshansi et al., 2022).

- Sioshansi (2014) étudie l'impact du stockage d'énergie sur le bien-être social du système suivant différente structure de marché via une approche décentralisée. Les interactions entre le stockage et la génération d'électricité sont étudiés sur deux marchés, un marché en concurrence pure

---

<sup>2</sup>L'approche par ordre de mérite répartie la production en optimisant individuellement la production de chaque centrale selon leur coût marginal de production (modélisé via une programmation linéaire). L'approche par engagement des unités optimise la distribution de la production en sélectionnant une combinaison optimale d'unité (un bloc de puissance) suivant une ou plusieurs contraintes définies à l'avance (modélisé via une programmation linéaire en nombre entier MIP).

et parfaite, et un marché sur lequel la stratégie des agents suit un équilibre Nash-Cournot. Ces interactions sont modélisées sur deux périodes, une période de pic de consommation et une période de creux. Sioshansi conclut que lorsque les agents suivent un équilibre de Nash-Cournot, l'utilisation du stockage peut provoquer une perte de bien-être par rapport à un marché sans stockage. Pour une augmentation du bien-être social, le stockage doit proposer une capacité suffisamment élevée en fonction du pic de demande.

## **2.2 Modélisation du stockage en système insulaire**

Les modèles empiriques des systèmes électriques dépendent fortement des caractéristiques géographiques et démographiques du territoire. Dans cette partie, les spécificités du territoire sont analysées en support du choix des scénarios de modélisation. Le modèle d'optimisation aura un module théorique général propre au modèle de dispatching et une partie empirique en support aux hypothèses et scénarios prospectifs.

### **2.2.1 Présentation du territoire et mix électrique en Guadeloupe**

L'étude de cas est le système électrique de l'île de la Guadeloupe, située dans le sud de la mer des Caraïbes. La Guadeloupe est un département d'outre-mer français composé de cinq îles qui d'un point de vue électrique sont modélisés comme un territoire homogène, en raison des interconnexions reliant l'archipel (Grande-Terre, Basse-Terre, les Saintes, Marie-Galante et la Désirade, figure 2.1). À la vue de sa superficie, elle est considérée comme une grande île (1 628 km<sup>2</sup>), et relativement peuplée (383 559 habitants en 2020) avec une consommation par conséquent significative d'électricité et un fort potentiel d'efficacité énergétique. L'île relève du statut de zone non interconnectés (ZNI), statut rattaché à tous les territoires français dont le réseau électrique n'est pas relié au réseau métropolitain continental (Direction de l'environnement, de l'aménagement et du logement de la Guadeloupe, 2017).



Figure 2.1 – Carte des postes sources électriques et des lignes haute tension en Guadeloupe (EDF-SEI)

La Guadeloupe se caractérise par une grande diversité de sources d'énergie renouvelables, dont la plupart sont exploitées. Elles sont soit variables comme le photovoltaïque et l'éolien, soit programmables comme le biogaz, la géothermie et l'hydraulique. Malgré cette diversité, le mix électrique reste en majorité fossile, avec l'exploitation de produits pétroliers et du charbon (Electricité de France, 2022).

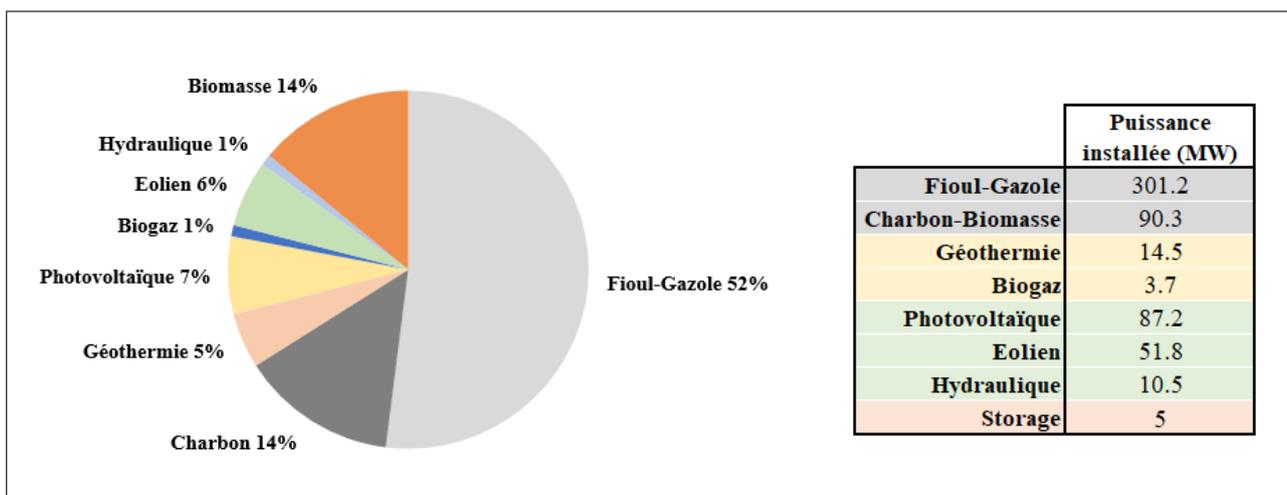


Figure 2.2 – Répartition de la production d'électricité (gauche) et puissance installée (droite) en 2021

À la fin de l'année 2021, la puissance installée de production raccordée au réseau électrique est de 564,3 MW, dont 70 % sont des centrales d'énergie fossile (figure 2.2). La production d'électricité est réalisée à plus de 60 % par des ressources fossiles, majoritairement des produits pétroliers. La part

de la production renouvelables s'élève à 34 %, avec une contribution majoritaire de la biomasse et du photovoltaïque. La Guadeloupe présente une forte dépendance énergétique, puisque les sources fossiles utilisées dans le mix électrique sont importées en totalité (Belfort & Bonine, 2022).

La biomasse provient des résidus ligneux de la canne à sucre, appelée également bagasse. Elle est utilisée comme combustible complémentaire dans les centrales à charbon. Depuis 2020, la Guadeloupe importe des pellets de bois pour substituer l'utilisation du charbon dans ses centrales à combustion, ce qui a permis d'augmenter la part de biomasse dans la production totale d'électricité, qui représente 3 à 4 % de la production totale.

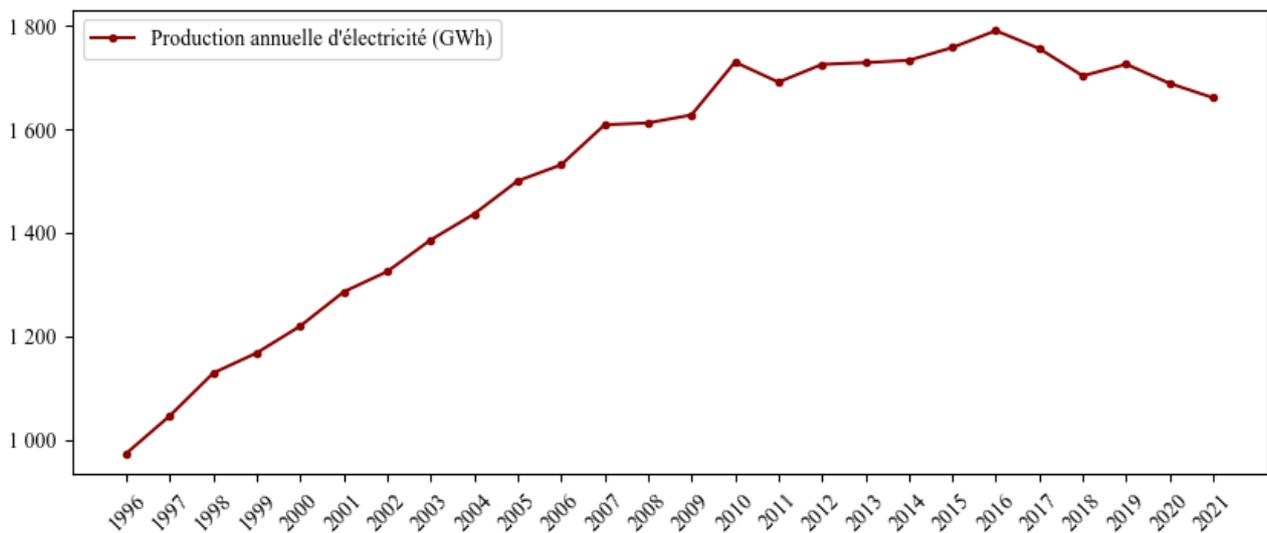


Figure 2.3 – Évolution de la production annuelle d'électricité en Guadeloupe, de 1996 à 2021

Depuis 1996, le volume annuel d'électricité a connu une augmentation quasi constante jusqu'en 2016, où il atteint son maximum (1 791 GWh). Depuis, des actions de maîtrise de la demande ont permis de diminuer en tendance la consommation figure 2.3.

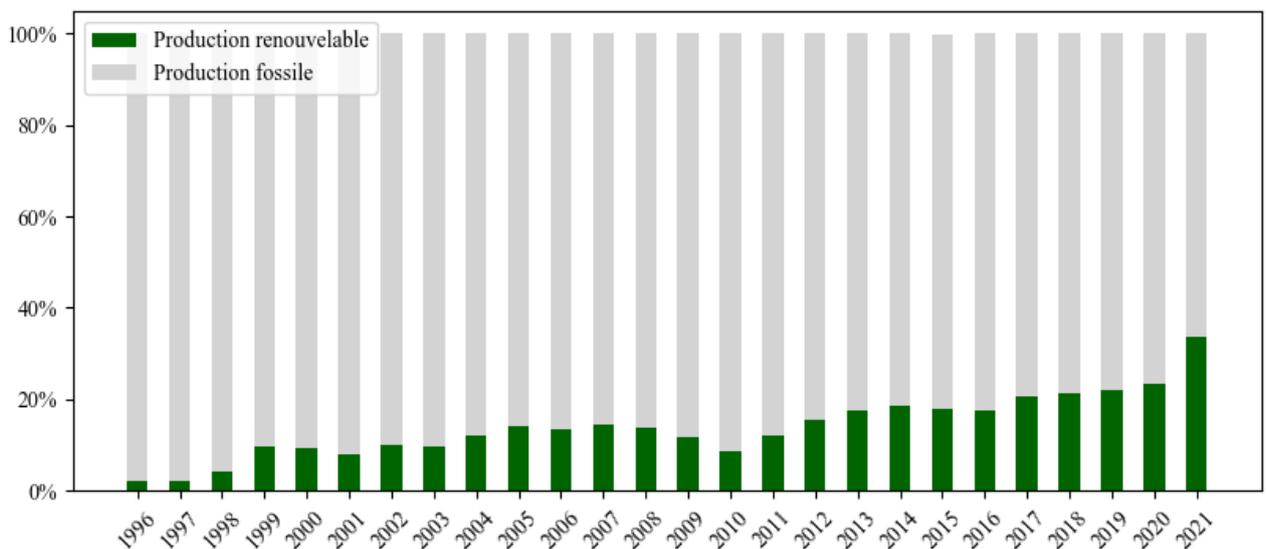


Figure 2.4 – Répartition de la production électrique entre ressources fossiles et renouvelables, de 1996 à 2021 (Belfort, 2019)

La production d'électricité par des sources renouvelables connaît également une augmentation quasi constante depuis 1996, pour atteindre en 2021 plus de 30 % de la production totale d'électricité (figure 2.4). La part de production par des sources renouvelables n'a cessé d'augmenter (à l'exception de la période 2008 – 2010 où les centrales de géothermie ont dû être arrêtées pour des travaux de rénovation et d'entretien), et est prévue d'atteindre 100 % des besoins locaux dans les objectifs du territoire pour 2030.

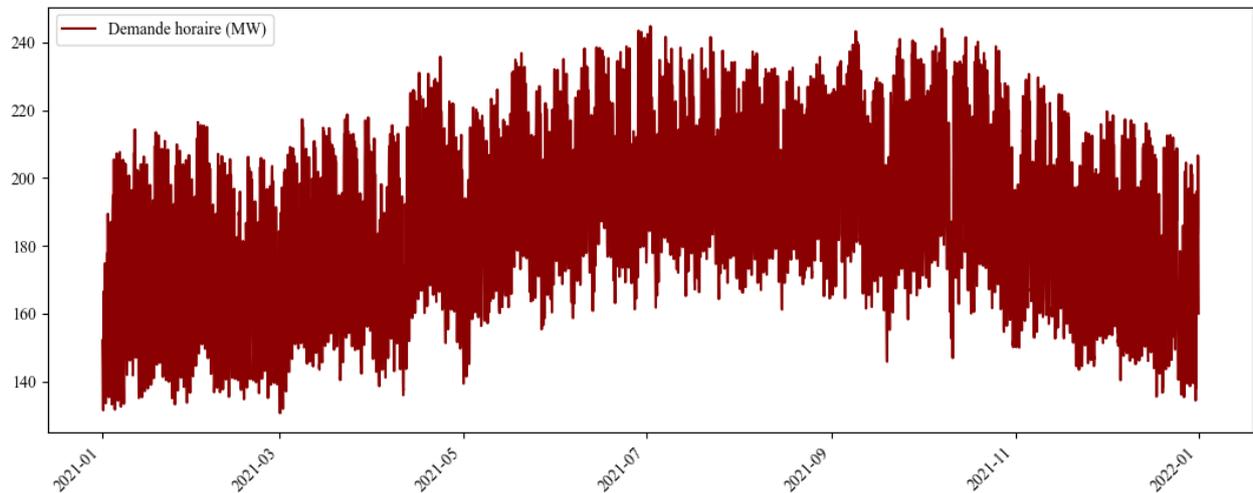


Figure 2.5 – Demande horaire d'électricité sur l'année 2021, donnée de Belfort et Bonine (2022)

Pour anticiper le dimensionnement du parc électrique calé sur la pointe de la demande, nous nous sommes intéressés à la saisonnalité de la consommation. La demande électrique montre une stabilité relative sur l'année due à un climat homogène entre les saisons figure 2.5. La saisonnalité est ressentie plus fortement sur la production d'énergie que sur la demande, en raison d'une disponibilité variable des ressources. De juin à novembre, le territoire connaît une augmentation de la consommation d'électricité, ce qui coïncide avec la saison des pluies. Sur cette période, le taux d'humidité et les températures atteignent leurs maximales annuelles, ce qui entraîne une augmentation des pics de consommation et une forte variabilité liée à une utilisation plus intense des systèmes de climatisation et de froid alimentaire. Le développement de l'industrie touristique entraîne pour le moment peu de variation de demande, puisque la période touristique (de janvier à avril) enregistre les consommations les plus faibles de l'année (Tarkowski & Uliasz-Misiak, 2003).

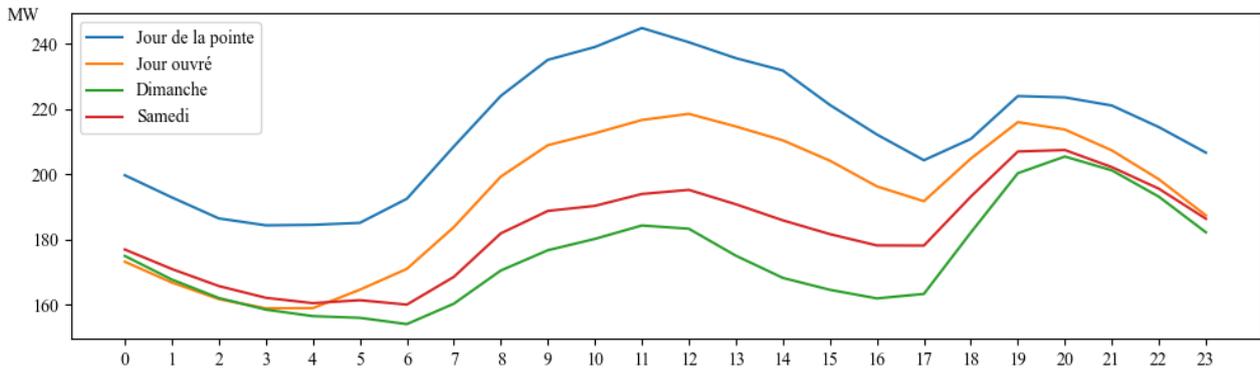


Figure 2.6 – Demande de pointe (juillet) et demandes moyennes sur trois jours types (2021); données de Belfort et Bonine (2022)

En anticipant la construction du modèle d’optimisation au pas horaire, les pointes de consommation journalières ont été recensées en soirée et en milieu de journée (figure 2.6). La pointe horaire de la demande apparaît au mois de juillet (en 2021), pendant le pic du milieu de journée, soit 244 MW, due à l’activité industrielle et aux secteurs secondaires et tertiaires. Le pic du soir a une plus faible amplitude, et est dû au secteur résidentiel. En moyenne les variations entre les périodes de forte demande et les périodes creuses sont de l’ordre de 50 MW.

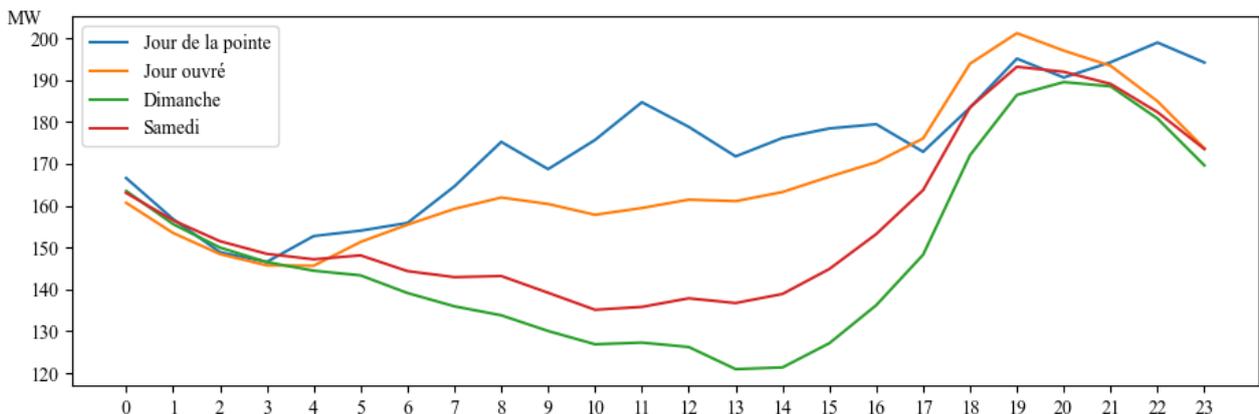


Figure 2.7 – Demande résiduelle de pointe (juillet) et demande résiduelle moyenne sur trois jours types (2021); données de Belfort et Bonine (2022)

La plupart du temps, la production des centrales photovoltaïques est corrélée à la pointe de consommation du milieu de journée. La demande résiduelle (demande moins la production d’énergie fatale) atteint son maximum en fin d’après-midi lors du pic de consommation du soir.

### 2.2.1.1 Objectifs de développement énergétique

La loi relative à la transition énergétique pour la croissance verte (LTECV), promulguée le 18 août 2015, fixe une trame d’action commune au territoire français. Cette trame est particulièrement ambitieuse pour les territoires d’outre-mer, puisqu’elle prévoit deux objectifs communs, l’atteinte dès 2020 de 50 % d’énergie d’origine renouvelable dans les consommations finales et l’atteinte de l’autonomie énergétique à 2030. Pour ce faire, des programmations pluriannuelles de l’énergie (PPE) propres aux

îles sont créées pour présenter une feuille de route adaptée aux caractéristiques énergétiques de chaque territoire (Ministère de la transition écologique et solidaire, 2020).

La PPE de la Guadeloupe est construite autour de quatre axes de développement : la consommation finale d'énergie ; les transports ; la consommation d'électricité et les énergies renouvelables. Les axes consommation finale et transports visent tous deux une réduction de consommation d'énergie, avec respectivement les objectifs pour 2023 de réduire de 10 % la consommation finale d'énergie et de 17 % la consommation d'énergie dans les transports<sup>3</sup>. L'objectif pour la consommation d'électricité se focalise sur la maîtrise de l'énergie via les actions sur la demande, pour limiter la hausse des consommations à 4 % d'ici à 2023. Les objectifs en énergies renouvelables suivent la trame commune de la LTECV avec l'ajout d'un objectif transitoire visant à augmenter à 261 MW la capacité de production EnR en 2023 (Direction de l'environnement, de l'aménagement et du logement de la Guadeloupe, 2017).

### 2.2.2 Modèle d'optimisation

Le modèle d'optimisation est construit pour prendre en compte l'ordre d'appel des centrales électriques sous contrainte de leur flexibilité et de leur disponibilité. Le modèle s'applique au secteur électrique en équilibre partiel, où l'offre est égale à la demande à chaque pas de temps, ici horaire, sous des contraintes techniques et économiques, voire politiques. Le modèle minimise le coût système de production sous la contrainte de réduction des émissions de CO<sub>2</sub>, la hausse des unités renouvelables et la minimisation des pertes énergétiques.

Le modèle est dynamique sur 8760 intervalles de temps (nombre d'heures total sur une année), simulant les conditions d'équilibre sur le marché spot. Pour une capacité installée donnée, le modèle détermine la combinaison de production la plus efficace pour satisfaire la demande d'électricité horaire. L'approvisionnement en électricité cumule l'énergie des centrales de production et l'énergie déchargée par les unités de stockage. Le modèle reproduit le fonctionnement du marché électrique en ordonnant l'entrée des technologies de production sur le marché suivant la logique de préséance économique. Dans une logique de préséance économique les énergies renouvelables fatales seront appelées en priorité, en raison de leur coût marginal faible, voire nul (éolien, solaire PV). Ensuite sont appelées les autres énergies renouvelables tel l'hydraulique à réservoir, et celles dont les matières premières sont peu coûteuses (la géothermie, la biomasse). Une fois toutes les sources d'énergie renouvelable épuisées, les centrales fossiles sont appelées lorsque la demande n'est toujours pas satisfaite.

Le faible maillage du réseau électrique des territoires insulaire limite l'effet de lissage de la production électrique, ce qui met en difficulté les objectifs de décentralisation par la hausse des renouvelables distribuées. Ce préjudice augmente le risque d'effacement de l'énergie en surplus. Le programme d'optimisation est ainsi choisi pour minimiser les flux de production et de stockage de l'électricité dans le but de réduire les pertes énergétiques du système.

---

<sup>3</sup>Les pourcentages présentés sont tous basés sur l'année 2015.

Le modèle de dispatching développé est utilisé pour analyser les flux énergétiques d'un système en fonction du mix de production potentiel, arrêté lors de la construction des scénarios prospectifs. Comme la plupart des modèles de dispatching à forte granularité temporelle et technologique, l'optimisation annuelle considère l'investissement déjà effectué en début d'année et de ce fait n'optimise pas l'investissement. Le dimensionnement du stockage est quant à lui endogène au fonctionnement du système compte tenu de ses besoins en flexibilité. Grâce à sa composante locale, les scénarios respectent les objectifs de politiques publiques d'atteinte de l'autonomie énergétique de l'île.

Tableau 2.1 – Nomenclature

$E_h^{gen,p}$	: Volume d'énergie généré par la central de production $p$ à l'heure $h$
$E_h^{gen,s}$	: Volume d'énergie généré par la central de stockage $s$ à l'heure $h$
$E_h^{ch,s}$	: Volume d'énergie stocké par la centrale de stockage $s$ à l'heure $h$
$\alpha$	: Variable muette représentant le besoin d'ajustement du système
$\omega^p$	: Coefficient relatif à la préséance économique de la centrale de production $p$
$\omega^s$	: Coefficient relatif à la préséance économique de la centrale de production $s$
$\omega^\alpha$	: Coefficient relatif à la préséance économique du besoin d'ajustement du système
$D_h$	: Demande de consommation à l'heure $h$
$\eta^{ch,s}$	: Rendement associé au processus de soutirage de la technologie de stockage $s$
$\eta^{gen,s}$	: Rendement associé au processus de déstockage de la technologie de stockage $s$
$K^{stock,s}$	: Capacité de stockage de la technologie $s$
$K^{gen,s}$	: Puissance nominale de la centrale de production $p$
$M$	: Limite de l'activité de la contrainte de binarité des processus de stockage (big M constraint)
$On^{ch,s}$	: Variable binaire relative au processus de charge du stockage $s$ (big M constraint)
$On^{gen,s}$	: Variable binaire relative au processus de décharge du stockage $s$ (big M constraint)
$\tau^{down,p}$	: Coefficient de rampe descendante relatif à la technologie de production $p$
$\tau^{up,p}$	: Coefficient de rampe ascendante relatif à la technologie de production $p$
$\theta^{min,p}$	: Coefficient de disponibilité minimale de la puissance de la centrale $p$
$\theta^{max,p}$	: Coefficient de disponibilité maximale de la puissance de la centrale $p$
$CO2_h^p$	: Émission carbone de la centrale de production $p$ , à l'heure $h$
$CO2_h^s$	: Émission carbone de la centrale de stockage $s$ , à l'heure $h$
$\gamma^{gen,p}$	: Coefficient relatif à l'émission directe et indirecte de la centrale de production $p$
$\gamma^{gen,s}$	: Coefficient relatif à l'émission directe et indirecte de la centrale de stockage $s$
$\beta_h^{enr}$	: Coefficient de disponibilité de la ressource variable $enr$ , à l'heure $h$
$\beta_h^d$	: Coefficient de transformation de la demande, à l'heure $h$

### 2.2.2.1 Données en entrée

La variable clé du modèle en équilibre partiel étant la demande, une attention particulière est accordée à la prévision et de la consommation sur l'île. L'année 2019 est choisie comme année de référence afin d'éviter tout biais lié aux évènements sanitaires des dernières années. Les coefficients de transformation de la demande sont calculés en divisant la consommation horaire en 2019, par la consommation totale :

$$\beta_h^d = \frac{D'_h}{\sum_{h=1}^H D'_h} \quad (2.1)$$

La demande utilisée dans le modèle est définie en multipliant les coefficients horaires de demande obtenus précédemment par la demande annuelle attendue dans le scénario.

$$D_h = D_{annuelle} * \beta_h^d \quad (2.2)$$

L'année 2019 est également utilisée pour définir des coefficients de disponibilité horaires des ressources intermittentes. La disponibilité horaire des centrales de production intermittente est calculée en multipliant les coefficients de disponibilité des centrales intermittentes par leur capacité installée :

$$E_h^{gen, enr} = K^{gen, enr} * \beta_h^{enr} \quad (2.3)$$

### 2.2.2.2 Fonction objectif

L'optimisation du dispatching électrique des centrales passe par la minimisation des flux annuels d'énergie produite et stockée.

$$Min f(w) = \sum_{h=1}^{8760} \left[ \left( \sum_p E_h^{gen,p} * \omega^p + \sum_s (E_h^{gen,s} * \omega^s + E_h^{ch,s} * \omega^s) \right) + \alpha_h * \omega^\alpha \right] \quad (2.4)$$

L'entrée sur le marché des centrales injectant de l'électricité sur le réseau est ordonnée via une contrainte de mérite d'ordre, implémentée sur chaque variable de production ou de décharge d'énergie par un coefficient ( $\omega$ ). Les coefficients d'ordre de mérite sont attribués suivant les objectifs du territoire en termes de politique environnementale et énergétique. L'ordre de mérite est défini de manière à prioriser la consommation d'électricité produite par des sources d'énergie renouvelable. Les centrales sont hiérarchisées suivant la disponibilité de la ressource, en injectant en priorité l'électricité venant de source intermittente. Le tableau 2.2 montre un  $\omega$  élevé pour la bagasse et le fossile, qui agit ainsi comme une pénalité en les classant après les énergies renouvelables.

La demande est ensuite complétée via du renouvelable pilotable et l'électricité captée par les systèmes de stockage, et finalisée via des centrales de pointe non renouvelables si besoin. Au sein de la fonction objectif, une variable muette  $\alpha_h$  reflète le besoin d'ajustement du système (excès ou pénurie) et comptabilise également l'effacement d'énergie renouvelable intermittente. Elle a elle-même un ordre marginal à l'équilibre offre-demande.

### 2.2.2.3 Conditions d'équilibre offre-demande

Après avoir défini l'ordre de mérite au travers de la fonction objectif, le système est contraint par la demande de consommation pour trouver un équilibre de marché.

$$D_h + \sum_s E_h^{ch,s} = \sum_p E_h^{gen,p} + \sum_s E_h^{gen,s} \quad (2.5)$$

L'équation 2.5 définit l'équilibre horaire entre la demande d'électricité et la demande de stockage (à gauche), et l'offre d'électricité des centrales conventionnelles et de déstockage (à droite). Les variables de génération permettent d'ajuster à la hausse l'équilibre offre demande, et la variable de stockage permet de rectifier l'équilibre à la baisse sous contrainte de la capacité de stockage disponible. Lorsque l'offre est supérieure à la demande, et que la capacité de stockage est saturée, l'énergie produite en excès est effacée, les centrales de production renouvelables étant ainsi déconnectées du réseau.

### 2.2.2.4 Modélisation du stockage

La demande étant supposée fixe, l'opération du système de stockage est déclenchée selon une anticipation parfaite de la demande. La dynamique du réservoir est modélisée avec l'objectif de satisfaire la demande de consommation, et pas seulement de capter l'excès de production découlant surtout des centrales renouvelables intermittentes. La maximisation des profits n'est pas intégrée dans ce modèle, ce qui exclut toute opération d'arbitrage des prix par la centrale de stockage.

$$E_h^{stock,s} = E_{h-1}^{stock,s} + (E_h^{ch,s} * \eta^{ch,s}) - \left( \frac{E_h^{gen,s}}{\eta^{gen,s}} \right) \quad (2.6)$$

L'équation 2.6 décrit la dynamique d'accumulation de stockage, où le niveau du stock est défini selon le volume d'énergie chargée ou déchargée à l'heure h, et le niveau du stock lors de l'heure précédente h-1. Le rendement du stockage ( $\eta$ ) est pris en compte au soutirage de l'électricité et à l'injection sur le réseau. Le volume d'électricité stockée correspond au volume soutiré au réseau moins les pertes liées au rendement. Le volume d'électricité déstockée au volume injecté sur le réseau.

$$E_h^{ch,s} = M * On^{ch} \quad (2.7)$$

$$E_h^{gen,s} = M * On^{gen} \quad (2.8)$$

$$On^{gen} + On^{ch} = 1 \quad (2.9)$$

La méthode du «big M» est utilisée pour modéliser la binarité entre les processus de charge et de décharge du stockage d'énergie (Bisschop & Roelofs, 1999). Cette méthode est dérivée de l'algorithme du simplex et permet d'appliquer la contrainte logique «OU» dans le cadre d'un modèle de programmation linéaire. Dans ce cas précis, la contrainte correspondante permet de restreindre l'opération horaire du stockage soit au processus de charge, soit à la décharge (équation 2.7 à équation 2.9).

### 2.2.2.5 Condition de transversalité

Le stock est soumis à une contrainte de volume lors de la première heure et la dernière heure de l'année. Par souci de réalisme, le stock au début et à la fin de la simulation est contraint à être rempli au tiers de sa capacité maximale (équation 2.10).

$$E_{h=1}^{stock,s} = E_{h=8760}^{stock,s} = \frac{1}{3} * K^{stock,s} \quad (2.10)$$

### 2.2.2.6 Contraintes techniques

Des contraintes technologiques sont appliquées aux centrales de production pour intégrer au modèle leur efficacité et leur disponibilité. La génération de chaque centrale est limitée par la puissance nominale respective de ces installations. Les centrales fossiles sont soumises à une disponibilité maximale (équation 2.11) et minimale (équation 2.12) de charge, à travers un coefficient  $\theta$ , qui correspond au pourcentage disponible de la puissance nominale de la centrale :

$$E_h^{gen,p} \geq K^{gen,p} * \theta^{max,p} \quad (2.11)$$

$$E_h^{gen,p} \leq K^{gen,p} * \theta^{min,p} \quad (2.12)$$

Pour éviter la déconnexion des générateurs sur une courte période de temps, des contraintes de ramping (gradient de puissance) sont appliquées à chaque technologie. Le terme de ramping fait ici référence au taux de variation de la puissance en sortie de la centrale sur plusieurs heures consécutives (Psarros & Papathanassiou, 2023). Le coefficient  $\tau^{up}$  est appliqué pour les rampes ascendantes, lorsque la charge de la centrale augmente d'une heure à l'autre. Une fois la puissance nominale de la centrale atteinte, celle-ci peut continuer de produire à ce niveau sous réserve de disponibilité de la matière première. Le coefficient  $\tau^{down}$  est appliqué pour les rampes descendantes, lorsque la charge de la centrale diminue. Quand la charge minimale de la centrale est atteinte, elle produit à régime constant minimale, voire, elle est déconnectée du réseau lorsque le taux minimal est nul :

$$E_h^{gen,p} \geq E_{h-1}^{gen,p} + K^{gen,p} * \tau^{up,p} \quad (2.13)$$

$$E_h^{gen,p} \leq E_{h-1}^{gen,p} + K^{gen,p} * \tau^{down,p} \quad (2.14)$$

### 2.2.2.7 Données en sortie

Les résultats des simulations sont en termes de volumes d'électricité générée et d'indicateurs dérivés économiques et environnementaux. Par centrale, le volume d'électricité est quantifié soit au pas horaire, soit agrégé sur l'année. Concernant le stockage d'énergie, les volumes d'électricité chargée et déchargée, ainsi que le stock d'énergie, sont disponibles heure par heure. Enfin, le volume d'énergie effacée est quantifié au pas de temps horaire, et ensuite agrégé sur l'année.

Un indicateur d'émission carbone est calculé pour chaque centrale, en fonction du taux d'émission ( $\gamma$ )

directes et indirectes issues du cycle de vie de la technologie :

$$CO2_h^p = E_h^{gen,p} * \gamma^{gen,p} \quad (2.15)$$

$$CO2_h^s = E_h^{gen,s} * \gamma^{gen,s} \quad (2.16)$$

### 2.2.3 Hypothèses relatives à l'analyse système

Les scénarios pertinents pour les objectifs de l'étude sont construits à horizon 2030 dans un contexte où le renouvelable devient la source majoritaire de production d'électricité. Le stockage d'énergie est intégré comme solution de soutien aux renouvelables pour couvrir l'aléa associé à la variabilité des filières intermittentes, mais aussi pour renforcer la flexibilité du système et assurer l'équilibre offre demande. Pour anticiper les capacités de stockage et de décharge en liant avec ces aléas, deux formes de stockage sont nécessaires dans le système, du stockage de court-terme et du stockage de long-terme. Plusieurs scénarios de dimensionnement du stockage sont testés pour tenir compte des fluctuations météorologiques, de la demande résiduelle et de l'effacement potentiel des renouvelables.

#### 2.2.3.1 Parc de production installée et demande d'électricité

Le parc de production considéré reprend les hypothèses d'exploitation des ressources renouvelables anticipées par l'ADEME dans le scénario « Tendancier », issu de l'étude sur l'autonomie énergétique en Guadeloupe (Chotard et al., 2019). Ce scénario représente une évolution du mix énergétique qui correspond au maintien des tendances technologiques et politiques actuelles (figure 2.8), soit un mix électrique 100 % renouvelable dont 40 % variables intermittentes et 60 % programmables dont seulement 7 % ont des contraintes de ramping (bagasse). À noter la présence des centrales fossiles encore en 2030 qui cependant dans la simulation du mix électrique par l'ADEME ne sont pas appelées sur l'année simulée.

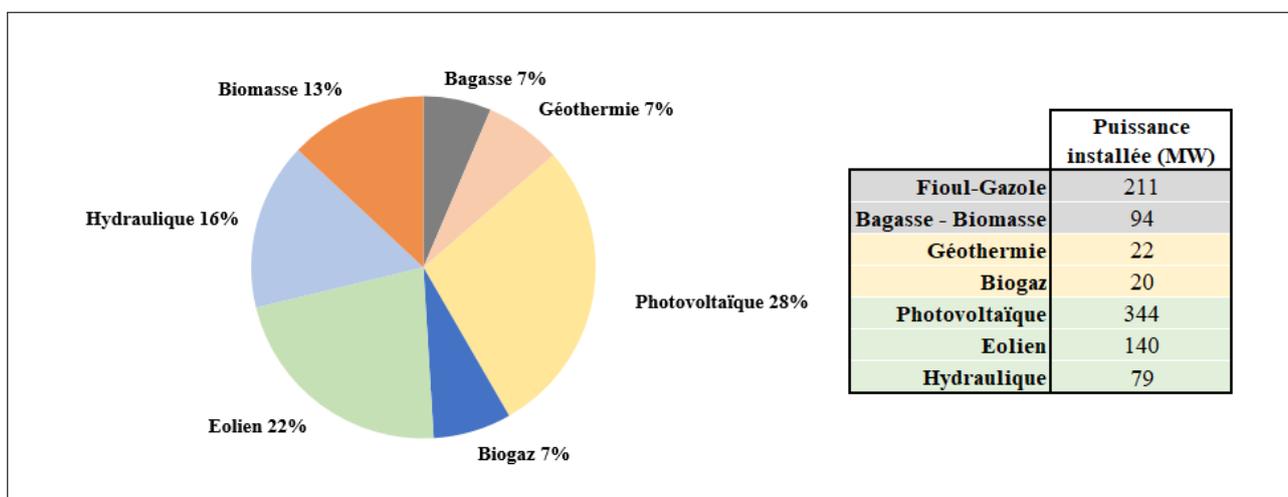


Figure 2.8 – Répartition de la production (gauche) et de la puissance installée (droite) en 2030 (Chotard et al., 2019)

La reconstitution de la demande en électricité est également basée sur le scénario «Tendancier».

Suivant la prévision de l'évolution démographique du territoire, la demande s'élève à 1741 GWh en 2030 (figure 2.9), soit une hausse modérée de 0,6 % par rapport à 2020.

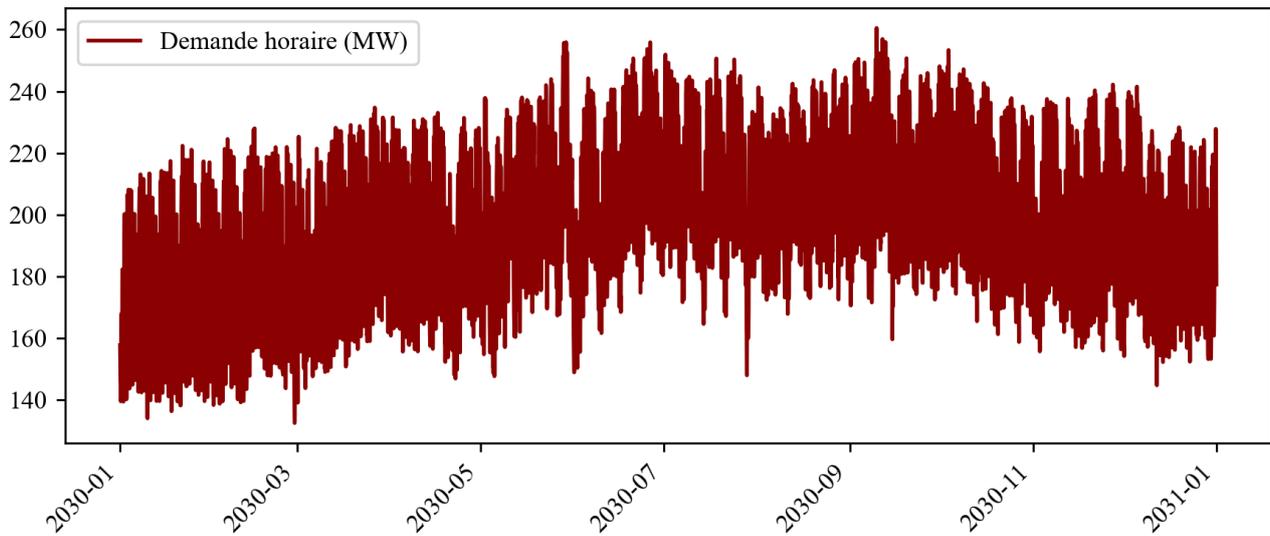


Figure 2.9 – Demande reconstituée en 2030, selon le profil horaire de la demande en 2019

### 2.2.3.2 Profil des ressources intermittentes

Une approche possible pour la construction des profils des ressources variables est d'ajuster le profil issu de la production effective d'une année donnée aux facteurs de capacité annoncés pour 2030, afin d'actualiser les coefficients horaires de production. Une deuxième approche consiste à documenter les coefficients techniques du potentiel de production des sources normatives de type «renewables.ninja<sup>4</sup>» qui simule le productible renouvelable dans des conditions optimales de fonctionnement des centrales électriques. En comparant les deux profils (effectif et potentiel) il ressort un écart-type des coefficients de 25 % en moyenne ce qui dénote des conditions technologiques d'exploitation en 2019 en dessous du potentiel technologique. Avec l'expérience dans l'opération des centrales électriques renouvelables et les avancées technologiques, il est fort probable qu'en 2030 le profil des coefficients techniques s'approche du profil potentiel renseigné par renewable.ninja, ce qui détermine le choix de la base de données en faveur de ce dernier.

### 2.2.3.3 Préséance économique

L'ordre d'appel des centrales de production est défini pour maximiser l'exploitation de l'électricité produite par des sources renouvelables, et en priorité par des sources intermittentes. L'énergie déchargée par les technologies de stockage provient du surplus de génération des centrales à base de

<sup>4</sup>Ce site est issu d'une collaboration entre Stefan Pfenninger (Faculty of Technology, Policy and Management, TU Delft) et Iain Staffell (Imperial College London), afin de rendre plus accessible les données de prévisions météorologiques pour leurs utilisations dans des modèles de simulation de parc de production électrique. Ce site fournit des coefficients de production pour les technologies photovoltaïques et éoliennes en fonction des données météorologiques historiques pour toute géolocalisation dans le monde. La Guadeloupe étant un petit territoire, les coefficients de production des différentes extrémités de l'île sont presque identiques ce qui facilite l'étude puisque les coefficients d'une unique localisation seront considérés.

ressources intermittentes, et afin d'optimiser leur intégration, le stockage est appelé après les ressources intermittentes et avant les ressources programmables (rang 4 dans le tableau 2.2).

Tableau 2.2 – Préséance économique : ordre de priorité des centrales de production

Centrale	Ordre de mérite
Photovoltaïque	1
Eolien	2
Hydraulique	3
Stockage d'énergie	4
Géothermie	5
Biomasse	6
Bagasse	7
Fioul-Gazole	8

#### 2.2.3.4 Analyse de la demande résiduelle

L'étude de la demande résiduelle est nécessaire à la construction des scénarios de dimensionnement du parc de stockage, à savoir équilibrer le système sur la pointe de la demande résiduelle et minimiser l'effacement des renouvelables lorsque la demande résiduelle est négative (tableau 2.3). La demande résiduelle en 2030 est la différence entre la demande horaire reconstituée pour 2030 et les profils de production potentielle d'énergie renouvelable en 2030.

Tableau 2.3 – Demande résiduelle moyenne sur une journée, par mois, en 2030

MWh	Janvier	Février	Mars	Avril	Mai	Juin	Juillet	Août	Septembre	Octobre	Novembre	Décembre
0:00	79	80	93	87	100	98	100	109	123	126	101	53
1:00	73	75	87	80	93	94	92	100	115	122	96	48
2:00	68	72	84	75	89	90	85	99	109	116	91	47
3:00	68	72	82	75	87	89	84	93	110	111	87	46
4:00	69	70	82	78	89	88	81	89	106	111	86	43
5:00	76	78	88	81	92	86	83	86	105	112	92	50
6:00	86	88	88	73	74	67	64	70	90	102	86	47
7:00	68	66	50	35	38	34	23	32	49	62	43	14
8:00	21	15	- 2	- 11	- 4	- 12	- 24	- 25	- 1	12	- 16	- 40
9:00	- 20	- 42	- 52	- 63	- 44	- 53	- 79	- 78	- 48	- 25	- 54	- 89
10:00	- 58	- 76	- 94	- 93	- 71	- 86	- 104	- 116	- 75	- 60	- 82	- 126
11:00	- 70	- 90	- 114	- 105	- 83	- 100	- 118	- 124	- 87	- 63	- 90	- 145
12:00	- 66	- 92	- 117	- 107	- 85	- 102	- 120	- 111	- 81	- 59	- 82	- 141
13:00	- 54	- 88	- 101	- 87	- 74	- 94	- 103	- 100	- 64	- 39	- 58	- 121
14:00	- 36	- 67	- 79	- 64	- 52	- 65	- 77	- 73	- 24	- 3	- 22	- 89
15:00	2	- 27	- 35	- 26	- 9	- 25	- 35	- 33	30	47	25	- 31
16:00	54	27	27	24	41	20	18	22	81	104	82	33
17:00	101	83	89	76	86	63	67	75	125	143	129	80
18:00	130	121	131	115	123	103	105	113	157	167	147	102
19:00	132	133	143	129	139	129	125	122	163	162	141	96
20:00	125	128	139	123	137	132	128	120	156	154	135	85
21:00	112	116	130	116	128	129	126	125	158	154	132	85
22:00	102	103	120	106	121	122	122	124	147	146	123	77
23:00	89	90	108	92	109	107	112	116	131	136	112	64

Pour une analyse rapide, les données horaires sont moyennées au niveau mensuel, et montre que la

tendance en 2030 suit la tendance actuelle du territoire avec un pic de production solaire corrélé à la demande de la mi-journée, et un pic de consommation en fin de journée. La demande sur le pic de mi-journée est entièrement satisfaite grâce à une grande puissance installée en solaire photovoltaïque. Un besoin en puissance additionnelle est requis pour satisfaire la demande en début et en fin de journée, en particulier lors de la période des pluies en fin d'année, où la demande résiduelle enregistrée est la plus élevée. La demande résiduelle maximale recensée sur une heure est de 200 MW, ce qui nécessite un besoin en puissance supplémentaire équivalent, ou des actions de management de la demande permettant d'endiguer cette pointe. À l'inverse, la demande résiduelle minimale recensée est de -250 MW, ce qui traduit un besoin en stockage d'énergie avec une puissance d'environ 250 MW pour éviter tout effacement de cette production.

### 2.2.3.5 Effacement de production

L'effacement de production<sup>5</sup> est représenté par les événements de demande résiduelle négative et leur amplitude dimensionne la capacité de stockage nécessaire pour éviter la perte d'énergie. La figure 2.10 représente les effacements de production potentielle à 2030, qui sont définis selon les hypothèses de demande et de production renouvelable intermittente potentielle. Un événement est caractérisé par une plage horaire d'au moins deux heures consécutives où la demande résiduelle est négative. L'effacement cumulé correspond ainsi à la somme des demandes résiduelles négatives lors d'un événement, soit une barre bleu dans la figure 2.10.

Effacement cumulé (MWh)

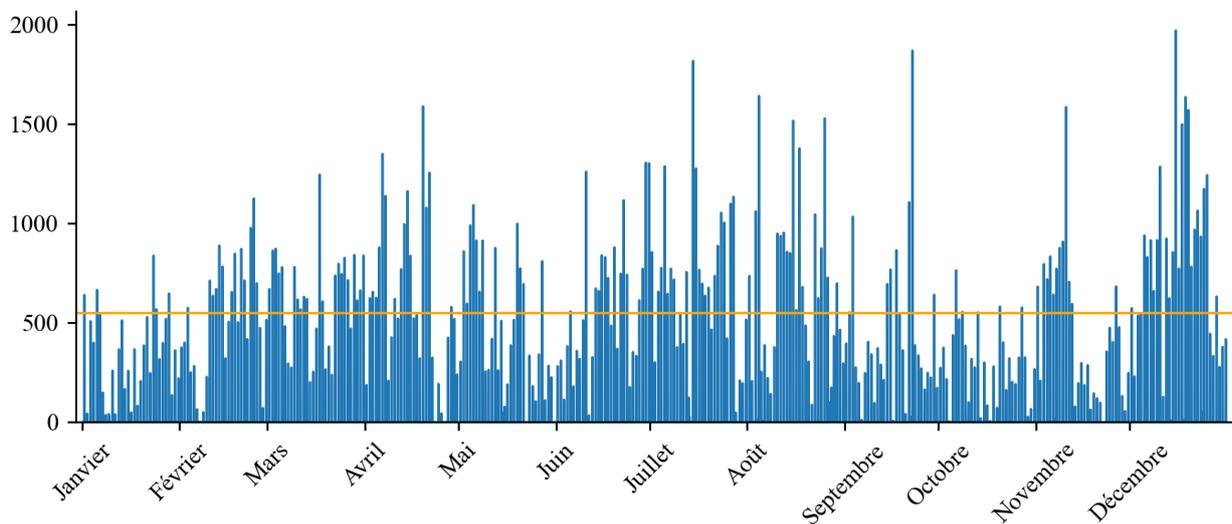


Figure 2.10 – Effacement cumulé, calculé en fonction de la demande résiduelle

En 2030, on compte 381 événements de demande résiduelle négative sur au moins deux heures, avec un maximum de 2000 MWh de surplus d'énergie sur une seule période<sup>6</sup>. Pour minimiser au maximum l'effacement de production, il serait ainsi nécessaire d'installer un parc avec une capacité de stockage

<sup>5</sup>Le terme effacement renvoi ici au terme anglais «curtailment», défini comme la perte sèche d'énergie utile liée à une surproduction d'électricité par rapport à la demande de consommation.

<sup>6</sup>Cette instance compte 17 heures d'affilées où la demande résiduelle est négative.

d'au moins 2000 MWh<sup>7</sup>. Cependant, un tel dimensionnement entrainerait un taux annuel d'utilisation estimé à 1,1 %, ce qui est extrêmement faible et nous conduira par la suite à admettre de l'effacement afin d'optimiser l'utilisation du stockage.

### 2.2.3.6 Dimensionnement du parc de stockage

Le critère de choix des capacités de stockage est un arbitrage entre l'effacement d'énergie admis et le taux d'utilisation du stockage. Par tâtonnement, une capacité de stockage de 550 MWh et un effacement de maximum 50 GWh donne un taux d'utilisation du stockage de 27 % et un taux d'effacement de 5 % de la production potentielle des renouvelables intermittents (les segments au-dessus de la droite orange dans la figure 2.10). Les technologies de stockage sélectionnées pour 2030 sont les batteries lithium-ion pour le stockage de court-terme et le stockage d'énergie par air comprimé quasi-isotherme<sup>8</sup> pour le stockage de long-terme.

Dans la définition des scénarios, le dimensionnement tiens compte de deux contraintes fortes, l'une liée à la capacité de stockage nécessaire dans le système de 550 MWh et l'autre technologique liée à la technologie standardisée du CAES, par palier de 15 MW de puissance et de 90 MWh de capacité de stockage. Ceci détermine ainsi les scénarios I-CAES complétés par des batteries afin de respecter la contrainte de capacité totale de stockage de 550 MWh (tableau 2.4).

Tableau 2.4 – Scénarios de répartition de la capacité de stockage

I-CAES		Batteries Lithium-Ion		Total	
Puissance (MW)	Capacité (MWh)	Puissance (MW)	Capacité (MWh)	Puissance (MW)	Capacité (MWh)
0	0	196	550	196	550
15	90	164	460	179	550
30	180	132	370	162	550
45	270	100	280	145	550
60	360	68	190	128	550
75	450	36	100	111	550
90	540	0	0	90	540

### 2.2.3.7 Stockage de court-terme

La batterie lithium-ion est la technologie la plus appropriée pour le stockage de court-terme d'un point de vue de la maturité technologique et de la compétitivité-coût. Les hypothèses technico-économiques sont un rendement global de 90 %, une durée de vie de 10 ans, un cycle de décharge de 3 heures (Chotard et al., 2019), et un coût d'investissement de 1681 €/kW (Viswanathan et al., 2022).

<sup>7</sup>Une capacité de 2000 MWh ne garantit pas une simulation sans effacement de production, car cela dépendra de l'opération du stockage et de la disponibilité du stock au moment du surplus.

<sup>8</sup>I-CAES (Isothermal Compressed Air Energy Storage).

### 2.2.3.8 Stockage de long-terme

Le choix du stockage de long-terme soulève des problèmes spécifiques à l'île de la Guadeloupe. Le stockage hydraulique semble à première vue être le choix idéal, déjà présent en partie sur le territoire (sur l'île de Basse-Terre, au sein du parc national de la Guadeloupe). Cependant, le potentiel d'utilisation de la ressource en eau pour le stockage d'électricité est contraint par de nombreuses lois en vigueur et l'installation de nouvelles infrastructures hydroélectriques est interdite depuis 2009 afin de sauvegarder la biodiversité (Office de l'eau Guadeloupe et al., 2010). Le renforcement du parc de stockage doit donc se faire via d'autres technologies que l'hydroélectricité.

Le choix pour le stockage de long-terme s'est porté sur la technologie innovante appelée REMORA, développée par Segula Technologies. Cette technologie est quasi-isotherme et a l'avantage d'être en mer, ce qui permet de contourner la contrainte de l'exploitation de l'espace terrestre de l'île.



Figure 2.11 – Représentation de la technologie REMORA

Le système est composé d'une plateforme flottante et de réservoirs posés sur les fonds marins. La chaîne de conversion d'énergie est réversible et permet au système de soutirer l'électricité au réseau pour la stocker sous forme d'air comprimé, et à l'inverse de réinjecter de l'électricité sur le réseau via la décompression de l'air comprimé (Maisonnavé et al., 2018 ; Neu, 2017).



Figure 2.12 – Chaîne de conversion de l'énergie du système REMORA

D'un point de vue technique, le système offre six heures de déstockage en continu, pour un rendement global de 70 % et une durée de vie de 50 ans. Pour l'hypothèse financière, le coût d'investissement s'élève à 3900 €/kW (Viswanathan et al., 2022), chiffre estimatif, car le coût réel de REMORA est protégé en tant que secret industriel.

### 2.2.3.9 Émissions CO2

Les coefficients d'émissions CO2 utilisés dans le modèle englobent les émissions directes de CO2 de la production d'électricité, et les émissions indirectes issues du cycle de vie des technologies. Les données proviennent de l'étude du Groupe d'expert Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) (Meyer et al., 2014), à l'exception du coefficient de la technologie REMORA, calculé par une analyse de cycle de vie spécifique à ce projet.

Tableau 2.5 – Facteur d'émission carbone par filière de stockage et de production d'électricité

Centrale	CO2 (gCO2eq/kWh)
Fioul-Gazole	490
Bagasse	820
Biomasse	230
Géothermie	38
Photovoltaïque	48
Eolien	12
Hydraulique	24
REMORA	82
Batterie Li-ion	152

Sources : (Meyer et al., 2014)

## 2.3 Résultats du modèle d'optimisation

Les résultats de l'optimisation sont présentés en termes de volume de production et de stockage, à l'aide d'indicateurs techniques et économiques.

### 2.3.1 Synthèse des résultats

À capacité installée donnée des unités de production et de stockage, le modèle retourne les flux de production pilotable et non pilotable, l'effacement de la production. Du côté du stockage, l'énergie stockée et déstockée, ainsi que le coût d'investissement. À noter que le mix 100 % renouvelable de l'étude de l'ADEME ne se vérifie dans aucun de nos scénarios, puisqu'une part de production des centrales fossiles est toujours nécessaire à l'équilibre offre demande, ce qui explique qu'aucune pénurie de production n'est recensée (à travers la variable muette  $\alpha$ ). Dans nos scénarios la part des renouvelables est entre 89 % et 91 %.

La production par les centrales intermittentes est majoritaire, et représente en moyenne deux tiers de la production totale pour chaque scénario. Comme anticipé, chaque scénario enregistre un volume d'énergie effacée, qui a tendance à être plus élevé dans les scénarios pour lesquels le parc de stockage est mono technologique. La variation de puissance<sup>9</sup> des centrales fossiles est homogène et aux alentours de 8 % dans chaque scénario, ce qui signifie qu'elles ne connaissent pas de fortes montées en puissance

<sup>9</sup>Exprimé comme l'écart-type de la production d'électricité. Cet indicateur permet de quantifier les montées en puissance des centrales fossiles. Un pourcentage élevé est interprété comme une centrale utilisée uniquement pour répondre aux pointes de demande et réalisant fréquemment des arrêts et des redémarrages.

régulière. Concernant les émissions directes du système, elles sont plus élevées pour le scénario dans lequel uniquement la centrale CAES est installée, et plus faibles lorsque seules les batteries sont installées. Le tableau 2.6 présente une synthèse des indicateurs relatifs à la production électrique (rose) et au système de stockage (orange).

Tableau 2.6 – Synthèse des résultats par scénario

REMORA (MW)	0	15	30	45	60	75	90
Batterie Lithium-Ion (MW)	196	164	132	100	68	36	0
Production pilotable (GWh)	440.81	443.24	446.92	451.60	457.65	465.29	476.98
Production non-pilotable (GWh)	1 319.98	1 323.27	1 325.08	1 326.07	1 326.17	1 324.54	1 317.24
Effacement de la production (GWh)	44.79	41.50	39.69	38.70	38.60	40.23	47.53
Variation de puissance des centrales fossiles (%)	8.7%	7.7%	7.9%	8.1%	8.4%	8.7%	8.7%
Emission CO2 du système hors stockage (ktCO2)	115.12	115.47	116.19	117.21	118.54	120.43	123.79
Energie déchargée par le stockage (GWh)	180.3	177.8	170.9	161.6	153.7	144.1	124.5
Energie chargée par le stockage (GWh)	200.3	203.5	202.1	198.4	196.7	193.1	177.9
Emission CO2 du stockage (ktCO2)	37.4	34.4	30.3	25.5	20.9	15.9	9.0
Coût d'investissement du stockage (M€)	329.6	334.2	338.9	343.6	348.3	353.0	351.0
Durée de vie (% de cycle consommé)	7.3%	5.2%	3.8%	2.8%	2.1%	1.6%	1.1%
Densité du parc de stockage (MW/kt)	196 000.0	164 032.1	132 064.2	100 096.3	68 128.4	36 160.5	192.6

Le stockage d'énergie semble être sollicité davantage dans les scénarios où les batteries sont majoritaires, en raison d'une puissance plus élevée des batteries qui offrent ainsi plus de capacité de charge et de décharge en lien avec les besoins du système.

Les émissions de carbone relatives au stockage sont plus élevées dans le scénario sous lequel uniquement des batteries sont installées. Le processus d'extraction et de traitement de sa matière première est fortement carboné en comparaison avec le système REMORA où la matière première utilisée est l'eau. D'un point de vue financier, le stockage par batterie reste, à ce jour, plus compétitif que le stockage CAES, grâce à sa maturité et les économies d'échelle enregistrées. La durée de vie engagée du stockage est en revanche plus avantageuse pour les CAES. Enfin, la densité du parc de stockage est bien plus importante pour les batteries lithium-ion que pour la centrale CAES, bien que la comparaison perde en pertinence du fait que le stockage REMORA soit en mer, et les batteries lithium-ion sur terre, où l'emprise surfacique est plus contraignante pour ces dernières.

### 2.3.2 Électricité générée et déchargée

La production d'électricité des centrales renouvelables (intermittentes et non intermittentes) est relativement stable dans chaque scénario. La flexibilité du système dépend des centrales fossiles, avec une préférence pour la combustion de la bagasse, car légèrement moins polluantes, et des centrales de stockage (en mode décharge).

Lorsque la technologie CAES est majoritaire, les volumes de production générés ont tendances à être plus importants que dans le cas des batteries dû au rendement plus faible de REMORA, compensé par une décharge plus longue propre au stockage de long terme nécessaire aux systèmes électrique insulaires. L'installation de batteries permettrait une réduction de la génération d'électricité par les centrales fossiles plus conséquente par rapport aux scénarios REMORA, mais ceci est uniquement dû à un parc de stockage plus important pour les batteries que pour le CAES (tableau 2.7).

Tableau 2.7 – Production par filière et énergie déchargée, en GWh, pour chaque scénario

REMORA (MW)	0	15	30	45	60	75	90
Batterie Lithium-Ion (MW)	196	164	132	100	68	36	0
Fioul-Gazole	70.2	71.7	73.9	76.5	79.5	83.0	89.8
Bagasse	130.1	129.7	129.9	131.3	133.3	136.6	143.2
Biomasse	120.5	120.8	121.5	121.8	122.5	124.1	125.9
Géothermie	119.9	121.0	121.6	122.0	122.3	121.6	118.1
Photovoltaïque	578.0	578.0	578.0	578.0	578.0	578.0	578.0
Eolien	411.1	414.4	416.2	417.2	417.3	415.6	408.3
Hydraulique	330.9	330.9	330.9	330.9	330.9	330.9	330.9
REMORA	0.0	18.6	38.6	59.6	81.7	104.0	124.5
Batterie Li-ion	180.3	159.2	132.3	101.9	71.9	40.0	0.0

En phase avec la saisonnalité de la demande, la pointe d'ensoleillement en milieu de journée représente le volume de production d'électricité le plus élevé du parc avec cependant un fort besoin de stockage et de l'effacement partiel du potentiel photovoltaïque. La figure 2.13 représente la répartition de la production sur deux jours en février (période sèche), pour le scénario dans lequel la capacité de stockage est répartie de manière quasi identique entre les deux technologies de stockage (45 MW/270 MWh de REMORA et 100 MW/280 MWh de batteries Li-ion). Ce choix permet de différencier l'opération des deux technologies en termes de sollicitation lors des périodes de surplus de l'offre et de déficit de la demande. Suivant ce scénario, les besoins en production supplémentaire sont ressentis les soirs et les matins. En règle générale, l'action des centrales de biomasse, de géothermie et de stockage est suffisante pour satisfaire ces besoins pendant la saison sèche.

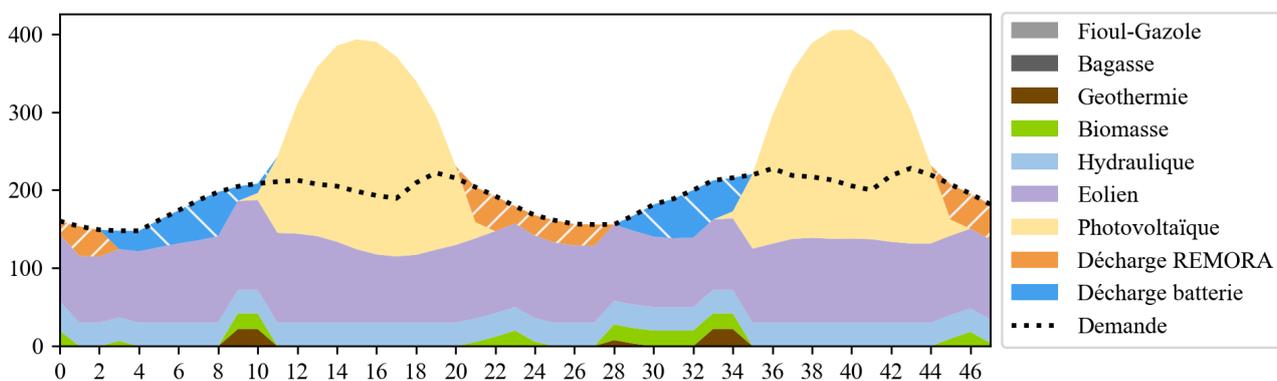
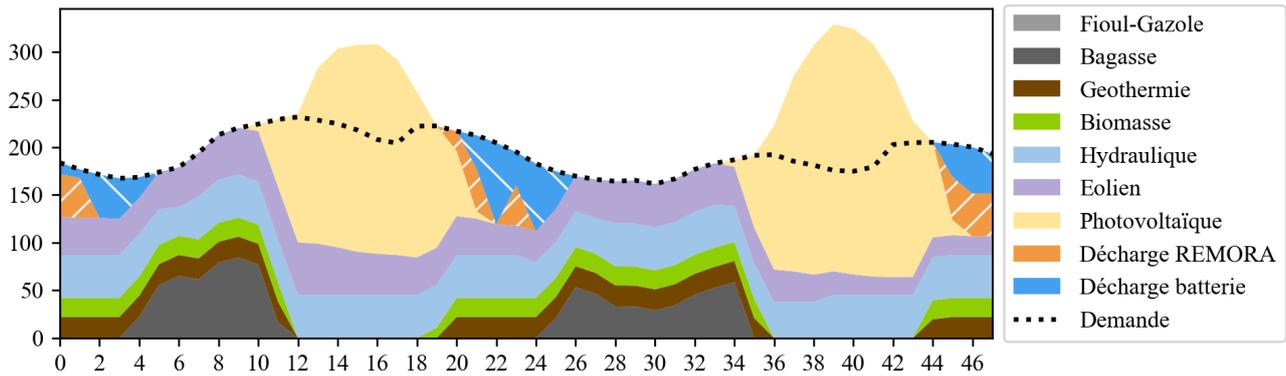


Figure 2.13 – Répartition de la production, le 13 et 14 février 2030, en MWh

En revanche, durant la saison des pluies, la puissance de ces unités devient insuffisante, et une intervention des unités de production fossiles est nécessaire pour permettre de satisfaire la pointe de la consommation du soir, et la consommation pendant la nuit (figure 2.14). Durant cette période, l'irradiation solaire est plus faible, ce qui induit une baisse de la production des centrales photovoltaïques. La disponibilité de la ressource en vent est, elle aussi, plus faible à cette époque de l'année, ce qui impacte globalement la propension des centrales à stocker de l'énergie. En conséquence, le stock en énergie n'est pas suffisant pour satisfaire la pointe de consommation du soir, qui est plus élevée à cette période, ni l'équilibre offre-demande durant la nuit, où les centrales fossiles sont utilisées.

Figure 2.14 – Répartition de la production, le 31 et 1<sup>er</sup> février 2030, en MWh

### 2.3.3 Analyse du stockage et analyse du système

L'opération des centrales de stockage semble être répartie en fonction de la puissance davantage qu'en fonction de leur capacité. Les batteries li-ion sont appelées de manière plus régulière, mais pour des événements de plus courte durée et plus forts en amplitude, tandis que la puissance délivrée par REMORA est plus régulière et moins variable. En règle générale, la durée de décharge est similaire entre les deux technologies, allant de 3 à 8 heures, mais comme évoqué leurs puissances sont différentes (tableau 2.8).

Tableau 2.8 – Nombre d'heures d'opération des centrales de stockage et volume chargé et déchargé d'énergie, par scénario

Scenarios	REMORA (MW)	0	15	30	45	60	75	90
	Batterie Li-ion (MW)	196	164	132	100	68	36	0
REMORA	Heures de charge	0	1654	1738	1864	2040	2233	2415
	Heures de décharge	0	1119	1290	1603	2073	2671	3204
	Période de décharge maximale (h)	0	11	12	13	14	15	15
	Période de décharge moyenne (h)	0	4	4	4	5	6	7
Batterie Li-ion	Heures de charge	1960	1858	1778	1685	1506	1255	0
	Heures de décharge	3633	3475	3128	2541	1886	1361	0
	Période de décharge maximale (h)	15	15	15	15	12	9	0
	Période de décharge moyenne (h)	8	7	6	4	4	3	0

En termes d'accumulation d'énergie les deux technologies de stockage ont une dynamique complémentaire. Par exemple, sur les mêmes jours du 13 et 14 février lors des périodes surproduction photovoltaïque la technologie REMORA est sollicitée en continu tout l'après-midi pour être ensuite déchargée lors du pic du soir et éviter ainsi les centrales fossiles. Le cycle de charge des batteries est plus court, en raison d'une puissance nominale installée plus élevée; les batteries sont chargées également lors du surplus du milieu de journée, mais elles sont déchargées le lendemain dans la matinée, lorsque le stock de REMORA est vide. Ainsi, la décharge d'énergie est alternée entre les batteries (la nuit et le matin) et REMORA (à la fin de la journée). Les deux technologies ne déchargent jamais en même temps lors de cette période. Les cycles de décharge consécutifs permettent de répartir le stock disponible sur toute la journée, sauf si la demande est plus forte que la normale. La figure 2.15 schématise cette dynamique au pas horaire, soit l'énergie chargée (graphique du haut), et le niveau du stock de chaque technologie (graphique du bas).

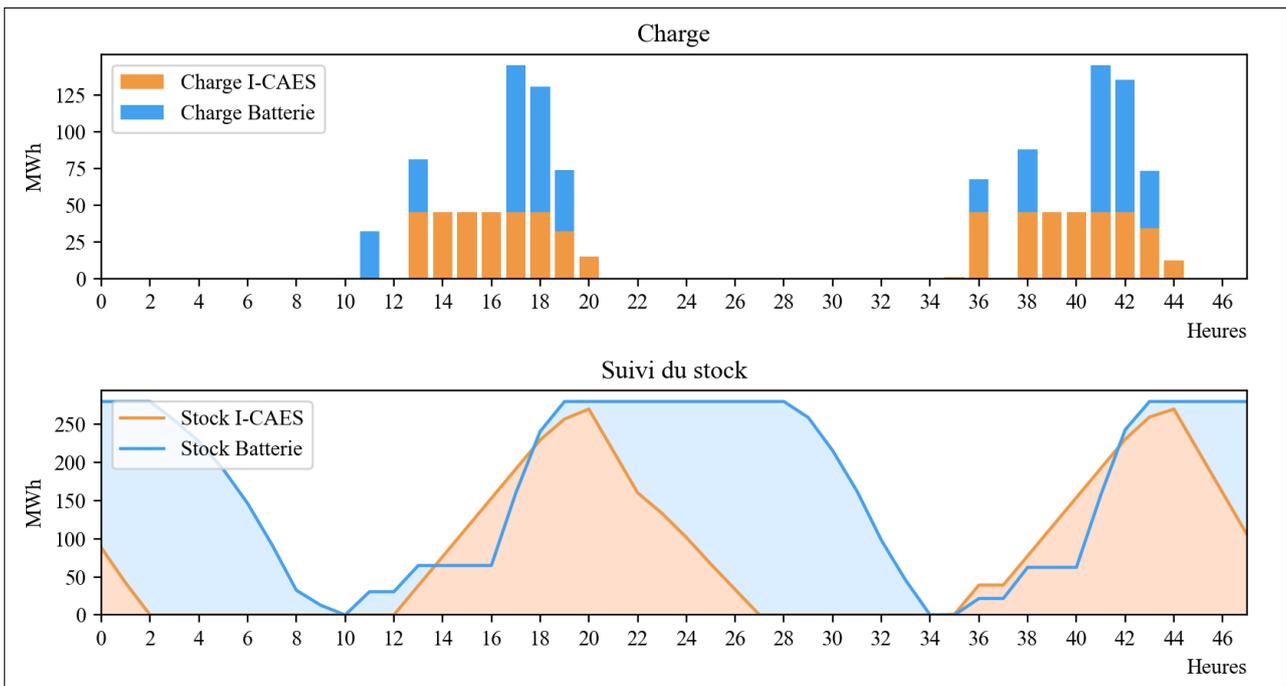


Figure 2.15 – Énergie chargée et stockée, 13 et 14 février 2030, en MWh

Pendant la saison des pluies, l'excès d'énergie est bien plus faible que lors de la période sèche, ce qui réduit le stock disponible, et modifie la stratégie de répartition du stock des deux technologies (figure 2.16). L'amplitude des cycles de charge et de décharge est réduite dans le temps, et le cycle des technologies est superposé sur la même période de temps afin de pouvoir cumuler leurs volumes d'énergie stockée pour satisfaire la pointe de demande en fin de journée. Le stockage d'énergie par les batteries est priorisé à celui par REMORA car la batterie permet de décharger plus de puissance sur une heure.

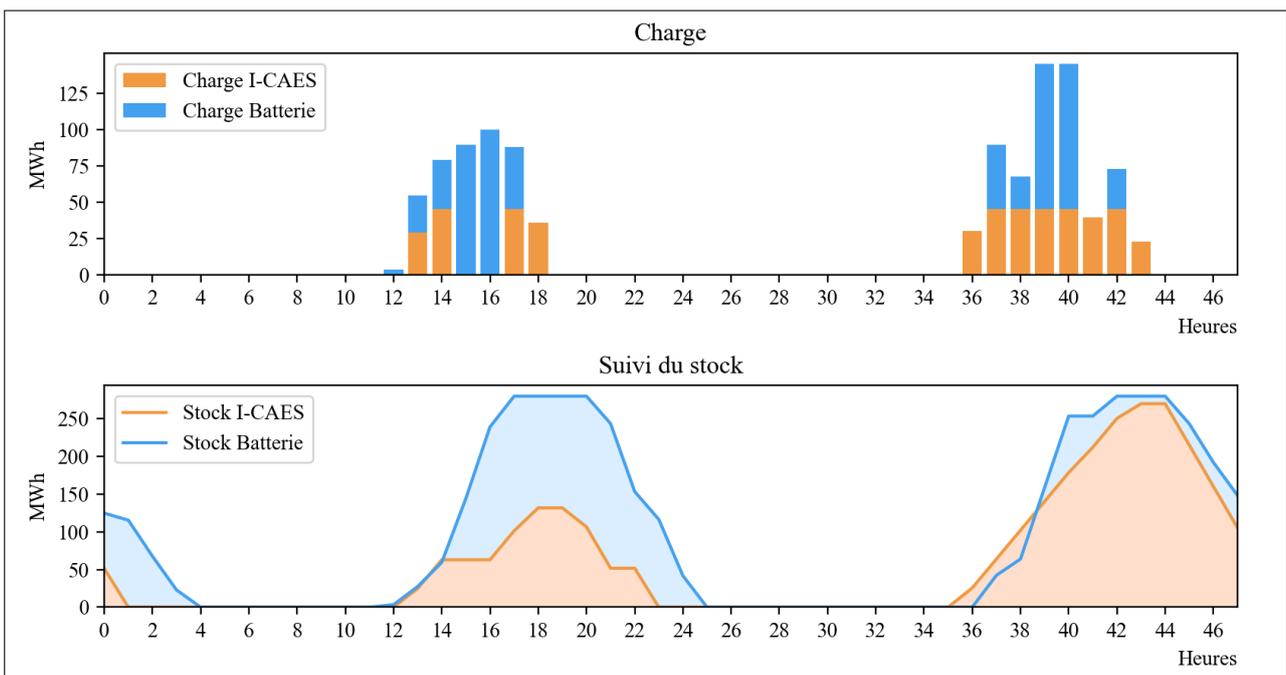


Figure 2.16 – Énergie chargée et stockée, 31 et 1<sup>er</sup> novembre 2030, en MWh

## 2.4 Discussion et conclusions

### 2.4.1 La transition électrique en Guadeloupe

Les objectifs de transition énergétique établis pour la Guadeloupe sont cohérents avec le potentiel d'exploitation des ressources renouvelables de l'île. Cependant, la forte saisonnalité de la demande du territoire (saison sèche à fort ensoleillement, et saison des pluies à forte consommation du soir et peu d'ensoleillement) rend complexe la gestion des surplus de l'offre et des périodes prolongées de déficit. Des tests alternatifs d'optimisation démontrent que supprimer complètement l'effacement nécessiterait une très grande capacité de stockage de très long terme (plusieurs mois), avec un faible taux d'utilisation en mode décharge. Nos scénarios, basés pour un tiers sur l'énergie photovoltaïque, ont démontré que la baisse de l'ensoleillement lors de la saison des pluies ne permet pas au système de stockage de cumuler assez d'énergie pour satisfaire l'augmentation des pics de consommation pendant cette saison. Seule solution reste les centrales programmables capables de répondre aux pics prolongés du soir.

La spécificité météorologique du territoire implique un fort besoin en stockage de forte puissance combinée à une grande capacité de réserve. La sélection du parc de stockage doit être anticipée sur la base du ratio énergie/puissance en fonction des comportements de consommation, et de l'amplitude des périodes de disponibilité des ressources.

La pointe de consommation du soir est liée principalement à la consommation du secteur résidentiel. Pour prévenir l'utilisation des centrales fossiles utilisées lors des pics de consommation en période des pluies, des actions de management de la demande sont nécessaires, tel que l'amélioration de l'efficacité énergétique des logements, ou le développement de systèmes de stockage d'énergie *behind the meter*<sup>10</sup> qui optimisent le lissage de la pointe des foyers et apporte un profit financier non négligeable (Rodrigues et al., 2021).

### 2.4.2 Évaluation du stockage et analyse système

L'évaluation du besoin de stockage est d'autant plus complexe, car elle nécessite d'accommoder les caractéristiques technologiques aux spécificités territoriales en termes de saisonnalité (conditions climatiques), de mix électrique, et services système, en plus du cadre réglementaire et politique du territoire (Bistline et al., 2021). L'utilisation de l'analyse système permet de prendre en compte un bon nombre de ces caractéristiques, décrivent cependant sous la forme des tendances de production et de consommation programmables à l'aide de l'optimisation.

L'étude du territoire de Guadeloupe permet de mettre en avant certains déterminants de l'intégration du stockage sur un territoire. La composante environnementale inhérente aux décisions des politiques publiques est intégrée ici via le dimensionnement du parc de production renouvelable et des technologies de stockage, sous contrainte d'un cadre restrictif pour l'installation des barrages hydroélectriques.

---

<sup>10</sup>Se dit pour toute solution de production ou de stockage d'énergie installée en aval de la distribution, chez le consommateur.

Cela détermine le choix entre des technologies de stockage électrochimique (batteries) et du stockage mécanique (REMORA).

La comparaison des technologies de stockage de court-terme et de long-terme apporte des précisions concernant les besoins du territoire en termes de flexibilité.

- La puissance à court-terme est préférée en raison de l'amplitude des pointes de consommation et de l'impact de la saisonnalité sur la disponibilité des ressources variables. Des technologies proposant de stocker et de déstocker de l'énergie en grande quantité sur une courte période seront mieux valorisés dans ces contextes précis, car elles apportent un bénéfice direct en termes d'équilibre offre/demande.
- Le stockage de long-terme apporte quant à lui un bénéfice indirect en termes d'évitement d'utilisation des centrales fossiles, donc des énergies importées, et des émissions carbone. La grande capacité de stockage offerte par un stockage de long-terme permet aussi une meilleure pénétration des énergies renouvelables intermittentes dans le mix électrique, et intrinsèquement une diminution de l'effacement de production.

Le chapitre a permis de comprendre les spécificités technologiques du stockage d'énergie et les critères de choix pour un système électrique en termes d'équilibre horaire et de fonctionnement du mix électrique. La prise en compte d'autres considérations nécessite la mobilisation des méthodes spécifiques pour insérer le choix d'une technologie de stockage dans les politiques publiques et environnementales locales. Un territoire donné valorisera différemment les résultats obtenus avec notre modèle en fonction de l'importance donnée aux impacts du stockage sur le fonctionnement du système.

## 2.5 Annexes

### 2.5.1 Code d'optimisation

```

"""
Created on Fri Apr 28 15:22:17 2023

@author: Antoine DEBILLE

Guadeloupe optimisation V3 - REMORA vs Batteries - BAU scenarios 2030
"""

#Import des librairies
import pandas as pd
import pyomo.environ as pyo
from pyomo.opt import SolverStatus, TerminationCondition
from pyomo.util.infeasible import log_infeasible_constraints
from matplotlib import pyplot as plt
import numpy as np
from datetime import datetime, timedelta, date

"""
Données en entrée
"""
with pd.ExcelFile(r'C:\Users\el37492y\Documents\Thèse\Travaux\Python\Etude_système\Input Guadeloupe\Guadeloupe_Load_2016-2020.xlsx') as w:
    base2016 = pd.read_excel(w, sheet_name='2016', header=0, index_col=0)
    base2017 = pd.read_excel(w, sheet_name='2017', header=0, index_col=0)
    base2018 = pd.read_excel(w, sheet_name='2018', header=0, index_col=0)
    base2019 = pd.read_excel(w, sheet_name='2019', header=0, index_col=0)
    base2020 = pd.read_excel(w, sheet_name='2020', header=0, index_col=0)
    dispoenr2016 = pd.read_excel(w, sheet_name='dispo EnR 2016', header=0, index_col=0)
    dispoenr2017 = pd.read_excel(w, sheet_name='dispo EnR 2017', header=0, index_col=0)
    dispoenr2018 = pd.read_excel(w, sheet_name='dispo EnR 2018', header=0, index_col=0)
    dispoenr2019 = pd.read_excel(w, sheet_name='dispo EnR 2019', header=0, index_col=0)
    dispoenr2020 = pd.read_excel(w, sheet_name='dispo EnR 2020', header=0, index_col=0)

rawbase= pd.read_excel(r'C:\Users\el37492y\Documents\Thèse\Travaux\Python\Etude_système\Input Guadeloupe\base Guad coeff renw.xlsx')
year = 2019
lb = year-2016
ub = year-2015
limits = [0,8784,8784+8760,8784+8760*2,8784+8760*3,8784*2+8760*3]
basebis = rawbase[limits[lb]:limits[ub]]
basebis = basebis.reset_index(drop=True)
basebis = basebis.drop(axis=1, columns=['Unnamed: 0', 'Demand'])

#index reset
dispoenr2020 = dispoenr2020.reset_index(drop=True)
base2020 = base2020.reset_index(drop=True)
dispoenr2019 = dispoenr2019.reset_index(drop=True)
base2019 = base2019.reset_index(drop=True)
dispoenr2018 = dispoenr2018.reset_index(drop=True)
base2018 = base2018.reset_index(drop=True)
dispoenr2017 = dispoenr2017.reset_index(drop=True)
base2017 = base2017.reset_index(drop=True)
dispoenr2016 = dispoenr2016.reset_index(drop=True)
base2016 = base2016.reset_index(drop=True)

"""
Déclaration des paramètres
"""
#Demande en MWh
datademanded={'Base 2019':1726000,'ADEME Tendancier 2030':1741000}

#Capacité installée de génération
kindex = ['Hydro','Wind','PV','Bio','Geo','Bagasse','Diesel']
kdata = [[10.5,79],[34.1,140],[81.5,344],[3.7,20],[14.5,22],[94,94],[338,211]]
kinstall = pd.DataFrame(data=kdata, index=kindex, columns=['Base 2019', 'ADEME Tendancier 2030'])

#Paramètres relatifs au stockage d'énergie
#Capacité
kstornome = ['remora','battery']
kstorscenarios = ['r0/b100','r15/b85','r30/b70','r50/b50','r70/b30','r85/b15','r100/b0','no energy storage']
stordatapower = [[0,15,30,45,60,75,90,0],[196,164,132,100,68,36,0,0]]
stordataenergy = [[0,90,180,270,360,450,540,0],[550,460,370,280,190,100,0,0]]
kstorpower = pd.DataFrame(data=stordatapower, columns=kstorscenarios, index=kstornome)
kstorenergy = pd.DataFrame(data=stordataenergy, columns=kstorscenarios, index=kstornome)
kstorpower = kstorpower.transpose()
kstorenergy = kstorenergy.transpose()

#Rendement
remrte = {'ch':0.85,'dis':0.82}
batrte = {'ch':0.9**(1/2), 'dis':0.9**(1/2)}

#Paramètres relatifs aux émissions CO2
co2index = kindex + kstornome
co2data = [24,12,40,230,30,820,490,82,19,152,21]
co2coef = pd.DataFrame(data=co2data, index=co2index)

#Paramètres relatifs aux rampes de puissance
"""
rampmin = {'Diesel':0.095, 'Bagasse':0.332, 'Geo':1, 'Bio':0.54}
rampmax = {'Diesel':0.1, 'Bagasse':0.257, 'Geo':0.69, 'Bio':0.54}
"""

```

```

rampmin = {'Diesel':1, 'Bagasse':1, 'Geo':1, 'Bio':1}
rampmax = {'Diesel':1, 'Bagasse':1, 'Geo':1, 'Bio':1}

#Paramètres relatifs à l'ordre de préséance économique
moprod = {'Diesel':0.6, 'Bagasse':0.5, 'Geo':0.3, 'Bio':0.3}
morem = {'ch':0.1, 'dis':0.1, 'stock':0}
mobat = {'ch':0.1, 'dis':0.1, 'stock':0}
mobalance = 200

===
Choix des scénarios
===
yearoption = ['2016', '2017', '2018', '2019', '2020', 'Forecast']
scenariooption = ['Base 2019', 'ADEME Tendancierel 2030']
storoption = ['r0/b100', 'r15/b85', 'r30/b70', 'r50/b50', 'r70/b30', 'r85/b15', 'r100/b0', 'no energy storage']

inputyear=''
inputscenarior=''
inputstor=''
yearchoice = 'Pick a year:\n'
scenariochoice = '\n Pick a scenario:\n'
storchoice = '\n Pick a storage dimensions:\n'

#Choix de l'année
for index, item in enumerate(yearoption):
    yearchoice += f'{index+1}) {item} \n'

yearchoice += 'Numéro sélectionné:'

while inputyear not in map(str, range(1, len(yearoption)+1)):
    inputyear = input(yearchoice)

print('Votre choix est: ' + yearoption[int(inputyear) -1])

#Choix du scénario
for index, item in enumerate(scenariooption):
    scenariochoice += f'{index+1}) {item} \n'

scenariochoice += 'Numéro sélectionné:'

while inputscenarior not in map(str, range(1, len(scenariooption)+1)):
    inputscenarior = input(scenariochoice)

print('Votre choix est: ' + scenariooption[int(inputscenarior) -1])

#Choix du dimensionnement de stockage
for index, item in enumerate(storoption):
    storchoice += f'{index+1}) {item} \n'

storchoice += 'Numéro sélectionné:'

while inputstor not in map(str, range(1, len(storoption)+1)):
    inputstor = input(storchoice)

print('Votre choix est: ' + storoption[int(inputstor) -1])

#Définition des paramètres après le choix
#Stockage
remora={'ch':kstorpower.iloc[int(inputstor)-1][0], 'dis':kstorpower.iloc[int(inputstor)-1][0], 'stock':kstorenergy.iloc[int(inputstor)-1][0]}
batterys={'ch':kstorpower.iloc[int(inputstor)-1][1], 'dis':kstorpower.iloc[int(inputstor)-1][1], 'stock':kstorenergy.iloc[int(inputstor)-1][1]}

#Scenario
demande=datademande[str(scenariooption[int(inputscenarior)-1])]
kgen=kinstall[str(scenariooption[int(inputscenarior)-1])]
kgenprog = kgen.iloc[3:]

#Année
if inputyear == '1':
    dispoenr=dispoenr2016
    base=base2016
elif inputyear=='2':
    dispoenr=dispoenr2017
    base=base2017
elif inputyear=='3':
    dispoenr=dispoenr2018
    base=base2018
elif inputyear=='4':
    dispoenr=dispoenr2019
    base=base2019
elif inputyear=='5':
    dispoenr=dispoenr2020
    base=base2020
elif inputyear=='6':
    dispoenr=basebis
    base=base2019

===
Disponibilité de production enr et balance offre demande requise
===
energyflow = pd.DataFrame(index=range(0, len(base)))
energyflow['Demande'] = base['Demande'] * (demande/sum(base['Demande']))
energyflow['PV'] = dispoenr['PV'] * kgen['PV']
energyflow['Hydro'] = dispoenr['Hydro'] * kgen['Hydro']
energyflow['Wind'] = dispoenr['Wind'] * kgen['Wind']
energyflow['Balance'] = energyflow['Demande'] - (energyflow['PV']+energyflow['Hydro']+energyflow['Wind'])

===
Modèle d'optimisation
===
m = pyo.ConcreteModel()

#Définition des sets
m.h = pyo.Set(initialize=[i for i in energyflow.index])
m.remstorset = pyo.Set(initialize=['ch', 'dis', 'stock'])
m.batstorset = pyo.Set(initialize=['ch', 'dis', 'stock'])
m.prodset = pyo.Set(initialize=[i for i in kgenprog.index])
m.alltechset = pyo.Set(initialize=[i for i in co2coef.index])

#Définitions des variables
#Battery operation
def batterybounds(m,i,batstorset):
    return(0,battery[i])

m.battery = pyo.Var(m.batstorset, m.h, domain=pyo.NonNegativeReals,bounds=batterybounds)

#Remora operation
def rebounds(m,i,remstorset):
    return(0,remora[i])

m.remora = pyo.Var(m.remstorset, m.h, domain=pyo.NonNegativeReals, bounds=rebounds)

#Generation powerplant operation
def prodbounds(m,i,prodset):
    return(0,kgenprog[i])

m.prod = pyo.Var(m.prodset,m.h, domain=pyo.NonNegativeReals, bounds=prodbounds)

#System imbalance
m.balanceplus = pyo.Var(m.h, domain=pyo.NonNegativeReals)
m.balanceninus = pyo.Var(m.h, domain=pyo.NegativeReals)

```

```

#Parameters
#Merit order
m.moprod = pyo.Param(m.prodset, default=moprod)
m.morem = pyo.Param(m.remstorset, default=morem)
m.mobat = pyo.Param(m.batstorset, default=mobat)
m.mobalance = pyo.Param(default=mobalance)

#Ramp
m.rampmin = pyo.Param(m.prodset, default=rampmin)
m.rampmax = pyo.Param(m.prodset, default=rampmax)

#CO2
m.co2coef = pyo.Param(m.alltechset, default=co2coef)
'''
Fonction, expressions & contraintes
'''
#Fonction objectif
def objfunc(m):
    obj = sum( [(m.prod[j,i]*m.moprod[j]) + m.remora['dis',i]*m.morem['dis']
                + m.battery['dis',i]*m.mobat['dis'] + m.remora['ch',i]*m.morem['ch']
                + m.battery['ch',i]*m.mobat['ch'] + m.balanceplus[i]*m.mobalance
                - m.balanceminus[i]*m.mobalance for i in m.h for j in m.prodset])
    return obj

m.obj = pyo.Objective(rule = objfunc, sense=pyo.minimize)

#Constraints
#Demand balance
m.balancecst = pyo.ConstraintList()
for i in m.h:
    if energyflow.iloc[i,4] >= 0:
        m.balancecst.add(
            m.balanceplus[i] == energyflow.iloc[i,4] - (m.prod['Diesel',i]+m.prod['Bagasse',i]+m.prod['Bio',i]+m.prod['Geo',i]
                + m.remora['dis',i] + m.battery['dis',i] - m.remora['ch',i] - m.battery['ch',i])
        )
    else:
        m.balancecst.add(
            m.balanceminus[i] == energyflow.iloc[i,4] - (m.prod['Diesel',i]+m.prod['Bagasse',i]+m.prod['Bio',i]+m.prod['Geo',i]
                + m.remora['dis',i] + m.battery['dis',i] - m.remora['ch',i] - m.battery['ch',i])
        )

#Ramping
m.rampcst = pyo.ConstraintList()
for i in m.h:
    for j in m.prodset:
        if i >= 1:
            m.rampcst.add(
                m.prod[j,i] <= m.prod[j,i-1] + kgenprog[j]*rampmax[j]
            )
            m.rampcst.add(
                m.prod[j,i] >= m.prod[j,i-1] - kgenprog[j]*rampmin[j]
            )
        else:
            m.rampcst.add(
                m.prod[j,i] <= kgenprog[j]
            )
            m.rampcst.add(
                m.prod[j,i] >= 0
            )

#Storage
m.storagecst = pyo.ConstraintList()
for i in m.h:
    if i == 0:
        m.storagecst.add(
            m.remora['stock',i] == 0
        )
        m.storagecst.add(
            m.battery['stock',i] == 0
        )
    else:
        m.storagecst.add(
            m.remora['stock',i] == m.remora['stock',i-1] - m.remora['dis',i]/remrte['dis'] + m.remora['ch',i]*remrte['ch']
        )
        m.storagecst.add(
            m.battery['stock',i] == m.battery['stock',i-1] - m.battery['dis',i]/batrte['dis'] + m.battery['ch',i]*batrte['ch']
        )

#binary constraint
m.bincstrem = pyo.ConstraintList()
for i in m.h:
    if energyflow.iloc[i,4] > 0:
        m.bincstrem.add(
            m.remora['ch',i] == 0
        )
    else:
        m.bincstrem.add(
            m.remora['dis',i] == 0
        )

m.bincstbat = pyo.ConstraintList()
for i in m.h:
    if energyflow.iloc[i,4] > 0:
        m.bincstbat.add(
            m.battery['ch',i] == 0
        )
    else:
        m.bincstbat.add(
            m.battery['dis',i] == 0
        )

'''
Model solve
'''
solver = pyo.SolverFactory('glpk')
solverresults = solver.solve(m)

if (solverresults.solver.status == SolverStatus.ok) and (solverresults.solver.termination_condition == TerminationCondition.optimal):
    print('Solver status is:', solverresults.solver.status)
    print('Termination conditions are:', solverresults.solver.termination_condition)
elif (solverresults.solver.termination_condition == TerminationCondition.infeasible):
    print('Solver status is:', solverresults.solver.status)
    print('Termination conditions are:', solverresults.solver.termination_condition)
else:
    print('Solver Status: ', solverresults.solver.status)

```

```

"""
Exports des données et analyses
"""
results=pd.DataFrame(index=energyflow.index, columns=['Demande','PV','Hydro','Wind','Diesel','Bagasse','Geo','Bio','remch','remdis','remstock',
'batch','batdis','batstock','Balance'])
for i in results.index:
    results['Demande'][i] = energyflow['Demande'][i]
    results['PV'][i] = energyflow['PV'][i]
    results['Hydro'][i] = energyflow['Hydro'][i]
    results['Wind'][i] = energyflow['Wind'][i]
    results['Diesel'][i] = m.prod['Diesel',i].value
    results['Bagasse'][i] = m.prod['Bagasse',i].value
    results['Geo'][i] = m.prod['Geo',i].value
    results['Bio'][i] = m.prod['Bio',i].value
    results['remch'][i] = m.remora['ch',i].value
    results['remdis'][i] = m.remora['dis',i].value
    results['remstock'][i] = m.remora['stock',i].value
    results['batch'][i] = m.battery['ch',i].value
    results['batdis'][i] = m.battery['dis',i].value
    results['batstock'][i] = m.battery['stock',i].value
    if pd.isnull(m.balanceplus[i].value)==True or pd.isnull(m.balanceminus[i].value)==True:
        results['Balance'][i] = 0
    else: results['Balance'][i] = m.balanceplus[i].value + m.balanceminus[i].value

aggregresults=pd.DataFrame(index=results.columns,columns=['Sum'])
for i in aggregresults.index:
    aggregresults['Sum'][i] = results[i].sum()

pourcentage = aggregresults.iloc[1:8] / aggregresults.iloc[1:8].sum()
pourcentagefossile = pourcentage.iloc[3:5].sum()
pourcentageenvariable = pourcentage.iloc[8] + pourcentage.iloc[2]
pourcentageenr = pourcentage.iloc[1] + pourcentage.iloc[5:].sum()

carbon = {'PV':48,'Hydro':24,'Wind':12,'Diesel':490,'Bagasse':820,'Geo':38,'Bio':230,'remdis':82,'batdis':152}

resultscarbon= results.drop(columns=['Demande','remch','batch','batstock','remstock','Balance'],axis=1)
carbontx=pd.DataFrame(index=resultscarbon.index, columns=resultscarbon.columns)

for i in carbontx.columns:
    for x in carbontx.index:
        carbontx[i][x] = carbon[i]*resultscarbon[i][x]

```

## Chapitre 3

# Valorisation multicritère du stockage d'énergie à l'aide de la méthode d'analyse multicritère hiérarchique (AHP)

Le stockage d'énergie est une solution qui possède la flexibilité nécessaire pour aider à l'intégration des énergies renouvelables (chapitre 2). Cependant, choisir une technologie est une tâche complexe, car elle nécessite de décortiquer en détails le système énergétique visant à recevoir la technologie. Comprendre un tel système est explicitement une tâche majeure, notamment en vue d'un choix lorsqu'il est nécessaire de synthétiser les caractéristiques techniques, environnementales et socioéconomiques du territoire, ainsi que leurs interdépendances. Dans ce genre de situation, les outils d'aide à la décision permettent aux décideurs de simplifier leur choix en les aidants à analyser et à vérifier les données liées aux processus de décision. L'analyse multicritère<sup>1</sup> est un terme regroupant les techniques d'aide à la décision permettant au décideur de classer les solutions s'offrant à lui selon différents critères d'analyse. Les méthodes d'analyse multicritère se différencient par le traitement des critères. On distingue trois approches (Baumann et al., 2019) : l'approche élémentaire, l'approche par critère unique et, l'approche par surclassement.

Les méthodes élémentaires sont définies ainsi, car elles découlent d'un raisonnement intuitif. Le traitement de la situation décisionnelle est simple et requiert peu de calcul. Cette famille de méthode inclue les méthodes dites non informative sur la préférence, puisqu'elle ne requiert aucuns apports des décideurs (méthode maximin, maximax, ordre lexicographique, etc.), et les méthodes d'information multiattributs (sommés pondérés, produits pondérés, etc.), où les décideurs exposent leurs préférences (Wang et al., 2009). On parle aussi de méthode non compensatoire, car la mauvaise performance d'un critère ne peut pas être compensée par la bonne performance d'un autre (Guitouni & Martel, 1998).

Le cœur de l'approche par critère unique consiste à réduire le problème multicritère en un problème monocritère. Les préférences sont modélisés au regard de chaque critère par une fonction d'utilité partielle permettant de mesurer la performance de chaque critère par rapport à l'objectif. Ces fonctions

---

<sup>1</sup>Documentée sous le terme anglais « Multi-criteria decision analysis » ou MCDA.

sont ensuite agrégées en une fonction unique permettant d'obtenir un score de performance unique par alternative, utilisé pour prendre la décision (Guitouni et Martel 1998). Cet ensemble de méthodes fait partie de l'école américaine, appuyées par les travaux de Thomas L. Saaty (1978) sur la structuration des problèmes de décision. On retrouve parmi ces méthodes l'analyse multicritère hiérarchique (AHP), l'analyse par réseau (ANP), la méthode TOPSIS<sup>2</sup>, etc.

En Europe, l'école de pensée sur l'analyse multicritère émerge avec les travaux de Bernard Roy sous l'angle du surclassement, en appui à l'aide à la décision (Roy & Bouyssou, 1986; Roy, 1990; Roy & Vincke, 1981). Ces méthodes se focalisent sur la nature des relations entre les critères de décision. Dans un contexte donné, on suppose implicitement que la nature des critères choisie en lien avec les préférences des décisionnaires est suffisante pour classer les critères. Les alternatives sont ainsi comparées selon les relations de surclassement entre leurs critères qui, selon les termes employés par Roy et Bouyssou (1986), sont concordantes s'il est possible d'admettre qu'un critère est préféré à l'autre ou discordante dans le cas inverse. En comparaison aux autres approches d'analyse multicritère, l'analyse par surclassement permet d'inclure un large panel de critères, sans se soucier de l'harmonie de leurs unités de mesures, puisque la comparaison est effectuée en partie sur l'analyse de l'incomparabilité et de l'intransitivité des critères de décision (Wang et al., 2009). On retrouve parmi les méthodes de surclassement les plus employées la méthode ELECTRE (élimination et choix traduisant la réalité), et la méthode PROMOTHEE (preference ranking organisation method for enrichment evaluations).

Dans le domaine de l'énergie, les méthodes d'aide à la décision ont très tôt été sollicitées pour les choix de planification énergétique (Hämäläinen & Seppäläinen, 1986), le choix de technologie de production (Buchanan & Sheppard, 1998) et des politiques énergétiques et environnementales (Foell et al., 1978). La décarbonation de la production électrique a entraîné le développement des systèmes énergétiques de plus en plus complexes avec le déploiement massif des énergies renouvelables. Les nouveaux outils de production et de flexibilité changent ainsi fondamentalement le fonctionnement des systèmes énergétiques et les échanges entre les agents. Ces nouveaux paradigmes conduisent à la sélection de nouveaux critères dans les analyses de choix énergétiques.

---

<sup>2</sup>Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution

Tableau 3.1 – Liste non exhaustive des méthodes d'analyse multicritère

<b>Méthode élémentaire</b>
Approximation par la dominance
Critère Maximin
Critère Maximax
Forme normale conjonctive
Forme normale disjonctive
Ordre lexicographique
Elimination par aspects
Affectation linéaire
Sommes pondérées
Produits pondérés
<b>Méthode par compensation</b>
Analyse multicritère hiérarchique (AHP)
TOPSIS
VIKOR
SMART
Théorie de la valeur multi-attribut (MAVT)
Théorie de l'utilité multi-attribut (MAUT)
Théorie de l'utilité additive (UTA)
Sommes pondérées floues (Fuzzy weighted sum)
Maximum flou (Fuzzy maximum)
<b>Méthode par surclassement</b>
ELECTRE I, IS, II, III, IV, TRI
PROMETHEE I, II
ORESTRE

Sources : (Baumann et al., 2019; Kumar et al., 2017; Wang et al., 2009)

Le chapitre 3 est consacré à l'étude des critères de choix du stockage et l'utilisation de l'analyse multicritère. L'étude de la littérature permet d'exposer l'intérêt et les limites de l'utilisation de l'analyse multicritère pour choisir un parc de stockage (3.1). L'application de la méthode permet de construire une grille de comparaison sur la base des critères technico-économiques analysés dans le chapitre 2 (3.2.1). La composition de cette grille sera basée sur des critères subjectifs reflétés par les préférences socio-politiques, et sur des critères objectifs issus de l'optimisation et des sources documentées par l'industrie (3.2.1.1). La hiérarchie spécifique à l'analyse est construite en fonction des objectifs socioenvironnementaux fixés par les politiques publiques, et est utilisé pour la construction des profils de préférences des critères (3.2.1.2). Les résultats de l'analyse permettent de révéler les bénéfices de chacun des sept scénarios de dimensionnement en fonction des besoins du territoire recensés dans le chapitre 2 (3.2.1.2). La discussion portera sur la complémentarité de l'analyse multicritère dans la décision de politique publique et les pistes d'amélioration (3.3).

### 3.1 Revue de littérature de l'analyse multicritère appliquée au stockage

La littérature des méthodes d'analyse multicritère appliquées aux systèmes de stockage d'énergie est relativement récente, et le nombre de publications connaît une nette augmentation ces dernières années. Selon l'agrégateur de recherche « Google Scholar », les publications d'articles scientifiques

contenant les termes « multicriteria analysis » et « energy storage » s'élèvent à peu près à 10 000 articles entre 2010 et 2020, contre 16 000 publications depuis 2020. Pour mieux comprendre les enjeux actuels de l'utilité de ces méthodes dans le cadre de l'évaluation du stockage d'énergie, un panel de six articles est construit pour représenter la diversité des analyses effectuées depuis 2010 (tableau 3.2).

Tableau 3.2 – Technologies de stockage comparées par chaque étude

		Barin et al. (2011)	Murrant et Radcliffe (2018)	Colak et Kaya (2020)	Qie et al. (2021)	Kumar et al. (2022)	Zubiria et al. (2022)
Stockage mécanique	Air comprimé (CAES)	X		X	X	X	X
	Hydraulique (STEP)	X		X	X		X
	Volant d'inertie	X		X	X		X
Stockage électrique	Energie magnétique supraconductrice (SMES)			X	X		X
	Supercapacité	X		X	X		X
Stockage chimique	Pile à combustible						X
	Hydrogène	X		X	X		X
Stockage thermique	Liquide Air (LAES)		X				
	Energie thermique (TES)		X		X		X
Stockage électrochimique	Lithium Fer Phosphate (LFP)						X
	Lithium titanate oxide (LTO)						X
	Lithium-ion (Li-ion)	X	X	X	X	X	X
	Nickel Cadmium (NiCd)						X
	Nickel Cobalt Aluminium (NCA)						X
	Nickel Manganese cobalt (NMC)						X
	Plomb-acide				X	X	X
	Redox Vanadium	X		X		X	X
	Sodium-sulfur (NaS)	X		X		X	X
Autres	Zinc bromine redox (ZnRFB)						X
	Power to gas		X				

Sources : (Barin et al., 2011; Çolak & Kaya, 2020; Kumar Kodanda Pani et al., 2022; Murrant & Radcliffe, 2018; Qie et al., 2021; Zubiria et al., 2022)

**Barin et al. (2011)** cherchent à déterminer la technologie de stockage la plus appropriée à la région de Santa Maria au Brésil. Deux méthodes sont utilisées en parallèle pour classer huit technologies de stockage, l'analyse multicritère hiérarchique et la méthode des ensembles flous. Un panel d'expert provenant de la région de Santa Maria a été mis à contribution pour sélectionner six critères d'analyses et déterminer leurs valeurs. Ces critères se composent de quatre critères qualitatifs et deux critères quantitatifs : le management de la demande, la maturité de la technologie, les impacts environnementaux, la qualité d'alimentation, le rendement de la technologie et le coût d'investissement. Les valeurs des critères quantitatifs sont des données nominales issues de la littérature et celles des critères qualitatifs sont transposées sur une échelle quantitative allant de 0 à 1. Les auteurs montrent que les deux méthodes renvoient un classement identique des technologies de stockage, avec exæquo en première position les batteries lithium-ion et les volants d'inertie.

L'étude de **Kumar Kodanda Pani et al. (2022)** porte sur la comparaison de cinq technologies de stockage dans le cadre d'un couplage avec un système de production électrique par énergie houlomotrice. L'analyse est effectuée selon douze critères de comparaison agrégés en trois critères principaux : le critère économique, technique et environnemental. La pondération des préférences entre les critères est réalisée via quatre perspectives de préférence (pondération équivalente, préférence pour les critères économiques, préférence pour les critères techniques et préférence pour les critères environnementaux). Ces critères sont analysés avec la méthode VIKOR et leurs valeurs sont calculées sous contrainte de la disponibilité de l'énergie houlomotrice à Diamond Shoals en Caroline du Nord. Suivant cette analyse, les batteries lithium-ion et les systèmes CAES seraient les plus appropriés pour être combinés

à une centrale de production par énergie houlomotrice.

**Çolak et Kaya (2020)** comparent neuf technologies de stockage en vue d'un déploiement massif sur le réseau électrique turc. Les systèmes de stockage sont étudiés isolément du système électrique, et comparés selon quatre grands critères de décision : le critère technique, économique, environnemental et socio-politique. Deux méthodes sont utilisées, l'analyse multicritère hiérarchique floue (FAHP) pour définir le poids des critères, et la méthode VIKOR floue (HF-VIKOR) pour évaluer et classer les technologies. Les poids des critères sont déterminés par cinq groupes d'experts en stockage d'énergie, composés d'ingénieurs, de managers et d'académiciens dans les domaines techniques et économiques. Après analyse, les décideurs considèrent le critère économique comme étant le plus important, et le critère technique comme étant le moins important. Concernant les technologies, le stockage par air comprimé apparaît être le plus approprié pour un déploiement massif en Turquie.

**Qie et al. (2021)** utilisent l'analyse multicritère pour déterminer la technologie de stockage la plus adaptée pour être installée dans la province de Shanxi en Chine. Une base de vingt-quatre critères de décision est définie par les auteurs et catégorisée selon quatre axes (technique, économique, environnemental et social). Trois scénarios de parc de production sont construits suivant les besoins en énergie de la province de Shanxi, et sont ensuite présentés à un groupe de 10 experts en stockage d'énergie. Ce groupe renseigne alors des recommandations pour chacun des critères définis préalablement, sous forme de données quantitatives ou qualitatives. Ces données sont traitées par la méthode de pondération entropique pour déterminer le poids des critères, et ensuite par la méthode de maximisation des écart-types pour déterminer numériquement l'importance de la préférence de chaque expert dans la décision<sup>3</sup>. Le classement des technologies de stockage est effectué suivant le score des critères pondérés par la préférence des experts. Les auteurs concluent que les systèmes de stockage CAES et hydrogène ressortent comme les plus appropriés pour la province de Shanxi.

L'étude effectuée par **Murrant et Radcliffe (2018)** traite un cas d'étude qui se distingue des autres applications. À défaut de comparer des technologies de stockage pour une application précise, les auteurs comparent ici cinq projets d'installation de parc de stockage dans la région de Cornwall en Angleterre, sélectionnés par les autorités énergétiques et les décideurs publics du territoire dans le cadre du « *Energy System and Storage Masterplan for Cornwall* » (Cornwall Council & Regen, 2018). Les critères de décision et leurs poids ont été déterminés lors de deux workshops regroupant un panel de décideurs publics et d'agents du territoire (membres du conseil territorial, industriels, académiciens, gestionnaire de réseau, etc.). Les workshops ont permis d'identifier un total de sept critères de décision, de nature technique, économique et environnementale. Leurs valeurs sont issues du « *masterplan* » et complétées par des données techniques de la littérature scientifique sur le stockage d'énergie. La méthode de l'utilité multiattribut est utilisée pour comparer les cinq projets de parc suivant les critères définis et est complétée par une analyse de sensibilité des poids des critères. À l'issue de l'analyse, le projet de stockage par batteries sur le site de l'aéroport de Newquay s'avère être le plus adapté selon les critères d'analyse.

---

<sup>3</sup>Dans cette méthode, les auteurs ont décidé d'attribuer un poids plus important à la préférence des experts possédant le plus d'expérience.

**Zubiria et al. (2022)** utilisent la méthode d'analyse multicritère TOPSIS, pour hiérarchiser dix-huit technologies de stockage pour quatre applications réseau (régulation de fréquence, suivi de charge, stockage saisonnier et rapidité de réponse). Ces applications sont comparées à travers quinze critères de décision, catégorisés en quatre critères principaux (technique, économique, environnement et social). Les données traitées proviennent des résultats d'expérimentation des auteurs dans le cadre du projet ENERISLA (CIDETIC Energy Storage et al., 2021). Le poids des critères est déterminé via la collecte des opinions d'un groupe d'expert en stockage d'énergie, réalisé à l'aide de questionnaires. Ces opinions sont collectées sous forme qualitative, et ensuite converties en données quantitatives via une approche par logique floue. La technologie la plus adaptée selon cette étude en termes de rapidité et de régulation de fréquence est le volant d'inertie. A contrario, sur des applications à plus long terme comme le suivi de charge et le stockage saisonnier, le stockage hydraulique est la technologie classée en première position.

### **3.1.1 Analyse critique de la littérature et contributions de la thèse**

Les études présentées montrent que le choix d'une technologie de stockage est fortement influencé par le contexte local. Cette influence est matérialisée par la contextualisation des analyses selon via la mise en place d'un objectif lié à une application spécifique (qualité de l'énergie délivrée, stockage saisonnier, couplage pour de la production houlomotrice, etc.), ou lié à un territoire donnée (installation d'une unité de stockage en Turquie, au Brésil, à Cornwell, etc.). On retrouve aussi cette influence lors de la construction des critères, avec une décomposition récurrente en trois catégories : la technique pour les caractéristiques des technologies, l'environnement pour leurs impacts sur le territoire en termes de développement durable, et l'économie pour l'aspect financier, politique et social<sup>4</sup>. Ces critères sont ensuite alimentés sous la forme de données quantitatives issues de la littérature ou estimées par les auteurs, et de données qualitatives recueillies lors de groupes de parole réunissant des experts (Baumann et al., 2019).

Cependant, les besoins des territoires sont difficilement reflétés dans les critères utilisées, conduisant à des décisions reposant uniquement sur l'apport des préférences subjectives des décideurs, ce qui peut réduire l'impact de certaines catégories dans le résultat des analyses, et par conséquent dans le processus de décision (Qie et al., 2021). La capacité de ces données à refléter le besoin en stockage d'un territoire est primordial, car il permet aux décideurs d'appuyer leur décision sur des données représentatives du contexte régionale. Selon l'étude réalisés par Albawab et al. (2020), la représentation des besoins du système par des données empiriques permet d'obtenir des analyses pour lesquelles la préférence des décideurs est rationalisée par rapport aux nécessités techniques du réseau (leurs analyses de sensibilité révèlent que même avec une pondération des préférences absurdes en termes de technologies par rapport aux besoins du réseau, le classement des technologies reste suffisamment peu impacté pour que les résultats de l'analyse soient biaisés).

Pour répondre aux limites des analyses multicritères en termes de l'intégration des données empiriques, la méthodologie introduite dans ce chapitre propose d'inclure l'analyse système dans l'analyse

---

<sup>4</sup>Il n'est pas rare de voir les aspects sociaux ou politiques traités dans des dimensions à part entière, comme dans l'article de Çolak et Kaya (2020).

multicritère. Le cas d'étude reprend le système électrique de l'île de la Guadeloupe, notamment pour le choix du parc de stockage projeté dans les scénarios à 2030. Les données obtenues par le modèle d'optimisation sont exploitées dans l'analyse multicritère et contribuent à la construction des critères de décision. La méthode d'analyse multicritère hiérarchique (AHP) est sélectionnée pour sa simplicité, sa reproductibilité et sa polyvalence (Baumann et al., 2019).

## **3.2 Application de l'analyse multicritère hiérarchique au stockage d'énergie**

### **3.2.1 Méthodologie et hypothèses**

L'analyse multicritère réalisé dans cette partie suit la méthodologie de l'AHP construit par Saaty (1990). Sur la base des résultats de l'optimisation de la répartition de la production électrique en Guadeloupe (chapitre 2), on cherche à choisir le dimensionnement du parc de stockage satisfaisant au mieux des critères environnementaux, techniques et économiques, choisis selon les objectifs environnementaux et énergétique de l'île à 2030. Les alternatives de dimensionnement proposées sont construites sous l'hypothèse d'un équilibrage du système, et les critères de décision prennent explicitement en compte les besoins du système puisqu'ils proviennent des résultats de l'optimisation du réseau en Guadeloupe, où le système est équilibré pour chaque scénario. La méthodologie de l'AHP est détaillée selon 5 étapes : 3.2.1.1) la construction de la hiérarchie, 3.2.1.2) la détermination du poids des critères, 3.2.1.3) le test de la cohérence des jugements, 3.2.1.4) la détermination du poids des dimensions, et 3.2.1.5) l'évaluation des solutions.

#### **3.2.1.1 Construction de la hiérarchie et de la base de donnée**

L'analyse multicritère hiérarchique repose sur l'organisation du problème décisionnel, selon l'objectif à atteindre, les alternatives pour y répondre, et les critères de décision pour le choix de l'alternative. La figure 3.1 présente au niveau supérieur les alternatives permettant chacune de répondre à l'objectif fixé. Pour l'analyse de chaque alternative, l'objectif est ensuite décomposé au niveau inférieur, selon un nombre de critères défini à l'avance, en plusieurs sous-critères de décision thématiques.

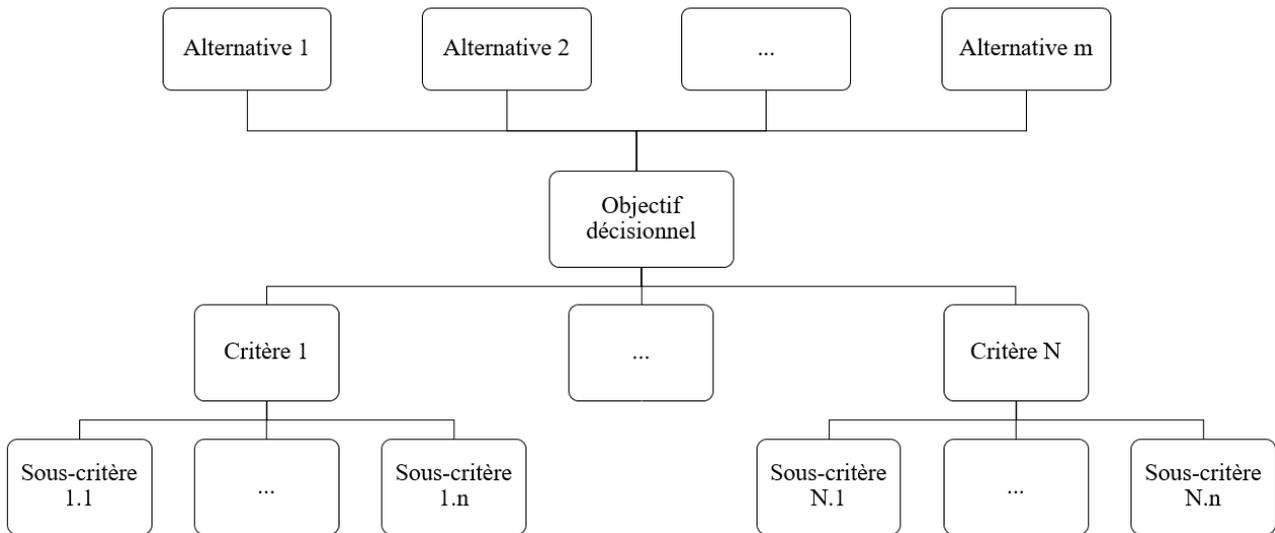


Figure 3.1 – Décomposition d’une hiérarchie par objectifs, critères et sous-critères

Appliquée à notre cas d’étude, la structure AHP identifie les étapes clés dans le processus de décision (figure 3.2). Dans une AHP classique, les sous-critères sont sélectionnés en fonction de critères définis en amont, or dans notre cas d’étude les sous-critères sont d’abord sélectionnés pour ensuite être agrégés sous un critère plus large. Les termes de « critère » et de « sous-critère » sont respectivement remplacés par « dimension » et « critère » car ils apparaissent plus appropriés à la façon dont la structure hiérarchique a été construite dans notre analyse.

Les indicateurs mesurés à l’issue de l’optimisation dans le chapitre 2 sont ainsi triés pour construire une liste de critères relative au choix d’un scénario de dimensionnement du parc de stockage pour le réseau électrique de la Guadeloupe. Ces critères sont agrégés en dimensions, construites en fonction des thématiques principales de la LTECV et de la PPE de la Guadeloupe.

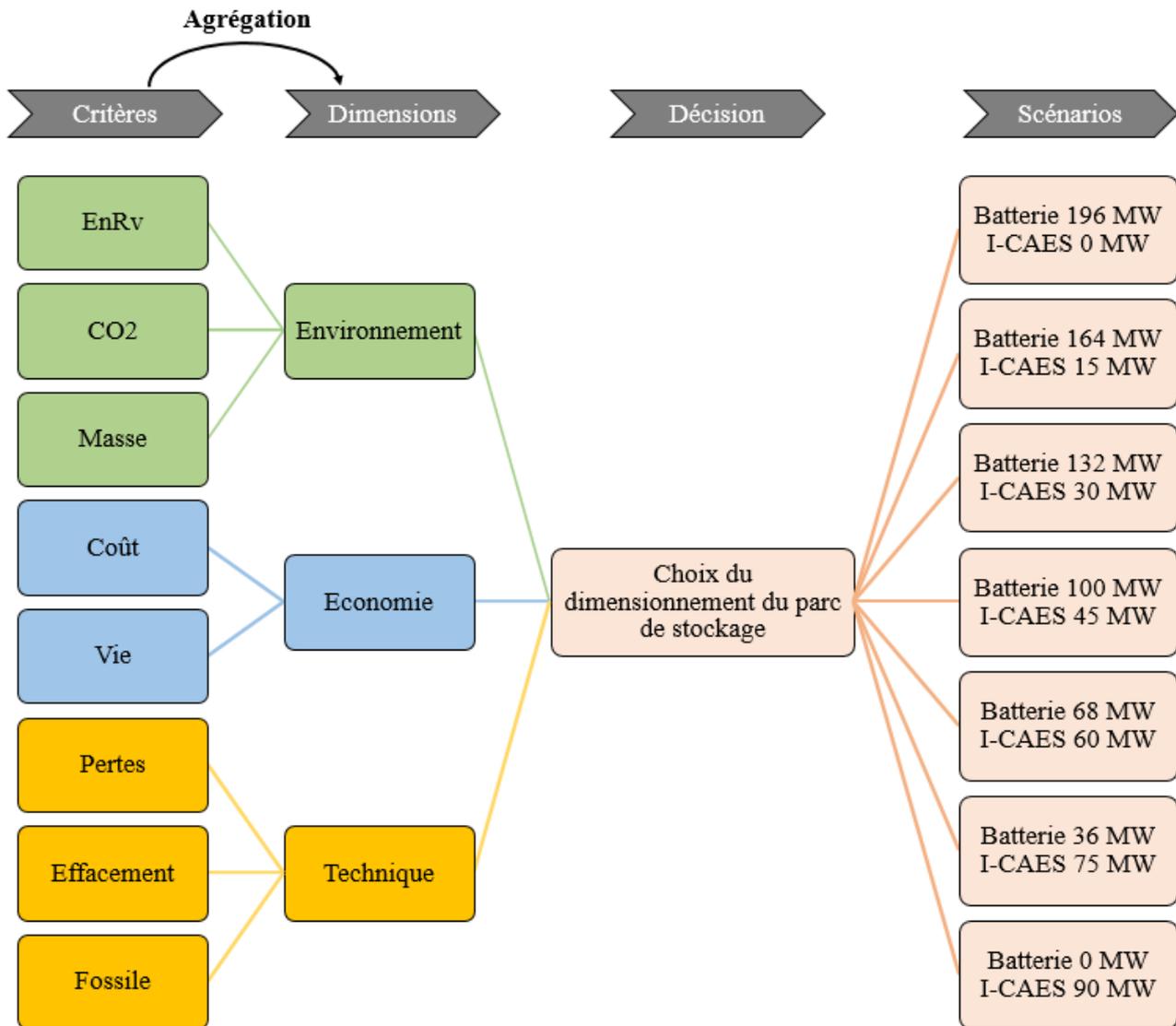


Figure 3.2 – Hiérarchie appliquée au choix du parc de stockage d'énergie

**Les critères** de notre étude correspondent aux sous-critères d'une AHP classique, et sont sélectionnés parmi les résultats du processus d'optimisation du chapitre 2.

- *La production des énergies renouvelables variables (EnRv)*. Ce critère mesure la capacité des centrales de stockage à favoriser les énergies renouvelables intermittentes. En raison de notre choix de minimisation de la valeur des critères, le critère *EnRv* est représenté par la quantité produite des centrales non intermittentes (bagasse, géothermie, biomasse et fossile). L'ordre d'appel des centrales de production, défini dans l'équation 2.4 (équation définissant l'ordre de répartition de la production) est construit de manière à prioriser la pénétration des énergies renouvelables et la décharge du stockage d'énergie<sup>5</sup>. Les centrales non intermittentes produisent ainsi uniquement lorsque la capacité de production maximale des centrales intermittentes est atteinte et que la décharge d'énergie par le parc de stockage est indisponible ou insuffisante pour répondre aux besoins de consommation. La demande étant la même dans chaque scénario, l'augmentation de la production des centrales non intermittentes indique une pénétration des

<sup>5</sup>Selon cette équation, le stockage est composé uniquement de production intermittente.

énergies renouvelables moins efficace. Au total, une réduction des centrales de production non intermittente indique une production des centrales de production intermittente plus importante et marque un score favorable au stockage.

- *Les émissions de CO<sub>2</sub> (CO<sub>2</sub>)* prennent en compte les émissions directes, liées à la production d'électricité d'origine fossile, et les émissions indirectes en amont de la mise en service des installations, c'est-à-dire liée aux processus industriels de production, d'acheminant et d'installation des technologies de stockage et de production. Ce contenu en émissions est mesuré en gCO<sub>2</sub>eq/kWh, via l'application de coefficients d'émissions carbone spécifiques à chaque technologie, prenant en compte les émissions directes et indirectes, rapportés au volume d'énergie déchargé par le parc de stockage ou produit par les technologies de production (cf. tableau 2.5).
- *La masse du parc de stockage (Masse)* est exprimée en tonnes. La Guadeloupe étant une île, elle possède des contraintes d'aménagement de son territoire en termes d'occupation de l'espace. Il est ainsi important d'adopter des technologies de stockage permettant de limiter cette occupation du terrain. Suivant un manque de donnée concernant l'emprise surfacique des technologies de batteries li-ion et I-CAES, on considère la masse du parc comme un proxy de l'espace occupée par ces technologies. La masse est définie selon les données de densité répertoriées dans le tableau 2.6. La technologie I-CAES étant installée en mer, on considère que sa masse terrestre est négligeable (dans la mesure où ce critère est construit pour évaluer l'occupation des espaces terrestres uniquement). L'emploi du chiffre 0 est problématique dans la méthodologie de l'AHP, la masse de la technologie I-CAES est donc quantifiée comme le chiffre 1, soit une masse insignifiante.
- *Le coût d'investissement (Coût)* correspond au coût d'investissement du parc de stockage jusqu'à sa mise en service. Il est mesuré en million d'euros et provient des hypothèses du Chapitre 2 (2.2.3.7; 2.2.3.8). Pour une estimation du coût d'investissement prenant en considération la durée de vie des technologies, le coût d'investissement des batteries est reconsidéré pour une durée de vie de 50 ans. Pour ce faire, on ajoute tous les 10 ans un coût de réinvestissement à hauteur du coût des modules de puissance et d'énergie, comme indiqué dans le rapport de Viswanathan et al. (2022). Un taux d'apprentissage de 12 % est appliqué au coût des modules, avant d'être actualisé à un taux de 4 % pour obtenir le coût d'investissement utilisé dans cette analyse (Commission de régulation de l'énergie, 2018).
- *La durée de vie ou l'usure de la technologie (Vie)* est la sollicitation de la technologie pendant l'année de simulation du système électrique. Elle est calculée par le rapport entre le nombre de cycles effectués durant une année de simulation et le nombre total des cycles potentiels sur la vie technique des technologies de stockage (pour les scénarios combinant deux technologies, ce calcul est effectué au prorata des puissances installées des technologies). À l'instar du critère de coût, pour garder une consistance sur la durée de vie des installations, les cycles de stockage réalisables sont estimés pour une durée de vie de 50 ans, soit 22 500 cycles effectifs pour les batteries li-ion contre 36 500 pour le CAES (Viswanathan et al., 2022).
- *La perte d'énergie du stockage (Pertes)* représente l'énergie dispersée lors des cycles de

charge/décharge du parc de stockage. Elle est calculée par la différence entre l'énergie chargée et déchargée par le parc de stockage rapporté à l'énergie totale produite par le système. Par exemple, la perte induite par un parc de stockage composé uniquement de I-CAES représente 2,9 % de l'énergie produite par l'ensemble du parc de production durant une année d'exploitation (tableau 3.4).

- *L'énergie effacée (Effacement)* correspond à la production des installations intermittentes devant être effacée, en GWh, en raison d'une demande insuffisante ou d'une indisponibilité du stockage. Cela mesure la capacité du stockage à soutenir l'insertion des énergies renouvelables intermittentes dans le système électrique.
- *La variation de puissance des centrales fossiles (Fossile)* mesure la contribution des centrales de stockage à l'équilibre du système. Ce critère est mesuré par l'écart-type de la production horaire des centrales thermiques. Un écart-type élevé correspond à une production très variable d'une heure à l'autre, et donc à des tensions sur le système.

**Les dimensions**<sup>6</sup> sont construites selon les piliers principaux de la loi de transition énergétique, résumés au nombre de trois, l'environnement, l'économie et la technique :

- *La dimension environnement* prend en compte les émissions de gaz à effet de serre et les impacts environnementaux liés à l'installation d'un parc de stockage
- *La dimension économie* est relative aux objectifs de minimisation des coûts d'investissement
- *La dimension technique* s'intéresse à l'impact du stockage sur les flux de production

**La décision** porte sur le choix d'un dimensionnement de stockage respectant le score le plus élevé selon l'agrégation de ces critères.

**Les scénarios** sont les alternatives comparées dans l'AHP, c'est-à-dire les sept scénarios de dimensionnement du parc de stockage étudiés dans le chapitre 2 (tableau 3.3). Les dimensionnements proposés par ces scénarios mixent batteries lithium-ion et stockage d'énergie par air comprimé (I-CAES), ils sont construits pour offrir une capacité de stockage équivalente<sup>7</sup>, laissant ainsi la puissance du parc comme seule variable de différenciation entre scénarios.

---

<sup>6</sup>Pour une question de clarté, un code couleur est appliqué aux dimensions et à leurs critères respectifs. Il est utilisé dès la figure 3.2 et est utilisé tout au long du chapitre : vert pour l'environnement, bleu pour l'économie et jaune pour la technique.

<sup>7</sup>La technologie REMORA offre un dimensionnement par défaut qui ne permet pas d'atteindre exactement 550 MWh, le dimensionnement le plus proche est celui affiché dans le tableau 3.1. La différence de 10 MWh sur la capacité est estimée sans incidence sur les résultats.

Tableau 3.3 – Scénarios de dimensionnement du parc de stockage

Scénarios	Puissance	Capacité
1	Batteries : 196 MW / I-CAES : 0 MW	550 MWh
2	Batteries : 164 MW / I-CAES : 15 MW	
3	Batteries : 132 MW / I-CAES : 30 MW	
4	Batteries : 100 MW / I-CAES : 45 MW	
5	Batteries : 68 MW / I-CAES : 68 MW	
6	Batteries : 36 MW / I-CAES : 75 MW	
7	Batteries : 0 MW / I-CAES : 90 MW	540 MWh

La valeur des critères est présentée dans le tableau 3.4, constituant la valeur des critères issue des processus d'optimisation du chapitre 2 (tableau 2.6).

Tableau 3.4 – Valeurs des critères de comparaison, par scénario

Scénarios		I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0	Moyenne ( $\mu$ )	Ecart-type ( $\sigma$ )
EnRv	(GWh)	440.81	443.24	446.92	451.60	457.65	465.29	476.98	454.64	12.02
CO2	(ktCO2e)	152.54	149.86	146.46	142.69	139.39	136.28	132.82	142.86	6.67
Masse	(Tonnes)	197.00	165.00	133.00	101.00	69.00	37.00	1.00	100.43	64.87
Coût	(M€)	520.64	494.14	467.64	441.13	414.63	388.13	351.00	439.61	55.36
Vie	(% cycle)	1.6%	1.6%	1.5%	1.3%	1.2%	1.1%	0.9%	1.3%	0.2%
Pertes	(% produit)	1.1%	1.4%	1.7%	2.0%	2.4%	2.7%	2.9%	2.0%	0.6%
Effacement	(GWh)	44.79	41.50	39.69	38.70	38.60	40.23	47.53	41.58	3.12
Fossile	(MWh)	0.087	0.077	0.079	0.081	0.084	0.087	0.087	0.083	0.004

Selon la définition de nos indicateurs, le meilleur dimensionnement est celui pour lequel les valeurs des critères sont les plus faibles, par exemple, on cherche les pertes les plus faibles possibles. Or, l'AHP est une méthode impliquant la maximisation des critères de décision. La méthodologie employée ici consistera donc à maximiser l'inverse de la valeur de ces critères, au vu de la construction des critères : par exemple, en référence aux émissions de CO<sub>2</sub>, il apparaît plus logique de minimiser cette externalité. Le tableau 3.5 regroupe ces valeurs inverses, qui seront ainsi utilisées par la suite pour le calcul des scores.

Tableau 3.5 – Valeurs inverses des critères de comparaison, par scénario

Scénarios		I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0	Moyenne ( $\mu$ )	Ecart-type ( $\sigma$ )
EnRv	(GWh)	2.3E-03	2.3E-03	2.2E-03	2.2E-03	2.2E-03	2.1E-03	2.1E-03	2.2E-03	5.7E-05
CO2	(ktCO2e)	6.6E-03	6.7E-03	6.8E-03	7.0E-03	7.2E-03	7.3E-03	7.5E-03	7.0E-03	3.3E-04
Masse	(Tonnes)	5.1E-03	6.1E-03	7.5E-03	9.9E-03	1.4E-02	2.7E-02	1.0	1.5E-01	3.5E-01
Coût	(M€)	1.9E-03	2.0E-03	2.1E-03	2.3E-03	2.4E-03	2.6E-03	2.8E-03	2.3E-03	3.0E-04
Vie	(% cycle)	61.78	63.98	68.28	74.40	81.27	91.03	112.85	79.09	16.70
Pertes	(% produit)	90.14	70.42	58.01	49.25	42.36	37.32	34.51	54.57	18.54
Effacement	(GWh)	2.2E-02	2.4E-02	2.5E-02	2.6E-02	2.6E-02	2.5E-02	2.1E-02	2.4E-02	1.7E-03
Fossile	(%)	11.54	12.94	12.64	12.29	11.88	11.54	11.54	12.06	0.53

Les unités de mesure de ces différents critères étant fortement hétérogènes, leur comparaison est peu pertinente en l'état. La méthode AHP propose une étape de normalisation des données, afin de les uniformiser, tout en conservant la proportionnalité des écarts entre les valeurs. Nous adoptons pour la suite une approche courante dans la littérature (Pollesch & Dale, 2016), la standardisation dite

normalisation Z-score, selon la formule :

$$Zscore = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (3.1)$$

On soustrait aux valeurs du critère ( $X$ ) la moyenne de son critère respectif sur l'ensemble des scénarios ( $\mu$ ), que l'on divise par l'écart-type de ce même critère ( $\sigma$ ). Cette étape permet de ramener la moyenne des données à 0 et leur écart-type à 1.

Tableau 3.6 – Valeurs des critères, standardisées, par scénarios

Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0	Valeur minimale
<b>EnRv</b>	1.18	0.96	0.64	0.23	-0.28	-0.91	-1.82	-1.82
<b>CO2</b>	-1.40	-1.04	-0.57	-0.02	0.48	0.98	1.56	-1.40
<b>Masse</b>	-0.43	-0.42	-0.42	-0.41	-0.40	-0.36	2.45	-0.43
<b>Coût</b>	-1.30	-0.96	-0.58	-0.15	0.33	0.88	1.78	-1.30
<b>Vie</b>	-1.04	-0.90	-0.65	-0.28	0.13	0.72	2.02	-1.04
<b>Pertes</b>	1.92	0.85	0.19	-0.29	-0.66	-0.93	-1.08	-1.08
<b>Effacement</b>	-1.08	-0.05	0.59	0.97	1.01	0.40	-1.83	-1.83
<b>Fossile</b>	-0.96	1.66	1.10	0.44	-0.32	-0.96	-0.96	-0.96

Par exemple, la normalisation du critère *EnRv* pour le scénario I-CAES 0/Bat 196 ( $Zscore_{EnRv/R0B196}$ ) donne :

$$\begin{aligned} Zscore_{EnRv/IC0B196} &= \frac{2,3 * 10^{-3} - 2,2 * 10^{-3}}{5,7 * 10^{-5}} \\ &= 1,18 \end{aligned} \quad (3.2)$$

Les critères du tableau 3.6 sont à présent uniformisés, mais dans des intervalles soit négatifs, soit positifs, qui deviennent difficile à comparer. Pour obtenir des valeurs uniquement positives (tableau 3.7), les données sont réajustées en augmentant de 1 chaque valeur standardisée ( $Zscore$ ) et en leur additionnant la valeur minimale absolue de la base de données ( $Zscore^{min}$ ) :

$$Zscore_{réajusté} = Zscore + 1 + |Zscore^{min}| \quad (3.3)$$

Dans notre exemple, le  $Zscore^{min}$  est égale à 1,83 (tableau 3.6). Si l'on reprend l'exemple du critère *EnRv* pour le scénario I-CAES 0/Bat 196, on obtient :

$$\begin{aligned} Zscore_{réajusté/IC0B196} &= 1,18 + 1 + |-1,83| \\ &= 4,01 \end{aligned} \quad (3.4)$$

Tableau 3.7 – Valeurs des critères, standardisées et positives, par scénarios

Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
EnRv	4.01	3.80	3.47	3.07	2.56	1.93	1.01
CO2	1.44	1.79	2.26	2.81	3.32	3.82	4.40
Masse	2.41	2.41	2.41	2.42	2.43	2.47	5.28
Coût	1.53	1.88	2.26	2.68	3.16	3.71	4.61
Vie	1.80	1.93	2.19	2.55	2.96	3.55	4.85
Pertes	4.75	3.69	3.02	2.55	2.18	1.90	1.75
Effacement	1.75	2.78	3.43	3.80	3.84	3.23	1.00
Fossile	1.88	4.49	3.93	3.28	2.51	1.88	1.88

Ces transformations permettent d'obtenir une base de données avec des valeurs dans un même intervalle tout en conservant la proportionnalité d'origine de leurs écarts, ce qui permet de réaliser des comparaisons inter-scénarios et inter-critères. Pour ce faire, un poids est attribué à chaque critère pour quantifier cette importance, ce qui permet de les classer selon un ordre de priorité.

### 3.2.1.2 Détermination du poids des critères

Le poids des critères est déterminé par l'échelle de Saaty (1990), échelle quantitative des importances relatives, allant de 1 à 9, et utilisée pour comparer les éléments de la hiérarchie entre eux. Ces poids reflètent l'importance relative de chaque critère dans le processus décisionnel. Cette notion est subjective puisqu'elle engage l'importance perçue par le porteur du processus décisionnel à chaque élément de la hiérarchie.

Tableau 3.8 – Description de l'échelle de Saaty (1990)

Importance	Définition	Explication
1	Importance équivalente	Deux critères contribuent de manière égale à l'objectif
3	Importance modérée	Un des critères est légèrement plus important que l'autre
5	Grande importance	Un des critères est favorisé par rapport à l'autre
7	Très grande importance	L'importance du critère comparé est évidente par rapport à l'autre
9	Importance extrême	L'importance du critère comparée est indéniable par rapport à l'autre et démontré par l'expérience
2,4,6,8	Valeurs intermédiaire entre deux importances juxtaposées	Valeurs utilisées lorsqu'un compromis est nécessaire

L'importance relative est une quantification qui se réalise uniquement de manière binaire, c'est-à-dire en opposant des critères deux à deux. Par ailleurs, les critères au sein de chaque dimension sont comparés à l'aide de matrice de comparaison intradimensionnelle (figure 3.3). Le poids d'un critère est ainsi déterminé par l'agrégation de comparaisons binaires, sous une même dimension. Il existera autant de matrice que de dimension.

$$M = \begin{pmatrix} c_1 & \cdots & c_i \\ a_{11} & \cdots & a_{1i} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ii} \end{pmatrix} \begin{matrix} c_1 \\ \vdots \\ c_i \end{matrix}$$

Figure 3.3 – Matrice de comparaison des  $i$  critères

Une matrice de comparaison classique (figure 3.3) permet de définir les importances relatives ( $a_{ij}$ ) entre chaque critère  $i$  ( $C_i$ ) présent sous une même dimension. L'importance relative  $a_{12}$  correspondra par exemple à l'importance relative du critère 1 par rapport au critère 2, quantifiée via l'échelle de Saaty par le porteur de décision.

Pour illustrer la méthode d'attribution des poids, prenons l'exemple de la dimension «Environnement» dans notre processus décisionnel sur le parc de stockage. Cette dimension comprend trois critères (EnRv, CO<sub>2</sub> et Masse), ce qui nécessite trois comparaisons binaires pour déterminer le poids de chaque critère, soit les comparaisons CO<sub>2</sub> / EnRv, CO<sub>2</sub> / Masse, et EnR / Masse. Le jugement de valeur exprimé dans cet exemple est régi par l'atteinte des objectifs promulgués par la LTECV. Ainsi, l'importance perçue d'un critère exprime son utilité à remplir le sous-objectif relaté par sa dimension respective. Les comparaisons binaires sont effectuées grâce à l'échelle de Saaty (tableau 3.8), tel que :

- CO<sub>2</sub>/EnRv : La réduction des émissions de gaz à effets de serre est un objectif de transition prééminent dans la LTECV. Pour autant à l'échelle du territoire, la pénétration des énergies renouvelables est l'objectif prioritaire pour l'atteinte de l'autonomie énergétique. Les deux critères possèdent une importance capitale à l'atteinte des objectifs de transition énergétique en France et sur le territoire de la Guadeloupe, cependant la décarbonation atmosphérique est jugée légèrement plus importante dans les textes de loi, ce qui est traduit, sur l'échelle de Saaty de 1 à 9, par une valeur légèrement favorable au CO<sub>2</sub>, ici de 3. Les deux objectifs sont prioritaires dans la prise de décision, cependant, c'est leur comparaison qui est notée, et selon cette note, le CO<sub>2</sub> est 3 fois plus important pour le décideur que le critère ENRv.
- CO<sub>2</sub>/Masse : La problématique de préservation de l'espace sous-entendu par le critère de masse du parc ne possède que très peu de mentions dans les textes de loi et la programmation énergétique du territoire. La réduction des émissions de gaz à effet de serre est en revanche un objectif de grande importance qui est commun à la LTECV et à la PPE de la Guadeloupe, ce qui renvoie à une valeur relative de 5.
- EnRv/Masse : L'atteinte de l'autonomie énergétique est l'objectif principal de l'île de la Guadeloupe, mais celui-ci requiert l'installation de nombreuses infrastructures de production. Les deux critères sont, dans un sens, complémentaires, puisque la pénétration du renouvelable dans le mix électrique ne peut pas se faire sans l'espace nécessaire. L'utilisation d'énergie renouvelable reste prioritaire dans ce contexte de transition, mais n'est pas prioritaire au critère de masse. Ainsi, une valeur de 2 est attribuée au critère de production non intermittente par rapport

à la masse.

Une fois les importances relatives définies, elles sont reportées dans une matrice de comparaison (tableau 3.9). Pour exprimer la réciproque de la préférence du critère *EnRv* par rapport à la *Masse* (soit la préférence de la *Masse* par rapport à *EnRv*), on utilise la valeur inverse de l'importance relative. Le fait que le critère *Masse* soit deux fois moins important que le critère *EnRv* est ainsi exprimé par l'inverse de 2 (c'est-à-dire 0,5).

Tableau 3.9 – Matrice de comparaison des critères de la dimension environnement

<b>Dimension Environnement</b>	EnRv	CO2	Masse	
EnRv	1	0.33	2	↔ relation de réciprocity
CO2	3	1	5	
Masse	0.50	0.20	1	
<i>Somme</i>	<i>4.50</i>	<i>1.53</i>	<i>8.00</i>	

La lecture des importances relatives dans une matrice de comparaison se fait ligne par ligne, par exemple, le critère *EnRv* est deux fois plus important que le critère *Masse*. De manière générale, dans une matrice de comparaison les chiffres supérieurs à 1 expriment la préférence et les chiffres compris entre 0 et 1 expriment ce qui n'est pas préféré. Une fois la matrice de comparaison complétée, le poids des critères est calculé en deux étapes, la normalisation par colonne (tableau 3.10) qui sert à obtenir un poids intradimensionnel (tableau 3.11).

Tableau 3.10 – Valeurs normalisées de la matrice de comparaison des critères de la dimension environnement

<b>Dimension Environnement</b>	EnRv	CO2	Masse	<i>Somme</i>
EnRv	0.222	0.217	0.250	<i>0.690</i>
CO2	0.667	0.652	0.625	<i>1.944</i>
Masse	0.111	0.130	0.125	<i>0.367</i>

La normalisation par colonne consiste à diviser chaque élément de la matrice par la somme de sa colonne respective. Ainsi la normalisation de l'élément *EnRv/Masse*, égale à 0.25 dans le tableau 3.10, est obtenue par la division de 2 par 8 (tableau 3.9). La somme de chaque ligne permet d'obtenir une première ébauche du score des critères.

Le poids des critères est ensuite calculé en transformant ce score en pourcentage, c'est-à-dire en divisant la somme de chaque ligne du tableau 3.10 par le nombre de critères présents dans cette ligne.

Par exemple, le poids du critère *EnRv* est calculé en divisant 0.690 par 3, ce qui donne 23 %.

Tableau 3.11 – Poids des critères de la dimension environnement

Dimension Environnement	Poids des critères
EnRv	0.23
CO2	0.65
Masse	0.12

Comme défini précédemment, le poids des critères est calculé sous le prisme de la dimension, ainsi la somme du poids des critères d'une même dimension est égale à 1. Pour la dimension « Environnement » le critère *CO2* possède la plus grande importance avec un poids de 65 %, suivi du critère *EnRv* avec 23 % et enfin le critère *Masse* avec 12 %.

Ce processus d'attribution des poids est répété pour chaque dimension existante dans la hiérarchie, dont le détail de l'attribution des poids est présent dans l'annexe 3.4.2. Une fois que le poids de tous les critères est déterminé, ceux-ci seront pondérés par les poids attribués aux dimensions. Le poids des dimensions est calculé selon la même méthodologie que celle employée pour les critères, cependant une étape intermédiaire de vérification des données est réalisée au préalable, soit le test de cohérence des jugements.

### 3.2.1.3 Test de cohérence des jugements

Les études traitant de la conversion d'un jugement qualitatif en indicateur quantitatif possèdent une problématique commune, la consistance des participants à donner des jugements cohérents (Barin et al., 2011 ; Ishizaka et al., 2016). Dans le cadre de l'AHP, la consistance d'un jugement correspond à la rationalité de l'attribution des poids, qui la plupart du temps est mesurée par la transitivité de la relation entre jugements. Par exemple, si le critère A est préféré au critère B et que le critère B est préféré au critère C, alors par transitivité le critère A est préféré au critère C. Pour vérifier cette cohérence, Saaty (1990) utilise un indice de consistance, basé sur la notion de valeur propre des matrices (Wilkinson, 1965). Les valeurs propres d'une matrice  $M$  correspondent aux valeurs  $\lambda$  associées aux vecteurs propres  $\vec{v}$  permettant de vérifier l'équation 3.5.

$$M * \vec{v} = \lambda * \vec{v} \quad (3.5)$$

Une matrice est considérée consistante si et seulement si son ordre ( $n$ ) est égal à la plus grande de ses valeurs propres ( $\lambda_{max}$ ). Ainsi, on peut mesurer la consistance de la matrice en mesurant la déviation entre la moyenne de sa valeur propre maximale et son ordre (Saaty, 2003). La différence entre ces deux valeurs est ensuite moyennée pour obtenir un indice de consistance notée «*CI*» (équation 3.5).

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad (3.6)$$

La matrice  $M$  étant carrée, ses valeurs propres peuvent être déterminées en calculant les racines de son polynôme caractéristique, la valeur de  $\lambda_{max}$  correspondant à la racine la plus grande (méthode détaillée dans l'annexe 3.4.5.1). Au regard de l'AHP, il est possible de simplifier ce calcul en considérant la matrice de poids des critères comme le vecteur propre de la matrice  $M$ . Il suffit ainsi de résoudre l'équation 3.4 en remplaçant le facteur  $\lambda$  par une matrice diagonale comprenant autant d'élément diagonaux que d'éléments dans le vecteur  $\vec{v}$ , et composée de variable inconnue.

En reprenant l'exemple de la dimension «Environnement», la matrice  $M$  est équivalente au tableau 3.9, et le vecteur  $\vec{v}$  au tableau 3.11. L'application de l'équation 3.5 permet d'obtenir une approximation de  $\lambda_{max}$  :

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} 1 & 1/3 & 2 \\ 3 & 1 & 5 \\ 1/2 & 1/5 & 1 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} 0,23 \\ 0,65 \\ 0,12 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} 0,23 \\ 0,65 \\ 0,12 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} 0,69 \\ 1,95 \\ 0,37 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 0,23\lambda_1 \\ 0,65\lambda_2 \\ 0,12\lambda_3 \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 3,003 \\ 3,007 \\ 3,001 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3.7)$$

La valeur de  $\lambda_{max}$  correspond à la moyenne des  $\lambda$  ( $\approx 3,004$ ) et est appelée cohérence moyenne par Saaty (2003). L'indice de consistance de la matrice est ensuite calculé en appliquant l'équation 3.6 :

$$CI_{environnement} = \frac{3,004 - 3}{3 - 1} = 0,002 \quad (3.8)$$

Le seul indice de consistance d'une matrice est insuffisant pour établir si l'attribution des poids est cohérente. Il est nécessaire d'introduire un indice de consistance aléatoire ( $RI$ ), obtenu en moyennant l'indice de consistance d'un grand nombre de matrices générées aléatoirement (indice calculé par Saaty) (tableau 3.12).

Tableau 3.12 – Indice de consistance aléatoire selon l'ordre de la matrice (Saaty, 1990)

Ordre de la matrice	2	3	4	5	6	7	8	9
Indice de consistance aléatoire (RI)	0	0.58	0.9	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

Un ratio de consistance ( $CR$ ) est ensuite calculé selon l'équation 3.8. Un jugement sera considéré consistant si ce ratio ne dépasse pas 10 %, dans le cas contraire les poids relatifs des critères doivent être réévalués (Saaty, 1990).

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (3.9)$$

Dans notre exemple, le ratio de consistance de la dimension «Environnement» est 0,3 %, étant inférieur au seuil de 10 %, les jugements opérés pour déterminer le poids des critères de cette dimension sont cohérents (équation 3.10).

$$CR_{\text{environnement}} = \frac{0,002}{0,58} = 0,003 \quad (3.10)$$

Cette étape est indispensable, car elle permet de vérifier que l'incohérence algébrique de la matrice provient bien des jugements subjectifs, et non d'une erreur de données ou de calcul. Cette étape est exécutée à l'issue de chaque attribution d'un jugement subjectif, soit pour chaque matrice de comparaison de critère, et chaque matrice de comparaison de dimension.

#### 3.2.1.4 Détermination du poids des dimensions

Le processus d'attribution des dimensions est en tout point identique à celui utilisé pour les critères, c'est-à-dire la réalisation de comparaison binaire en utilisant l'échelle de Saaty, pour ensuite déterminer le poids des dimensions via la normalisation des matrices de comparaison (section 3.2.1.2).

D'une manière générale les auteurs hiérarchisent les dimensions de l'analyse, cependant dans notre exemple, nous considérons que ces trois dimensions ont une importance identique. Leur attribuer des préférences pourrait ainsi orienter la décision, et compromettre le choix du dimensionnement. Deux solutions ont été envisagées. La première était d'attribuer la même préférence aux trois dimensions. Cette solution est invalidée lors de la vérification de la cohérence des jugements, car attribuer des préférences équitables entre les trois dimensions ne permet pas d'atteindre un ratio de cohérence sous les 10 % (le ratio obtenu étant de 60 %). La seconde solution est de réaliser plusieurs AHP fois en modifiant les préférences des dimensions à chaque itération, pour ensuite agréger les résultats. Cette solution est inspirée de l'article de Forman (1998), dans lequel est expliquée l'utilité d'agréger les jugements individuels et les priorités individuelles. On parle de priorité individuelle lorsque le jugement final est défini par l'agrégation des préférences individuelles de chaque décideur. Le jugement individuel quant à lui évoque un jugement émis par un groupe de décideur considéré comme un seul individu, Forman (1998) parle alors d'agrégation synergétique des jugements individuels, car les individus peuvent renoncer à leurs préférences personnelles pour l'intérêt commun.

Pour étudier nos dimensions avec une préférence égale, on décide donc de les analyser comme des priorités individuelles, en réalisant trois AHP possédant chacune un profil de préférence unique où une dimension est strictement préférée aux autres (figure 3.4). L'agrégation des résultats des trois analyses permet alors d'obtenir un score global où les dimensions sont considérées avec une importance similaire.

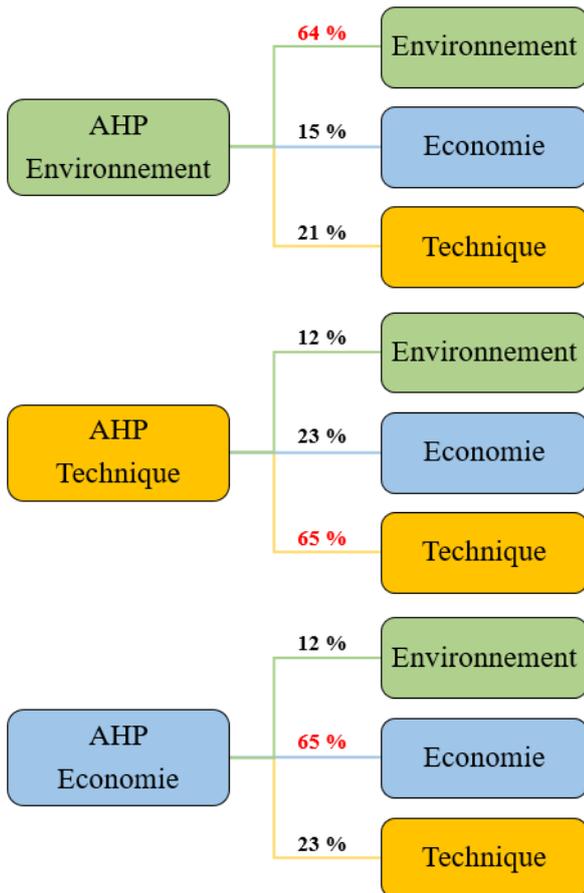


Figure 3.4 – Distribution du poids des dimensions, par AHP

L'AHP – Environnement, met en avant une préférence pour la dimension Environnement, l'AHP – Technique une préférence pour la dimension Technique, et l'AHP – Économie une préférence pour la dimension Économie. La cohérence des jugements est ici assurée pour les trois AHP.

Le poids des dimensions est utilisé pour pondérer le poids des critères en fonction de chaque AHP, ce qui permet d'évaluer chaque scénario selon l'ordre de priorité apporté par les décideurs (tableau 3.13). Le détail des calculs du poids des dimensions se trouve dans sous-section 3.4.2.

Tableau 3.13 – Poids des critères pondérés par le poids de leur dimension

Poids pondérés des critères	EnR	CO2	Masse	Coût	Vie	Pertes	Effacement	Fossile
AHP - Environnement	14.7%	41.5%	7.8%	10.2%	5.1%	11.1%	6.1%	3.4%
AHP - Technique	3.1%	3.1%	6.1%	15.3%	7.7%	13.3%	41.5%	10.0%
AHP - Economie	3.1%	3.1%	6.1%	43.2%	21.6%	12.4%	6.8%	3.8%

### 3.2.1.5 Évaluation des scénarios

Le score final utilisé pour comparer entre elle les combinaisons technologiques est une agrégation du score de chaque critère. Le calcul du score est ainsi décomposé critère par critère, à l'aide des matrices de rapport, utilisées pour recenser les rapports des valeurs d'un critère entre scénarios, permettant de calculer le score d'un scénario pour un critère. Le tableau 3.14 représente la matrice des rapports pour



Le score des scénarios est obtenu par la somme de chaque ligne divisée par le nombre de scénarios compris dans la matrice, par exemple le score du scénario I-CAES 90 - Bat 0 est obtenu par la division de 1,55 par 7, ce qui donne 0,22 (tableau 3.16).

Tableau 3.16 – Score du critère *émission CO<sub>2</sub>* par scénario

Scénarios	Critère CO <sub>2</sub>
I-CAES 0 Bat 196	0.0770
I-CAES 15 Bat 164	0.0924
I-CAES 30 Bat 132	0.1128
I-CAES 45 Bat 100	0.1525
I-CAES 60 Bat 68	0.1615
I-CAES 75 Bat 36	0.1828
I-CAES 90 Bat 0	0.2210

Pour obtenir le score final du critère pour chaque scénario (tableau 3.17), il faut le pondérer par le poids du critère calculé dans les étapes précédentes. Dans le cas où la dimension environnement est préférée (AHP – Environnement), cela équivaut à multiplier les valeurs du critère *CO<sub>2</sub>* par 41,5 % affiché au tableau 3.13.

Tableau 3.17 – Score final du critère *émission CO<sub>2</sub>*, lorsque la dimension environnement est préférée, par scénario

Scénarios	Critère CO <sub>2</sub>
I-CAES 0 Bat 196	0.0320
I-CAES 15 Bat 164	0.0384
I-CAES 30 Bat 132	0.0468
I-CAES 45 Bat 100	0.0633
I-CAES 60 Bat 68	0.0670
I-CAES 75 Bat 36	0.0759
I-CAES 90 Bat 0	0.0917

Dans cet exemple, le scénario I-CAES 90 - Bat 0, qui correspond à un parc de stockage monotecnologie où seul l'I-CAES est installé, enregistre le plus haut score, ce qui signifie qu'il satisfait au mieux l'objectif environnemental de réduction des émissions de CO<sub>2</sub> du territoire de la Guadeloupe.

Le score final d'un scénario correspond à la somme des scores pondérés de chaque critère. Le détail

des calculs est présent dans l'annexe 3.4, et les scores finaux dans la sous-section 3.2.2. Le classement entre les scénarios est effectué par la comparaison de leurs scores finaux. L'échelle de valeur des scores est proportionnelle à la préférence de l'utilisateur, plus un score est élevé, plus le scénario correspondant satisfait l'utilité du décideur.

### 3.2.2 Résultats

La méthode présentée précédemment de manière analytique sur une partie des critères est par la suite utilisée sur l'ensemble de critères (8), de scénarios (7) et de dimensions (3) pour chacun des trois profils de préférences. Le nombre de matrices de décision possibles (Annexe 3.4) est démultiplié par l'exploitation de ces paramètres et rend l'analyse complexe ; ainsi, le choix du rendu se porte sur une vision agrégée des résultats (3.2.2.1), l'étude des tendances de chaque critère par profil de préférence (3.2.2.2), et une analyse condensée des résultats par AHP (3.2.2.3).

#### 3.2.2.1 Étude du score final

Les scores obtenus par scénario et par profil de préférence (AHP – Environnement, AHP – Technique, AHP – Économie) sont additionnés pour obtenir le score final (colonne *Somme* dans le tableau 3.18). La lecture de ce score final qui correspond à l'agrégation des trois scénarios de préférences suggère que plus le score d'une alternative est élevé, plus celle-ci est adaptée pour répondre à l'objectif décisionnel, soit la taille du parc de stockage. Pour rappel, chaque AHP correspond à la mise en avant de la préférence pour une dimension et les trois méthodes AHP obtenues sont indépendantes, au sens où les scores ne peuvent pas être comparés entre colonnes, mais uniquement entre les scénarios d'une même AHP (entre lignes).

Tableau 3.18 – Résultats agrégés des trois scénarios de préférence

Scénarios	Environnement	Technique	Economie	Somme
I-CAES 0 Bat 196	0.119	0.113	0.108	0.340
I-CAES 15 Bat 164	0.128	0.144	0.119	0.390
I-CAES 30 Bat 132	0.134	0.154	0.127	0.415
I-CAES 45 Bat 100	0.148	0.161	0.138	0.446
I-CAES 60 Bat 68	0.148	0.160	0.149	0.457
I-CAES 75 Bat 36	0.152	0.148	0.162	0.462
I-CAES 90 Bat 0	0.172	0.121	0.196	0.489

Selon les scores finaux obtenus, le meilleur scénario concernant le parc de stockage est celui où uniquement l'I-CAES est installé dans le réseau électrique (scénario I-CAES 90 – Bat 0, score 0.489).

La prise en compte des critères environnement et économie devient d'autant plus utile que la préférence pour ce scénario n'est pas révélée dans l'AHP – Technique, où ce choix enregistre un score parmi les plus faibles (0.121). À l'inverse le scénario considéré le moins adapté à l'objectif est celui où seules les batteries sont installées (scénario I-CAES 0 – Bat 196, score 0.340).

Pour obtenir plus de détails sur les résultats, le score final est représenté via l'empilement du score de chaque critère, toute AHP confondues (figure 3.5). Cette représentation permet de rapporter la contribution de chaque critère dans le score final.

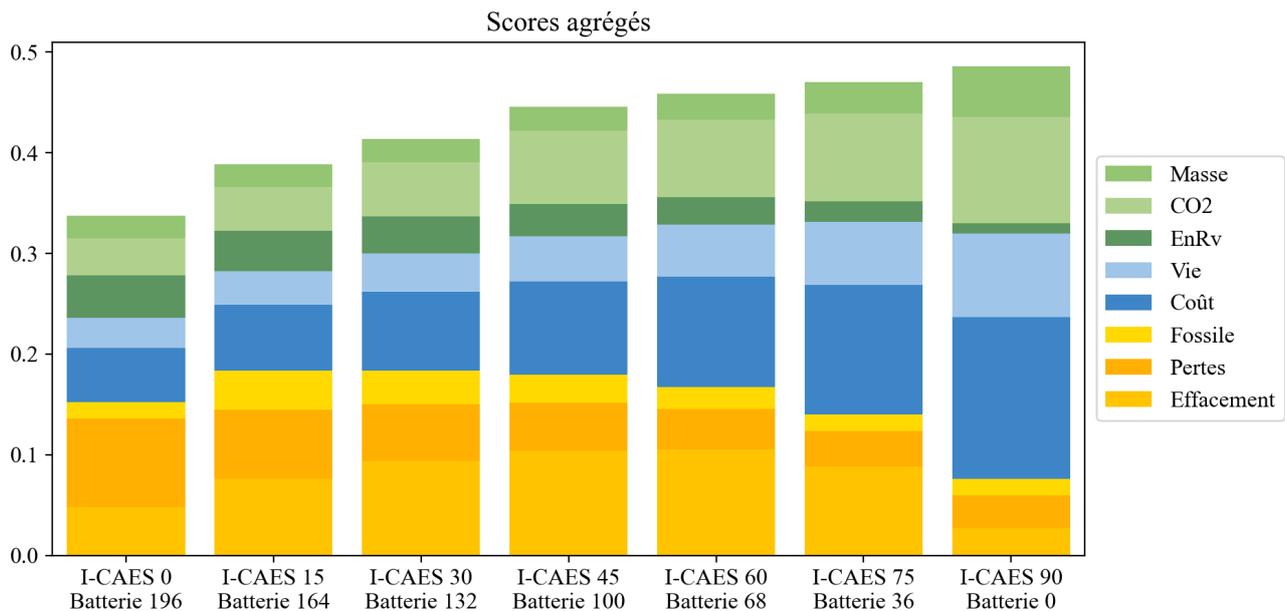


Figure 3.5 – Répartition du score final par critère, toutes AHP confondues

De manière générale, les critères les plus déterminants en termes de résultats finaux sont le  $CO_2$ , le *Coût* et l'*Effacement*. Ces trois critères déterminent en moyenne plus de 50 % du score final (22 % pour le *Coût*, 18 % pour l'*Effacement*, et 16 % pour le  $CO_2$ , toujours en moyenne sur les 7 scénarios). À l'inverse, les critères *EnRv*, *Fossile* et *Masse* possèdent une influence relativement faible sur le score final avec une représentation en moyenne de respectivement 7 %, 6 % et 7 % (soit tout juste 20 % à eux trois).

### 3.2.2.2 Analyse des résultats par critère

Pour avoir une meilleure compréhension de l'impact des scénarios de dimensionnement sur les critères, les scores de chaque scénario sont regroupés par critère (figure 3.6). Les scénarios sont représentés selon la répartition de puissance du parc de stockage, de gauche (les batteries procurent plus de puissance) à droite (I-CAES procure plus de puissance). Le score indiqué est calculé par l'agrégation du score des critères provenant des trois AHP exécutés. Plus ce score est élevé et plus le scénario correspondant permet d'optimiser le critère étudié.

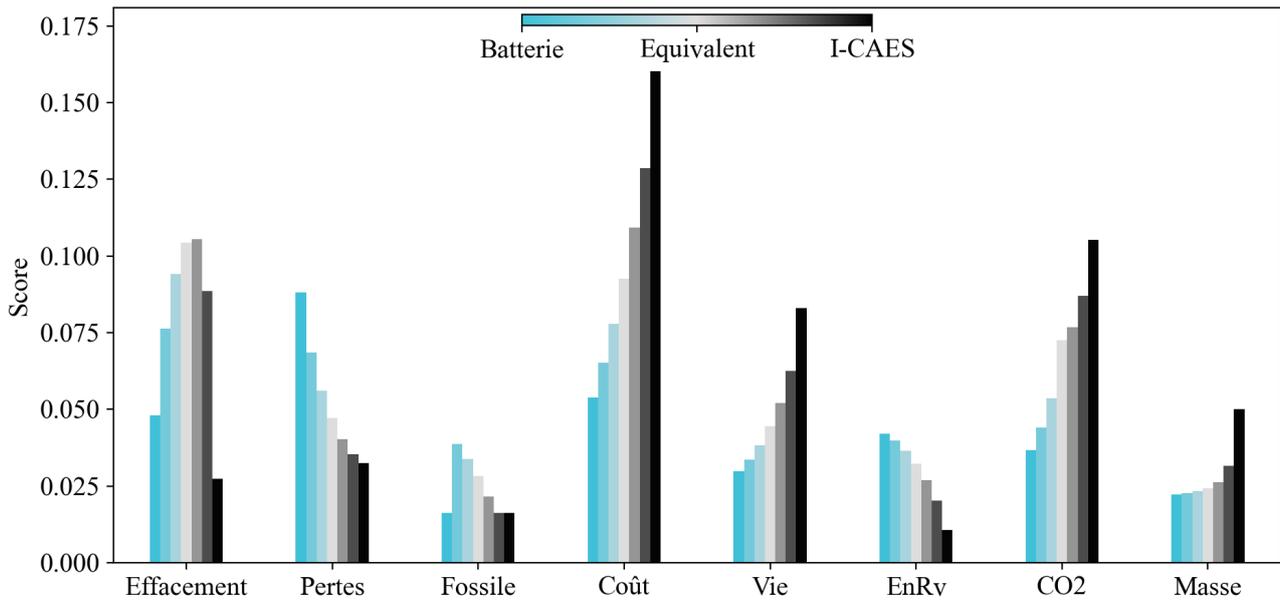


Figure 3.6 – Scores agrégés de chaque critère, par scénarios

De manière générale, les batteries permettent d'optimiser le résultat des critères *Pertes* et *EnRv*, tandis que les critères *Coût*, *Vie*, *CO<sub>2</sub>*, et *Masse* sont améliorés par un dimensionnement pour lequel l'I-CAES est installé en majorité. Les critères *Fossiles* et *Effacement* sont quant à eux influencés par l'opération d'un parc bitempore, pour le critère *Effacement* avec une préférence pour un parc où la puissance est équitablement répartie entre les deux technologies, et pour le critère *Fossile* un parc à dominante de batteries.

L'amplitude des barres de données conforte l'influence des critères de *Coût*, de *CO<sub>2</sub>* et d'*Effacement* sur le score final. L'amplitude des barres peut ici être traduite comme l'efficacité du parc de stockage à améliorer le score de chaque critère, ce qui sous-entend son efficacité à répondre aux objectifs de développement durable résumé par ces critères. De telle manière, la technologie I-CAES semble particulièrement approprié en termes de coût d'investissement et d'objectif de diminution des émissions de carbone, grâce à une technologie possédant un cycle de vie provoquant moins d'émissions *CO<sub>2</sub>* que les batteries. En revanche, les batteries restent la solution optimale pour minimiser les pertes énergétiques, grâce à leurs rendements de stockage très élevée (aux alentours de 90 %).

### 3.2.2.3 Analyse des résultats par AHP

Les résultats sont à présent étudiés en distinguant chaque AHP effectuée (figure 3.7, figure 3.8, et figure 3.9). Les scores sont représentés par dimension (respectivement *Environnement*, *Économie* et *Technique*, de gauche à droite), selon l'empilement du score de chaque critère présent dans la dimension. Le nombre affiché sur chaque barre de donnée équivaut à la somme du score des critères de la dimension.

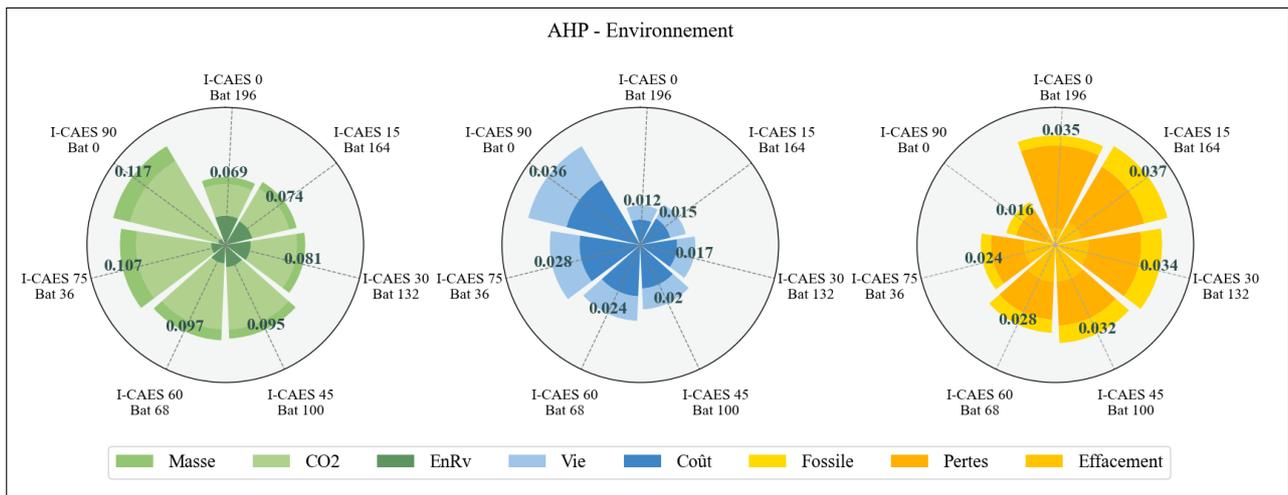


Figure 3.7 – Résultats de l’AHP - Environnement, par dimension

L’AHP – Environnement affiche une préférence nette pour la technologie I-CAES. Le score des dimensions environnement et économie augmente au fur et à mesure que la puissance de l’I-CAES augmente dans les scénarios. Il est en revanche au plus bas dans la dimension Technique lorsque seul l’I-CAES est installé.

On note une surexposition du critère *CO<sub>2</sub>* dans la détermination du score pour la dimension environnement, et du critère *Pertes* pour le score de la dimension technique. La répartition du score pour la dimension économie est par contre relativement équitable entre les deux critères *Vie* et *Coût*.

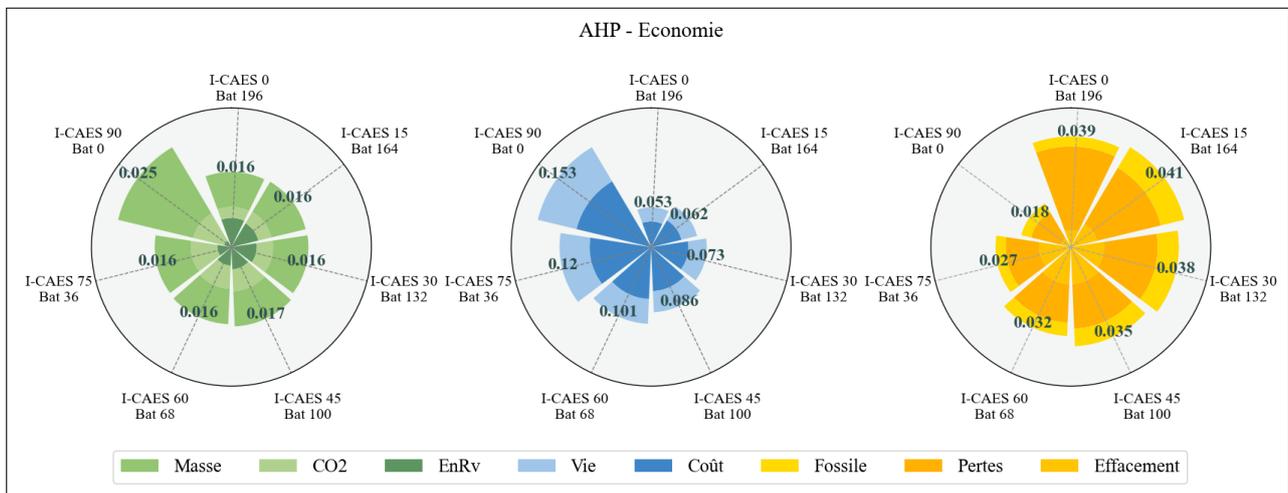


Figure 3.8 – Résultats de l’AHP - Économie, par dimension

L’AHP – Économie, à l’instar de l’AHP – Environnement, met en avant la technologie I-CAES, néanmoins la répartition des scores est relativement différentes entre les dimensions, mais aussi à l’intérieur de la dimension environnement.

Pour les dimensions économie et technique, la répartition des scores reste similaires à l’AHP – Environnement, c’est-à-dire un score équitablement réparti entre *Vie* et *Coût* pour la dimension économie, et le critère *Pertes* constituant la majorité du score pour la dimension technique. La différence notable est le score de la dimension économie, qui est plus élevé que dans l’AHP précédente

puisque cette dimension est ici préférée (score entre 0.053 et 0.15 ici, contre 0.012 et 0.036 pour l'AHP – Environnement).

La dimension environnement possède un score qui est principalement défini en fonction du critère *Masse*, le critère *CO<sub>2</sub>*, pourtant déterminant dans l'AHP Environnement, est ici en retrait. Le score pour chaque scénario est ici similaire sauf pour le scénario I-CAES 90 – Bat 0, le parc ne possédant pas de batteries, l'emprise au sol est estimé quasi-nulle, ce qui est reflété par le score du critère *Masse*.

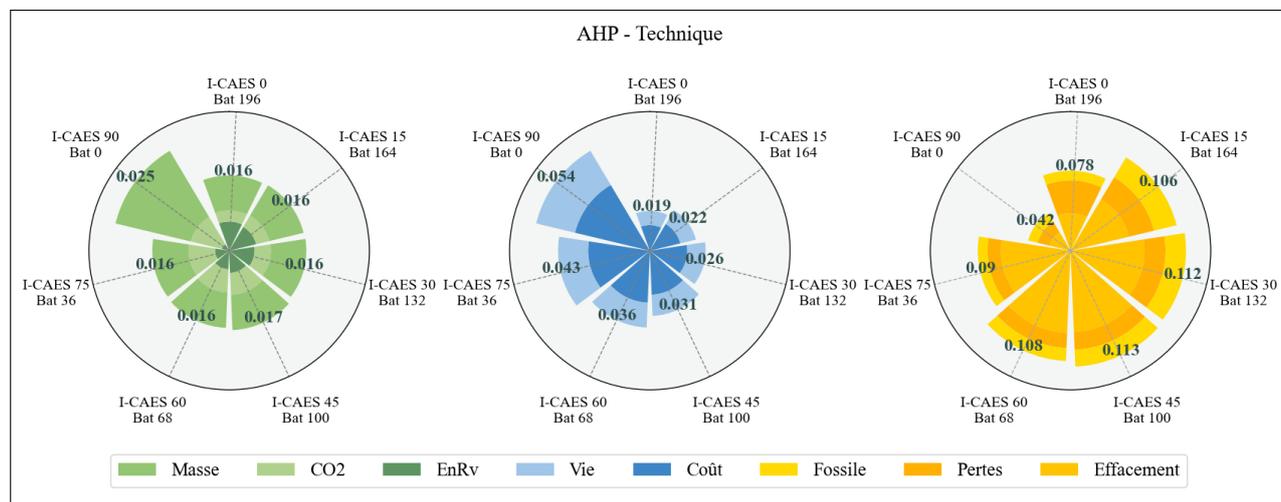


Figure 3.9 – Résultats de l'AHP - Technique, par dimension

L'AHP-Technique, à l'opposé des deux autres, promeut les parcs bitechnologie, plus particulièrement le scénario I-CAES 45 – Bat 100. La répartition des scores suit la même logique que les autres AHP pour la dimension économie, c'est-à-dire un score augmentant avec la part de l'I-CAES présent dans le parc de stockage. Pour la dimension environnementale, la répartition est en tout point similaire à celle de l'AHP – Économie, où la contribution du critère *Masse* est décisive dans le calcul du score de la dimension.

Les scores de la dimension technique sont en revanche définis différemment des deux autres AHP. Le critère *Pertes* n'est plus aussi présent dans le calcul du score de la dimension que lors des AHP précédentes. Le profil de préférence de cette AHP influence grandement le critère *Effacement*, qui devient majoritaire dans le score de la dimension technique.

### 3.2.2.4 Recommandations pour le choix du parc de stockage en Guadeloupe à l'horizon 2030

De manière générale, les batteries ont un impact positif selon la dimension Technique, plus particulièrement selon le critère *Pertes* dont la participation au score diminue avec la puissance installée des batteries. Le même constat est observé pour le critère *EnRv*, dont la participation au score évolue aussi positivement avec la puissance installée des batteries. À l'inverse, la participation au score final des critères *Coût*, *CO<sub>2</sub>* et *Masse* augmente avec la puissance installée de l'I-CAES. Enfin, les critères *Fossiles* et *Effacement* semble être optimisés lorsqu'un mix bitechnologie est employé pour le parc de stockage : il apparaît plus efficace de réduire l'effacement avec une capacité de stockage équitablement répartie entre les deux technologies (scénario I-CAES 45 – bat 100, soit des capacités d'environ 280

MWh pour chacune), et pour la stabilité des centrales fossiles, cela penche en faveur des batteries (Alternative ayant 90 % de batteries et 10 % de I-CAES).

La préférence pour l'I-CAES dans l'AHP – Environnement s'explique par l'effet taille de la puissance de la technologie (moins d'emprise surfacique) et moins d'émissions de CO<sub>2</sub> dans son cycle de vie. De même dans l'AHP – Économie, l'I-CAES présente un coût total sur 50 ans plus faible relatif aux batteries et une plus grande résilience en termes de cycles charge-décharge sur une année. Les scénarios proposant un parc bitempore I-CAES – batteries sont préférés selon l'AHP – Technique, car la diversité technologique du parc est plus adaptée pour réduire les volumes d'énergie effacée.

Selon le score final, soit l'agrégation des trois AHPs (colonne Somme dans le tableau 3.18), le scénario recommandé in fine serait celui où **seul l'I-CAES est installé** (I-CAES 90 – Bat 0). Cette optimalité répond le mieux aux AHP économique et environnementale et partiellement à l'AHP technique. Le critère technique qui n'est que partiellement atteint est l'intégration-même des énergies renouvelables variables, un aspect central dans toute décision de planification d'un parc énergétique. Ainsi, une plus forte cohérence sera assurée entre les critères environnementaux, les paramètres économiques et les caractéristiques techniques par le scénario **bitempore I-CAES – Batteries** de dimensions I-CAES 75 – Bat 36, soit l'avant-dernier score dans l'agrégation des AHPs.

### 3.3 Conclusion

Le besoin en stockage d'énergie connaît une hausse rapide ces dernières années, et avec le développement des innovations technologiques, l'offre de stockage d'énergie se densifie. Le choix d'un parc est à ce jour complexe, car il nécessite une expertise approfondie aussi bien des technologies, que du réseau sur lequel elles seront installées. Il est ainsi nécessaire d'éclaircir à l'avance quelles sont les besoins du territoire afin de déterminer les potentiels apports d'une technologie de stockage en comparaison à une autre technologie.

L'analyse multicritère hiérarchique permet dans ce cas de figure d'identifier la plus-value du stockage via un ensemble de critères spécifiques aux technologies de stockage. À cet effet, la méthode retourne un score combinant ces différents critères (e.g. bénéfices économique, impacts socioenvironnementaux, efficacité technique, etc.) qui est soumis à une pondération selon la préférence des décideurs politiques. En amont, les décideurs politiques ont organisé leurs priorités en les hiérarchisant selon des classes de critères (e.g. Économique, Environnement, Technique, etc.). Dans cette perspective, l'AHP effectue le classement des alternatives de stockage en agrégeant le score des critères suivant la priorité des décideurs. Ce système de classification permet d'augmenter le nombre de critères pris en compte lors du processus décisionnel, ce qui contribue à rationaliser le problème décisionnel et précise la pertinence de l'analyse. L'application d'une étude système analysée ensuite par une AHP apporte une fondation plus solide au processus de décision puisque la présence de données empiriques contribue à l'intégration du besoin système et à l'amélioration du processus de décision en précisant la qualité technico-économique des critères de décision.

Ce couplage entre modèle d'optimisation et AHP offre des perspectives d'analyse qui dépasse le

simple dimensionnement d'un système de stockage. Dans cet exemple, le cadre empirique est limité à un modèle d'optimisation économique de la production d'électricité, auquel s'additionnent des hypothèses financières empruntées à la littérature. Qie et al. (2021) mettent en avant l'importance d'intégrer le besoin système lors du processus de décision pour ancrer le choix politiques dans la réalité du système énergétique, mais ce constat est tout aussi applicable à l'aspect financier. À l'instar des biens intensif en capital, le stockage d'énergie souffre d'un manque d'incitation sur le marché pour développer un intérêt tangible dans son investissement. L'intégration d'un modèle financier concret permettrait d'affiner le processus décisionnel par l'intégration de l'intérêt des investisseurs. Par exemple, Makovšek et Veryard (2016) analyse l'efficacité des modèles d'investissement pour l'installation et la mise en service d'infrastructure capitalistique, via une comparaison du modèle traditionnel, du modèle de base d'actif règlementaire (RAB), et du modèle de partenariat public privé (PPP). Pour ce faire, ils comptabilisent la performance des modèles d'investissement en considérant quatre paramètres à différents stades du cycle de vie du projet d'investissement<sup>8</sup>, et estime l'allocation du risque financier entre les parties prenantes<sup>9</sup> selon l'influence des incitation à la performance du projet. L'implémentation des paramètres exposés dans cette étude comme critères de décision au sein d'une AHP pourrait très bien être imaginé afin de représenter l'intérêt de l'investisseur.

---

<sup>8</sup>Qualité de la livraison, efficacité de la livraison, efficacité de l'opération et la flexibilité de l'opération

<sup>9</sup>Investisseur, régulateur de réseau, opérateur de l'infrastructure, l'État, etc.

### 3.4 Annexes

#### 3.4.1 Score des critères par alternative (commun au scénario de préférence)

##### 3.4.1.1 Matrice des rapports

Tableau 3.19 – Matrice des rapports du critère *Énergie renouvelable*

Critère EnRv							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	1.06	1.16	1.31	1.57	2.08	3.98
I-CAES 15 Bat 164	0.95	1.00	1.09	1.24	1.49	1.97	3.76
I-CAES 30 Bat 132	0.87	0.91	1.00	1.13	1.36	1.80	3.44
I-CAES 45 Bat 100	0.76	0.81	0.88	1.00	1.20	1.59	3.04
I-CAES 60 Bat 68	0.64	0.67	0.74	0.83	1.00	1.32	2.53
I-CAES 75 Bat 36	0.48	0.51	0.56	0.63	0.75	1.00	1.91
I-CAES 90 Bat 0	0.25	0.27	0.29	0.33	0.39	0.52	1.00
<i>Somme</i>	<i>4.94</i>	<i>5.23</i>	<i>5.72</i>	<i>6.47</i>	<i>7.76</i>	<i>10.29</i>	<i>19.66</i>

Tableau 3.20 – Matrice des rapports du critère *Émissions CO<sub>2</sub>*

Critère CO <sub>2</sub>							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	0.80	0.63	0.51	0.43	0.38	0.48
I-CAES 15 Bat 164	1.25	1.00	0.79	0.64	0.54	0.47	0.48
I-CAES 30 Bat 132	1.58	1.26	1.00	0.81	0.68	0.59	0.48
I-CAES 45 Bat 100	1.96	1.57	1.24	1.00	0.85	0.74	1.00
I-CAES 60 Bat 68	2.31	1.85	1.46	1.18	1.00	0.87	0.59
I-CAES 75 Bat 36	2.66	2.13	1.68	1.36	1.15	1.00	0.58
I-CAES 90 Bat 0	3.06	2.45	1.94	1.56	1.33	1.15	1.00
<i>Somme</i>	<i>13.81</i>	<i>11.06</i>	<i>8.76</i>	<i>7.05</i>	<i>5.98</i>	<i>5.20</i>	<i>4.61</i>

Tableau 3.21 – Matrice des rapports du critère *Masse*

Critère Masse							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	1.00	0.97	0.99	0.99	0.97	0.45
I-CAES 15 Bat 164	1.00	1.00	0.97	1.00	0.99	0.98	0.45
I-CAES 30 Bat 132	1.03	1.03	1.00	1.02	1.02	1.00	0.47
I-CAES 45 Bat 100	1.01	1.00	0.98	1.00	0.99	0.98	0.46
I-CAES 60 Bat 68	1.01	1.01	0.98	1.01	1.00	0.99	0.46
I-CAES 75 Bat 36	1.03	1.03	1.00	1.02	1.02	1.00	0.47
I-CAES 90 Bat 0	2.21	2.20	2.14	2.19	2.18	2.15	1.00
<i>Somme</i>	<i>8.28</i>	<i>8.27</i>	<i>8.04</i>	<i>8.23</i>	<i>8.19</i>	<i>8.07</i>	<i>3.76</i>

Tableau 3.22 – Matrice des rapports du critère *Coût d'investissement*

Critère Coût							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	0.82	0.68	0.57	0.49	0.41	0.33
I-CAES 15 Bat 164	1.22	1.00	0.83	0.70	0.59	0.51	0.41
I-CAES 30 Bat 132	1.47	1.20	1.00	0.84	0.71	0.61	0.49
I-CAES 45 Bat 100	1.75	1.43	1.19	1.00	0.85	0.72	0.58
I-CAES 60 Bat 68	2.06	1.69	1.40	1.18	1.00	0.85	0.69
I-CAES 75 Bat 36	2.42	1.98	1.64	1.38	1.17	1.00	0.80
I-CAES 90 Bat 0	3.01	2.46	2.04	1.72	1.46	1.24	1.00
<i>Somme</i>	<i>12.92</i>	<i>10.57</i>	<i>8.79</i>	<i>7.39</i>	<i>6.27</i>	<i>5.35</i>	<i>4.30</i>

Tableau 3.23 – Matrice des rapports du critère *Durée de vie*

Critère Vie							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	0.93	0.82	0.70	0.61	0.51	0.37
I-CAES 15 Bat 164	1.07	1.00	0.88	0.76	0.65	0.54	0.40
I-CAES 30 Bat 132	1.22	1.13	1.00	0.86	0.74	0.62	0.45
I-CAES 45 Bat 100	1.42	1.32	1.17	1.00	0.86	0.72	0.53
I-CAES 60 Bat 68	1.65	1.54	1.36	1.16	1.00	0.84	0.61
I-CAES 75 Bat 36	1.97	1.84	1.62	1.39	1.20	1.00	0.73
I-CAES 90 Bat 0	2.70	2.52	2.22	1.90	1.64	1.37	1.00
<i>Somme</i>	<i>11.03</i>	<i>10.28</i>	<i>9.07</i>	<i>7.77</i>	<i>6.69</i>	<i>5.59</i>	<i>4.09</i>

Tableau 3.24 – Matrice des rapports du critère *Perte d'énergie*

Critère Pertes							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	1.29	1.57	1.87	2.18	2.50	2.71
I-CAES 15 Bat 164	0.78	1.00	1.22	1.45	1.70	1.94	2.11
I-CAES 30 Bat 132	0.64	0.82	1.00	1.19	1.39	1.59	1.72
I-CAES 45 Bat 100	0.54	0.69	0.84	1.00	1.17	1.34	1.45
I-CAES 60 Bat 68	0.46	0.59	0.72	0.85	1.00	1.14	1.24
I-CAES 75 Bat 36	0.40	0.52	0.63	0.75	0.88	1.00	1.09
I-CAES 90 Bat 0	0.37	0.47	0.58	0.69	0.81	0.92	1.00
<i>Somme</i>	<i>4.17</i>	<i>5.38</i>	<i>6.57</i>	<i>7.79</i>	<i>9.12</i>	<i>10.42</i>	<i>11.33</i>

Tableau 3.25 – Matrice des rapports du critère *Énergie effacée*

Critère Effacement							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	0.63	0.51	0.46	0.46	0.54	1.75
I-CAES 15 Bat 164	1.59	1.00	0.81	0.73	0.72	0.86	2.78
I-CAES 30 Bat 132	1.96	1.23	1.00	0.90	0.89	1.06	3.43
I-CAES 45 Bat 100	2.17	1.37	1.11	1.00	0.99	1.18	3.80
I-CAES 60 Bat 68	2.19	1.38	1.12	1.01	1.00	1.19	3.84
I-CAES 75 Bat 36	1.84	1.16	0.94	0.85	0.84	1.00	3.23
I-CAES 90 Bat 0	0.57	0.36	0.29	0.26	0.26	0.31	1.00
<i>Somme</i>	<i>11.33</i>	<i>7.12</i>	<i>5.79</i>	<i>5.22</i>	<i>5.16</i>	<i>6.14</i>	<i>19.84</i>

Tableau 3.26 – Matrice des rapports du critère *Variation de puissance du fossile*

Critère Fossile							
Scénarios	I-CAES 0 Bat 196	I-CAES 15 Bat 164	I-CAES 30 Bat 132	I-CAES 45 Bat 100	I-CAES 60 Bat 68	I-CAES 75 Bat 36	I-CAES 90 Bat 0
I-CAES 0 Bat 196	1.00	0.42	0.48	0.57	0.75	1.00	1.00
I-CAES 15 Bat 164	2.39	1.00	1.14	1.37	1.79	2.39	2.39
I-CAES 30 Bat 132	2.10	0.88	1.00	1.20	1.56	2.10	2.10
I-CAES 45 Bat 100	1.75	0.73	0.83	1.00	1.30	1.75	1.75
I-CAES 60 Bat 68	1.34	0.56	0.64	0.77	1.00	1.34	1.34
I-CAES 75 Bat 36	1.00	0.42	0.48	0.57	0.75	1.00	1.00
I-CAES 90 Bat 0	1.00	0.42	0.48	0.57	0.75	1.00	1.00
<i>Somme</i>	<i>10.58</i>	<i>4.42</i>	<i>5.04</i>	<i>6.05</i>	<i>7.89</i>	<i>10.58</i>	<i>10.58</i>







### 3.4.1.3 Score des critères

Tableau 3.35 – Valeurs non pondérées des critères, par scénarios

Scénarios	EnRv	CO2	Masse
I-CAES 0 Bat 196	0.20	0.08	0.12
I-CAES 15 Bat 164	0.19	0.09	0.12
I-CAES 30 Bat 132	0.17	0.11	0.12
I-CAES 45 Bat 100	0.15	0.15	0.12
I-CAES 60 Bat 68	0.13	0.16	0.12
I-CAES 75 Bat 36	0.10	0.18	0.12
I-CAES 90 Bat 0	0.05	0.22	0.27

Scénarios	Coût	Vie
I-CAES 0 Bat 196	0.08	0.09
I-CAES 15 Bat 164	0.09	0.10
I-CAES 30 Bat 132	0.11	0.11
I-CAES 45 Bat 100	0.14	0.13
I-CAES 60 Bat 68	0.16	0.15
I-CAES 75 Bat 36	0.19	0.18
I-CAES 90 Bat 0	0.23	0.24

Scénarios	Pertes	Effacement	Fossile
I-CAES 0 Bat 196	0.09	0.24	0.09
I-CAES 15 Bat 164	0.14	0.19	0.23
I-CAES 30 Bat 132	0.17	0.15	0.20
I-CAES 45 Bat 100	0.19	0.13	0.17
I-CAES 60 Bat 68	0.19	0.11	0.13
I-CAES 75 Bat 36	0.16	0.10	0.09
I-CAES 90 Bat 0	0.05	0.09	0.09

### 3.4.2 Détermination du poids des dimensions par profil de préférence

#### 3.4.2.1 AHP - Environnement

Tableau 3.36 – Processus d’attribution du poids des dimensions pour l’AHP - Environnement

<i>Comparaison binaire</i>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
<b>Technique</b>	1.00	2.00	0.20
<b>Economie</b>	0.50	1.00	0.33
<b>Environnement</b>	5.00	3.00	1.00
<i>Somme</i>	<i>6.50</i>	<i>6.00</i>	<i>1.53</i>

<i>Normalisation</i>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>	<i>Somme</i>
<b>Technique</b>	0.15	0.33	0.13	<i>0.62</i>
<b>Economie</b>	0.08	0.17	0.22	<i>0.46</i>
<b>Environnement</b>	0.77	0.50	0.65	<i>1.92</i>

<i>Poids des dimensions</i>		
<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
20.6%	15.4%	64.0%

#### 3.4.2.2 AHP - Technique

Tableau 3.37 – Processus d’attribution du poids des dimensions pour l’AHP - Technique

<i>Comparaison binaire</i>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
<b>Technique</b>	1.00	3.00	5.00
<b>Economie</b>	0.33	1.00	2.00
<b>Environnement</b>	0.20	0.50	1.00
<i>Somme</i>	<i>1.53</i>	<i>4.50</i>	<i>8.00</i>

<i>Normalisation</i>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>	<i>Somme</i>
<b>Technique</b>	0.65	0.67	0.63	<i>1.94</i>
<b>Economie</b>	0.22	0.22	0.25	<i>0.69</i>
<b>Environnement</b>	0.13	0.11	0.13	<i>0.37</i>

<i>Poids des dimensions</i>		
<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
64.8%	23.0%	12.2%

### 3.4.2.3 AHP - Économie

Tableau 3.38 – Processus d’attribution du poids des dimensions pour l’AHP - Économie

<i>Comparaison binaire</i>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
<b>Technique</b>	1.00	0.33	2.00
<b>Economie</b>	3.00	1.00	5.00
<b>Environnement</b>	0.50	0.20	1.00
<b>Somme</b>	4.50	1.53	8.00

<i>Normalisation</i>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>	<b>Somme</b>
<b>Technique</b>	0.22	0.22	0.25	0.69
<b>Economie</b>	0.67	0.65	0.63	1.94
<b>Environnement</b>	0.11	0.13	0.13	0.37

<i>Poids des dimensions</i>		
<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
23.0%	64.8%	12.2%

### 3.4.3 Détermination du poids des critères par profil de préférence

#### 3.4.3.1 AHP - Environnement

Tableau 3.39 – Matrice de comparaison, AHP - Environnement

<i>Dimension technique</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossile</b>
<b>Effacement</b>	1.00	0.50	2.00
<b>Pertes</b>	2.00	1.00	3.00
<b>Fossile</b>	0.50	0.33	1.00
<b>Somme</b>	3.50	1.83	6.00

<i>Dimension économie</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>
<b>Coût</b>	1.00	2.00
<b>Vie</b>	0.50	1.00
<b>Somme</b>	1.50	3.00

<i>Dimension environnement</i>	<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>
<b>EnRv</b>	1.00	0.33	2.00
<b>CO2</b>	3.00	1.00	5.00
<b>Masse</b>	0.50	0.20	1.00
<b>Somme</b>	4.50	1.53	8.00

Tableau 3.40 – Matrice de comparaison normalisée, AHP - Environnement

<i>Dimension technique</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossile</b>	<b>Somme</b>
<b>Effacement</b>	0.29	0.27	0.33	0.89
<b>Pertes</b>	0.57	0.55	0.50	1.62
<b>Fossile</b>	0.14	0.18	0.17	0.49

<i>Dimension économie</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Somme</b>
<b>Coût</b>	0.67	0.67	1.33
<b>Vie</b>	0.33	0.33	0.67

<i>Dimension environnement</i>	<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Somme</b>
<b>EnRv</b>	0.22	0.22	0.25	0.69
<b>CO2</b>	0.67	0.65	0.63	1.94
<b>Masse</b>	0.11	0.13	0.13	0.37

Tableau 3.41 – Poids des critères, AHP - Environnement

<b>Poids des critères non pondérés</b>							
<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Pertes</b>	<b>Effacement</b>	<b>Fossile</b>
29.7%	53.9%	16.4%	66.7%	33.3%	23.0%	64.8%	12.2%

<b>Poids des critères pondérés</b>							
<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Pertes</b>	<b>Effacement</b>	<b>Fossile</b>
6.1%	11.1%	3.4%	10.2%	5.1%	14.7%	41.5%	7.8%

### 3.4.3.2 AHP - Technique

Tableau 3.42 – Matrice de comparaison, AHP - Technique

<i>Dimension technique</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossile</b>
<b>Effacement</b>	1.00	5.00	3.00
<b>Pertes</b>	0.20	1.00	2.00
<b>Fossile</b>	0.33	0.50	1.00
<b>Somme</b>	<i>1.53</i>	<i>6.50</i>	<i>6.00</i>

<i>Dimension économie</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>
<b>Coût</b>	1.00	2.00
<b>Vie</b>	0.50	1.00
<b>Somme</b>	<i>1.50</i>	<i>3.00</i>

<i>Dimension environnement</i>	<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>
<b>EnRv</b>	1.00	1.00	0.50
<b>CO2</b>	1.00	1.00	0.50
<b>Masse</b>	2.00	2.00	1.00
<b>Somme</b>	<i>4.00</i>	<i>4.00</i>	<i>2.00</i>

Tableau 3.43 – Matrice de comparaison normalisée, AHP - Technique

<i>Dimension technique</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossile</b>	<b>Somme</b>
<b>Effacement</b>	0.65	0.77	0.50	<i>1.92</i>
<b>Pertes</b>	0.13	0.15	0.33	<i>0.62</i>
<b>Fossile</b>	0.22	0.08	0.17	<i>0.46</i>

<i>Dimension économie</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Somme</b>
<b>Coût</b>	0.67	0.67	<i>1.33</i>
<b>Vie</b>	0.33	0.33	<i>0.67</i>

<i>Dimension environnement</i>	<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Somme</b>
<b>EnRv</b>	0.25	0.25	0.25	<i>0.75</i>
<b>CO2</b>	0.25	0.25	0.25	<i>0.75</i>
<b>Masse</b>	0.50	0.50	0.50	<i>1.50</i>

Tableau 3.44 – Poids des critères, AHP - Technique

Poids des critères non pondérés							
EnRv	CO2	Masse	Coût	Vie	Pertes	Effacement	Fossile
64.0%	20.6%	15.4%	66.7%	33.3%	25.0%	25.0%	50.0%

Poids des critères pondérés							
EnRv	CO2	Masse	Coût	Vie	Pertes	Effacement	Fossile
41.5%	13.3%	10.0%	15.3%	7.7%	3.1%	3.1%	6.1%

### 3.4.3.3 AHP - Économie

Tableau 3.45 – Matrice de comparaison, AHP - Économie

<i>Dimension technique</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossile</b>
<b>Effacement</b>	1.00	0.50	2.00
<b>Pertes</b>	2.00	1.00	3.00
<b>Fossile</b>	0.50	0.33	1.00
<i>Somme</i>	<i>3.50</i>	<i>1.83</i>	<i>6.00</i>

<i>Dimension économie</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>
<b>Coût</b>	1.00	2.00
<b>Vie</b>	0.50	1.00
<i>Somme</i>	<i>1.50</i>	<i>3.00</i>

<i>Dimension environnement</i>	<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>
<b>EnRv</b>	1.00	1.00	0.50
<b>CO2</b>	1.00	1.00	0.50
<b>Masse</b>	2.00	2.00	1.00
<i>Somme</i>	<i>4.00</i>	<i>4.00</i>	<i>2.00</i>

Tableau 3.46 – Matrice de comparaison normalisée, AHP - Économie

<i>Dimension technique</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossile</b>	<b>Somme</b>
<b>Effacement</b>	0.29	0.27	0.33	0.89
<b>Pertes</b>	0.57	0.55	0.50	1.62
<b>Fossile</b>	0.14	0.18	0.17	0.49

<i>Dimension économie</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Somme</b>
<b>Coût</b>	0.67	0.67	1.33
<b>Vie</b>	0.33	0.33	0.67

<i>Dimension environnement</i>	<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Somme</b>
<b>EnRv</b>	0.25	0.25	0.25	0.75
<b>CO2</b>	0.25	0.25	0.25	0.75
<b>Masse</b>	0.50	0.50	0.50	1.50

Tableau 3.47 – Poids des critères, AHP - Économie

<b>Poids des critères non pondérés</b>							
<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Pertes</b>	<b>Effacement</b>	<b>Fossile</b>
25.0%	25.0%	50.0%	66.7%	33.3%	53.9%	29.7%	16.4%

<b>Poids des critères pondérés</b>							
<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Pertes</b>	<b>Effacement</b>	<b>Fossile</b>
3.1%	3.1%	6.1%	43.2%	21.6%	12.4%	6.8%	3.8%

### 3.4.4 Score final des critères par scénarios

#### 3.4.4.1 AHP - Environnement

Tableau 3.48 – Score final des critères par scénarios, AHP - Environnement

<b>Scénarios</b>	<b>EnRv</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Pertes</b>	<b>Effacement</b>	<b>Fossile</b>
<b>I-CAES 0 Bat 196</b>	0.030	0.032	0.009	0.008	0.005	0.027	0.005	0.003
<b>I-CAES 15 Bat 164</b>	0.028	0.038	0.009	0.010	0.005	0.021	0.009	0.008
<b>I-CAES 30 Bat 132</b>	0.026	0.047	0.010	0.012	0.006	0.017	0.011	0.007
<b>I-CAES 45 Bat 100</b>	0.023	0.063	0.010	0.014	0.007	0.014	0.012	0.006
<b>I-CAES 60 Bat 68</b>	0.019	0.067	0.010	0.016	0.008	0.012	0.012	0.004
<b>I-CAES 75 Bat 36</b>	0.014	0.076	0.010	0.019	0.009	0.011	0.010	0.003
<b>I-CAES 90 Bat 0</b>	0.007	0.092	0.021	0.024	0.013	0.010	0.003	0.003

### 3.4.4.2 AHP - Technique

Tableau 3.49 – Score final des critères par scénarios, AHP - Technique

Scénarios	EnRv	CO2	Masse	Coût	Vie	Pertes	Effacement	Fossile
I-CAES 0 Bat 196	0.006	0.002	0.007	0.012	0.007	0.032	0.037	0.009
I-CAES 15 Bat 164	0.006	0.003	0.007	0.014	0.007	0.025	0.058	0.023
I-CAES 30 Bat 132	0.005	0.003	0.008	0.017	0.008	0.020	0.072	0.020
I-CAES 45 Bat 100	0.005	0.005	0.007	0.021	0.010	0.017	0.080	0.016
I-CAES 60 Bat 68	0.004	0.005	0.007	0.024	0.011	0.015	0.080	0.013
I-CAES 75 Bat 36	0.003	0.006	0.008	0.029	0.014	0.013	0.068	0.009
I-CAES 90 Bat 0	0.002	0.007	0.016	0.036	0.019	0.012	0.021	0.009

### 3.4.4.3 AHP - Économie

Tableau 3.50 – Score final des critères par scénarios, AHP - Économie

Scénarios	EnRv	CO2	Masse	Coût	Vie	Pertes	Effacement	Fossile
I-CAES 0 Bat 196	0.006	0.002	0.007	0.033	0.020	0.030	0.006	0.004
I-CAES 15 Bat 164	0.006	0.003	0.007	0.041	0.021	0.023	0.010	0.009
I-CAES 30 Bat 132	0.005	0.003	0.008	0.049	0.024	0.019	0.012	0.007
I-CAES 45 Bat 100	0.005	0.005	0.007	0.058	0.028	0.016	0.013	0.006
I-CAES 60 Bat 68	0.004	0.005	0.007	0.069	0.032	0.014	0.013	0.005
I-CAES 75 Bat 36	0.003	0.006	0.008	0.081	0.039	0.012	0.011	0.004
I-CAES 90 Bat 0	0.002	0.007	0.016	0.100	0.053	0.011	0.003	0.004

## 3.4.5 Cohérence des jugements

### 3.4.5.1 Exemple de calcul des valeurs propres via le polynôme caractéristique

Les valeurs propres d'une matrice carrées sont par définition les racines de son polynôme caractéristique.

$$P_m(x) = \det(M - x * I_n) \quad (3.11)$$

Ce polynôme est défini par le déterminant (*det*) de la soustraction de la matrice à analyser (*M*) par une matrice identité de même ordre que la matrice *M*, multipliée par une variable inconnue (*x*).

En appliquant l'équation ci-dessus à l'exemple de la dimension «Environnement», utilisée dans

l'explication de la méthodologie de l'AHP (section 3.2.1.3), on obtient :

$$\begin{aligned}
 Pm(x) &= \det \left( \begin{pmatrix} 1 & 1/3 & 2 \\ 3 & 1 & 5 \\ 1/2 & 1/5 & 1 \end{pmatrix} - x * \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \right) \\
 &= \det \begin{pmatrix} 1-x & 1/3 & 2 \\ 3 & 1-x & 5 \\ 1/2 & 1/5 & 1-x \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{3.12}$$

Le déterminant d'une matrice est défini selon la formule de Leibniz, ce qui donne pour notre exemple :

$$\begin{aligned}
 \det \begin{pmatrix} 1-x & 1/3 & 2 \\ 3 & 1-x & 5 \\ 1/2 & 1/5 & 1-x \end{pmatrix} &= (1-x)^3 + \left( 3 * \frac{1}{5} * 2 \right) + \left( \frac{1}{2} * \frac{1}{3} * 5 \right) - \left( 2 * \frac{1}{2} * (1-x) \right) \\
 &\quad - \left( 3 * \frac{1}{3} * (1-x) \right) - \left( 2 * \frac{1}{2} * (1-x) \right) \\
 &= -x^3 + 3x^2 + \frac{1}{30}
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

Il suffit à présent de calculer les racines de ce polynôme caractéristique pour obtenir les valeurs propres de la matrice de la dimension «Environnement». Ici, le polynôme n'admet qu'une racine réelle étant :

$$x = 1 + \sqrt[3]{5/6} + \sqrt[3]{6/5} \simeq 3,00369 \tag{3.14}$$

L'unique valeur propre de la matrice pour la dimension «Environnement» est ainsi de 3,004.

### 3.4.5.2 Vérification de la cohérence des jugements : AHP - Environnement

Tableau 3.51 – Calcul de la cohérence moyenne

<i>Toutes dimensions</i>	<b>Environnement</b>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Technique</b>	0.13	0.21	0.31	0.64	3.11
<b>Economie</b>	0.21	0.10	0.15	0.47	3.06
<b>Environnement</b>	0.64	1.03	0.46	2.13	3.33

<i>Dimension Technique</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossiles</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Effacement</b>	0.30	0.27	0.33	0.89	3.01
<b>Pertes</b>	0.59	0.54	0.49	1.62	3.01
<b>Fossiles</b>	0.15	0.18	0.16	0.49	3.00

<i>Dimension Economique</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Coût</b>	0.67	0.67	1.33	2.00
<b>Vie</b>	0.33	0.33	0.67	2.00

<i>Dimensions Environnement</i>	<b>EnR</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>EnR</b>	0.23	0.22	0.24	0.69	3.00
<b>CO2</b>	0.69	0.65	0.61	1.95	3.01
<b>Masse</b>	0.11	0.13	0.12	0.37	3.00

	<b>Dimensions</b>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
<b>Cohérence moyenne</b>	3.17	3.01	2.00	3.00

Tableau 3.52 – Indice et ratio de cohérence

	<b>Indice de cohérence</b>	<b>Ratio de cohérence</b>
<b>Toutes dimensions</b>	0.084	0.059
<b>Technique</b>	0.005	0.003
<b>Economie</b>	0.000	0.000
<b>Environnement</b>	0.002	0.001

### 3.4.5.3 Vérification de la cohérence des jugements : AHP - Technique

Tableau 3.53 – Calcul de la cohérence moyenne

<i>Toutes dimensions</i>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Technique</b>	0.65	0.69	0.61	1.95	3.01
<b>Economie</b>	0.22	0.23	0.24	0.69	3.00
<b>Environnement</b>	0.13	0.11	0.12	0.37	3.00

<i>Cohérence des critères techniques</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossiles</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Effacement</b>	0.64	1.03	0.46	2.13	3.33
<b>Pertes</b>	0.13	0.21	0.31	0.64	3.11
<b>Fossiles</b>	0.21	0.10	0.15	0.47	3.06

<i>Cohérence des critères économiques</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Coût</b>	0.67	0.67	1.33	2.00
<b>Vie</b>	0.33	0.33	0.67	2.00

<i>Cohérence des critères environnementaux</i>	<b>EnR</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>EnR</b>	0.25	0.25	0.25	0.75	3.00
<b>CO2</b>	0.25	0.25	0.25	0.75	3.00
<b>Masse</b>	0.50	0.50	0.50	1.50	3.00

	<b>Dimensions</b>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
<b>Cohérence moyenne</b>	3.00	3.17	2.00	3.00

Tableau 3.54 – Indice et ratio de cohérence

	<b>Indice de cohérence</b>	<b>Ratio de cohérence</b>
<b>Toutes dimensions</b>	0.002	0.001
<b>Technique</b>	0.084	0.059
<b>Economie</b>	0.000	0.000
<b>Environnement</b>	0.000	0.000

#### 3.4.5.4 Vérification de la cohérence des jugements : AHP - Économie

Tableau 3.55 – Calcul de la cohérence moyenne

<i>Toutes dimensions</i>	<b>Environnement</b>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Technique</b>	0.24	0.23	0.22	0.69	3.00
<b>Economie</b>	0.61	0.69	0.65	1.95	3.01
<b>Environnement</b>	0.12	0.11	0.13	0.37	3.00

<i>Cohérence des critères techniques</i>	<b>Effacement</b>	<b>Pertes</b>	<b>Fossiles</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Effacement</b>	0.30	0.27	0.33	0.89	3.01
<b>Pertes</b>	0.59	0.54	0.49	1.62	3.01
<b>Fossiles</b>	0.15	0.18	0.16	0.49	3.00

<i>Cohérence des critères économiques</i>	<b>Coût</b>	<b>Vie</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>Coût</b>	0.67	0.67	1.33	2.00
<b>Vie</b>	0.33	0.33	0.67	2.00

<i>Cohérence des critères environnementaux</i>	<b>EnR</b>	<b>CO2</b>	<b>Masse</b>	<b>Somme</b>	<b>Cohérence</b>
<b>EnR</b>	0.25	0.25	0.25	0.75	3.00
<b>CO2</b>	0.25	0.25	0.25	0.75	3.00
<b>Masse</b>	0.50	0.50	0.50	1.50	3.00

	<b>Dimensions</b>	<b>Technique</b>	<b>Economie</b>	<b>Environnement</b>
<b>Cohérence moyenne</b>	3.00	3.01	2.00	3.00

Tableau 3.56 – Indice et ratio de cohérence

	<b>Indice de cohérence</b>	<b>Ratio de cohérence</b>
<b>Toutes dimensions</b>	0.002	0.001
<b>Technique</b>	0.005	0.003
<b>Economie</b>	0.000	0.000
<b>Environnement</b>	0.000	0.000



# Conclusion générale

Le développement des technologies de stockage constitue une étape importante de la transition énergétique. Son utilisation s'inscrit dans un cadre technique et économique qui réunit la restructuration du marché électrique et la nouvelle gestion des infrastructures de production. Les systèmes de stockage d'énergie représentent des solutions de flexibilités permettant d'accompagner les nouvelles politiques de développement des énergies renouvelables, tout en constituant un nouveau levier économique d'investissement. L'étude de la littérature montre que le stockage d'électricité est une solution pérenne d'intégration des énergies renouvelables dans le mix électrique, et ainsi assurer la transition d'un système de production électrique fossile vers un système où la production est décarbonée et majoritairement renouvelable. Cependant, les systèmes de stockage subissent une sous-évaluation à l'investissement, car les flux financiers garantis aux investisseurs sont insuffisants (Marty, 2007).

Le but de cette thèse est d'apporter des éléments de compréhension concernant le statut du stockage sur le marché électrique, et sa valorisation dans un système électrique. L'angle adopté dans cette thèse défend l'hypothèse que les méthodologies actuellement employées pour évaluer un système de stockage sont incomplètes. Le parti-pris est ainsi d'aborder le stockage de l'énergie sous l'angle des outils de valorisation, permettant de mesurer son coût (chapitre 1), son incidence sur le réseau (chapitre 2) et les outils d'aide au choix d'une technologie (chapitre 3).

L'étude des indicateurs de calcul du coût du stockage revient sur la décomposition du coût complet des installations de stockage, selon les coûts d'investissement et d'opération rapportés par les volumes d'électricité injectés sur le réseau (chapitre 1). L'étude prolonge cette définition commune du calcul par la prise en compte des volumes d'électricité soutirés et le temps de la retenue d'énergie dans la réserve de stockage. Les indicateurs de coût permettent de définir le seuil de rentabilité. Cette définition sous-entend que les flux échangés sont valorisés sur un unique segment de marché (energy only), réduisant la valeur du stockage d'énergie à ses opportunités d'arbitrage de prix. Cependant, l'analyse des corrélations entre l'opération de la centrale STEP de Grand'Maison et les prix de l'électricité sur le marché de court-terme démontre que le stockage d'énergie n'est pas régi par le marché, ce qui suppose que le stockage d'énergie est plus influencé par la demande d'électricité que par les prix de marché. Une étude de ces indicateurs de coût montre que le revenu d'arbitrage est insuffisant pour couvrir les coûts du stockage. Bien que des mécanismes soient mis en place pour compenser ce manque de revenu (comme le marché de capacité), ils sont la plupart du temps orientés pour les moyens de production de pointe. Ces mécanismes ne permettent pas de prendre en compte la nature de l'opération d'un système de stockage, pour qui la disponibilité de sa production est dépendante du

surplus de production électrique. Ces incompatibilités ne permettent pas aux systèmes de stockage de cumuler plusieurs services sur le réseau, débouchant ainsi à une sous-rémunération de ses services, pourtant perçus comme indispensables.

C'est sur la base de ce constat que les outils de mesure de l'incidence du stockage sur le réseau entrent en jeu. La demande d'électricité joue un rôle important sur l'opération du stockage, il est donc nécessaire de la considérer pour appréhender la valeur du stockage. Cependant, la demande d'électricité est un paramètre difficile à anticiper, et notamment lorsqu'elle est agrégée. Pour obtenir une analyse pertinente, on considère alors que le stockage doit être étudié par rapport à une zone géographique définie pour allier des données de demande d'électricité avec une action du stockage d'énergie ciblée. C'est ainsi que les analyses sur l'île de Guadeloupe réalisées dans le chapitre 2 suggèrent la nécessité des systèmes de stockage dans un mix électrique évoluant d'une production fossile vers une production renouvelable. L'utilisation de l'optimisation linéaire pour intégrer un système de stockage à un réseau électrique permet de définir l'action du stockage en termes de pénétration des énergies renouvelables, d'effacement de production et de soutien à l'équilibre offre-demande. Dans le cas de la Guadeloupe, sept dimensionnements de parc sont testés sur la base des hypothèses de parcs 100% renouvelables anticipées par l'ADEME. Selon les estimations de la disponibilité des énergies renouvelables sur ce territoire, l'installation d'un parc de stockage d'au moins 550 MWh permettrait d'assurer une utilisation de 97% de ce potentiel de production. L'analyse de différents dimensionnements expose la nécessité d'un parc avec une large capacité de stockage pour permettre une réduction de l'utilisation des centrales de pointe fossiles, couplé à une grande puissance de turbine pour subvenir à l'amplitude des pointes de consommation.

Les analyses de territoire permettent ainsi de tester plusieurs dimensionnements de stockage pour en évaluer la portée sur son environnement. Ces évaluations apportent des précisions sur les interactions entre stockage et réseau pouvant aider les décisionnaires lors du choix d'une technologie. Cependant, le manque d'incitations à l'investissement (comme exposé au chapitre 1) a pour effet de focaliser le cœur du processus décisionnel sur l'aspect financier et la rentabilité des installations. En contrepartie, cette concentration éclipse de la décision les paramètres de réseau et les contraintes environnementales. Il est important de proposer des outils de décisions permettant aux décideurs d'avoir une vue d'ensemble sur les choix possibles, c'est-à-dire un outil apportant des informations sur les paramètres financiers des technologies de stockage, sur leurs actions dans le réseau où elles pourraient être intégrées, et sur leurs impacts sur l'environnement du territoire d'installation. L'étude des outils d'analyses multicritère réalisée dans le chapitre 3 nous a permis d'identifier la plus-value du stockage sur le territoire de la Guadeloupe. Grâce à un ensemble de critères spécifiques aux technologies de stockage, les avantages et les inconvénients des dimensionnements de parc mis en comparaison ont pu être hiérarchisés selon des classes de critères prédéfinis (Environnement, Economique et Technique), et quantifier sous la forme d'un score. Cette méthode est agrémentée par l'apport des résultats de l'optimisation effectuée dans le chapitre 2, ce qui permet d'intégrer directement les besoins du système dans les critères de décision. Le couplage d'une étude empirique avec la classification des critères de décision apporte une grille de décision complète, dont la lecture est simplifiée grâce aux scores agrégés par classe de critères, et le score unique agrégeant l'ensemble des catégories.

Cette thèse défend une méthodologie d'évaluation combinant la mesure du coût complet avec les effets du stockage sur le système électrique, et avec le traitement des préférences socio-technologiques des acteurs. Un certain nombre de perspectives de recherche sont ouvertes :

- L'estimation du coût complet permettra par la suite d'établir les options contractuelles pour un investisseur dans la définition de son plan financier (contrats de long terme type PPA, *Power Purchase Agreement*, la vente possible à un agrégateur, ou les contrats régulés de type BAR dont bénéficient les investissements à forte composante de service public).
- L'optimisation du fonctionnement du stockage en zone non interconnectée pourra être reproduite pour valoriser le stockage sur d'autres territoires, comme l'île de la Corse, ou en zone continentale interconnectée.
- L'extension de l'analyse multicritère hiérarchique devient intéressante par l'application de la grille de critères utilisée, au cadre empirique des acteurs impliqués. Evaluer leurs avis et préférences permettra d'informer les opérateurs énergétiques des choix possibles dans la planification du mix électrique (Çolak & Kaya, 2020 ; Murrant & Radcliffe, 2018 ; Qie et al., 2021).



# Bibliographie

- Ackermann, L., Gabrek, N., Zachmann, B., Neitz-Regett, A., & Seifermann, S. (2024). Cost-benefit analysis and comparison of grid-stabilizing energy flexibility options and their applications in relation to the German energy system. *Renewable Energy Focus*, 100570. <https://doi.org/10.1016/j.ref.2024.100570>
- ADEME. (2013). Étude sur le potentiel du stockage d'énergies, 235.
- Agence de la Transition Ecologique. (2021, juin). Bilan thématique : Stockage de l'énergie. [https://bibliothèque.ademe.fr/cadic/5998/011254\\_stockage\\_energie-web.pdf](https://bibliothèque.ademe.fr/cadic/5998/011254_stockage_energie-web.pdf)
- Agency, I. E., Agency, N. E., & for Economic Co-operation and Development, O. (2020). Projected costs of generating electricity - 2020 Edition.pdf. [iea.org](https://www.iea.org)
- Albawab, M., Ghenai, C., Bettayeb, M., & Janajreh, I. (2020). Sustainability Performance Index for Ranking Energy Storage Technologies using Multi-Criteria Decision-Making Model and Hybrid Computational Method. *Journal of Energy Storage*, 32, 101820. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101820>
- Aldersey-Williams, J., & Rubert, T. (2019). Levelised cost of energy – A theoretical justification and critical assessment. *Energy Policy*, 124, 169-179. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2018.10.004>
- Aneke, M., & Wang, M. (2016). Energy storage technologies and real life applications – A state of the art review. *Applied Energy*, 179, 350-377. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.06.097>
- Barin, A., Canha, L. N., Abaide, A. R., Magnago, K. F., Wottrich, B., & Machado, R. Q. (2011). Multiple Criteria Analysis for Energy Storage Selection. *Energy and Power Engineering*, 03(04), 557-564. <https://doi.org/10.4236/epe.2011.34069>
- Baumann, M., Weil, M., Peters, J. F., Chibeles-Martins, N., & Moniz, A. B. (2019). A review of multi-criteria decision making approaches for evaluating energy storage systems for grid applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 107, 516-534. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.02.016>
- Belderbos, A., Delarue, E., Kessels, K., & D'haeseleer, W. (2017). Levelized cost of storage — Introducing novel metrics. *Energy Economics*, 67, 287-299. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2017.08.022>
- Belfort, A. (2019). Les chiffres clés de l'énergie en Guadeloupe - Bilan 2018 (Observatoire régionale de l'énergie et du climat de la Guadeloupe, Éd.). [synergile.fr](https://synergile.fr)
- Belfort, A., & Bonine, C. (2022). Bilan de l'énergie 2021 (Observatoire régionale de l'énergie et du climat de la Guadeloupe, Éd.). [synergile.fr](https://synergile.fr)

- Bergaentzle, C. (2015, juin). *Smart Grids et efficacité des systèmes électriques : instruments de régulation et impacts de la gestion de la demande* [thèse de doct., Université de Grenoble Alpes]. <https://theses.hal.science/tel-01172294v2>
- Biber, A., Wieland, C., & Spliethoff, H. (2022). Economic analysis of energy storages integrated into combined-cycle power plants. *Energy Policy*, 170, 113255. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.113255>
- Bisschop, J., & Roelofs, M. (1999). *AIMMS / Optimization modeling / Johannes Bisschop* [OCLC : 772541638]. Paragon Decision Technology.
- Bistline, J., Blanford, G., Mai, T., & Merrick, J. (2021). Modeling variable renewable energy and storage in the power sector. *Energy Policy*, 156, 112424. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112424>
- Bridier, L., David, M., & Lauret, P. (2014). Optimal design of a storage system coupled with intermittent renewables. *Renewable Energy*, 67, 2-9. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2013.11.048>
- Buchanan, J., & Sheppard, P. (1998). Ranking Projects Using the ELECTRE Method, 42-51.
- Cebulla, F., & Fichter, T. (2017). Merit order or unit-commitment : How does thermal power plant modeling affect storage demand in energy system models ? *Renewable Energy*, 105, 117-132. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2016.12.043>
- Chotard, D., Mairet, N., Lefillatre, T., Babonneau, F., Haurie, A., & Biscaglia, S. (2019, février). Vers l'autonomie énergétique en zone non interconnectée à l'horizon 2030 - Rapport final d'étude pour la Guadeloupe.
- CIDETIC Energy Storage, TecNALIA, CIRCE Foundation & Centre for Industrial Technological Development. (2021). *Projet ENERISLA*. <https://www.enerisla.es/en/enerisla-project/>
- Çolak, M., & Kaya, İ. (2020). Multi-criteria evaluation of energy storage technologies based on hesitant fuzzy information : A case study for Turkey. *Journal of Energy Storage*, 28, 101211. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101211>
- Commission de régulation de l'énergie. (2018, mai). Délibération de la Commission de régulation de l'énergie du 3 mai 2018 relative au taux de rémunération des projets d'ouvrages de stockage d'électricité dans les zones non interconnectées, ainsi qu'au taux d'actualisation de référence majoré pour ces mêmes installations.
- Commission de régulation de l'énergie. (2019, septembre). *Le stockage d'électricité en France*. <https://www.cre.fr/Documents/Publications/Rapports-thematiques/Le-stockage-d-electricite-en-France>
- Commission de régulation de l'énergie. (2022a, mai). Délibération de la Commission de régulation de l'énergie du 25 mai 2022 portant proposition d'une valeur du critère de sécurité d'approvisionnement électrique pour la France métropolitain continentale prévu à l'article L. 141-7 du code de l'énergie. [https://www.cre.fr/content/download/25572/file/220525\\_2022-152-Prop-critere-securite\\_approvisionnement.pdf](https://www.cre.fr/content/download/25572/file/220525_2022-152-Prop-critere-securite_approvisionnement.pdf)
- Commission de régulation de l'énergie. (2022b, juillet). *Principaux développements des marchés français de l'électricité et du gaz naturel en 2021 et au premier semestre 2022* (Rapport annuel à la commission européenne). Commission de régulation de l'énergie. <https://www.cre.fr/>

- Documents/Publications/Rapports - a - la - Commission - europeenne/rapport - annuel - a - la - commission-europeenne-juillet-2022
- Commission de régulation de l'énergie & Calenco, J.-F. (2018, décembre). Délibération de la Commission de régulation de l'énergie du 20 décembre 2018 portant avis sur le projet de règles du mécanisme de capacité.
- Connolly, D., Lund, H., Finn, P., Mathiesen, B., & Leahy, M. (2011). Practical operation strategies for pumped hydroelectric energy storage (PHES) utilising electricity price arbitrage. *Energy Policy*, 39(7), 4189-4196. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.04.032>
- Cornwall Council & Regen. (2018, août). Prospectus and request for Expressions of Interest for the development of an energy storage solution at the Aerohub, Cornwall. <https://www.regen.co.uk/wp-content/uploads/Aerohub-energy-storage-prospectus-and-EoI-FINAL.pdf>
- CRE. (2018, juin). Services système et mécanisme d'ajustement. Récupérée avril 25, 2019, à partir de <https://www.cre.fr/Electricite/Reseaux-d-electricite/Services-systeme-et-mecanisme-d-ajustement>
- De Sisternes, F. J., Jenkins, J. D., & Botterud, A. (2016). The value of energy storage in decarbonizing the electricity sector. *Applied Energy*, 175, 368-379. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.05.014>
- Direction de l'environnement, de l'aménagement et du logement de la Guadeloupe. (2017, mars). *Programmation Pluriannuelle de l'Energie (PPE) 2016-2018/2019-2023 de la Guadeloupe* (rapp. tech.). <https://www.ecologie.gouv.fr/programmations-pluriannuelles-lenergie-ppe>
- EDF Unité de Production Alpes. (2010). Aménagement de Grand'Maison, 4. [https://www.isere.gouv.fr/content/download/24132/189387/file/fiche\\_grand\\_maison\\_juin2010.pdf](https://www.isere.gouv.fr/content/download/24132/189387/file/fiche_grand_maison_juin2010.pdf)
- Electricité de France. (2022). *Bilan prévisionnelle de l'équilibre offre-demande en Guadeloupe - édition 2022* (rapp. tech.). [https://www.edf.gp/sites/sei\\_gp/files/2022-11/bp\\_22\\_guadeloupe.pdf](https://www.edf.gp/sites/sei_gp/files/2022-11/bp_22_guadeloupe.pdf)
- Elshurafa, A. M. (2020). The value of storage in electricity generation : A qualitative and quantitative review. *Journal of Energy Storage*, 32, 101872. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101872>
- Eyer, J., & Corey, G. (2010, février). *Energy storage for the Electricity Grid : Benefits and Market Potential Assessment Guide* (rapp. tech.). Sandia National Laboratories.
- Faruqui, A., Hledik, R., Newell, S., & Pfeifenberger, H. (2007). The Power of 5 Percent. *The Electricity Journal*, 20(8), 68-77. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2007.08.003>
- Federal Energy Regulatory Commission. (2009, juin). *A National Assessment of Demand Response Potential* (rapp. tech.). Federal Energy Regulatory Commission. [https://www.ferc.gov/sites/default/files/2020-05/06-09-demand-response\\_1.pdf](https://www.ferc.gov/sites/default/files/2020-05/06-09-demand-response_1.pdf)
- Foell, W. K., Keeney, R. L., & Buehring, W. A. (1978). Examining Energy Environment Policy Using Decision Analysis. *Energy system policy*, 2 :3.
- Forman, E. (1998). Aggregating individual judgments and priorities with the Analytic Hierarchy Process.
- Fraunhofer ISE. (2022). Energy-Charts. Récupérée septembre 24, 2024, à partir de [https://www.energy-charts.info/charts/installed\\_power/chart.htm](https://www.energy-charts.info/charts/installed_power/chart.htm)

- Giap, V.-T., Lee, Y. D., Kim, Y. S., Bui, T., & Ahn, K. Y. (2022). New definition of levelized cost of energy storage and its application to reversible solid oxide fuel-cell. *Energy*, 239, 122220. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122220>
- Guitouni, A., & Martel, J.-M. (1998). Tentative guidelines to help choosing an appropriate MCDA method. *European Journal of Operational Research*, 109(2), 501-521. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00073-3](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00073-3)
- Guney, M. S., & Tepe, Y. (2017). Classification and assessment of energy storage systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 75, 1187-1197. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.102>
- Haeusler, L., Moreira, D., Badouard, T., & Crenes, M. (2020, janvier). Coûts des énergies renouvelables et de récupération en France - Données 2019.pdf. [www.ademe.fr](http://www.ademe.fr)
- Hämäläinen, R. P., & Seppäläinen, T. O. (1986). The analytic network process in energy policy planning. *Socio-Economic Planning Sciences*, 20(6), 399-405. [https://doi.org/10.1016/0038-0121\(86\)90054-6](https://doi.org/10.1016/0038-0121(86)90054-6)
- IRENA. (2021). Renewable power generation costs in 2021, 204.
- Ishizaka, A., Siraj, S., & Nemery, P. (2016). Which energy mix for the UK (United Kingdom)? An evolutive descriptive mapping with the integrated GAIA (graphical analysis for interactive aid)–AHP (analytic hierarchy process) visualization tool. *Energy*, 95, 602-611. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2015.12.009>
- Jülch, V. (2016). Comparison of electricity storage options using levelized cost of storage (LCOS) method. *Applied Energy*, 183, 1594-1606. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.08.165>
- King, M., Jain, A., Bhakar, R., Mathur, J., & Wang, J. (2021). Overview of current compressed air energy storage projects and analysis of the potential underground storage capacity in India and the UK. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 139, 110705. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110705>
- Kuckshinrichs, W. (2021). LCOE : A Useful and Valid Indicator—Replica to James Loewen and Adam Szymanski. *Energies*, 14(2), 406. <https://doi.org/10.3390/en14020406>
- Kumar, A., Sah, B., Singh, A. R., Deng, Y., He, X., Kumar, P., & Bansal, R. (2017). A review of multi criteria decision making (MCDM) towards sustainable renewable energy development. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 69, 596-609. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.191>
- Kumar Kodanda Pani, N., Konka, S., & Bai, L. (2022). A VIKORs Method-Based Multi-Criteria Decision Analysis for Energy Storage System Selection for Wave Energy. *2022 North American Power Symposium (NAPS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/NAPS56150.2022.10012200>
- Laboratory, N. R. E., & of Energy, U. D. (2018). Simple Levelized Cost of Energy (LCOE) Calculator Documentation. <https://www.nrel.gov/analysis/tech-lcoe-documentation.html>
- Maisonnave, O., Moreau, L., Aubrée, R., Benkhoris, M.-F., Neu, T., & Guyomarc'h, D. (2018). Optimal energy management of an underwater compressed air energy storage station using pumping systems. *Energy Conversion and Management*, 165, 771-782. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2018.04.007>
- Makovšek, D., & Veryard, D. (2016). The Regulatory Asset Base and Project Finance Models : An Analysis of Incentives for Efficiency.

- Manzhos, S. (2013). On the Choice of the Discount Rate and the Role of Financial Variables and Physical Parameters in Estimating the Levelized Cost of Energy. *International Journal of Financial Studies*, 1(3), 54-61. <https://doi.org/10.3390/ijfs1030054>
- Marty, F. (2007). La sécurité de l'approvisionnement électrique : Quels enjeux pour la régulation ? *Revue de l'OFCE*, no 101(2), 421-452. <https://doi.org/10.3917/reof.101.0421>
- Marty, F., Defeuilley, C., & Finon, D. (2011). Signaux-prix et équilibre de long terme : reconsidérer les formes d'organisation sur les marchés de l'électricité. *Économie & prévision*, 197(1), 81-104. <https://doi.org/10.3406/ecop.2011.8080>
- Marty, F., & Reverdy, T. (2017). Le marché français de capacité d'électricité. *Revue de l'OFCE*, 154(5), 179. <https://doi.org/10.3917/reof.154.0179>
- Meyer, L., Brinkman, S., van Kesteren, L., Leprince-Ringuet, N., & van Boxmeer, F. (2014). Climate Change 2014 - Synthesis report.
- Ministère de la Transition écologique et Solidaire. (2015, août). LOI n° 2015-992 du 17 août 2015 relative à la transition énergétique pour la croissance verte (1). Récupérée mars 28, 2024, à partir de <https://www.legifrance.gouv.fr/loda/id/JORFTEXT000031044385>
- Ministère de la transition écologique et solidaire. (2020). Stratégie française pour l'énergie et le climat - Programation pluriannuelle de l'énergie - 2019/2023 2024/2028, 400. <https://www.ecologie.gouv.fr/sites/default/files/20200422%20Programmation%20pluriannuelle%20de%20l%27e%CC%81nergie.pdf>
- Murrant, D., & Radcliffe, J. (2018). Assessing energy storage technology options using a multi-criteria decision analysis-based framework. *Applied Energy*, 231, 788-802. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.09.170>
- Neu, T. (2017). *Etude expérimentale et modélisation de la compression quasi isotherme d'air pour le stockage d'énergie en mer* [thèse de doct.].
- Nuclear Energy Agency. (2019, janvier). *The Costs of Decarbonisation : System Costs with High Shares of Nuclear and Renewables*. OECD. <https://doi.org/10.1787/9789264312180-en>
- Office de l'eau Guadeloupe, SAFEGE, ANTEA, SCP & ISL. (2010, juillet). Schéma départemental mixte eau et assainissement - Volet hydroélectricité - Phase 1 : Etat des lieux. <https://www.observatoire-eau-guadeloupe.fr/documents/schema-departemental-mixte-eau-et-assainissement-volet-hydroelectricite-phase-1-etat-des-lieux/>
- Pawel, I. (2014). The cost of storage - how to calculate the levelized cost of stored energy (LCOE) and applications to renewable energy generation. *Energy Procedia*, 10.
- Percebois, J., & Pommeret, S. (2019). Storage cost induced by a large substitution of nuclear by intermittent renewable energies : The French case. *Energy Policy*, 135, 111067. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2019.111067>
- Percebois, J., & Pommeret, S. (2021). Efficiency and dependence in the European electricity transition. *Energy Policy*, 154, 112300. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2021.112300>
- Percebois, J., & Pommeret, S. (2024). Reform of the European electricity market : Should we prefer a price based on a weighted average of marginal costs with cross-subsidies ? *The Electricity Journal*, 37(1), 107364. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2023.107364>

- Pollesch, N., & Dale, V. (2016). Normalization in sustainability assessment : Methods and implications. *Ecological Economics*, 130, 195-208. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2016.06.018>
- Psarros, G. N., & Papathanassiou, S. A. (2023). Generation scheduling in island systems with variable renewable energy sources : A literature review. *Renewable Energy*, 205, 1105-1124. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.01.099>
- Qie, X., Zhang, R., Hu, Y., Sun, X., & Chen, X. (2021). A Multi-Criteria Decision-Making Approach for Energy Storage Technology Selection Based on Demand. *Energies*, 14(20), 6592. <https://doi.org/10.3390/en14206592>
- Rious, V., & Roques, F. (2014). Architecture de marché et gestion de la demande électrique. *Revue d'économie industrielle*, (148), 161-192. <https://doi.org/10.4000/rei.5967>
- Rodrigues, B., Anjos, M. F., & Provost, V. (2021). Market integration of behind-the-meter residential energy storage. *Journal of Energy Storage*, 44, 103268. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103268>
- Roy, B., & Bouyssou, D. (1986). Comparison of two decision-aid models applied to a nuclear power plant siting example. *European Journal of Operational Research*, 25(2), 200-215. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(86\)90086-X](https://doi.org/10.1016/0377-2217(86)90086-X)
- Roy, B. (1990). Decision-aid and decision-making. *European Journal of Operational Research*, 45(2-3), 324-331. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(90\)90196-I](https://doi.org/10.1016/0377-2217(90)90196-I)
- Roy, B., & Vincke, P. (1981). Multicriteria analysis : survey and new directions. *European Journal of Operational Research*, 8(3), 207-218. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(81\)90168-5](https://doi.org/10.1016/0377-2217(81)90168-5)
- RTE. (2020, septembre). Mécanisme de Capacité - Arrêté du 16 septembre 2020 modifiant les règles du mécanisme de capacité et pris en application de l'article R. 335-2 du Code de l'énergie.
- RTE. (2022, février). Futurs énergétiques 2050.
- RTE. (2023). Bilan prévisionnel édition 2023. <https://assets.rte-france.com/analyse-et-donnees/2023-10/2023-10-02-bilan-previsionnel-2023-principaux-resultats.pdf>
- RTE. (2024, février). *Bilan électrique 2023* (rapp. tech.). [https://assets.rte-france.com/analyse-et-donnees/2024-03/Bilan%20%C3%A9lectrique%202023%20rapport%20complet\\_29fev24.pdf](https://assets.rte-france.com/analyse-et-donnees/2024-03/Bilan%20%C3%A9lectrique%202023%20rapport%20complet_29fev24.pdf)
- Saaty, T. L. (1990). How to make a decision : The Analytic Hierarchy Process.
- Saaty, T. L. (2003). Decision-making with the AHP : Why is the principal eigenvector necessary. *European Journal of Operational Research*.
- Schmidt, O., Melchior, S., Hawkes, A., & Staffell, I. (2019). Projecting the Future Levelized Cost of Electricity Storage Technologies. *Joule*, 3(1), 81-100. <https://doi.org/10.1016/j.joule.2018.12.008>
- Shen, W., Chen, X., Qiu, J., Hayward, J. A., Sayeef, S., Osman, P., Meng, K., & Dong, Z. Y. (2020). A comprehensive review of variable renewable energy levelized cost of electricity. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 133, 110301. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110301>
- Short, W., Packey, D., & Holt, T. (1995, mars). *A manual for the economic evaluation of energy efficiency and renewable energy technologies* (rapp. tech. N° NREL/TP-462-5173, 35391). <https://doi.org/10.2172/35391>

- Shrimali, G. (2021). Managing power system flexibility in India via coal plants. *Energy Policy*, 150, 112061. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2020.112061>
- Sidhu, A. S., Pollitt, M. G., & Anaya, K. L. (2018). A social cost benefit analysis of grid-scale electrical energy storage projects : A case study. *Applied Energy*, 212, 881-894. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.085>
- Sioshansi, R. (2014). When energy storage reduces social welfare. *Energy Economics*, 41, 106-116. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2013.09.027>
- Sioshansi, R., Denholm, P., Arteaga, J., Awara, S., Bhattacharjee, S., Botterud, A., Cole, W., Cortes, A., Queiroz, A. D., DeCarolis, J., Ding, Z., DiOrio, N., Dvorkin, Y., Helman, U., Johnson, J. X., Konstantelos, I., Mai, T., Pandzic, H., Sodano, D., . . . Zhang, Z. (2022). Energy-Storage Modeling : State-of-the-Art and Future Research Directions. *IEEE Transactions on Power Systems*, 37(2), 860-875. <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2021.3104768>
- Smallbone, A., Jülch, V., Wardle, R., & Roskilly, A. P. (2017). Levelised Cost of Storage for Pumped Heat Energy Storage in comparison with other energy storage technologies. *Energy Conversion and Management*, 152, 221-228. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2017.09.047>
- Staffell, I., & Rustomji, M. (2016). Maximising the value of electricity storage. *Journal of Energy Storage*, 8, 212-225. <https://doi.org/10.1016/j.est.2016.08.010>
- Tarkowski, R., & Uliasz-Misiak, B. (2003). Renewable energy sources in Guadeloupe. *Applied Energy*, 74(1-2), 221-228. [https://doi.org/10.1016/S0306-2619\(02\)00150-2](https://doi.org/10.1016/S0306-2619(02)00150-2)
- Timmons, D., Elahee, K., & Lin, M. (2020). Microeconomics of electrical energy storage in a fully renewable electricity system. *Solar Energy*, 206, 171-180. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.05.057>
- Ueckerdt, F., Hirth, L., Luderer, G., & Edenhofer, O. (2013). System LCOE : What are the costs of variable renewables ? *Energy*, 63, 61-75. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2013.10.072>
- Ursat, X., Jacquet-Francillon, H., & Rafai, I. (2011). Expérience d'EDF dans l'exploitation des STEP, 6.
- Viswanathan, V., Mongird, K., Franks, R., Li, X., & Sprenkle, V. (2022). 2022 Grid Energy Storage Technology Cost and Performance Assessment.
- Wang, J.-J., Jing, Y.-Y., Zhang, C.-F., & Zhao, J.-H. (2009). Review on multi-criteria decision analysis aid in sustainable energy decision-making. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13(9), 2263-2278. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2009.06.021>
- Waterson, M., Trujillo- Baute, E., & Giulietti, M. (2022). Intermittency and the social role of storage. *Energy Policy*, 165, 112947. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2022.112947>
- Wilkison, J. H. (1965). *The algebraic eigen value problem* (Clarendon Press).
- Xie, C., Li, Y., Ding, Y., & Radcliffe, J. (2019). Evaluating Levelized Cost of Storage (LCOS) Based on Price Arbitrage Operations : with Liquid Air Energy Storage (LAES) as an Example. *Energy Procedia*, 158, 4852-4860. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.01.708>
- Zakeri, B., & Syri, S. (2015). Electrical energy storage systems : A comparative life cycle cost analysis. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 42, 569-596. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.10.011>

Zubiria, A., Menéndez, Á., Grande, H.-J., Meneses, P., & Fernández, G. (2022). Multi-Criteria Decision-Making Problem for Energy Storage Technology Selection for Different Grid Applications. *Energies*, *15*(20), 7612. <https://doi.org/10.3390/en15207612>

---

**Titre :** Etude de la valeur du stockage d'énergie dans le mix électrique : Contribution des outils appliqués à la technologie REMORA

**Mots clés :** Stockage d'énergie ; transition énergétique ; coût actualisé ; optimisation linéaire ; analyse multicritère

**Résumé :** Parmi les verrous au déploiement du stockage d'énergie dans le marché actuel de l'électricité on compte le flou réglementaire sur son statut de générateur, consommateur et stockeur d'électricité, la difficulté de cumuler les services-système sur plusieurs segments de marché et de facto l'insuffisance de rémunération comme signal incitatif pour les investisseurs (CRE 2019, 2024). La technologie REMORA, développée par Segula Technologies, apporte des innovations dans le stockage par air comprimé grâce à son emplacement en milieu océanique, à sa nature modulable et son contenu en matériaux non critiques.<sup>1</sup> Toute nouvelle technologie doit préciser son positionnement sur un marché à la fois libéralisé (fonctionnement) et régulé (dimensionnement). Cette thèse consacrée à l'analyse du stockage vient en appui à la décision des parties prenantes.

Pour évaluer le coût complet, la thèse propose d'étendre la formule du coût moyen (LCOE) en intégrant le coût de la charge et la durée de stockage à travers trois outils : analyse backward, simulation et optimisation, qui détermineront le seuil de rentabilité (chapitre 1). Le stockage étant fortement dépendant de l'opération du système électrique, l'évaluation est complétée par une optimisation en site isolé (l'île de Guadeloupe), permettant ainsi de scénariser les volumes de stockage chargés et déchargés, et évalue la complémentarité et la substituabilité entre REMORA et les batteries de type Li-ion (chapitre 2). Le développement d'une analyse multicritère (AHP) avec une pondération des préférences politiques appliquée à des critères économiques, techniques et environnementaux permet d'estimer la plus-value du stockage REMORA (chapitre 3).

---

**Title :** Study of the value of energy storage in the electricity mix : Contribution of tools applied to REMORA technology

**Keywords :** Energy storage ; energy transition ; levelised cost ; linear optimisation ; multicriteria analysis

**Abstract:** Among the obstacles to the deployment of energy storage in the current electricity market are the blur regulation of its status between generator, consumer and electricity storer, the difficulty of cumulating system services across several market segments, and the *de facto* inadequacy of remuneration as an incentive signal for investors (CRE 2019, 2024). REMORA technology, developed by Segula Technologies, brings innovations to compressed air energy storage thanks to its offshore location, its modular nature and its non-critical materials content.<sup>1</sup> New technologies needs to clarify its position in a market that is both liberalized (operation wise) and regulated (sizewise). This thesis on the analysis of energy storage is intended to support stakeholders in their decision-making.

To evaluate the total cost, the thesis proposes to extend the average cost formula (LCOE) by integrating the cost of charging and the duration of storage, using three tools: backward analysis, simulation and optimization, which will determine the break-even point (chapter 1). As storage is highly dependent on the operation of the power system, the evaluation is completed by an optimization in an isolated site (Guadeloupe), enabling us to plot the volumes of charged and discharged electricity, and assess the complementarity and substitutability between REMORA and Li-ion batteries (chapter 2). The development of a multi-criteria analysis (AHP) with a weighting of political preferences applied to economic, technical and environmental criteria enables us to estimate the added value of REMORA (chapter 3).

<sup>1</sup> [www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/](http://www.segulatechnologies.com/fr/innovation/projet/remora/)